

IN5625 - INVESTIGACIÓN DE MERCADOS

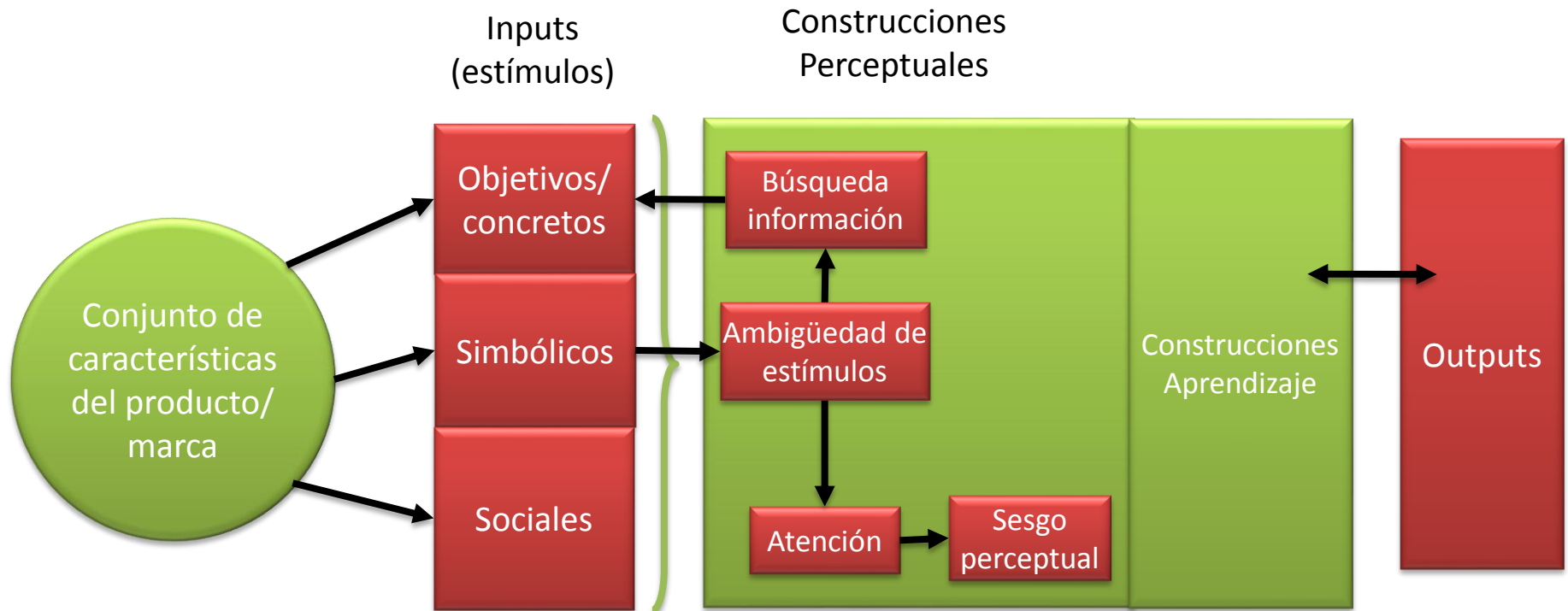
Posicionamiento

André Carboni

Semestre primavera 2012



The image features a white background populated with numerous 3D human figures. These figures are rendered in two shades of gray: a light gray and a medium gray. They are arranged in several small, loose clusters scattered across the scene. In the center of the image, there is a graphic consisting of three concentric red circles, resembling a target or bullseye. Overlaid on this central graphic is the word "POSICIONAMIENTO" in a large, bold, black, sans-serif font. The overall composition suggests a concept of market positioning or targeting within a population.



*Simplificación modelo de comportamiento del comprador de **Howard - Sheth***

- No basta con que un producto/marca tenga una buena propuesta de beneficios básicos que ofrecer al consumidor → debe tener un **posicionamiento diferenciado** del de su competencia que agregue valor para el consumidor
- En muchos mercados sólo hay un pequeño espacio para dar cabida a productos/marcas similares → Un nuevo producto/marca que esté posicionado en el mismo lugar que otro ya existente tiene pocas probabilidades de éxito
- Lograr un buen posicionamiento requiere conocer y entender las **dimensiones** utilizadas por los consumidores para percibir un nuevo producto/ marca, cómo los productos/ marcas existentes se ubican sobre estas dimensiones y qué importancia relativa tienen estas dimensiones para el consumidor
- Detectar nichos de mercado para un nuevo producto o diferenciarse de la competencia sólo se puede lograr **posicionando el producto/ marca** en cuestión en una ubicación única, sobre atributos de relevancia para el consumidor.

Problema de Marketing asociado:

- El análisis de posicionamiento es un input para determinar la propuesta de beneficios básicos de un nuevo producto/ marca y la articulación de una campaña comunicacional y promocional efectiva. La idea es asegurarse de que los consumidores perciban el nuevo producto/ marca tal como se pensó inicialmente



- Existe evidencia respecto a que los consumidores tienden a **simplificar sus juicios mentales de percepción** reduciendo el número de dimensiones a manejar, de esta manera las personas evitan un estrés cognitivo y una sobrecarga de información (en general, no más de 7 dimensiones)
- Por tanto, para entender el mercado, mejorar la creatividad de las soluciones, modelar a los consumidores con precisión y usar los modelos de preferencia e intención de compra, se debe analizar cuidadosamente los atributos perceptuales relevantes y **reducirlos a un conjunto de factores** subyacentes
- Dado que las dimensiones más importantes son aquellas que el consumidor usa para seleccionar un producto, es básico comenzar conociendo las dimensiones psicológicas que conforman su estructura de conocimiento

- Para determinar la **estrategia** más apropiada a seguir los ejecutivos de Marketing necesitan identificar:
 - N° de dimensiones perceptuales subyacentes en el mercado
 - Nombres de esas dimensiones
 - Ubicación de los productos/ marcas existentes sobre dichas dimensiones
 - Dónde está el producto/ marca ideal para el consumidor sobre esas dimensiones
 - Qué importancia relativa tienen estas dimensiones para el consumidor
 - Las características físicas del producto/ marca que sustentan el posicionamiento perceptual



Los 4 primeros puntos se determinan mediante el análisis de imagen y posicionamiento.

El 5º punto se soluciona a través del análisis de preferencias.

- ¿Qué compran?
 - Cantidad, marcas, características, ocasiones de uso
- ¿Dónde y cuándo compran?
- ¿Cómo eligen?
 - Proceso, fuentes de información, participantes
- ¿Por qué seleccionan la categoría de producto?



Hábitos y Actitudes

Puntos relevantes:

- Productos y servicios como un conjunto de **atributos** que ofrecen beneficios.
- **Percepciones** de los consumidores sobre los atributos.
- **Preferencias** de los consumidores por los atributos.
- Decisión de compra de los consumidores.
- Este tipo de estudios se denominan **Estudios Base** e incorporan una parte de imagen y preferencias, y otra de hábitos de compra/consumo.
 - Generalmente se comienza por la sección de imagen y preferencias, y después la etapa de hábitos para no influenciar las percepciones.

Imagen y Posicionamiento + Preferencias

- Conocimiento espontáneo y ayudado de marca (top of mind, unaided brand awareness, aided brand awareness). Conocimiento espontáneo y ayudado de publicidad.
- Prueba, uso, abandono, preferencia y rechazo de marcas. Razones.
- Atributos espontáneos del producto.
- Importancia de atributos ayudados.
- Evaluación de atributos ayudados para las marcas relevantes.

Hábitos de Compra

- Lugar de compra.
- Frecuencia de compra.
- Marca(s) comprada(s) y marca preferida. Razón de compra.
- Cantidad comprada.
- Precio percibido.
- Conducta de compra (automática, compara marcas, precio).
- Influenciadores en la decisión de compra.

Hábitos de Consumo

- Lugar de consumo (casa, trabajo, medio de transporte, etc.).
- Parte del día y día de la semana.
- Actividad que realizó en el momento del consumo.
- Sólo/acompañado (quiénes y cuántos).
- Otras categorías consumidas simultáneamente.
- Cantidad consumida, marca, variedad.
- Beneficios buscados en esa ocasión de consumo.

Técnicas de descomposición:

- Descomponen distancias explícitas en un conjunto de atributos que están implícitos en estas relaciones.
- Requiere de datos basados en comparaciones “holísticas” entre objetos.
- La técnica de descomposición más conocida es **escalamiento multidimensional (MDS)**.

Técnicas de composición:

- Generan distancias implícitas entre objetos a partir de la evaluación explícita que reciben en un conjunto de variables.
- Requiere de datos basados en evaluaciones de objetos en atributos.
- Las técnicas de composición más conocidas son **análisis factorial y análisis de correspondencia**.

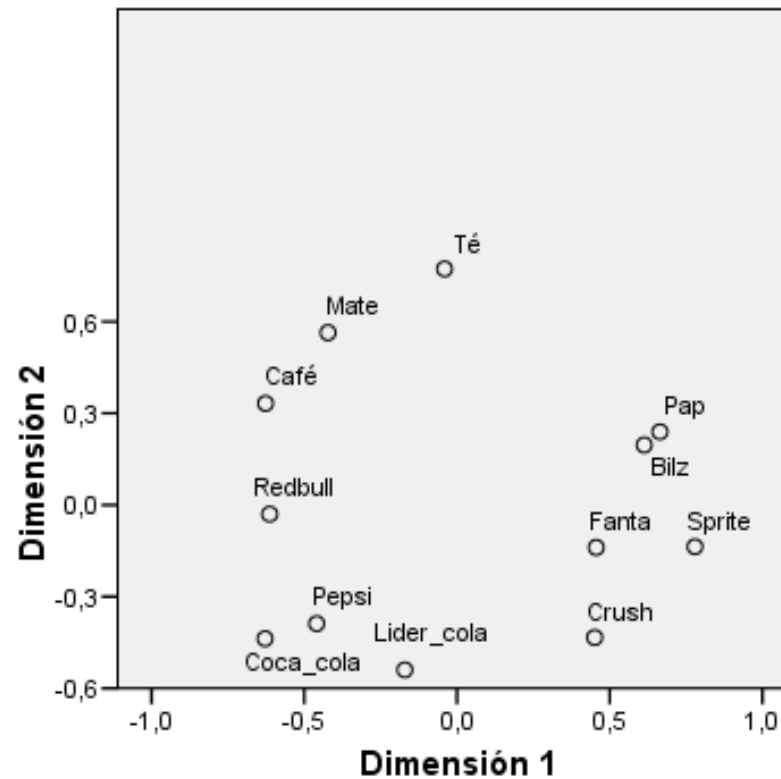
A close-up photograph of a target with red and white concentric circles. Several pens are pointing at the target: a blue pen at the bottom left, a red pen at the top right, and a white pen at the bottom left. The target has numbers like 1, 6, 8, and 100 written on it. A semi-transparent white banner is overlaid across the middle of the image.

ESCALAMIENTO MULTIDIMENSIONAL (MDS)

- MDS es una clase de procedimientos para hacer una representación espacial de las percepciones y preferencias de los encuestados, por medio de una presentación visual.
- Las relaciones percibidas o psicológicas entre estímulos se representan como relaciones geométricas entre puntos de un espacio multidimensional → **Mapas espaciales**
- MDS se usa en la investigación de mercados para identificar:
 - El número y la naturaleza de las dimensiones
 - El posicionamiento de las marcas en las dimensiones
 - El posicionamiento de una marca ideal en las dimensiones

Puntos de objeto

Espacio común



¿Cómo funciona MDS?

	A	B	C
A	0		
B	1	0	
C	3	2	0


Solución
directa

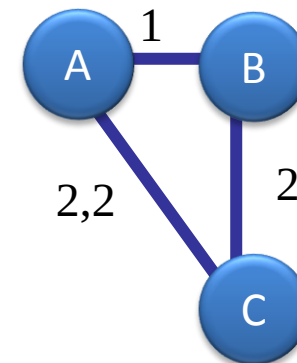


	A	B	C
A	0		
B	1	0	
C	2.2	2	0


Solución NO
directa



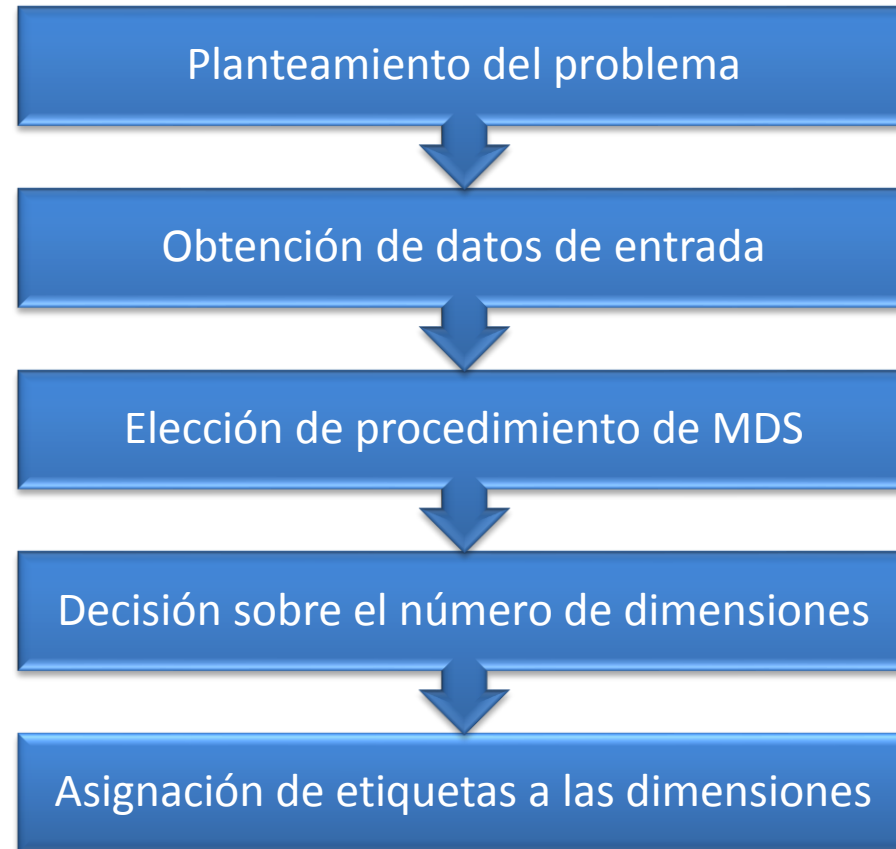

Mejor
solución



¿cómo funciona MDS?

