



Universidade de Vigo

Trabajo Fin de Máster

---

# Aplicación de técnicas estadísticas al análisis sensorial inteligente

---

Pilar Marful Rocha

Máster en Técnicas Estadísticas

Curso 2018-2019



## Propuesta de Trabajo Fin de Máster

|   |
|---|
| <b>Título en galego:</b> Aplicación de técnicas estadísticas ó análise sensorial intelixente  |
| <b>Título en español:</b> Aplicación de técnicas estadísticas al análisis sensorial inteligente   |
| <b>English title:</b> Application of statistics techniques to the intelligent sensory analysis  |
| <b>Modalidad:</b> Modalidad B   |
| <b>Autor/a:</b> Pilar Marful Rocha, Universidad de Santiago de Compostela   |
| <b>Director/a:</b> Manuel Febrero Bande, Universidad de Santiago de Compostela  |
| <b>Tutor/a:</b> Maruxa García Quiroga, TasteLab   |
| <p><b>Breve resumen del trabajo:</b></p> <p>TasteLab es la primera empresa de tecnología sensorial española basada en la ciencia de los sentidos que se dedica a la prestación de servicios de análisis sensorial para la industria del consumo. Las técnicas de análisis sensorial son una herramienta novedosa y de alto valor añadido que, mediante la aplicación de técnicas estadísticas que permiten el análisis de múltiples parámetros de forma simultánea, así como, el análisis de atributos específicos que influyen en la predisposición a la compra por parte del consumidor como el packaging y branding, funcionan como un sistema de alerta sensorial que permite controlar y proteger los productos, lo cual repercute directamente en el aumento de la tasa de éxito.</p> |
| <b>Recomendaciones:</b>   |
| <b>Otras observaciones:</b>   |



# Agradecimientos

A través de estas líneas, quisiera expresar mi agradecimiento a todas las personas que de manera directa o indirecta participaron en la elaboración de este trabajo.

A mi tutora de la empresa TasteLab, Maruxa García Quiroga, por su dedicación permanente, quién con su conocimiento, su experiencia y su paciencia, ha hecho posible que este trabajo sea una realidad, a pesar de las dificultades del mismo.

A mis compañeros de la empresa, que han ayudado en el período de descanso con café, a sobrellevarlo con buena energía.

A mi tutor del TFM en la USC, Manuel Febrero Bande, que con su experiencia y conocimiento, me ha dado propuestas y resuelto todas las dudas que me han surgido en el desarrollo.

También cabe mencionar a Nieves Muñoz Ferreiro, cofundadora de TasteLab, que siendo la especialista de estadística de TasteLab, me ha ayudado en el desarrollo de metodologías a aplicar en TasteLab.

También hay que agradecer, a mis padres, a mi hermano y a mi familia, gracias a quienes soy quién soy y hacia quienes sólo puedo expresar mi sincero agradecimiento por apoyarme durante toda mi etapa académica.



# Índice general

|   |           |
|---|-----------|
| <b>Resumen</b>  | <b>IX</b> |
| <b>Prefacio</b>   | <b>XI</b> |
| <b>1. Análisis sensorial inteligente</b>  | <b>1</b>  |
| 1.1. Análisis sensorial . . . . .   | 1         |
| 1.2. Normas de análisis sensorial . . . . .   | 3         |
| 1.2.1. Norma UNE EN ISO 11136:2017: Análisis sensorial. Pruebas hedónicas. . . . .                                      | 3         |
| 1.2.2. Norma UNE EN ISO 11132:2017: Desempeño del panel de catadores entrenados   | 15        |
| 1.2.3. Norma UNE EN ISO 8587:2006: Análisis sensorial, metodología y clasificación . . . . .                            | 24        |
| <b>2. Sensometría</b>   | <b>27</b> |
| 2.1. Modelo de análisis de la varianza . . . . .  | 27        |
| 2.2. Test de Tukey . . . . .  | 28        |
| 2.3. Correlaciones lineales . . . . .   | 29        |
| 2.4. Correlaciones no lineales . . . . .  | 29        |
| 2.5. Análisis de componentes principales . . . . .  | 30        |
| <b>3. Caso práctico hedónico</b>  | <b>33</b> |
| 3.1. Media de la valoración global para las diferentes muestras de yogures . . . . .                                    | 35        |
| 3.1.1. Estudio de las diferencias significativas entre las muestras de yogures . . . . .                                | 36        |
| 3.1.2. Test de Tukey . . . . .  | 37        |
| 3.2. Modelo de regresión lineal múltiple . . . . .  | 44        |
| 3.3. Modelos aditivos generalizados . . . . .   | 51        |
| <b>4. Mapa de preferencias</b>  | <b>63</b> |
| 4.1. Cuándo los productos se describen tanto por el gusto cómo por información externa de forma independiente . . . . . | 64        |
| 4.1.1. Aspectos sensoriales y notaciones . . . . .  | 64        |
| 4.1.2. ¿Cómo puedo explicar las diferencias en las preferencias usando los datos sensoriales? . . . . .                 | 65        |
| <b>Bibliografía</b>   | <b>73</b> |





# Resumen

TasteLab es la primera empresa española de tecnología sensorial basada en la ciencia de los sentidos que se dedica a la prestación de servicios de análisis para la industria del consumo. Las técnicas de análisis sensorial son una herramienta novedosa y de alto valor añadido que, mediante la aplicación de técnicas estadísticas que permiten el análisis de múltiples parámetros de forma simultánea, así como, el análisis de atributos específicos que influyen en la predisposición a la compra por parte del consumidor como el packaging y branding, funcionan como un sistema de alerta sensorial que permite controlar y proteger los productos, lo cual repercute directamente en el aumento de la tasa de éxito. Algunos de los paquetes de R habitualmente empleados en el análisis de datos sensoriales son: `SensoMineR`, `FactoMineR`, `SensR`, `SensMix`, este trabajo se centra en el uso de `SensoMiner` y `FactoMiner`. La visualización gráfica de los resultados estadísticos facilita la interpretación de los informes presentados a los clientes. Permite detectar rápidamente las tendencias, correlaciones y destacar las conclusiones importantes.

## Abstract

TasteLab is the first spanish company of sensory technology based on the science of the senses that is dedicated to the provision of analysis services for the consumer industry. Sensory analysis techniques are a novelty and high added value tool that, through the application of statistical techniques that allow the analysis of multiple parameters simultaneously, as well as the analysis of specific attributes that influence the predisposition to purchase by part of the consumer such as packaging and branding. They function as a sensorial warning system that allows to control and protect the products, which directly affects the increase in the success rate. Some of the R packages commonly used in sensory data analysis are: `SensoMineR`, `FactoMineR`, `sensR`, `SensMix`, this paper uses `SensoMiner` and `FactoMiner`. The graphic visualization of the statistical results facilitates the interpretation of the reports presented to the clients. It allows you to quickly detect trends, correlations and highlight important conclusions.