- Se trata de un programa iterativo que puede posicionar con éxito un conjunto de disimilaridades ordenadas sobre distintas dimensiones
- Objetivo de la calibración del modelo:
 - Minimizar la función S denominada “Stress”
- INPUT: $\delta_{ij} \rightarrow$ disimilaridad entre el elemento i y el elemento j (distancia sicológica); con $i, j = 1, 2, \dots, m; i \neq j$
- OUTPUT: $x_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ir}) \rightarrow$ vector de posición del elemento i sobre las dimensiones 1 hasta r ; con $i = 1, 2, \dots, m$
- d_{ij} es la distancia entre x_i y x_j
- $\hat{d}_{ij}$ es un número tan cercano a su respectivo d_{ij} como es posible, sujeto a ser una función monótonica del δ_{ij} original ($\delta_{ij} \leq \delta_{kl} \Rightarrow \hat{d}_{ij} \leq \hat{d}_{kl}$)

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i \neq j}^m \left(d_{ij} - \hat{d}_{ij} \right)^2}{\sum_{i \neq j}^m d_{ij}^2}}$$



Planteamiento del problema

- Propósito para el que se utilizarán los resultados
- Elegir las marcas/estímulos a comparar
 - Marcas elegidas determinan las dimensiones.
 - Cuidado: Depende mucho del juicio, si en un estudio de automóviles no se incluyen marcas de lujo, no aparecerá dicha dimensión.
- Como mínimo 9 marcas.



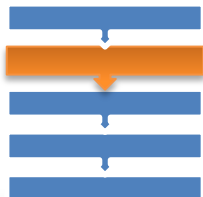
- Los datos de entrada pueden ser de dos tipos:

1. Percepciones:

- Enfoques directos** → Juicios de semejanza, se pide a los encuestados juzgar qué tan semejantes o diferentes son las diversas marcas o estímulos. Se evalúan $n*(n-1)/2$ pares.

Ej: Indique de 1 a 9 qué tan semejantes son las marcas
(1 = poco semejantes, 9 = muy semejantes).

	Marca A	Marca B	Marca C	Marca D
Marca A	0			
Marca B	8	0		
Marca C	5	7	0	
Marca D	4	8	2	0



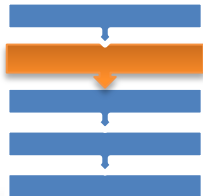
- **Enfoques derivados** → Calificaciones de los atributos, se pide a los encuestados calificar (según escala de likert o diferencial semántico) los estímulos en los atributos definidos.

Ej: Colgate:

Blanquea		X						No blanquea
Previene caries			X					No previene

1. Preferencias:

- Ordenan las marcas o estímulos en términos de la preferencia de los encuestados por alguna propiedad → Ordenar las marcas de la más a la menos preferida.



- **MDS no métrico:** supone datos de entrada ordinales, pero producen salida métrica (intervalo o razón) → El mapa de distancias se ajusta a una escala de intervalo.
- **MDS métrico:** supone datos de entrada métricos, la salida también es métrica. Se mantiene relación más fuerte entre datos de entrada y de salida.

Ambos generan resultados similares

- **Ojo:** Supuesto importante del MDS: Todos los individuos evalúan las marcas según las mismas dimensiones.

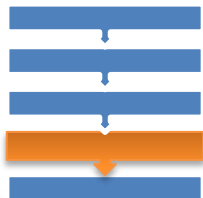


- Se debe determinar la posición de cada objeto en un espacio perceptual de modo que los juicios de similitud expresados por los consumidores se reflejen lo más fielmente posible.
- La proporción de la varianza de los datos originales que no ha sido recogida por el modelo se denomina la tensión o “stress”.
- Un número mayor de dimensiones entrega mejores ajustes de las distancias a los datos de entrada, pero menos parsimonia (trade off). En efecto, si el número de dimensiones escogido fuera igual al numero de objetos el stress sería nulo.

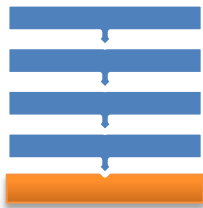
- Criterio: **Numero de objetos = $4K+1$** ; **Stress < 0,1**

Ej: Marcas

Dimensiones

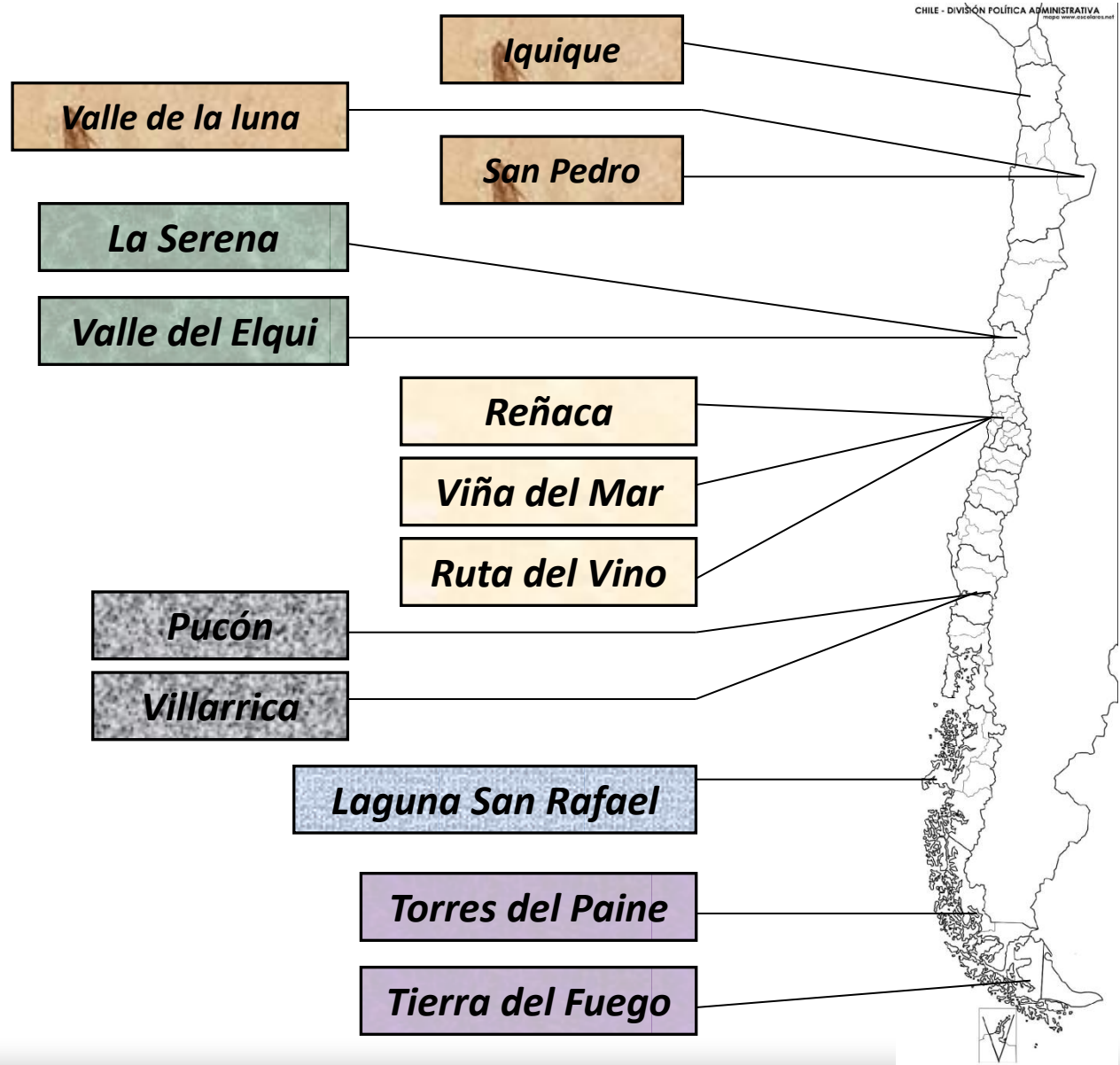


- Un objetivo del MDS es interpretar (bautizar) las dimensiones resultantes. Cada uno de los mapas puede ser rotado y reflejado arbitrariamente para facilitar la interpretación de los resultados y darle significado a las dimensiones.
 - Primero se busca explicar el posicionamiento de los objetos extremos en cada eje rotado.
 - Luego se trata de explicar el ordenamiento del resto de los objetos sobre dichos ejes.
- Sin embargo, al no contar inicialmente con atributos que orienten de manera más objetiva esta interpretación (como en el análisis factorial), ésta depende del conocimiento que tenga el investigador de los objetos (marcas) que participan del estudio.
- Es por ello, que esta técnica basa gran parte su éxito en **el juicio y la experiencia** que el investigador tenga de la categoría.



- Problema a abordar: Destinos turísticos en Chile
- Elección de destinos:
 - “Uniformemente” distribuidos
 - Populares/reconocidos
 - Abarcar climas distintos
- 14 ciudades seleccionadas
- Objetivos:
 - Percepción de la gente
 - Detectar y definir dimensiones

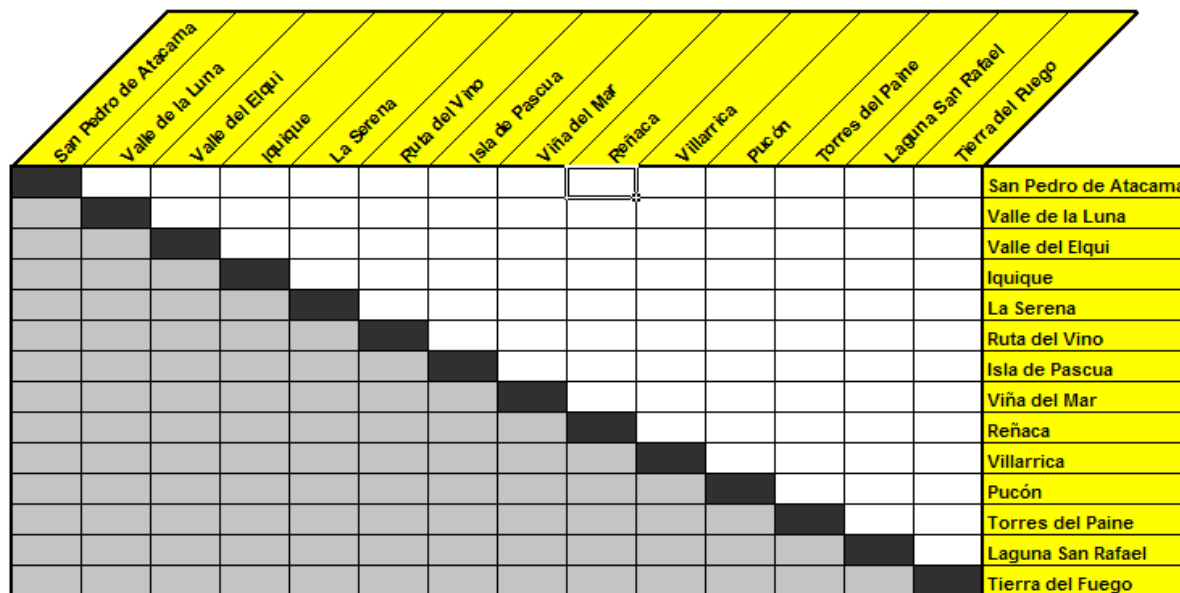
Ejemplo: Destinos turísticos



INGENIERÍA INDUSTRIAL
UNIVERSIDAD DE CHILE

- | | |
|----------------------|----------------------|
| NOMBRE | |
| SEXO | (femenino/masculino) |
| EDAD | |
| COMUNA DE RESIDENCIA | |

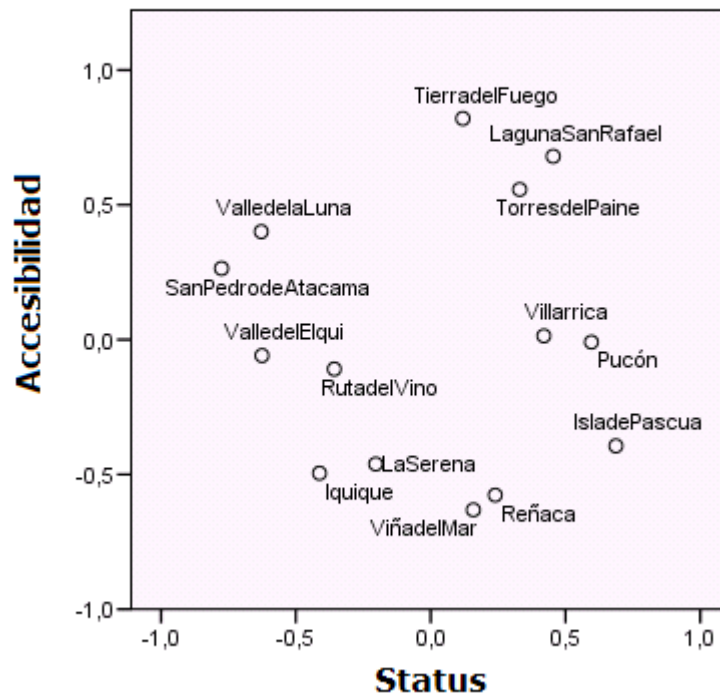
Si hay lugares que no conoce conteste de todas formas, ya que lo que importa son las percepciones.



Nota: Toda la información entregada es confidencial y sólo tiene fines pedagógicos

- Resultados: Total
 - ¿Están OK los nombres de los ejes?