# Prefacio

Las pruebas de análisis sensorial existen desde que el hombre utilizó sus sentidos para juzgar la calidad y seguridad del agua potable y de los alimentos, tal cómo se menciona en el libro [18]. Con la aparición de la actividad comercial se desarrollaron distintos avances que permitieron análisis formalizados, incluyendo catadores profesionales y sistemas de calificación. El análisis sensorial busca satisfacer la necesidad de una buena reproducción de los datos, con la mayor objetividad posible y sin desviaciones. La parte esencial del análisis sensorial se realiza mediante la cata del producto alimentario, que puede ser en una sesión matinal con el objetivo de hacer comparación con productos de la competencia, evaluación de la calidad de un producto, evaluación de nuevas recetas de cocina para el desarrollo de productos o para el control durante la producción. Es muy importante que el técnico sensorial, tenga claro el porqué se realiza este trabajo y la forma correcta de llevarlo a cabo para garantizar que las conclusiones obtenidas no sean erróneas.

En este trabajo se va a documentar lo realizado en una empresa que se dedica al análisis sensorial, TasteLab. TasteLab es la primera empresa de tecnología de análisis sensorial de España, fundada por un equipo referente en este ámbito con más de 20 años de experiencia y que nació cómo spin-off de la USC.

El objetivo del trabajo es la aplicación de técnicas estadísticas sobre el análisis sensorial. Para ello, se va a introducir lo que se entiende por análisis sensorial, para lo cuál se va a hacer el desarrollo de algunas de la normas: la norma de panel de consumidores y la norma de panel de catadores entrenados. También se incluirá, una de las normas dónde se describe el Test de Friedman, que se podría usar en el caso práctico si se tuviese una ordenación de las muestras del producto a considerar. Para la definición se necesita el conocimiento de la sensometría, técnica estadística que se usa para medir las emociones del ser humano a través de un Software cuándo un consumidor hace la cata de un producto alimentario. Mediante los sentidos se identifican los olores, sabores o texturas con los que las personas se identifican en el análisis. Existen muchos paquetes de R que hacen el estudio, cómo puede ser `SensoMineR` y `FactoMineR`. Existen muchos campos en los que la sensometría es de utilidad cómo, por ejemplo, marketing, control de calidad de productos, diseño de un nuevo producto para una venta exitosa en el mercado, etc.

Esta memoria consiste en cuatro capítulos, que se van a presentar brevemente a continuación. En el capítulo 1, se va a centrar en el desarrollo teórico de las normas UNE EN ISO del análisis sensorial, que son fundamentales para el óptimo desarrollo del análisis sensorial.

En el capítulo 2, se hará una breve introducción teórica de algunos de los métodos que se aplican en el estudio de caso práctico.

En el capítulo 3, se hará el desarrollo del estudio del caso práctico mediante los paquetes de R `SensoMiner` y `FactoMiner`. Se darán a conocer las correlaciones lineales entre las diferentes variables y las correlaciones no lineales al aplicarse el método aditivo generalizado. Se hará uso también del cruce de los datos de panel de consumidores y panel de catadores entrenados para llegar a obtener aquellas variables que ayudan a que los consumidores se decidan por su compra en el mercado y también marca aquellas variables en las que se podría hacer modificaciones.

En el capítulo 4, se va a realizar un mapa de preferencias para establecer las preferencias por parte del consumidor, haciendo también un breve desarrollo del mapa de preferencias interno y externo para indicar cuáles son los atributos sensoriales que hacen el producto sea mejor.



# Capítulo 1

## Análisis sensorial inteligente

En la actualidad, el análisis sensorial se conoce cómo la identificación, medida científica, análisis e interpretación de los atributos organolépticos de un producto que se perciben a través de los cinco sentidos: vista, olfato, gusto, tacto y oído [4]. Gracias a la investigación en este campo, se ha establecido en la actualidad que la aplicación del análisis sensorial en la industria alimentaria sea reconocida cómo una de las formas más importantes de asegurar la aceptación de un producto alimentario por parte del consumidor.

En este capítulo, se va a hacer el desarrollo de las normas del análisis sensorial, que son fundamentales para la correcta aplicación de una empresa que se dedica al análisis sensorial inteligente. Existen muchas normas, pero en este capítulo, se explicarán tres, de las que destaca la norma del panel de consumidores y la norma del panel de catadores entrenado. Los consumidores son consumidores habituales del producto en cuestión del que se trate, que evalúan la aceptación de un producto en el mercado, en base a los atributos hedónicos: aspecto, olor, sabor, textura y valoración global; mientras que los catadores entrenados, hacen un estudio sobre los atributos que influyen en el producto y en qué grado.

### 1.1. Análisis sensorial

El análisis sensorial es una disciplina científica bien definida, que se consolidó en base a las normas desarrolladas en el marco de la Organización Internacional de Normalización (ISO), de aplicación práctica a la industria de los alimentos, perfumes, entre otros.

El análisis sensorial es una técnica que emplea cada persona desde que tiene uso de razón, consciente o inconscientemente, cuándo acepta o rechaza los alimentos de acuerdo a las sensaciones que ha obtenido a través de los sentidos cómo la vista o el gusto. Las sensaciones que llevan a rechazar un producto varían con el tiempo en que se perciben, de ahí la dificultad de que con algo tan subjetivo, se puede llegar a datos objetivos y fiables para la evaluación de la aceptación o rechazo de un producto alimentario. Llegados a este punto, se puede definir el análisis sensorial cómo la técnica de obtención de factores organolépticos de un producto mediante los sentidos, obteniendo datos que se puedan cuantificar.

Dicho análisis se emplea en el control de calidad de productos alimentarios, comparación de un nuevo producto que sale al mercado, desarrollo de un nuevo producto, entre otras tareas. La norma ISO [6] define el análisis sensorial cómo el examen de las propiedades organolépticas de un producto realizable con los sentidos. Se define organoléptico cómo la calificación de los atributos de un producto, que se perciben por los órganos de los sentidos.

Existen tres tipos de análisis sensorial:

- **Análisis descriptivo (rating test):** se compone de un grupo de catadores sobre los cuáles se realiza de forma discriminada una descripción de las propiedades sensoriales (estudio cualitativo) y su medición (estudio cuantitativo). Se entrena a los catadores durante seis o ocho sesiones para determinar atributos que caractericen las sensaciones percibidas. Se emplean diez personas por evaluación.
- **Análisis discriminativo:** se emplea en la industria alimentaria para saber si hay diferencias entre dos productos o para evaluar si hay efecto al cambiar una de las propiedades organolépticas del alimento. El entrenamiento de los catadores es más rápido. Se emplean sobre 30 personas y pueden ser de diferentes grupos étnicos.
- **Análisis del consumidor:** se le denomina prueba hedónica, se aplica para evaluar si el producto agrada o no, se usan catadores no entrenados. Para dar con una respuesta estadística razonable, se hace una consulta a una centena (se suelen considerar 80 consumidores).