Gráfico de componentes



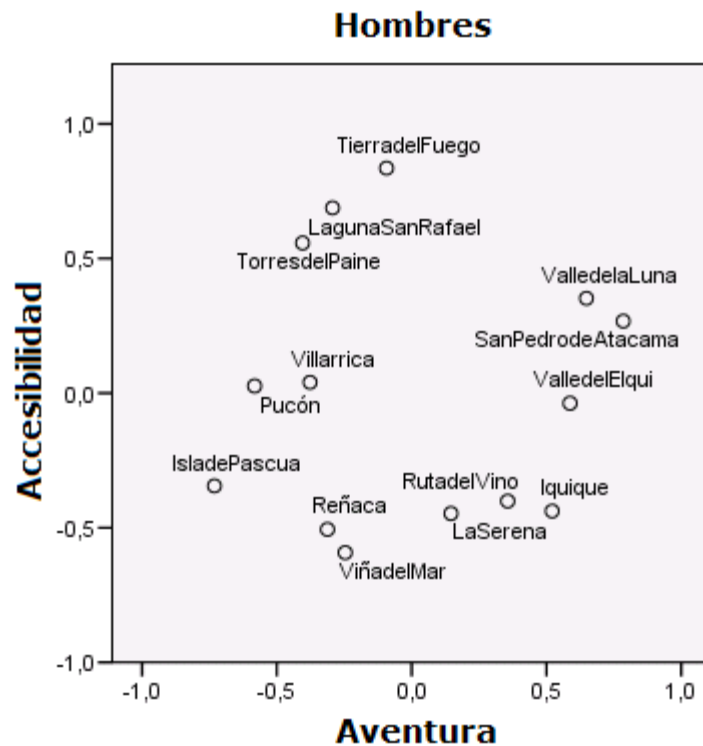
Medidas de ajuste

Stress bruto normalizado	0,05
Stress-I	0,22
Stress-II	0,58
S-Stress	0,11
Dispersión explicada (D.A.F.)	0,95

Ojo:

TAMAÑO DEL STRESS1	INTERPRETACION
0.2	Pobre
0.1	Regular
0.05	Bueno
0.025	Excelente
0.00	Perfecto

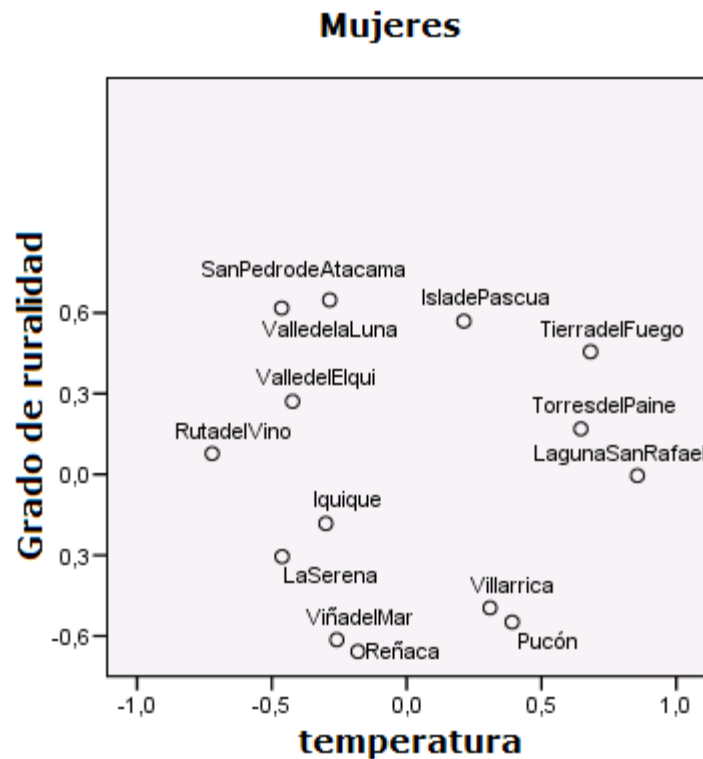
- Resultados: Hombres
 - ¿Están OK los nombres de los ejes?



29 hombres encuestados

Medidas de ajuste	
Stress bruto normalizado	0,05
Stress-I	0,22
Stress-II	0,56
S-Stress	0,10
Dispersión explicada (D.A.F.)	0,95

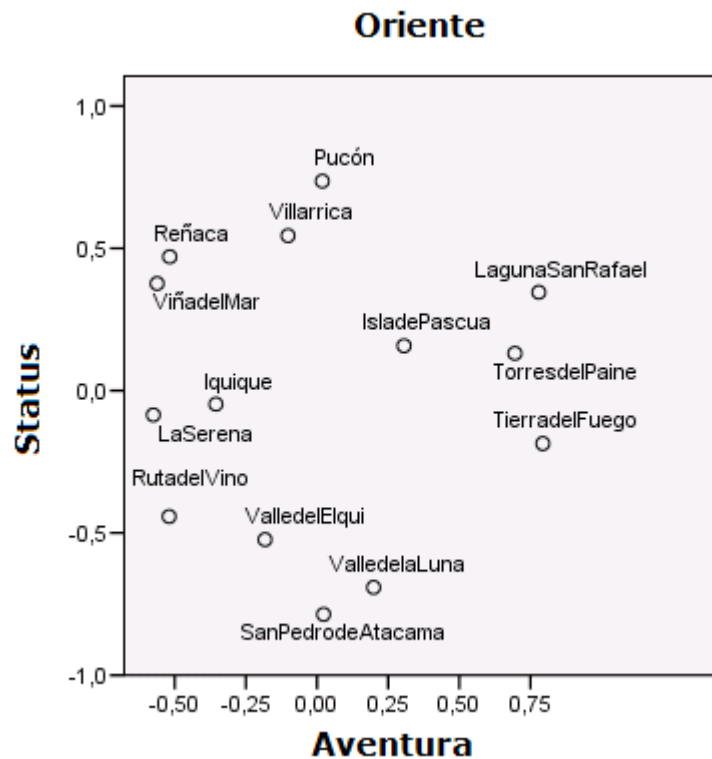
- Resultados: Mujeres
 - ¿Están OK los nombres de los ejes?



13 mujeres encuestadas

Medidas de ajuste	
Stress bruto normalizado	0,04
Stress-I	0,20
Stress-II	0,53
S-Stress	0,09
Dispersión explicada (D.A.F.)	0,96

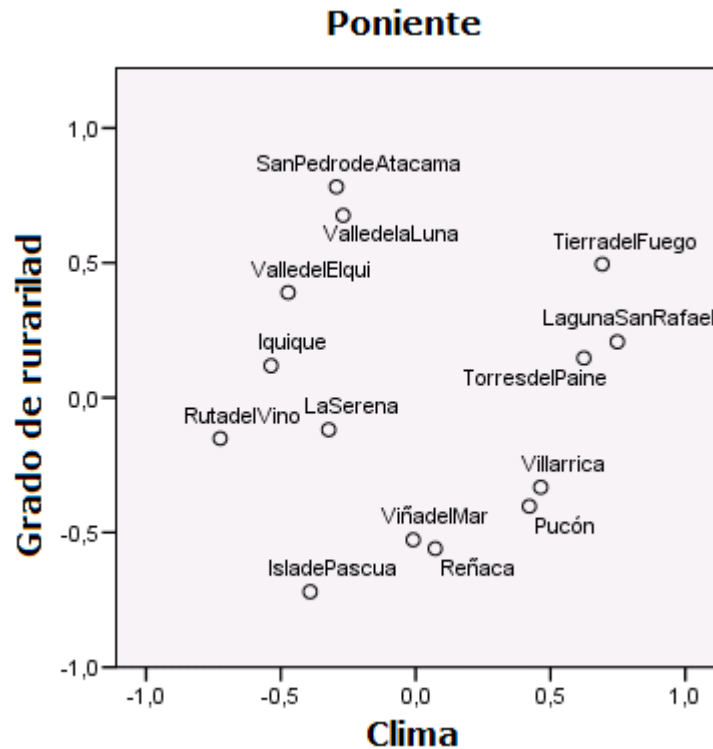
- Resultados: Comuna oriente
 - ¿Están OK los nombres de los ejes?



29 encuestados en oriente

Medidas de ajuste	
Stress bruto normalizado	0,05
Stress-I	0,22
Stress-II	0,58
S-Stress	0,11
Dispersión explicada (D.A.F.)	0,95

- Resultados: Comuna poniente
 - ¿Están OK los nombres de los ejes?



13 encuestados en poniente

Medidas de ajuste	
Stress bruto normalizado	0,04
Stress-I	0,20
Stress-II	0,51
S-Stress	0,10
Dispersión explicada (D.A.F.)	0,96

Ejemplo: Clínicas

	Actual, Moderna	Confianza	Trayectoria	Especialista	Prestigio	Atención	Reconocim.	Innovadora	Variedad	Profesional	Infrestruct.	Insumos de calidad	Precio convenien.	Tecnología avanzada	Ubicación adecuada
Alemana	63	47	57	58	61	42	51	52	53	54	64	55	24	57	38
Central	2	3	3	12	3	4	4	4	8	7	6	6	4	5	4
Clínica UC	18	25	25	32	24	20	22	18	25	26	24	25	17	24	17
Cordillera	2	3	2	13	2	5	3	4	7	8	7	5	3	4	3
Dávila	5	7	7	15	6	11	8	5	11	11	10	8	9	5	5
Hosp. UC	24	31	35	43	32	28	35	25	38	36	32	32	24	28	26
Hosp. UCH	14	19	23	32	19	16	23	18	26	27	20	23	19	20	12
Indisa	9	7	9	18	9	8	6	7	12	12	11	10	8	6	6
Las Condes	49	30	34	44	39	28	36	40	41	38	45	40	13	41	21
Las Lilas	7	6	7	16	6	10	6	5	11	10	10	8	5	6	8
Las Nieves	4	3	2	13	3	4	3	4	7	6	7	6	1	4	2
Santa María	32	29	31	35	26	24	25	22	31	27	33	32	23	27	23
Tabancura	6	6	4	15	6	8	6	7	10	9	9	9	4	7	5
Vitacura	3	3	2	13	3	5	4	4	8	7	6	6	2	5	4



$$d_{(i,j)}^2 = \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2$$

DISTANCIA	Alemana	Central	Clínica UC	Cordillera	Dávila	Hosp. UC	Hosp. UCH	Indisa	Las Condes	Las Lilas	Las Nieves	Santa María	Tabancura	Vitacura
Alemana	0,0	177,1	112,6	177,8	166,2	84,3	121,4	161,8	58,2	166,0	177,7	93,6	167,4	176,5
Central	177,1	0,0	66,3	3,3	13,4	97,7	59,0	16,4	120,6	12,5	4,8	85,7	10,1	2,6
Clínica UC	112,6	66,3	0,0	67,1	55,0	32,7	12,7	51,3	59,0	55,4	67,5	22,7	56,9	65,9
Cordillera	177,8	3,3	67,1	0,0	13,8	98,5	59,8	16,9	121,2	12,8	4,0	86,5	10,8	3,2
Dávila	166,2	13,4	55,0	13,8	0,0	86,2	47,8	7,8	110,2	6,2	15,3	74,3	7,4	13,5
Hosp. UC	84,3	97,7	32,7	98,5	86,2	0,0	40,1	82,7	38,2	86,7	99,0	20,9	88,5	97,4
Hosp. UCH	121,4	59,0	12,7	59,8	47,8	40,1	0,0	44,3	67,1	48,8	60,4	32,0	50,0	58,8
Indisa	161,8	16,4	51,3	16,9	7,8	82,7	44,3	0,0	105,6	7,0	17,3	70,3	8,0	16,1
Las Condes	58,2	120,6	59,0	121,2	110,2	38,2	67,1	105,6	0,0	109,8	120,9	41,6	110,9	119,9
Las Lilas	166,0	12,5	55,4	12,8	6,2	86,7	48,8	7,0	109,8	0,0	13,5	74,5	5,0	11,7
Las Nieves	177,7	4,8	67,5	4,0	15,3	99,0	60,4	17,3	120,9	13,5	0,0	86,6	10,9	3,5
Santa María	93,6	85,7	22,7	86,5	74,3	20,9	32,0	70,3	41,6	74,5	86,6	0,0	76,2	85,3
Tabancura	167,4	10,1	56,9	10,8	7,4	88,5	50,0	8,0	110,9	5,0	10,9	76,2	0,0	9,4
Vitacura	176,5	2,6	65,9	3,2	13,5	97,4	58,8	16,1	119,9	11,7	3,5	85,3	9,4	0,0

Ejemplo: Clínicas

Resumen del procesamiento de los casos

Casos	14
Fuentes	1
Objetos	14
Proximidades	Proximidades totales 91(b)
	Proximidades perdidas 0
	Proximidades activas(a) 91

Medidas de ajuste y stress

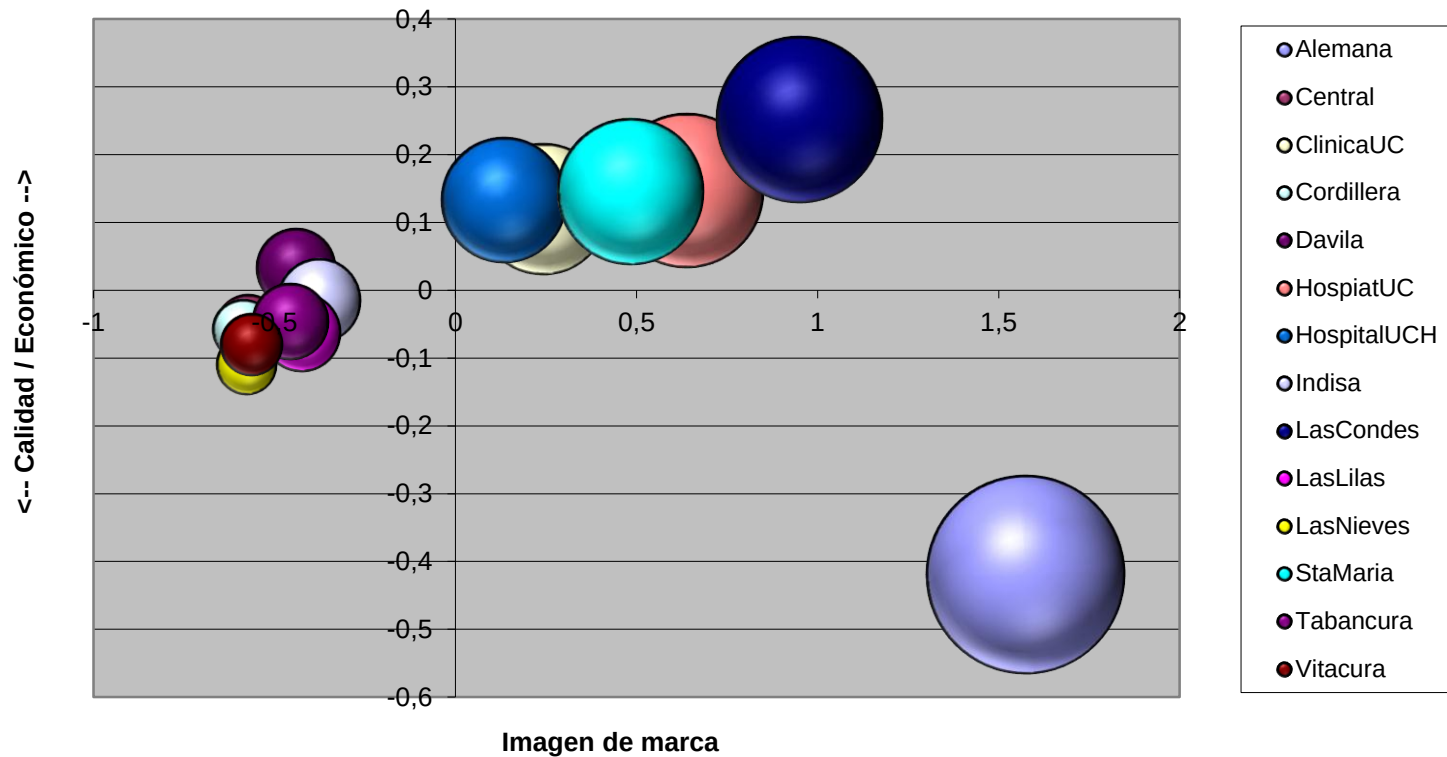
Stress bruto normalizado	,00129
Stress-I	,03594(a)
Stress-II	,05747(a)
S-Stress	,00197(b)
Dispersión explicada (D.A.F.)	,99871
Coefficiente de congruencia de Tucker	,99935

Coordenadas finales

	Dimensión	
	1	2
Alemana	1,573	-,419
Central	-,575	-,051
ClinicaUC	,240	,121
Cordillera	-,588	-,057
Davila	-,442	,033
HospitatUC	,637	,148
HospitalUCH	,133	,134
Indisa	-,378	-,014
LasCondes	,949	,253
LasLilas	-,427	-,061
LasNieves	-,578	-,109
StaMaria	,481	,146
Tabancura	-,458	-,045
Vitacura	-,565	-,079

Ejemplo: Clínicas

Escalamiento Multidimensional - Distancias

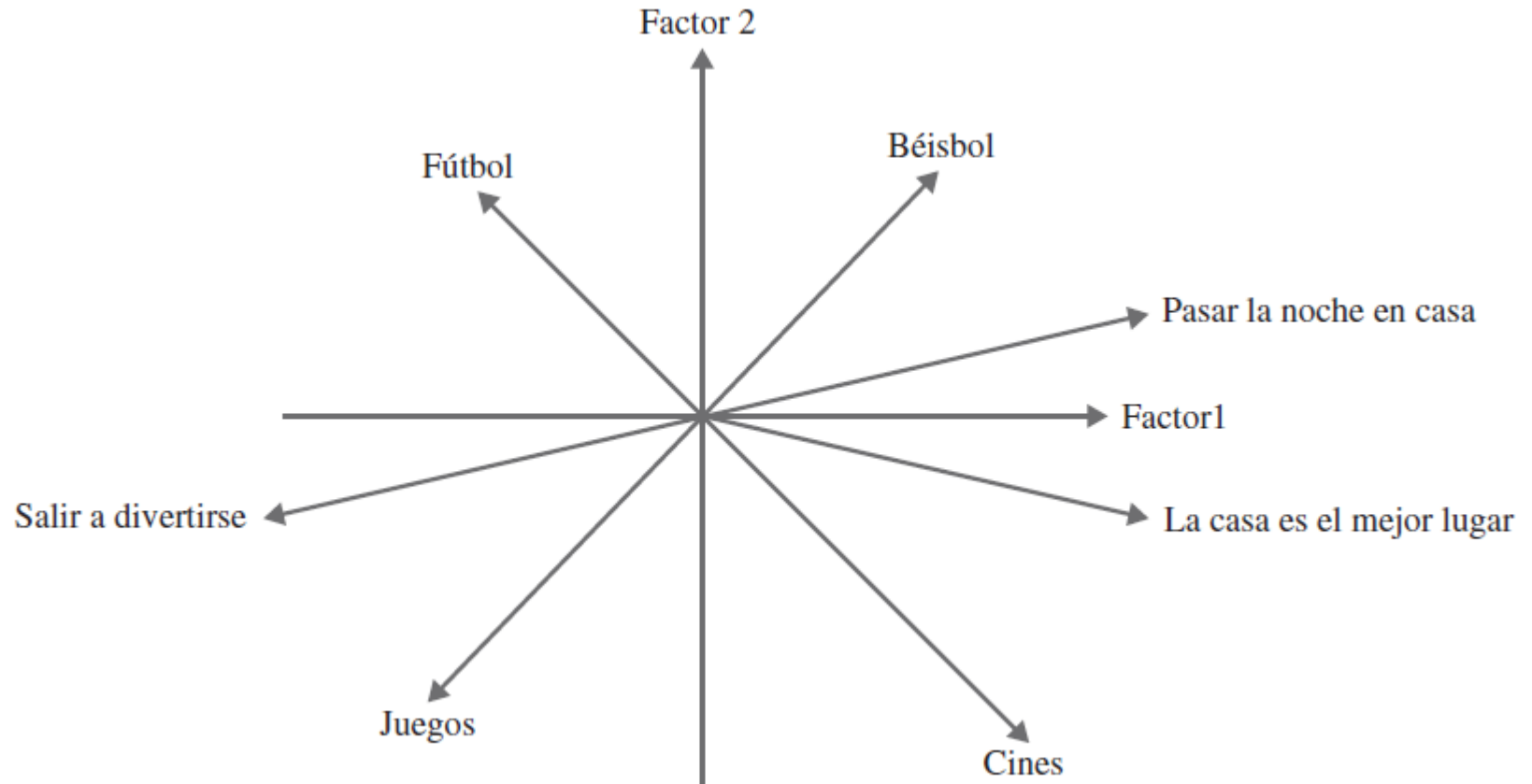


A close-up photograph of a target with concentric red and white rings. Several darts are visible, with one dart in the bullseye and others in the outer rings. The text 'ANÁLISIS FACTORIAL' is overlaid in the center.

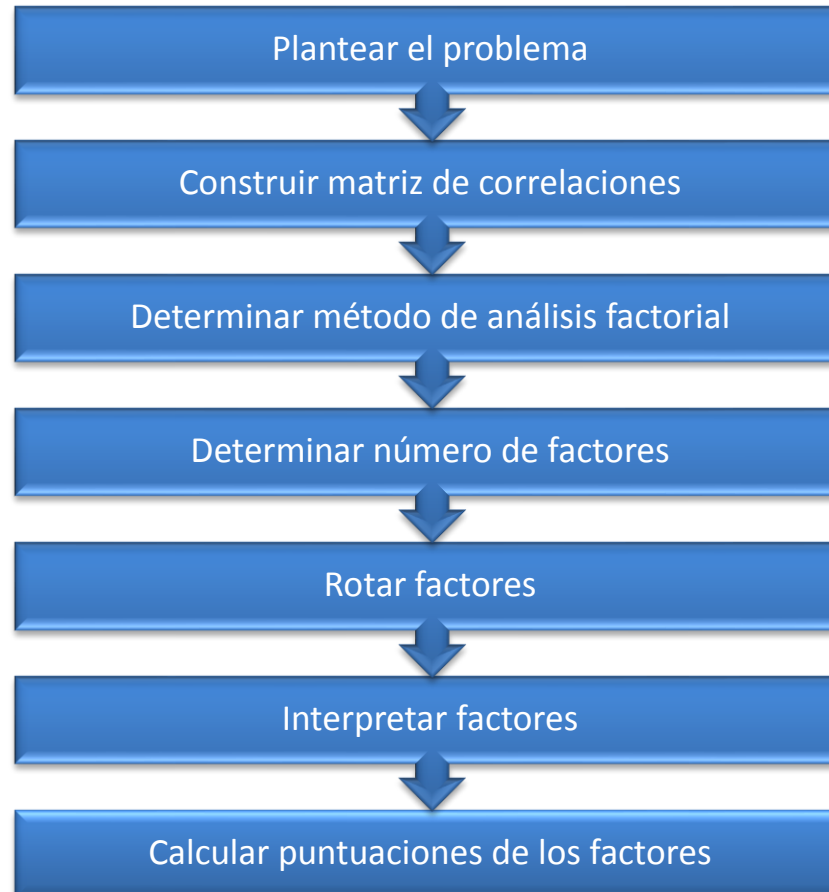
ANÁLISIS FACTORIAL

- Análisis factorial es un nombre general que denota una clase de procedimientos que se usan para **reducir y resumir datos**.
- Es una técnica de **interdependencia** → se examina el conjunto completo de relaciones interdependientes entre variables.
- Usos:
 - Determinar dimensiones subyacentes o “factores” que explican las correlaciones entre variables.
 - Encontrar un conjunto nuevo y más reducido de variables no correlacionadas que replacen al conjunto original de variables correlacionadas.
 - Identificar conjunto más reducido de variables que “sobresalen” (alta correlación entre la variable y un factor).

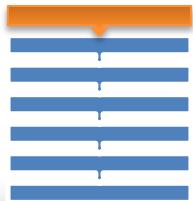
Ejemplo



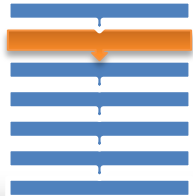
Procedimiento de un análisis factorial



- Identificar los objetivos del análisis
- Especificar variables a incluir → Medidas en escala de intervalo o de razón.
- **Tamaño de la muestra:**
 - Regla general: al menos **5 veces más grande** que el número de variables



- Para que sea adecuado utilizar AF como técnica de reducción de dimensiones, primero se debe **probar que las variables están correlacionadas**.
 - Si todas las correlaciones son demasiado bajas quizás no sea apropiado ocupar este método (habrá tantos factores como variables).
 - Si todas las correlaciones son excesivamente altas es probable que el análisis no resulte adecuado (habrá sólo un factor significativo).
- Para esto se debe examinar la matriz de y realizar algunas pruebas estadísticas de verificación:
 - **Prueba de esfericidad de Barlett:** se ocupa para rechazar la hipótesis nula que dice que las variables no están correlacionadas (matriz identidad). Un valor alto de este estadístico (significancia tendiendo a 0) favorece el rechazo de la hipótesis nula.
 - **Medida KMO:** medida que va entre 0 y 1. Un valor bajo de este ($<0,5$) estadístico indica que estas correlaciones no podrán ser explicadas por medio de otras variables (factores).



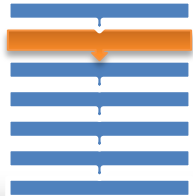
Construir matriz de correlaciones

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7
V1	1,00						
V2	0.13	1,00					
V3	0.67	0.21	1,00				
V4	0.17	0.71	0.19	1,00			
V5	0.7	0.15	0.49	0.13	1,00		
V6	0.13	0.69	0.16	0.69	0.21	1,00	
V7	0.56	0.22	0.73	0.27	0.72	0.31	1,00

KMO y prueba de Bartlett

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		,872
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	4086,909
	gl	325
	Sig.	,000

➔ *“La muestra es adecuada para el análisis”*



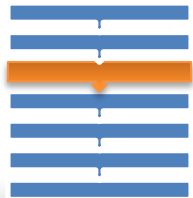
Análisis factorial común:

- Cada variable se expresa como combinación lineal de los factores subyacentes
- Varianza observada de cada atributo original es aportada parcialmente por un grupo de “factores comunes” y el resto por un “factor específico” de la variable

$$X_{ijk} = a_{k1}F_{ij1} + \dots + a_{kR}F_{ijR} + d_k y_{ijk}$$

Donde:

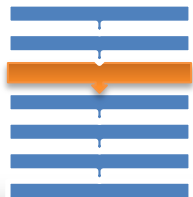
- R = número de factores comunes a los K atributos
- X_{ijk} = evaluación de la persona i del producto j sobre el atributo k
- a_{k1} = efecto del factor común 1 sobre el atributo k (correlación)
- F_{ij1} = puntuación de la persona i del producto j sobre el factor 1
- d_k = peso del factor único y_{ijk}
- y_{ijk} = factor único del producto j sobre el atributo k para la persona i



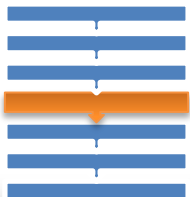
- Idealmente R será pequeño al igual que contribución de factores únicos
- Correlaciones factoriales individuales (a_{kl}) para cada variable debieran ser muy pequeñas o muy grandes

Componentes Principales:

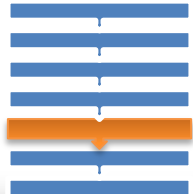
- Similar al Análisis Factorial Común, pero sin factores únicos (y_{ijk})
- Varianza de variables originales es explicada sólo por factores subyacentes (F_{ijr})
- Existen tantas componentes (dimensiones) como variables originales (atributos)
- Prioriza obtener la mayor cantidad de información posible en la menor cantidad de factores.