### ¿Qué preguntas surgen previas a la realización de un ensayo sensorial?

El análisis sensorial responde a preguntas que se pueden clasificar en: discriminación, descripción y preferencia.

- **Discriminación:** estas preguntas se encaminan a conocer si existen o no diferencias entre dos o más muestras de productos.
  - ¿Este producto es el mismo que otro?
  - ¿Detectarían los consumidores las diferencias?
  - ¿Cuántas personas discriminarían/detectarían esta diferencia?
- **Descripción:** con estas preguntas se intenta describir y medir las diferencias que puedan existir entre las muestras de productos.
  - ¿Le gusta el sabor de este producto?
  - ¿Qué atributos sensoriales perciben del producto?
  - ¿Cómo puede afectar el envasado a la calidad sensorial de este producto?
  - ¿Qué atributos sensoriales presentan las mayores diferencias?
- **Preferencias:** con estas preguntas se pretende conocer el grado de satisfacción o aceptabilidad.
  - ¿Le gusta este producto?
  - ¿Cuánto le gusta el producto?
  - ¿Es aceptable?
  - ¿Es tan bueno o mejor que el producto de la competencia?
  - ¿Qué es lo que más le gusta de este producto?

Estos y otros aspectos del análisis sensorial se pueden revisar en el libro [18].

## 1.2. Normas de análisis sensorial

Para un estudio óptimo del análisis sensorial, la empresa TasteLab lleva a cabo la implementación de las Normas UNE EN ISO para el desarrollo correcto del análisis sensorial. ISO (Organización internacional de normalización) es una federación mundial de organismos nacionales de normalización. En este trabajo se van a desarrollar dos de las normas, debido a que son las normas básicas que se usan relacionadas con el estudio estadístico que se va a aplicar: la norma de consumidores [7] y la norma de catadores entrenados [8]. También se hará el desarrollo de otra norma que aplica el Test de Friedman, en el caso de que se haga una ordenación de las muestras del producto a considerar.

### 1.2.1. Norma UNE EN ISO 11136:2017: Análisis sensorial. Pruebas hedónicas.

#### 1. Objetivo y campo de aplicación

En este caso se van a desarrollar los estudios relacionados con panel de consumidores. Las pruebas hedónicas se usan para:

- Comparar un producto con su mayor competencia.
- Optimizar un producto al obtener una puntuación hedónica alta o que gusta a un gran número de consumidores.
- Definir una gama de productos que corresponden a una población destinataria específica.
- Definir una fecha de consumo preferente.
- Evaluar el impacto de un cambio en la formulación de un producto sobre el placer proporcionado por el producto.
- Estudiar el impacto de los atributos sensoriales de un producto en el grado en el que esté gusta, independientemente de las características extrínsecas del producto tales como marca, precio o publicidad.
- Estudiar el efecto de una presentación variable o comercial, como el embalaje.

Estos métodos son muy efectivos para determinar:

- Si existe o no una preferencia perceptible, tal cómo la diferencia en el grado del gusto.
- Si existe o no una preferencia imperceptible, tal cómo las pruebas de similitud por parejas.

#### 2. Especificaciones generales

Una de las especificaciones a tener en cuenta es la descripción de la población objetivo. Se deben considerar para cada prueba, porque el grupo de consumidores objetivo puede ser diferente de una prueba a otra, e incluso para el mismo producto. Para ello, es necesario responder a una serie de preguntas:

- ¿Se ha introducido el producto a probar en el mercado? En caso afirmativo, ¿es posible distinguir entre consumidores reales y potenciales?
- ¿Los consumidores de interés son aquellos que realmente utilizan el producto? ¿Los consumidores potenciales son aquellos que no han estado usando el producto o son ambos grupos?
- ¿Los resultados de la muestra total de consumidores se analizan con una visión de identificación de subgrupos?

- ¿Existen diferencias entre los resultados de los individuos de interés?

Una vez especificada la población objetivo, se han de especificar los siguientes aspectos:

- Lugar para la prueba
- Precisión esperada de la medición
- Método de la prueba
- Plan de presentación del producto para los métodos de prueba seleccionados
- Especificaciones de la hipótesis que se evalúa.

Estadísticamente hablando, se deben especificar los siguientes aspectos según la hipótesis que se ensaya:

- 1. La composición de la muestra de consumidores: es importante porqué cómo se quiere saber el gusto de los consumidores a nivel global, se necesita una muestra que sea representativa.

#### ¿Cómo obtener la muestra de consumidores?

Una prueba hedónica tiene como objetivo: determinar la aceptabilidad de los productos y determinar las preferencias entre dos o más productos por la población de consumidores especificada.

Los consumidores deben ser voluntarios, pero se les permite cobrar una recompensa por su participación. Es esencial obtener reacciones espontáneas, de ahí que para estas pruebas se excluyan los catadores entrenados, pues van a diferir mucho de la población objetivo.

No es aconsejable reclutar una muestra de consumidores entre el personal de una empresa que fabrica los productos a evaluar. Existen una serie de factores que pueden distorsionar los resultados, haciendo que los resultados no sean representativos de la población de consumidores objetivo, tales cómo:

- Riesgo de que los productos que se evalúan sean reconocidos.
- Tendencia para juzgar a favor de los productos reconocidos.
- Excesiva familiaridad con los productos.

#### ¿Cómo reclutar a los consumidores?

Existen generalidades a la hora de reclutar los consumidores:

- Si se crean documentos y ficheros que contengan datos personales, recordar guardar la confidencialidad y cumplir con la legislación relevante.
- Se debe cumplir la legislación en materia de restricciones de edad.

Los consumidores se pueden reclutar:

- En base a una tarea específica: se puede llevar a cabo en un lugar público, punto de venta, mediante teléfono o email, anuncio en el periódico, redes sociales, etc. La forma en que se reclutan y el momento en el que se consiguen los consumidores, tiene un fuerte efecto en la composición de la muestra de consumidores.
- Desde una base de datos, entre una lista de consumidores potenciales que tienen características conocidas. Una descripción del consumidor, actualizada cada cierto tiempo, puede incluir datos cómo:
  - Datos de identidad de la persona en cuestión, datos de contacto. Otros datos, tales cómo: estado civil, composición del hogar, ingresos, etc



- Posibles problemas de salud que sean relevantes para los productos a evaluar, tales cómo: alergias, diabetes, ...
- Otra información relacionada con los productos a evaluar, tales cómo hábitos de comida, prohibiciones religiosas, ...
- Información sobre la disponibilidad de la persona para participar en las pruebas.
- Información sobre las participaciones previas en pruebas de consumidor

### **Frecuencia de empleo de los consumidores**

Existe un mayor riesgo de profesionalización del consumidor cuándo se recluta desde un grupo de consumidores existente. Es importante evitar un efecto de entrenamiento para el consumidor individual en relación al grupo de productos de que se trate: los mismos consumidores no se deben emplear con demasiada frecuencia, se recomienda un período de al menos tres meses entre pruebas individuales sobre el mismo producto. El laboratorio debe mantener registros de la frecuencia de participación de cada consumidor en las pruebas. El historial de participación de los consumidores se debe incluir en el informe del estudio.