- Es posible calcular tantas componentes principales como variables haya, aunque no se gane mucho con ello.
- El criterio que se debe seguir para definir este número es buscar la menor cantidad de factores (principio de parsimonia) dado que éstos deben ser fáciles de interpretar (principio de interpretabilidad).
- Varios métodos:
 - Determinación a priori
 - Determinación basada en autovalores: Usar factores con autovalores > 1 .
 - Determinación basada en porcentaje de la varianza: Número de factores tal que el porcentaje acumulado de varianza extraído por los factores alcance un “buen nivel”.
 - Determinación basada en significancia de factores



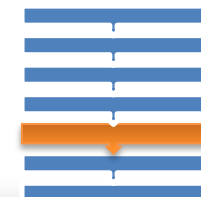
- Al generar el mapa de posicionamiento, los factores se pueden rotar.
- Con la rotación se busca que cada factor tenga cargas o coeficientes significativos sólo para algunas variables.
- La rotación cambia el porcentaje de la varianza explicado por cada factor. Distintas rotaciones entregan distintos factores.
- **Rotación ortogonal:** si los ejes se mantienen en ángulo recto:
 - VARIMAX → El más utilizado. Minimiza el número de variables con cargas altas de un factor. Facilita interpretación de factores.
 - QUARTIMAX → Minimiza el número de factores necesarios para explicar cada variable.
 - EQUAMAX → Combinación de VARIMAX y QUARTIMAX
- **Rotación oblicua:** Ejes no rotan en ángulo recto y factores están correlacionados:
 - Se usan cuando es probable que los factores mantengan fuerte correlación



Rotación de factores - Ejemplo

- El AF/ACP entrega matriz de “correlación” de los factores con los atributos:

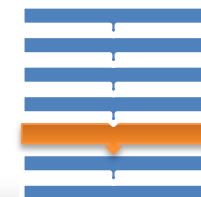
	Componente					
	1	2	3	4	5	6
Tiene una buena diagramación	,637	-3,652E-03	5,927E-02	,304	-,123	-5,777E-02
Trata superficialmente los temas noticiosos	-,634	-,177	,102	,103	-,126	-,125
Es el más importante para la opinión pública	,622	,137	-,427	2,774E-02	-6,863E-02	-5,886E-02
Es el más vendido en el país	,617	-,345	-,309	-,129	-5,773E-02	-2,299E-02
El calce de los avisos publicados es bueno	,615	5,416E-02	7,635E-02	4,247E-02	5,771E-02	-,543
Es objetivo en el tratamiento de la noticia	,606	,154	,383	2,566E-02	,247	,271
Cantidad atractiva de imágenes	,587	-,258	-1,065E-02	,235	-9,700E-02	,183
Entrega información creíble para sus lectores	,581	,269	,242	-4,326E-03	,325	9,584E-02
Tiene periodistas con alto nivel de reconocimiento público	,580	,184	-,136	,182	-,101	-4,874E-02
Mala calidad de impresión de los colores de sus avisos	-,576	-5,428E-02	-,111	-7,550E-02	-,314	,500
Es poco efectivo para hacer publicidad	-,567	1,854E-02	,177	,236	1,297E-02	8,873E-02
Serio en el tratamiento de la noticia	,554	,372	,165	8,027E-02	,308	,240
Información completa de las noticias del día	,549	-,142	-7,672E-02	,189	-3,977E-02	,419
Se preocupa de resolver los problemas de sus clientes avisadores	,535	-7,035E-02	,481	-8,127E-02	-,232	-,179
Circulación geográfica limitada dentro de Stgo.	-,478	,336	,387	,153	6,063E-02	-9,353E-02
Llega al segmento C2C3	,143	-,775	1,058E-02	-,209	4,843E-02	2,481E-02
Llega al segmento ABC1	,139	,721	-,128	,249	-8,034E-02	-3,605E-02
Llega al segmento C3D	,186	-,642	9,808E-02	-,369	,112	-2,280E-02
Orientado hacia el área financiera y económica	4,234E-02	,640	9,404E-02	-,381	-,127	-1,458E-02
Información útil para la gestión de las empresas	,373	,638	-1,944E-02	-,251	-6,587E-02	8,709E-02
Usa un lenguaje muy técnico	-,272	,526	1,652E-02	-,426	3,494E-02	-2,743E-02
Está focalizado en un segmento específico de lectores	-,232	,464	5,557E-02	-5,996E-02	-,295	1,200E-02
Se lee como segundo diario del día	-,469	-,120	,559	,330	-8,138E-03	-8,079E-03
El costo por contacto es alto	-,399	,252	-,480	3,309E-02	,312	7,023E-02
Impone muchas restricciones a los avisos de sus clientes	-,388	7,887E-02	-,480	,318	,253	-,178
Lectores lo leen esporádicamente	-,320	-5,974E-02	,105	-,140	,553	1,852E-02



Rotación de factores - Ejemplo

- Matriz rotada:

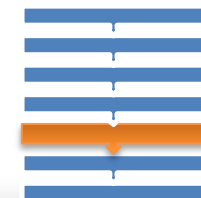
	Componente					
	1	2	3	4	5	6
Se lee como segundo diario del día	-,772	-9,551E-02	2,997E-04	,128	-,177	-6,029E-02
Es el más importante para la opinión pública	,687	,164	,194	2,882E-03	-,122	,214
Es el más vendido en el país	,657	7,562E-02	-,281	,149	-,234	,149
Circulación geográfica limitada dentro de Stgo.	-,637	-3,174E-02	,276	-5,158E-02	,204	1,414E-02
Es poco efectivo para hacer publicidad	-,544	-,180	,101	-,159	-5,371E-02	-,223
Tiene periodistas con alto nivel de reconocimiento público	,421	,245	,282	,155	-,193	,238
Es objetivo en el tratamiento de la noticia	6,821E-02	,758	-1,020E-02	,275	-6,664E-02	,113
Serio en el tratamiento de la noticia	,152	,743	,192	4,666E-02	1,016E-03	,134
Entrega información creíble para sus lectores	,131	,690	5,808E-02	,121	3,926E-02	,265
Trata superficialmente los temas noticiosos	-,475	-,479	-5,123E-02	-8,995E-02	-1,529E-02	-,141
Llega al segmento C3D	,144	-2,151E-02	-,737	,195	-5,075E-02	4,503E-02
Llega al segmento C2C3	,151	-,119	-,734	,157	-,258	-2,811E-02
Llega al segmento ABC1	,103	,192	,734	-9,934E-02	,125	,117
Está focalizado en un segmento específico de lectores	-,117	-,123	,444	9,379E-02	,322	-,153
El costo por contacto es alto	7,385E-03	-9,404E-02	,158	-,690	,156	-,151
Se preocupa de resolver los problemas de sus clientes avisadores	6,586E-02	,210	-6,361E-02	,676	-3,350E-02	,322
Impone muchas restricciones a los avisos de sus clientes	-6,366E-02	-,280	,179	-,667	-,134	7,663E-02
Lectores lo leen esporádicamente	-,345	,151	-,327	-,396	,192	2,259E-02
Usa un lenguaje muy técnico	-8,259E-02	8,596E-03	,207	-,113	,682	-8,508E-02
Orientado hacia el área financiera y económica	7,972E-02	,155	,367	,141	,630	-9,030E-03
Cantidad atractiva de imágenes	,345	,274	-6,567E-02	,274	-,485	3,671E-02
Información útil para la gestión de las empresas	,322	,378	,413	,136	,429	4,214E-02
Información completa de las noticias del día	,377	,407	-1,273E-02	,171	-,416	-,171
Tiene una buena diagramación	,296	,273	,175	,314	-,383	,288
Mala calidad de impresión de los colores de sus avisos	-,173	-,294	4,440E-02	-6,811E-02	5,978E-02	-,758
El calce de los avisos publicados es bueno	,281	,143	3,933E-02	,237	-5,356E-02	,726



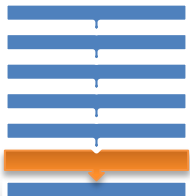
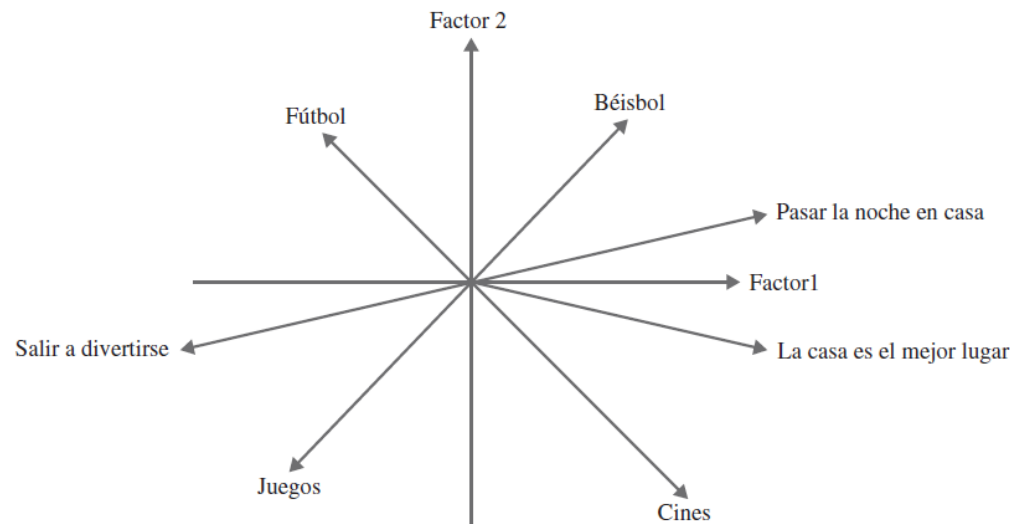
Rotación de factores - Ejemplo

- En este caso, se eliminaron las “cargas factoriales” con módulo $< 0,3$

	Componente					
	1	2	3	4	5	6
Se lee como segundo diario del día	-,772					
Es el más importante para la opinión pública	,687					
Es el más vendido en el país	,657					
Circulación geográfica limitada dentro de Stgo.	-,637					
Es poco efectivo para hacer publicidad	-,544					
Tiene periodistas con alto nivel de reconocimiento público	,421					
Es objetivo en el tratamiento de la noticia		,758				
Serio en el tratamiento de la noticia		,743				
Entrega información creíble para sus lectores		,690				
Trata superficialmente los temas noticiosos	-,475	-,479				
Llega al segmento C3D			-,737			
Llega al segmento C2C3			-,734			
Llega al segmento ABC1			,734			
Está focalizado en un segmento específico de lectores			,444		,322	
El costo por contacto es alto				-,690		
Se preocupa de resolver los problemas de sus clientes avisadores				,676		,322
Impone muchas restricciones a los avisos de sus clientes				-,667		
Lectores lo leen esporádicamente	-,345		-,327	-,396		
Usa un lenguaje muy técnico					,682	
Orientado hacia el área financiera y económica			,367		,630	
Cantidad atractiva de imágenes	,345				-,485	
Información útil para la gestión de las empresas	,322	,378	,413		,429	
Información completa de las noticias del día	,377	,407			-,416	
Tiene una buena diagramación				,314	-,383	
Mala calidad de impresión de los colores de sus avisos						-,758
El calce de los avisos publicados es bueno						,726



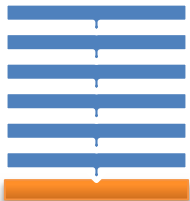
- La interpretación se facilita al identificar las variables que tienen “cargas altas” sobre un factor. Ese factor se interpreta en base a dichas variables.
- Para facilitar interpretación, graficar el **mapa de atributos**



- Una vez determinadas las dimensiones relevantes **se busca la posición de la marca j en el factor r (F_{jr})**. Estas coordenadas se denominan puntuaciones factoriales (factor scores).

$$F_{jk} = \sum_{i=1}^R w_{ji} \hat{x}_{ik}$$

- Donde:
 - F_{jk} = Puntuación del objeto k sobre el factor j, con j entre 1 y R (número de componentes principales).
 - w_{ji} = Coeficiente de la puntuación factorial (factor score coefficient) de la i-ésima variable (atributo) sobre el j-ésimo factor.
 - $\hat{x}_{ik}$ = valor estandarizado del i-ésimo atributo para el objeto k.



Ejemplo – Caso Clínicas

	Actual, Moderna	Confianza	Trayectoria	Especialista	Prestigio	Atención	Reconocim.	Innovadora	Variedad	Profesional	Infrestruct.	Insumos de calidad	Precio convenien.	Tecnología avanzada	Ubicación adecuada
Alemana	63	47	57	58	61	42	51	52	53	54	64	55	24	57	38
Central	2	3	3	12	3	4	4	4	8	7	6	6	4	5	4
Clínica UC	18	25	25	32	24	20	22	18	25	26	24	25	17	24	17
Cordillera	2	3	2	13	2	5	3	4	7	8	7	5	3	4	3
Dávila	5	7	7	15	6	11	8	5	11	11	10	8	9	5	5
Hosp. UC	24	31	35	43	32	28	35	25	38	36	32	32	24	28	26
Hosp. UCH	14	19	23	32	19	16	23	18	26	27	20	23	19	20	12
Indisa	9	7	9	18	9	8	6	7	12	12	11	10	8	6	6
Las Condes	49	30	34	44	39	28	36	40	41	38	45	40	13	41	21
Las Lilas	7	6	7	16	6	10	6	5	11	10	10	8	5	6	8
Las Nieves	4	3	2	13	3	4	3	4	7	6	7	6	1	4	2
Santa María	32	29	31	35	26	24	25	22	31	27	33	32	23	27	23
Tabancura	6	6	4	15	6	8	6	7	10	9	9	9	4	7	5
Vitacura	3	3	2	13	3	5	4	4	8	7	6	6	2	5	4

- Al correr ACP con 3 factores:

Matriz de componentes(a)

	Componente		
	1	2	3
ACTUAL_MODERNA	,963	-,236	,079
CONFIANZA	,992	,095	,039
ESPECIALISTA	,995	,045	-,070
PRESTIGIO	,994	-,076	,002
ATENCION	,993	,037	,060
RECONOCIMIENTO	,994	,031	-,082
INNOVADORA	,981	-,181	-,057
VARIEDAD	,996	,023	-,056
PROFESIONALES	,994	,026	-,090
INFRAESTRUCTURA	,989	-,131	,054
INSUMOS_CALIDAD	,998	-,031	,001
PRECIO_CONVENIENTE	,876	,475	,010
TECNOLOGIA_AVANZ	,990	-,118	-,018
UBICACION_ADECUADA	,982	,090	,133

Comunalidades

	Extracción
ACTUAL_MODERNA	,990
CONFIANZA	,995
ESPECIALISTA	,997
PRESTIGIO	,995
ATENCION	,990
RECONOCIMIENTO	,997
INNOVADORA	,999
VARIEDAD	,996
PROFESIONALES	,997
INFRAESTRUCTURA	,998
INSUMOS_CALIDAD	,996
PRECIO_CONVENIENTE	,992
TECNOLOGIA_AVANZ	,995
UBICACION_ADECUADA	,989

Método de extracción: ACP, a 3 componentes extraídos

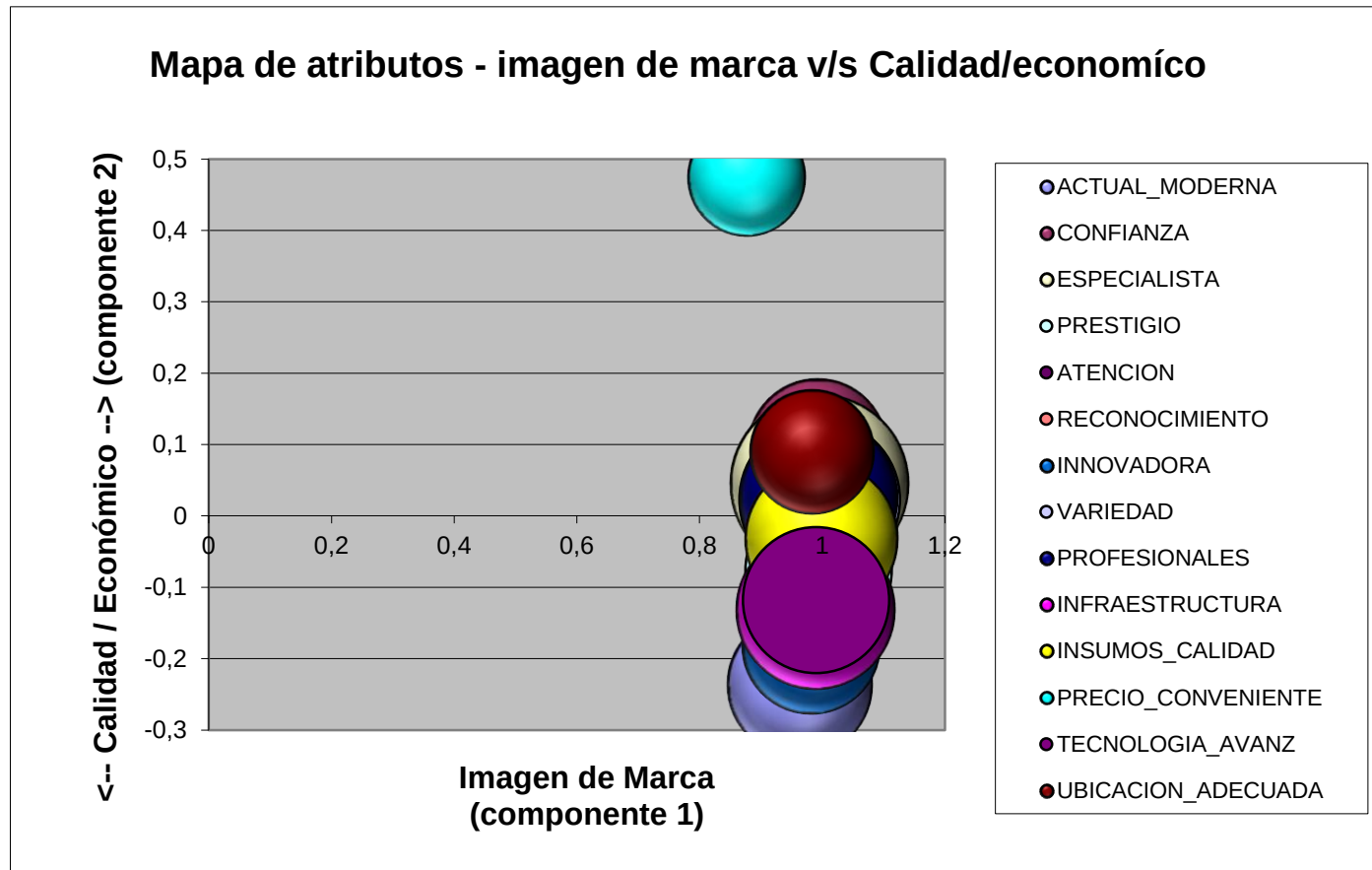
Varianza total explicada

Componente	Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado
1	13,495	96,396	96,396
2	,374	2,674	99,070
3	,058	,417	99,487

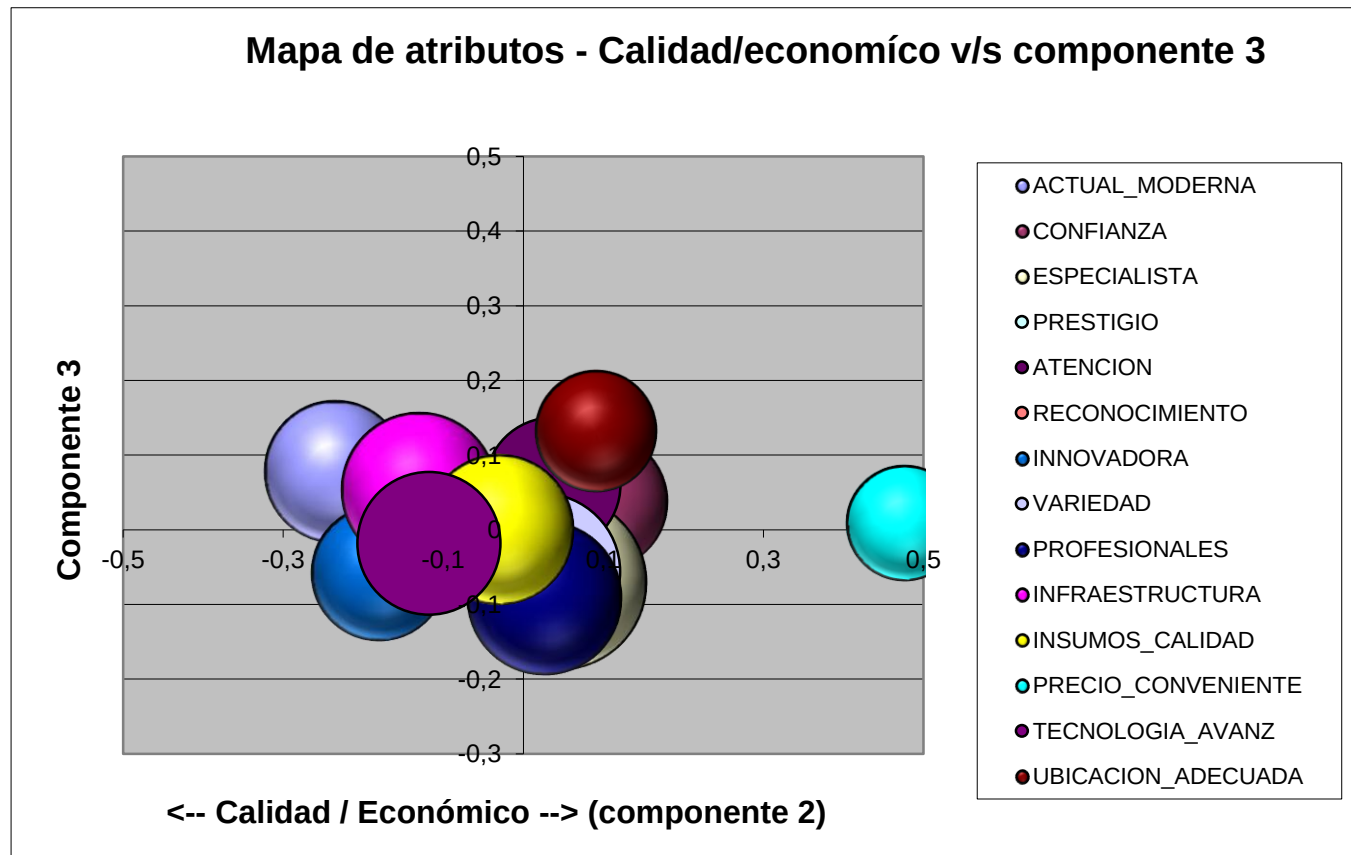
Observaciones:

- Las comunalidades indican el porcentaje de varianza explicada de la variable asociada, con respecto a las dimensiones o componentes.
- Marginalmente, el tercer factor sólo explica un 0,417% de la varianza, lo cuál es un primer indicio de que convendrá utilizar sólo 2 factores

- Mapa de atributos, componente 1 v/s componente 2:



- Mapa de atributos, componente 2 v/s componente 3:



- Ahora ACP con 2 factores:

Matriz de componentes^a

	Componente	
	1	2
ACTUAL_MODERNA	,963	-,236
CONFIANZA	,992	,095
ESPECIALISTA	,995	,045
PRESTIGIO	,994	-,076
ATENCION	,993	,037
RECONOCIMIENTO	,994	,031
INNOVADORA	,981	-,181
VARIEDAD	,996	,023
PROFESIONALES	,994	,026
INFRAESTRUCTURA	,989	-,131
INSUMOS_CALIDAD	,998	-,031
PRECIO_CONVENIENTE	,876	,475
TECNOLOGIA_AVANZ	,990	-,118
UBICACION_ADECUADA	,982	,090

Método de extracción: Análisis de componentes principales.

a. 2 componentes extraídos

Comunalidades

	Extracción
ACTUAL_MODERNA	,984
CONFIANZA	,994
ESPECIALISTA	,993
PRESTIGIO	,995
ATENCION	,987
RECONOCIMIENTO	,990
INNOVADORA	,996
VARIEDAD	,993
PROFESIONALES	,989
INFRAESTRUCTURA	,995
INSUMOS_CALIDAD	,996
PRECIO_CONVENIENTE	,992
TECNOLOGIA_AVANZ	,995
UBICACION_ADECUADA	,972

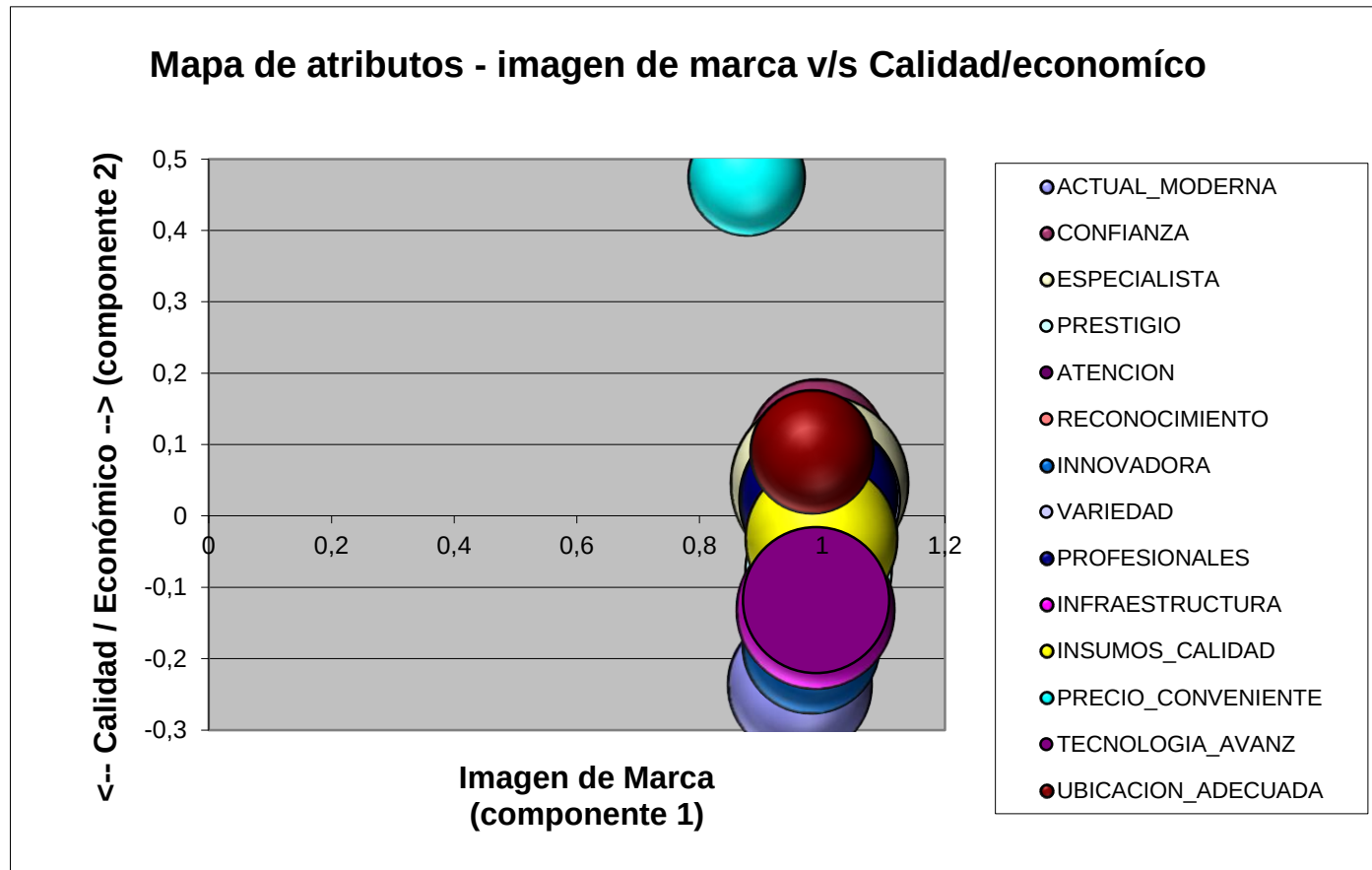
Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

Varianza total explicada

Componente	Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado
1	13,495	96,396	96,396
2	,374	2,674	99,070

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

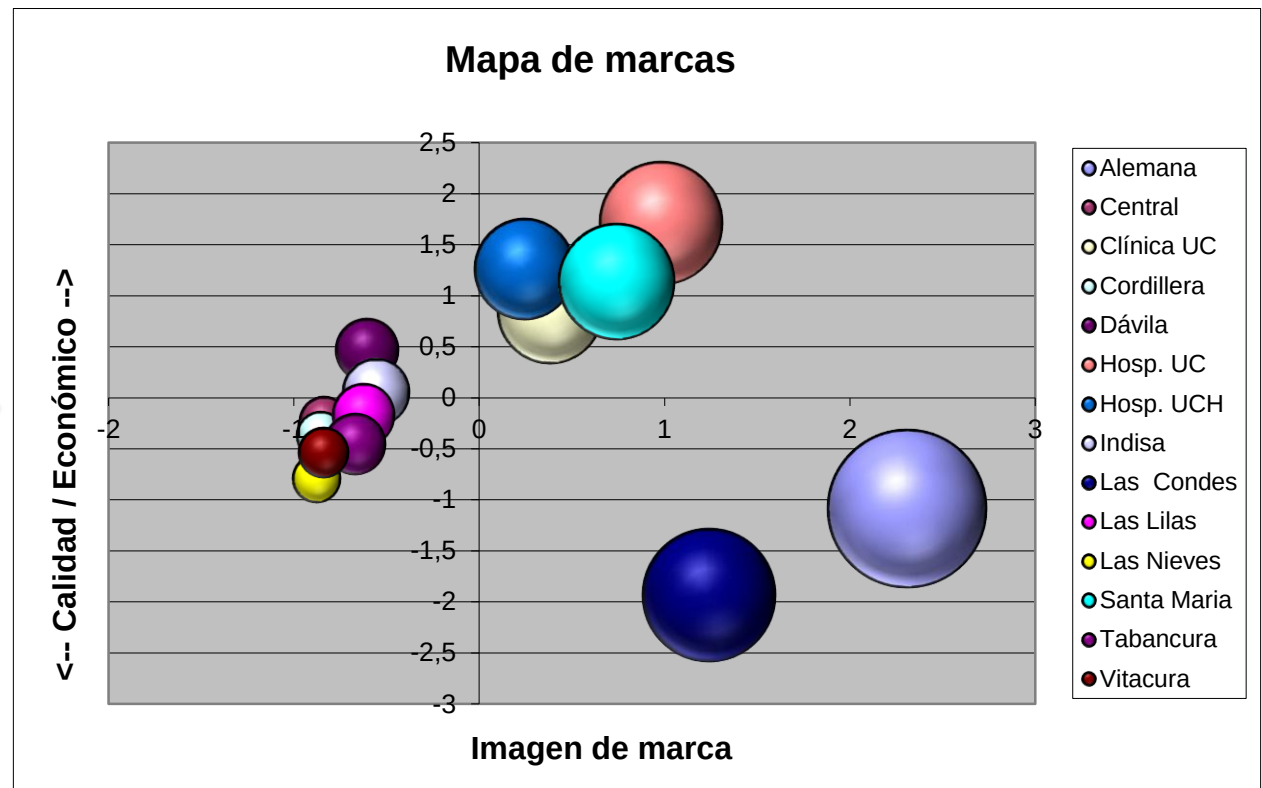
- Mapa de atributos, componente 1 v/s componente 2:



Ejemplo – Caso Clínicas

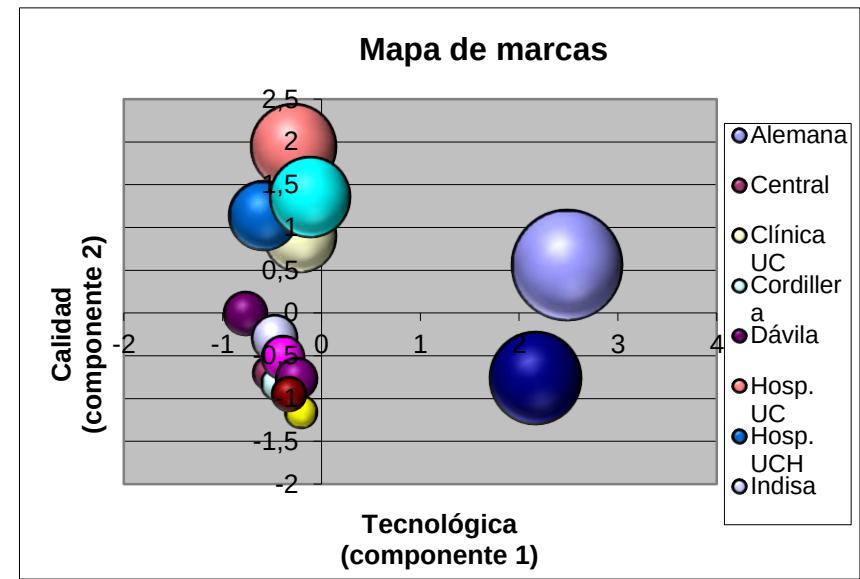
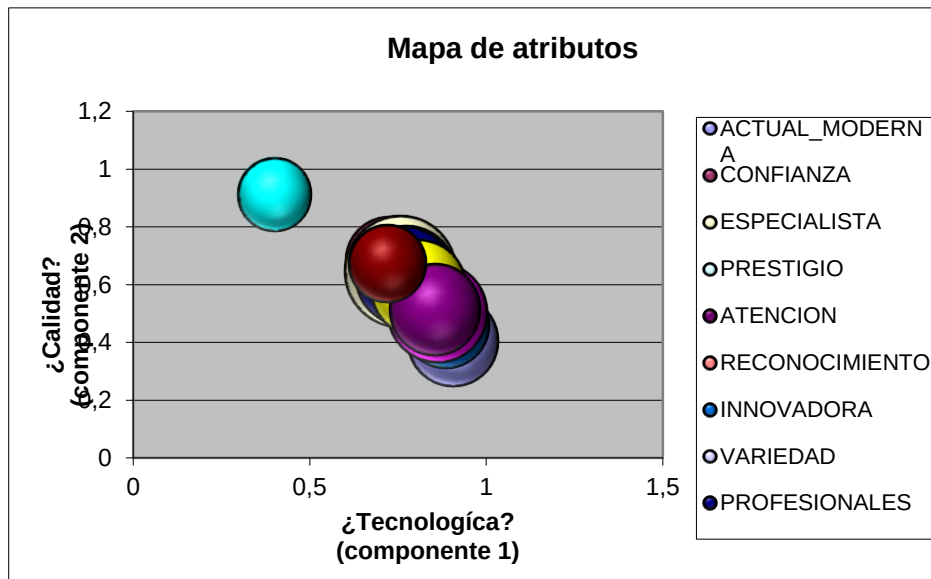
- Mapa de marcas: Le pedimos a SPSS que nos guarde las puntuaciones de los factores como variables.

	FACTOR 1	FACTOR 2
Alemana	2,307	-1,078
Central	-0,840	-0,227
Clínica UC	0,381	0,853
Cordillera	-0,857	-0,367
Dávila	-0,609	0,476
Hosp. UC	0,977	1,715
Hosp. UCH	0,242	1,267
Indisa	-0,558	0,067
Las Condes	1,236	-1,927
Las Lilas	-0,628	-0,162
Las Nieves	-0,878	-0,782
Santa María	0,739	1,144
Tabancura	-0,672	-0,443
Vitacura	-0,840	-0,536



Ejemplo – Caso Clínicas

- Veamos qué pasa si hacemos rotación → VARIMAX
- ... en este caso dificulta el análisis.
- En particular, en el caso de las clínicas ninguna rotación ayudó mucho... ¡pero esto no es una regla!





ANÁLISIS DE CORRESPONDENCIA

- El **análisis de correspondencia (ANACOR)** es una técnica que describe las relaciones existentes entre los objetos (marcas o consumidores) que componen un mercado y las variables (atributos) asociadas a éste, representando estas relaciones en tan pocas dimensiones como sea posible.
- Usa como entrada una **matriz** que cruce la información de las filas (habitualmente marcas o perfiles de consumidores) y las columnas (habitualmente atributos) para visualizar de manera conjunta la proximidad o lejanía de todos los elementos que participan en un mercado.
- El AC permite visualizar en un mismo mapa (plano) los objetos (marcas o consumidores) y los atributos.
- Se puede trabajar tanto con variables categóricas como continuas.

- El análisis de correspondencia se basa en que las relaciones entre objetos es mejor entenderlas en términos relativos que absolutos.
- Supongamos una tabla de contingencia de n filas y p columnas, que denominaremos matriz de frecuencias absolutas (k):

	1	2	.	.	j	.	.	p	Total fila
1									K1.
2									K2.
.									
.									
.									
i					K_{ij}				Ki.
.									
.									
n									Kn.
Total col	K.1	K.2			K.j			K.p	K

- Donde:

$$K = \sum_i \sum_j K_{ij} \quad K_{i.} = \sum_j k_{ij} \quad K_{.j} = \sum_i k_{ij}$$

- Es evidente que los valores absolutos no permiten comparar a dos filas o a dos columnas. Por lo tanto, se debe expresar la matriz K en términos relativos, dividiendo cada una de las frecuencias absolutas entre el total de las filas o de las columnas (k).
- De esta manera se obtiene la matriz de frecuencias relativas (F):

	1	2	.	.	j	.	.	p	Total fila
1									F1.
2									F2.
.									
.									
.									
i					F _{ij}				Fi.
.									
.									
n									Fn.
Total col	F.1	F.2			F.j			F.p	1

- Donde:

$$F_{ij} = \frac{k_{ij}}{k} \quad F_{i.} = \frac{k_{i.}}{k} = \sum_j F_{ij} \quad F_{.j} = \frac{k_{.j}}{k} = \sum_i F_{ij}$$

$$\sum_i F_{i.} = \sum_j F_{.j} = \sum_i \sum_j F_{ij} = 1$$

- El carácter relativista del AC también se ve reflejado en la forma de medir la distancia entre objetos. En efecto, se utiliza la distancia Chi-cuadrado (X^2), la cual es equivalente a una distancia euclídea ponderada por la masa de las columnas cuando se mide distancia entre filas y ponderada por la masa de las filas cuando se mide distancia entre columnas.

- La expresión de la distancia entre dos filas i e i' es la siguiente:

$$d^2(i, i') = \sum_{j=1}^p \frac{1}{F_{\cdot j}} \left(\frac{F_{ij}}{F_{i \cdot}} - \frac{F_{i'j}}{F_{i' \cdot}} \right)^2$$

- La expresión de la distancia entre dos columnas j y j' es la siguiente:

$$d^2(j, j') = \sum_{i=1}^n \frac{1}{F_{i \cdot}} \left(\frac{F_{ij}}{F_{\cdot j}} - \frac{F_{ij'}}{F_{\cdot j'}} \right)^2$$

- En AC las filas y columnas no reciben la misma ponderación (visión relativista). La ponderación corresponde a la masa de cada fila o columna.
- La inercia o dispersión de las columnas es la suma de las diferencias de cada punto respecto del centro de gravedad (“media”) ponderadas por la masa de cada fila. Del mismo modo, la inercia de las filas es la suma de las diferencias de cada punto respecto del centro de gravedad (“media”) ponderadas por la masa de cada columna.
- La expresión matemática de la inercia es la siguiente:

- Para las filas:

$$I = \sum_i F_{i.} d^2(i, G_f) = \sum_i F_{i.} \sum_j \frac{1}{F_{.j}} \left(\frac{F_{ij}}{F_{i.}} - F_{.j} \right)^2$$

- Para las columnas:

$$I = \sum_j F_{.j} d^2(j, G_c) = \sum_j F_{.j} \sum_i \frac{1}{F_{i.}} \left(\frac{F_{ij}}{F_{.j}} - F_{i.} \right)^2$$

- Las dimensiones o factores resultantes son vectores que relacionan los sub-espacios R^n (filas) y R^p (columnas) de manera de explicar la inercia contenida en los datos.
- El ANACOR entrega todas las dimensiones que aportan a explicar cierta proporción de la inercia de los datos.
- **Las dos primeras dimensiones son las más explicativas** y conforman los ejes del mapa perceptual.
- La varianza explicada por el modelo es la suma de la varianza explicada por la dimensión 1 (la dimensión más explicativa) y la dimensión 2 (la segunda dimensión más explicativa). Estas son las llamadas **dimensiones relevantes**.
- Además entrega las coordenadas (posición) de cada objeto en cada dimensión.

- A diferencia del análisis factorial en que se persigue interpretar los ejes del mapa perceptual (bautizarlos), en el análisis de correspondencia esto no es una norma.
- En efecto, los ejes resultantes son esencialmente funcionales (sirven para graficar los objetos en un plano) y el foco se pone en la interpretación de **la cercanía o lejanía entre objetos** (marcas, consumidores, atributos) más que en el significado de estos ejes.

Ejemplo – Caso Clínicas

	Actual, Moderna	Confianza	Trayectoria	Especialista	Prestigio	Atención	Reconocim.	Innovadora	Variedad	Profesional	Infrestruct.	Insumos de calidad	Precio convenien.	Tecnología avanzada	Ubicación adecuada
Alemana	63	47	57	58	61	42	51	52	53	54	64	55	24	57	38
Central	2	3	3	12	3	4	4	4	8	7	6	6	4	5	4
Clínica UC	18	25	25	32	24	20	22	18	25	26	24	25	17	24	17
Cordillera	2	3	2	13	2	5	3	4	7	8	7	5	3	4	3
Dávila	5	7	7	15	6	11	8	5	11	11	10	8	9	5	5
Hosp. UC	24	31	35	43	32	28	35	25	38	36	32	32	24	28	26
Hosp. UCH	14	19	23	32	19	16	23	18	26	27	20	23	19	20	12
Indisa	9	7	9	18	9	8	6	7	12	12	11	10	8	6	6
Las Condes	49	30	34	44	39	28	36	40	41	38	45	40	13	41	21
Las Lilas	7	6	7	16	6	10	6	5	11	10	10	8	5	6	8
Las Nieves	4	3	2	13	3	4	3	4	7	6	7	6	1	4	2
Santa María	32	29	31	35	26	24	25	22	31	27	33	32	23	27	23
Tabancura	6	6	4	15	6	8	6	7	10	9	9	9	4	7	5
Vitacura	3	3	2	13	3	5	4	4	8	7	6	6	2	5	4

Resumen

Dimensión	Valor propio	Inercia	Proporción de inercia		Confianza para el Valor propio	
			Explicada	Acumulada	Desviación típica	Correlación 2
1	,168	,028	,709	,709	,007	,095
2	,080	,006	,163	,872	,005	
3	,049	,002	,060	,932		
4	,034	,001	,029	,961		
5	,025	,001	,016	,977		
6	,020	,000	,011	,987		
7	,016	,000	,006	,994		
8	,012	,000	,004	,997		
9	,007	,000	,001	,999		
10	,006	,000	,001	,999		
11	,004	,000	,000	1,000		
12	,003	,000	,000	1,000		
13	,000	,000	,000	1,000		
Total		,040	1,000	1,000		