### **Montaje de una muestra de consumidores**

Se puede hacer mediante la selección de consumidores en base a cuestionarios de reclutamiento. Existen criterios a tener en cuenta para hacer la selección de los consumidores que participan en la prueba:

- Participación previa en pruebas del producto implicado
- Frecuencia de uso del producto
- Edad, sexo, estrato social, así cómo el grupo ocupacional y la localización geográfica.

Para cada consumidor seleccionado para participar en la prueba: rellenar completamente el cuestionario de reclutamiento. Los detalles de reclutamiento requeridos: se tienen que poder verificar. Se debe preservar el cuestionario de reclutamiento o almacenar la información derivada para garantizar la trazabilidad de los parámetros de reclutamiento del estudio.

### **Representatividad de la muestra de consumidores**

Es muy importante que la muestra de consumidores sea representativa con respecto a la población objetivo. Para seleccionar los consumidores que son representativos de la población objetivo, se siguen unos criterios:

- Frecuencia de uso o consumo del producto.
  - Edad, género, estatus socioeconómico, profesión y localización geográfica.
  - Marca del producto normalmente utilizada o consumida.
  - Lugar de compra del producto
- 2. El tamaño de la muestra de consumidores: es importante porqué cuánto más consumidores existan más representativa es la muestra por lo que se pueden obtener resultados más precisos. Lo mínimo a considerar son 80 consumidores.

La precisión de los resultados aumenta con el tamaño de la muestra. Sin embargo, una mayor precisión de la medición no garantiza por sí misma la validez de las conclusiones obtenidas.

También son esenciales las elecciones adecuadas de los consumidores y de los procedimientos. La precisión también depende de:

- La variabilidad de los consumidores en sus respuestas a un solo producto: cuánto mayor sea la dispersión, mayor debe ser el tamaño de la muestra para alcanzar una precisión dada.

- El procedimiento de la prueba: la diferencia entre dos productos se establece de forma más precisa si cada consumidor evalúa ambos productos que si ambos son juzgados por diferentes consumidores.

**Trabajo con subgrupos:** existen una serie de generalidades, destacando el hecho de que se pueden formar subgrupos de la muestra de consumidores, antes de recopilar los datos de la prueba y mediante el uso de los datos de la prueba.

Hay dos tipos:

- Pruebas separadas utilizando grupos de consumidores preformados
  - Estudiar de forma separada los subgrupos formados teniendo en cuenta características del consumidor conocidas antes de realizar la prueba.
  - Se pueden analizar sus resultados de forma independiente: cada subgrupo debe estar compuesto por al menos 60 consumidores.
- Prueba unificada utilizando grupos de consumidores preformados
  - Existe equilibrio en toda la muestra de consumidores, seguido de un análisis de los resultados que tiene en cuenta la pertenencia a los subgrupos.
  - Se alcanza el mismo grado de confianza con menos de 60 consumidores en cada subgrupo.
  - Es más eficiente cuando todos los subgrupos son del mismo tamaño o muy similares.

**Determinación del tamaño de la muestra** Se consideran las siguientes generalidades:

- En todos los casos, el tamaño de una muestra de consumidores nunca debe ser menor de 60.
- Preferiblemente debe haber alrededor de 100 evaluaciones por producto.
- En el caso de que cada consumidor evalúe un solo producto se requeriría  $n = 100 * p$  consumidores:  $p$  es el número de productos en el estudio.
- Si cada consumidor evalúa  $k$  productos son necesarios  $n = 100 * (p/k)$  consumidores.

**Número de muestras y diseño experimental** Tanto el número de muestras como el diseño experimental, afectan al tamaño de la muestra del consumidor. Si se utiliza un diseño completo para la presentación del producto: el número de consumidores necesario para la prueba es igual al número de respuestas por producto a obtener, mientras que si se utiliza un diseño incompleto, el número de consumidores debe ser mayor.

**Margen de seguridad en el reclutamiento** El número de respuestas que realmente se obtienen: generalmente es menor que el número de consumidores reclutados. Esto es debido a que:

- Algunos consumidores seleccionados podrían estar ausentes.
- Algunos de los que participan podrían no utilizar el cuestionario correctamente.

Para compensar esto, se debe incluir un margen de seguridad cuándo se calcula el número de consumidores requerido.

**Zona de la prueba** Entre las zonas de prueba que se pueden usar, destacan:

- Laboratorio permanente de evaluación sensorial
  - Área de recepción: recibir a los consumidores.
  - Habitación: preparación de los productos.
  - Habitación equipada con cabinas individuales, control de temperatura y sistema de ventilación para la renovación periódica del aire.

- Laboratorio móvil de evaluación sensorial
  - Instalado en vehículo transformado para dirigir pruebas sensoriales.
  - Menos espacio que laboratorio estacionario.
  - Zonas reservadas para recibir a los consumidores y para la preparación de los productos: muy limitadas.
- Habitación equipada temporalmente para evaluar productos que requieren poca preparación.
  - Dispuesta en dos zonas separadas: una dedicada a la realización de las pruebas y otra a la preparación y codificación de los productos.
  - Disposición del área para realizar las pruebas: permite consumidores estén físicamente aislados entre sí.

### **Productos**

Los productos a evaluar se deben presentar a los consumidores de forma anónima, dónde el único medio de identificación es un código arbitrario asignado por el laboratorio, normalmente es un número aleatorio de tres dígitos.

Se deben eliminar o enmascarar todas las referencias a una marca o a un sello de calidad, excepto:

- Cuándo la eliminación o el enmascaramiento es imposible.
- Cuándo el objetivo es determinar el impacto de la marca o del sello de calidad.

### **Preparación y presentación de los productos**

- Los productos a evaluar se deben preparar según los procedimientos recomendados por los fabricantes.
- Salvo para excepciones debidamente justificadas, las condiciones de preparación se deben aproximar a las condiciones habituales de uso y consumo.
- Es probable que cualquier producto varíe de lote a lote y cómo consecuencia del almacenamiento. Este hecho se debería minimizar mediante el uso de productos del mismo lote que hayan tenido idénticos tiempos y condiciones de almacenamiento.

### **Cantidad de productos presentados**

- Debe corresponder a la proporción del producto normalmente consumida o a la porción especificada por la comisión.
- Se debe informar al consumidor de la cantidad mínima de muestra a evaluar y, si es necesario, también de la cantidad máxima a evaluar o consumir.
- Se debe tener cuidado para asegurar que la porción: no sea demasiado pequeña para evitar el riesgo de obtener sólo impresión inicial y no demasiado grande para evitar riesgo de saciedad o aversión.
- En casos dónde los consumidores consumen varios productos de la misma familia: es necesario ajustar la cantidad presentada para que sea menos que la cantidad normalmente consumida. Aunque, debe ser simplemente suficiente para evitar que la evaluación provoque sólo una impresión sensorial inicial y fugaz.
- Cuándo se presentan platos ya preparadas, la porción presentada a cada consumidor debe incluir proporcionalmente todos los constituyentes del producto.
- Forma de los productos presentados:
  - El producto tal y como se adquiere.
  - El producto en una forma lista para ser consumido.

### 3. Procedimientos

Se van a desarrollar los tipos de pruebas hedónicas que existen. Se tienen:

- Pruebas de aceptabilidad
  - Pruebas de clasificación con ayuda de una escala.
- Pruebas de preferencia
  - Pruebas de comparación por parejas
  - Pruebas de ordenación

#### PRUEBAS DE ACEPTABILIDAD

Las pruebas de aceptabilidad se utilizan para medir el nivel de agrado (hedónico) a la hora de probar un producto por parte del consumidor. El único tipo de prueba de aceptabilidad que se describe en esta norma es la prueba de clasificación con ayuda de una escala.

##### Prueba de clasificación con ayuda de una escala

Se distinguen por:

- La escala de respuesta
  - Estructurada: escala con varios puntos dónde el consumidor marca el que considere oportuno, para concretar la magnitud de un determinado atributo.
  - No estructurada: escala sobre una línea, sin marca, en la cuál el consumidor puntúa el atributo.
  - Numérica: escala con números, en la cuál el consumidor asigna la puntuación para un determinado atributo.
  - Semántica: escala de 1 a 7, por ejemplo, dónde 1 representa poco sabor y 7 representa mucho sabor.
  - Gráfica: tipo de escalas con caritas indicando la emoción que sienten al probar un producto.
- El método de presentación de los productos: cuándo hay dos o más productos, son posibles tres métodos de presentación:
  - Presentación monádica estricta (evaluación única): cada consumidor evalúa un único producto, que se corresponde con la forma de presentación más común.
  - Presentación monádica secuencial (plan incompleto o completo): un consumidor evalúa varios productos en una o varias sesiones. En este caso, el consumidor recibe un producto en un momento y no se le proporciona información sobre los productos ya evaluados o sobre las respuestas dadas por ellos. Se debe garantizar que el consumidor no pueda volver a evaluar el producto anterior.
  - Presentación comparativa: se presentan varios productos al consumidor de forma simultánea. Se permite que los consumidores revisen las puntuaciones que han dado a otros productos. Es una prueba poco utilizada, puesto que tiende a exagerar las diferencias entre los productos y hace difícil la comparación entre estudios cuándo condiciones de la prueba no son estrictamente idénticas.

## PRUEBAS DE PREFERENCIA

Las pruebas de preferencia:

- Se utilizan para medir el orden de gusto para diferentes productos.
- La información obtenida en una prueba que evalúa la preferencia momentánea es de naturaleza relativa.
- No dice nada sobre la aceptabilidad de los productos porque puede ser que un producto sea preferido sobre otro sin que ninguno de ellos sea aceptable.
- Las pruebas de preferencia se subdividen en:
  - Pruebas de comparación por parejas: en este caso se comparan dos muestras.
  - Pruebas de ordenación

Las pruebas de comparación por parejas, se usan para comparar dos muestras. Se tienen cómo generalidades:

- Principio: comparar los productos presentados en pareja.
- El consumidor juzga las muestras en un orden determinado e indica cuál de ellas es la que prefiere.
- La preferencia entre dos productos se puede realizar de dos formas:
  - Con elección forzada: los consumidores responden a una respuesta cerrada. Es decir, se indicará un "marque con una cruz el código del producto que usted prefiere". Tiene cómo ventaja un mayor poder de discriminación.
  - Con una respuesta permitida de "sin preferencia": los consumidores responden a una respuesta cerrada. Es decir, se indicará un "marque con una cruz el código del producto que usted prefiere. Si le gustan los productos de forma similar, marque con una cruz "sin preferencia".
- Los cuestionarios no deben contener ninguna pregunta que pueda influir en que los consumidores decidan a favor de un producto u otro.
- Se permite hacer una pregunta abierta al final de la prueba, dando la oportunidad de comentar lo que les gusta o no les gusta de los productos.

Los planes de presentación de las muestras son: el orden de presentación de las muestras  $A$  y  $B$  se debe equilibrar:

- Presentando las parejas  $AB$  y  $BA$  con la misma frecuencia.
- Asignándolas al azar a los consumidores. Por ejemplo,

$$AB - BA - AB, BA - BA - AB$$

Las pruebas de ordenación consideran más de dos muestras.

- Principio: presentación simultánea de varias muestras y se pide a los consumidores que las ordenen según el orden de aceptabilidad.
- La prueba de ordenación es bastante exigente para el consumidor y su complejidad aumenta con el número de muestras a comparar, el consumidor tiene que probar los productos varias veces para ordenarlos en un orden apropiado.

- Se puede realizar cómo una prueba de elección forzada o permitiendo al consumidor ordenar dos o más productos cómo iguales. Por ejemplo,

*CBEADF, ECABFD*

**Organización de las sesiones:** las sesiones se organizan con los siguientes objetivos:

- Asegurar que las comparaciones entre productos sean válidas.
- Asegurar que las condiciones de las pruebas sean lo más representativas posibles.
- Asegurar que los consumidores no estén sobresaturados, lo que podría resultar en unas respuestas más aleatorias.

Para adaptar estos objetivos, los consumidores se relacionan con los productos de tres maneras:

- **Plan completo:** cada consumidor juzga todos los productos.
  - Al evaluar todos los productos se asegura que sean los mismos consumidores los que evalúan todos los productos. No hay problema de equivalencia, existe mayor riesgo de sobresaturación de los consumidores.
  - También hay peligros por efectos del orden y de la transferencia. La posición en la que se presenta un producto en una secuencia afecta a la media de su evaluación. La mejor opción, consiste en utilizar un orden estrictamente al azar, aleatorio independientemente para cada consumidor.
  - Alternativamente, se puede adoptar un plan de presentación sistemático para contrarrestar los efectos del orden y de la transferencia.
- **Plan incompleto:** cada consumidor juzga un subgrupo de productos.
  - Los efectos del orden y de la transferencia son similares a las de los planes completos.
  - Hay menos peligro de sobresaturación de los consumidores.
  - Existen inconvenientes en cuanto a los posibles efectos del contexto y la complejidad adicional en el diseño y en el análisis del juicio.
- **Evaluación simple:** cada consumidor juzga sólo un producto.
  - Permite eliminar completamente los efectos de la transferencia y del contexto al montar una muestra de consumidores separada para cada producto.
  - Conduce a procedimientos y análisis más simples.
  - Es imprescindible que las muestras sean montadas con mucho cuidado para asegurar su equivalencia y su representatividad de la población objetivo.
  - Al hacer imposible que el análisis tenga en cuenta las diferencias individuales, la precisión de las estimaciones es más pobre que en los otros diseños.
  - En condiciones iguales, las muestras de consumidor deben ser mayores para lograr el mismo grado de confianza y de precisión en los resultados.