Ejemplo – Caso Clínicas

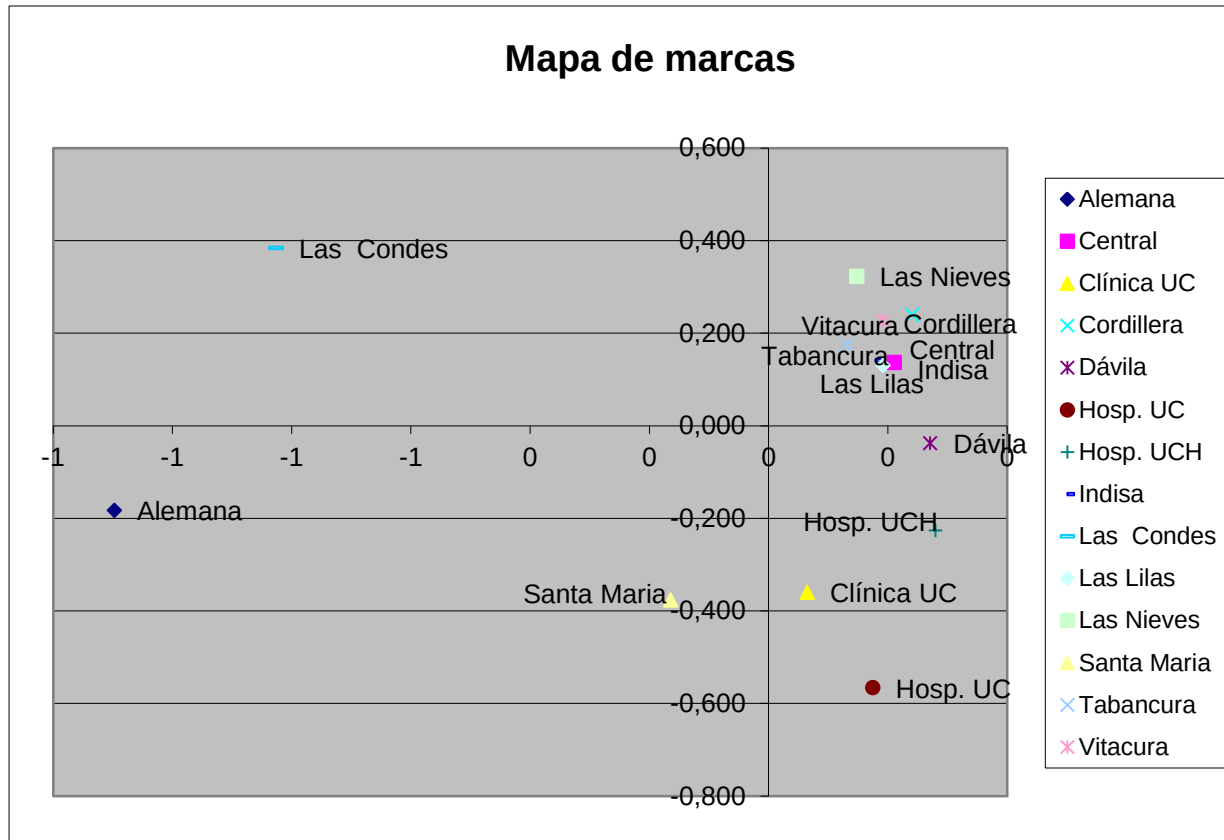
Examen de los puntos de fila

Fila	Masa	Puntuación en la dimensión		Inercia	Contribución				
		1	2		De los puntos a la inercia de la dimensión		De la dimensión a la inercia del punto		
					1	2	1	2	Total
Alemana	,071	-1,097	-,183	,015	,513	,030	,972	,013	,985
Central	,071	,211	,136	,001	,019	,016	,741	,147	,888
Clínica	,071	,065	-,360	,001	,002	,116	,045	,653	,698
Cordille	,071	,241	,239	,001	,025	,051	,638	,302	,940
Dávila	,071	,271	-,038	,001	,031	,001	,733	,007	,740
Hosp. UC	,071	,175	-,566	,003	,013	,285	,138	,693	,831
Hosp.UCH	,071	,280	-,227	,002	,033	,046	,426	,133	,559
Indisa	,071	,180	,141	,001	,014	,018	,481	,142	,623
Las Con	,071	-,826	,384	,009	,291	,131	,872	,090	,962
Las Lila	,071	,192	,130	,001	,016	,015	,512	,112	,624
Las Niev	,071	,148	,322	,001	,009	,092	,283	,647	,930
Santa Ma	,071	-,164	-,377	,003	,011	,127	,125	,315	,440
Tabancur	,071	,131	,174	,000	,007	,027	,484	,405	,889
Vitacura	,071	,192	,226	,001	,016	,046	,546	,362	,908
Total activo	1,000			,040	1,000	1,000			

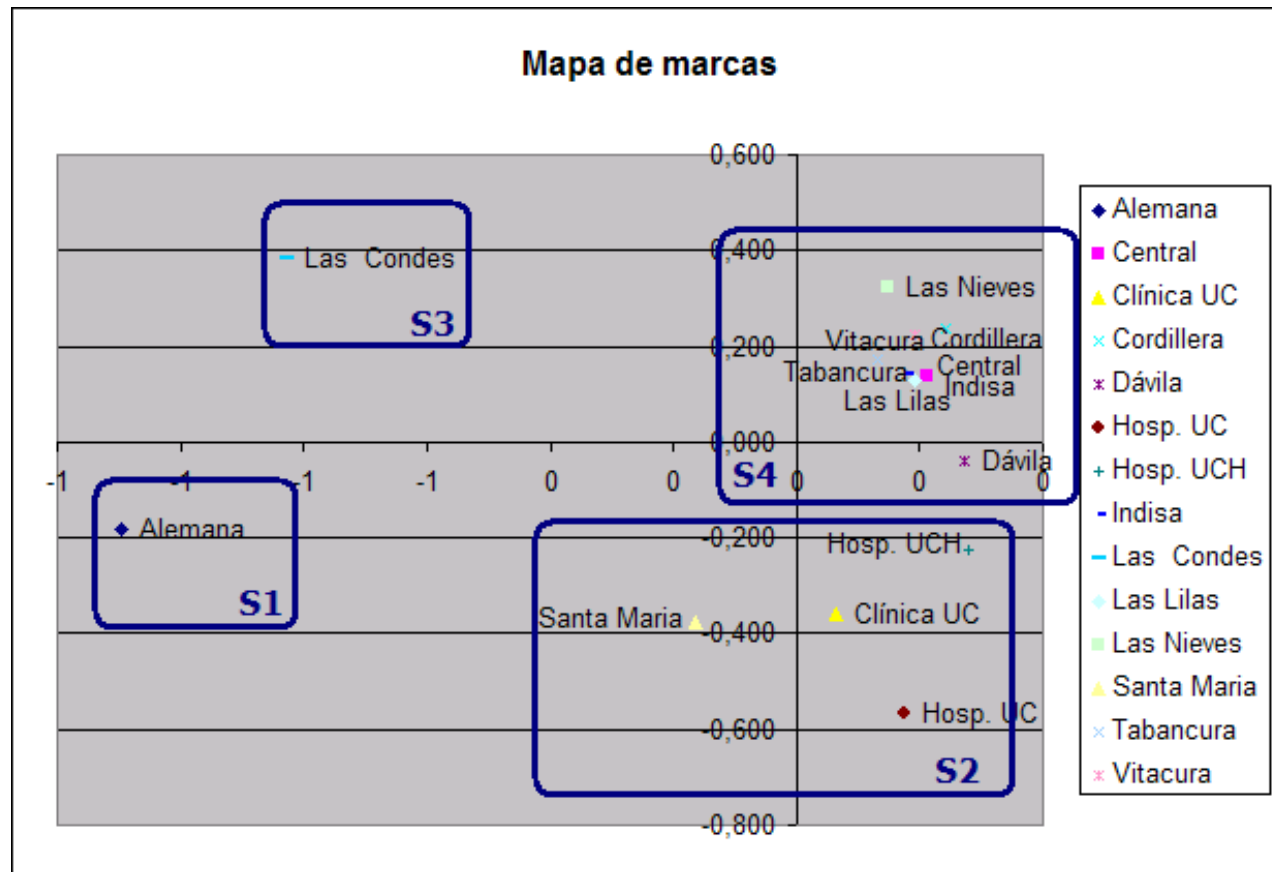
a. Normalización Simétrica

Ejemplo – Caso Clínicas

Mapa de marcas



- ¿Y si aplicamos K-medias? → Con 4 conglomerados



Ejemplo – Caso Clínicas

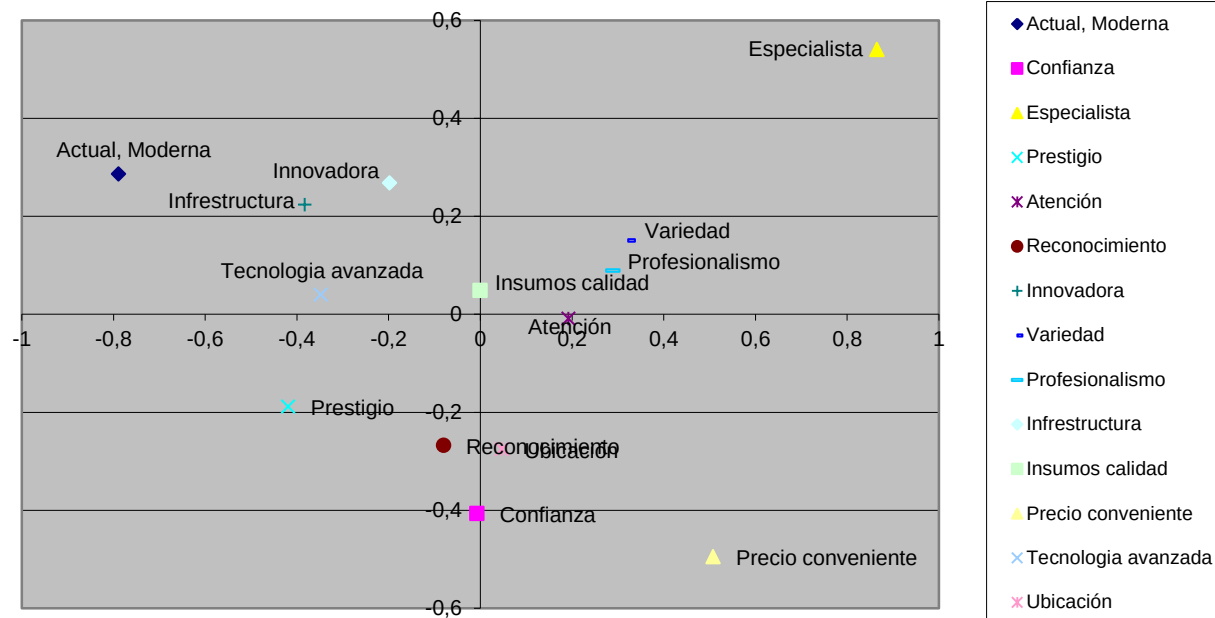
Examen de los puntos columna

Columna	Masa	Puntuación en la dimensión		Inercia	Contribución				
		1	2		De los puntos a la inercia de la dimensión		De la dimensión a la inercia del punto		
					1	2	1	2	Total
ACTUAL_MODERNA	,071	-,789	,286	,008	,266	,073	,878	,055	,934
CONFIANZA	,071	-,007	-,407	,001	,000	,147	,001	,838	,839
ESPECIALISTA	,071	,865	,540	,011	,319	,259	,839	,156	,995
PRESTIGIO	,071	-,419	-,189	,003	,075	,032	,772	,075	,848
ATENCION	,071	,192	-,009	,001	,016	,000	,498	,000	,499
RECONOCIMIENTO	,071	-,080	-,268	,001	,003	,064	,065	,355	,420
INNOVADORA	,071	-,383	,223	,002	,063	,044	,756	,123	,879
VARIEDAD	,071	,323	,150	,002	,044	,020	,796	,083	,878
PROFESIONALES	,071	,289	,089	,001	,036	,007	,715	,032	,748
INFRAESTRUCTURA	,071	-,198	,268	,001	,017	,064	,404	,354	,759
INSUMOS_CALIDAD	,071	,000	,048	,000	,000	,002	,000	,068	,068
PRECIO_CONVENIENTE	,071	,508	-,495	,005	,110	,218	,623	,284	,906
TECNOLOGIA_AVANZ	,071	-,348	,040	,002	,052	,001	,805	,005	,810
UBICACION_ADECUADA	,071	,047	-,276	,001	,001	,068	,024	,393	,417
Total activo	1,000			,040	1,000	1,000			

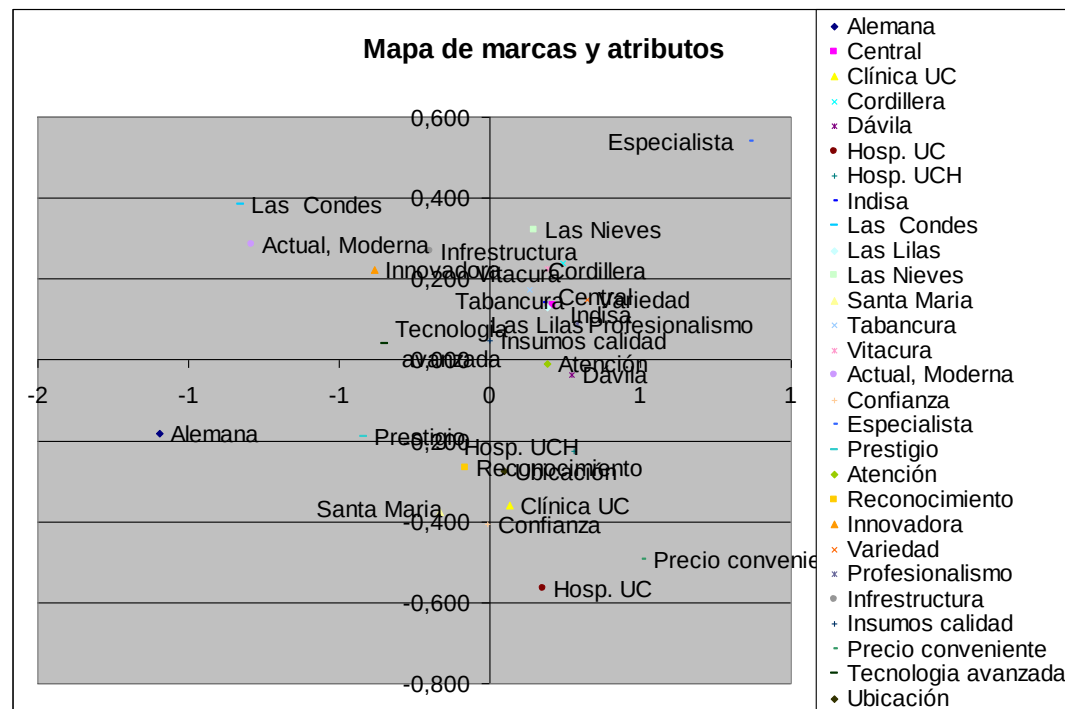
a. Normalización Simétrica

Ejemplo – Caso Clínicas

Mapa de atributos



- Ambos mapas anteriores se pueden (deben) superponer:
 - Las clínicas más cercanas a cierto atributo tienen “más” de ese atributo.



- En este caso, el mapa hay que trabajarlo un poco más para que sea claro...