**Número de productos evaluados en una sesión individual** El número de productos que se pueden evaluar dentro de una sesión individual depende de:

- La naturaleza de los productos que se presentan: no todos los productos proporcionan la misma sensación de saciedad:
  - Los productos agresivos pueden modificar los receptores sensoriales.

- Los productos que contienen alcohol pueden afectar a la integración cortical.
  - Hay productos que están compuestos por un único elemento, como los platos preparados.
  - Otros que están compuestos por varios elementos.
- La duración de la sesión: una sesión de laboratorio de larga duración se puede dividir en subsesiones, pero los consumidores reclutados sin aviso previo suelen tener muy poco tiempo disponible.
  - La cantidad que se consume de cada producto.
  - Los sentidos utilizados para evaluar el producto: muchos se pueden evaluar por su apariencia o sensación táctil además de por el gusto.
  - El número de preguntas formuladas, sobre todo si se requiere una nueva presentación de los productos.

### ¿Cuáles son las alternativas si hay demasiados productos para una sesión individual?

Cuándo el número de productos es demasiado elevado para que se evalúen en una única sesión, existen dos enfoques posibles:

- Organizar varias sesiones: cada consumidor participa en todas las sesiones (plan completo).
  - Si se pueden organizar varias sesiones: todos los consumidores pueden evaluar todos los productos a lo largo de todo el estudio. Lo ideal es que todos los productos se presentan en cada sesión, pero que no todos los consumidores reciban los mismos productos.
  - Si hay restricciones relacionadas con la preparación de los productos o con las cantidades disponibles: los productos se distribuyen al azar durante las sesiones. Todos los consumidores reciben el mismo subconjunto de productos durante una sesión, pero en órdenes diferentes.
  - Se debe presentar al comienzo de cada sesión un producto idéntico a todos los consumidores "producto de calentamiento". En cada sesión todos los consumidores tienen la misma referencia.
  - En un mismo día no se pueden realizar dos sesiones con los mismos consumidores.
- Organizar una única sesión: cada consumidor recibe sólo algunos de los productos (plan incompleto o evaluación simple).
  - Un diseño de bloques incompleto pero que esté equilibrado, permite que en cada sesión se utilice un número menor de productos que el número total, pero aspira a comparar cada par de productos con igual precisión.
  - También se pueden equilibrar los efectos del orden y de la transferencia sobre el estudio en su conjunto. Aunque normalmente esto requerirá un mayor número de consumidores y un análisis más sofisticado.
  - Si se considera esta opción, se debería buscar asesoramiento estadístico en la etapa de diseño.

### Naturaleza de los productos evaluados en una única sesión

Los productos de diferentes familias se pueden evaluar en la misma sesión si se cumplen las siguientes condiciones:

- Combinación de productos se corresponde a prácticas alimenticias bien establecidas.
- El consumidor objetivo es el mismo para todas las familias.
- Los consumidores que no pertenezcan a la población objetivo para un producto, normalmente no serán seleccionadas para evaluarlo.

- El laboratorio debe asegurarla confidencialidad de las evaluaciones, independientemente de las personas que asistan a la evaluación.

### **Hora de la sesión**

Se recomienda organizar la sesión en un momento correspondiente al de consumo habitual de los productos para que los consumidores se encuentren en condiciones cercanas a lo que ellos hacen en la práctica real.

### **Repetición de un producto en una prueba**

Si en la misma prueba se tiene que repetir la evaluación de un producto, se considera el número de productos aumentado en uno. El plan de prueba incluye: en lugar del producto A, los productos A1 y A2, los cuáles se tratan como dos productos diferentes, tanto para determinar el orden de presentación como para el análisis de los resultados.

### **Prueba previa**

Antes de la prueba principal se puede realizar una prueba previa con unos pocos consumidores con el fin de:

- Probar los cuestionarios para comprobar que se entienden y se perciben los atributos.
- Probar los ajustes para gestionar la prueba
- Asegurar que la duración de la prueba.

Los consumidores de la prueba previa se deben extraer de la misma población de consumidores que los de la prueba principal pero no deben formar parte de la muestra de consumidores de la prueba principal.

**Análisis de los resultados** En este apartado se presenta, los métodos que se pueden aplicar según la situación que se da en el estudio:

- Dos productos
  - Cada uno de los productos se evalúan por un grupo diferente de consumidores. En este caso, se pueden aplicar:
    - Método paramétrico: T-test para muestras independientes.
    - Método no paramétrico: Test U de Mann-Whitney, que se conoce también cómo test de Wilcoxon-Mann-Whitney.
  - Cada uno de los productos se evalúan por todos los consumidores
    - Método paramétrico: t-test para muestras apareadas.
    - Método no paramétrico: test de Wilcoxon signed-rank.
- Más de dos productos
  - Cada producto se evalúa por un grupo diferente de consumidores.
    - Método paramétrico: análisis de la varianza.
    - Método no paramétrico: test de Kruskal-Walls.
  - Cada consumidor ha evaluado al menos dos de estos productos e, idealmente, todos ellos.
    - Método paramétrico: análisis de la varianza con el efecto consumidor y el efecto producto.
    - Método no paramétrico: test de Friedman (anova mediante rangos), si es necesario en una variante para bloques incompletos.



**Informe del estudio**

- La primera página del informe puede ser un breve resumen de los resultados y de las conclusiones más importantes.
- Se recomienda que cada tabla y cada diagrama de resultados esté numerado, tenga un título y otra explicación suficiente para permitir que se entienda por si misma.
- Además de los resultados el informe puede incluir:
  - Título del estudio y referencias.
  - Fechas de realización del estudio
  - Fecha del informe
  - Identificación de la comisión
  - Identificación completa del laboratorio y de la persona encargada del estudio (junto con la identificación de los subcontratistas, si los hay).
  - Objetivo de la prueba (resumiendo la propuesta de estudio).
  - Procedimientos para que la comisión tenga acceso a los datos primarios.
  - Identificación uniforme del informe y de cada página, incluyendo el número total de páginas.

**Productos**

La información del producto debe incluir:

- Una descripción de los productos como su composición total o parcial (a descripción se puede acompañar de una fotografía de cada producto).
- La fecha de producción de las muestras, fecha de caducidad o fecha de consumo preferente, el número de lote del fabricante o el número de partida.
- El día de recepción en el laboratorio; la temperatura, duración y condiciones de almacenamiento (especialmente en el caso de productos frescos y congelados).
- El procedimiento de muestreo cuándo éste se haya llevado a cabo por el proveedor.
- El método de preparación de los productos para la evaluación.
- La temperatura de los productos cuando se presentan a los consumidores.
- La cantidad presentada a cada consumidor y las instrucciones relativas a las cantidades mínimas y máximas a consumir, incluyendo un informe de cualquier incumplimiento de estas instrucciones.

**Procedimiento de la prueba**

Los detalles del procedimiento de la prueba, deben incluir:

- Procedimiento haciendo referencia a la norma pertinente.
- Las preguntas realizadas y las escalas de respuesta utilizadas.
- El método de adquisición de los datos
- Los procedimientos operativos para el estudio.
- El número de sesiones o sub sesiones.
- Las fechas, horas y duración de las sesiones.
- Las condiciones ambientales, tales como el entorno, la temperatura o la iluminación.

- La vajilla utilizada.
- Las instrucciones y la información que se proporciona a los consumidores y el método de entrega, ya sea por escrito, en una pantalla u oralmente.

### **Consumidores**

La información sobre los consumidores debe incluir:

- Una descripción de la población objetivo de los consumidores.
- Una descripción de la muestra de consumidores, incluyendo su tamaño y las cifras de cada una de las categorías especificadas por la comisión.
- Una declaración de como fue el reclutamiento de consumidores: si fue específico para una tarea o desde un grupo de consumidores.
  - Si fue específico para una tarea, el informe debe incluir:
    - Lugar o método de reclutamiento
    - Procedimientos seguidos
    - Método de selección de los consumidores adecuados.
  - Si fue desde una base de datos, el informe debe incluir:
    - Descripción de frecuencia de participación de consumidores en las pruebas de consumo.
    - Tabla con las familias de productos que se han evaluado previamente.
    - Tabla de frecuencia de participación en pruebas previas relacionadas con el producto objeto de evaluación o con su familia de productos.

### **Resultados**

Los resultados de la prueba deben incluir:

- Resumen de los datos primarios provisionales mediante gráficos o tablas.
- Los resúmenes numéricos de los resultados, incluyendo la precisión de cualquier estimación o promedio.
- Los métodos utilizados para analizar e interpretar los resultados.
- Las inferencias estadísticas extraídas de los resultados.
- Las conclusiones extraídas de los resultados con referencia a los objetivos del estudio.

### **Anexos al informe**

La información adicional que se puede adjuntar como anexo es:

- Un ejemplar del cuestionario o del formulario de respuesta utilizado para la prueba.
- Un ejemplar de cualquier cuestionario utilizado para el reclutamiento de los consumidores
- Transcripciones literales de las respuestas dadas a las preguntas abiertas.

### 1.2.2. Norma UNE EN ISO 11132:2017: Desempeño del panel de catadores entrenados

Antes de proceder con el desarrollo de la norma se definen los paneles de catadores entrenados, que no son más que grupos de consumidores con mayor sensibilidad olfato-gustativa y formados de manera específica para desarrollar sus habilidades sensoriales en la evaluación del producto.

#### 1. Objetivo y campo en el que se aplica

En esta norma internacional se desarrollan las fases para la supervisión y la evaluación del desempeño global de un panel cuantitativo descriptivo y del desempeño de cada catador que forma parte del panel. Se va a utilizar el panel de catadores entrenados como instrumento para determinar la magnitud de los atributos sensoriales. Se define el desempeño como la medida de la capacidad de un panel o de un catador de hacer evaluaciones válidas de un atributo en las muestras de productos evaluados. Se puede controlar en un momento dado o a lo largo de un período de tiempo determinado. El desempeño incluye la capacidad de un panel de detectar, identificar y medir un atributo, de interpretar los atributos de forma similar a otros catadores o paneles, de discriminar entre estímulos, de repetir los propios resultados y de reproducir los de otros paneles o catadores.

Los métodos especificados permiten que la coherencia, repetibilidad, ausencia de sesgo y capacidad de discriminación de los paneles y de los catadores sean supervisados y evaluados. Se hace también el estudio y evaluación del acuerdo entre catadores. La supervisión y evaluación puede realizarse en una única sesión o a lo largo del tiempo. La evaluación de estos resultados permiten al responsable del panel mejorar el funcionamiento tanto de los paneles sensoriales como de los catadores, identificar los problemas y la necesidad de volver a entrenar o identificar a los catadores que no lo desempeñan suficientemente bien para continuar participando. El responsable del panel puede utilizar los métodos especificados en esta norma internacional para estimar de forma continua el desempeño de paneles o catadores individuales. Esta norma internacional se aplica a individuos o a paneles en fase de entrenamiento así como a paneles ya establecidos.

#### 2. Normas para la consulta

Este apartado hace referencia a una serie de normas internacionales, que se pueden consultar para las posibles dudas de conceptos.

- ISO 8586: Análisis sensorial. Guía general para la selección, entrenamiento y control de catadores y catadores expertos. Véase la norma [5].
- ISO 5492: Análisis sensorial. Vocabulario. Véase la norma [6].
- ISO 8589: Análisis sensorial. Guía general para el diseño de una sala de cata. Véase la norma [9].

#### 3. Términos y definiciones

Entre los términos citados en la norma [6], se incluyen una serie de conceptos a mayores que son:

- **Concordancia:** Se define como la capacidad de los diferentes paneles sensoriales o catadores de asignar puntuaciones similares respecto a un atributo de muestras del mismo producto.
- **Homogeneidad:** Se define como la medida de la concordancia de las respuestas dadas entre diferentes catadores en una misma sesión de ensayo, entre sesiones repetidas para un mismo panel de catadores o entre sesiones repetidas para un mismo catador.
- **Sesgo de un catador:** Se define como la tendencia de un catador a dar puntuaciones que están sistemáticamente por encima o por debajo del valor verdadero cuándo este es conocido o de la media del panel cuándo no lo es.

- **Valor atípico:** Se define cómo un valor que no cumple con el patrón general de los datos o que es extremadamente diferente de otros valores de productos iguales o similares.
- **Desviación del panel:** Se define cómo la situación en la que un panel, con el tiempo, cambia en su sensibilidad o se hace susceptible a sesgos y que, como consecuencia, cambia la posición sobre la escala en la que el atributo se puntúa para un producto de referencia constante.
- **Desempeño:** Se define cómo la capacidad de un panel o de un catador para realizar evaluaciones válidas y fiables sobre los estímulos y los atributos de los estímulos.
- **Repetibilidad:** Se define cómo la concordancia en las evaluaciones de muestras equivalentes del producto, bajo las mismas condiciones de la prueba, por el mismo catador o panel.

Bajo la norma [5] se puede expresar cuantitativamente en términos de las características de dispersión de los resultados. Se define cómo la medida de acuerdo entre evaluaciones de la misma muestra en las mismas condiciones. En las condiciones de repetibilidad, los resultados de mediciones independientes se obtienen con el mismo método sobre elementos de idéntica medida en el mismo test, por el mismo catador, con el mismo equipo y en pequeños intervalos de tiempo (repetición durante un corto período de tiempo).

- **Reproducibilidad:** Se define cómo la concordancia en las evaluaciones de muestras equivalentes del producto, bajo diferentes condiciones de la prueba, con diferentes tareas o por un catador o panel diferente.

Bajo la norma [5] se expresa cuantitativamente en términos de las características de dispersión de los resultados. Se define la reproducibilidad cómo una medida del acuerdo entre las evaluaciones realizadas sobre la misma muestra bajo condiciones diferentes para los catadores y el panel. En las condiciones de reproducibilidad, los resultados de mediciones independientes se obtienen con el mismo método sobre elementos de idéntica medida en distintas instalaciones de test o medición, por distintos operadores utilizando un equipo diferente.

- **Validación:** Se define cómo el proceso para establecer que los datos sensoriales se correlacionan con otros datos sobre muestras del mismo producto (por ejemplo, medidas del laboratorio, percepción del consumidor, resultados de otros paneles, reclamaciones del consumidor, etc) o que un panel o un catador es capaz de cumplir con los criterios de desempeño especificados.
- **Sesión:** Se define cómo la ocasión en la que se evalúan los productos. Nota: en una única sesión uno o varios catadores pueden evaluar uno o varios productos. Para un catador, esté solo o como parte de un panel, las sesiones están separadas en el tiempo.
- **Sesiones replicadas:** Se definen cómo las sesiones en las que los catadores, los productos, las condiciones de la prueba y la prueba son idénticas. En este caso de estudio de los yogures, no se ha utilizado la réplica.

#### 4. Principio

Esta norma internacional se aplica a paneles sensoriales que evalúan la magnitud de uno o más atributos sensoriales con el objetivo de realizar descripciones cuantitativas o perfiles de determinados productos, por lo general, alimentarios. En el caso de pruebas de diferencia, existen otros métodos apropiados para la evaluación y supervisión del desempeño de los paneles. El desempeño de un panel sensorial cuantitativo se puede evaluar utilizando resultados ya disponibles o a partir de datos de las sesiones del panel realizadas especialmente con este propósito. Esta norma internacional puede usarse bien para la supervisión periódica o bien para la revisión de los datos del perfil durante su desarrollo.

Se muestra un diagrama de flujo para la supervisión del desempeño:

- **1. Supervisión mediante la validación del desempeño:** para lo cuál se usa un grupo pequeño de muestras (tres o cuatro) en las que se conoce que algunos atributos son diferentes. Estos atributos se usan después cómo descriptores clave para evaluar el desempeño.
- **2. Desempeño general del panel**
  - ¿Cuántos atributos clave se espera que se discriminen significativamente?
  - ¿Cuántos atributos clave muestran interacción de muestra y catador? Esto nos da una indicación inicial de dónde hay menos coherencia en el panel.
  - ¿Existe repetibilidad del panel para los atributos clave en sesiones replicadas?
- **3. Desempeño individual de cada catador**
  - Capacidad de discriminación: ¿Cuántos atributos clave de los esperados ha discriminado significativamente?
  - Repetibilidad: ¿coherencia en la discriminación para un atributo y producto dados?
  - Contribución a la interacción: ¿en qué atributos se produce la interacción?
    - Interacción debida a efectos cruzados
    - Interacción debido al uso diferente de la escala.
- **4. Reentrenamiento:** Si se han detectado problemas en el desempeño, bien por parte del panel o bien por los catadores a nivel individual, se deberían programar sesiones de entrenamiento adecuadas.

Para revisar los datos del perfil generados por un panel durante su desarrollo, puede ser apropiado utilizar los datos que se originaron de ensayos de perfil bastante diferentes utilizando diferentes tipos de productos, número de productos, etc. El procedimiento es el mismo que se muestra en el esquema anterior. Sin embargo, como no hay diferencias predefinidas, se recomienda que los atributos que son discriminados significativamente por el panel en su conjunto para un perfil dado se usen cómo las medidas clave para controlar el desempeño de los catadores a nivel individual. Los atributos en los que no se registren diferencias significativas no se pueden utilizar de manera fiable para analizar la coherencia ya que la ausencia de acuerdo dentro y entre catadores sea probablemente debida a que los productos sean muy similares en estas características.

En una única sesión pueden determinarse los siguientes indicadores:

- **Sesgo de un catador:** se mide cómo la diferencia entre la media del catador y la media del panel de catadores.
- **Repetibilidad de un catador:** está inversamente relacionada con la desviación estándar que se calcula a partir de medidas repetidas del catador sobre una muestra o entre réplicas del mismo producto.
- **Reproducibilidad de un catador:** está inversamente relacionada con la desviación estándar de los sesgos del catador teniendo en cuenta los diferentes productos.
- **Discriminación de un catador:** se mide cómo la capacidad de asignar de forma coherente diferentes puntuaciones a diferentes productos.

Si un catador presenta sesgo puede indicar una sensibilidad sensorial diferente al resto de los catadores o que estén usando la escala de forma diferente. Si el catador da valoraciones diferentes a la de los otros catadores, se revisan los resultados para determinar si:

- las evaluaciones son coherentes o variables para muestras repetidas del mismo producto

- las evaluaciones son similares o diferentes para muestras de diferentes productos
- el sesgo ocurre con todas las escalas de evaluación o sólo con algunas.

Estas cuestiones serán investigadas por el análisis de la varianza (ANOVA). En ciertos casos, el sesgo puede señalar a un catador con capacidad superior cuyos resultados sean útiles. En caso contrario, un catador que muestra sesgo puede requerir un reentrenamiento o ser excluido del panel. Aquí se describe un enfoque coherente para el análisis estadístico de los resultados. Sin embargo, algunos atributos del desempeño del panel pueden evaluarse por más de una medida descriptiva. De hecho, tanto el cuadrado medio del error como el error de desviación estándar (su raíz cuadrada) expresan variabilidad en la evaluación de un producto. Las medidas utilizadas deberían ser aquellas que sean las habituales en el campo de aplicación.

Otras medidas relevantes de la concordancia entre catadores en el uso de la escala para un atributo son la interacción entre catador y producto y el coeficiente de correlación entre las puntuaciones de un catador y la media del panel. Puede darse el caso de que un catador no tenga sesgo pero que use la escala de forma diferente. Una correlación próxima a 1, una pendiente de regresión próxima a 1, y una ordenada en el origen de la recta de regresión próxima a 0 indican una buena concordancia entre un catador y el resto del panel.

Con un pequeño número de evaluaciones (menos de 6) el coeficiente de correlación debería ser interpretado con precaución, debido a que puede ser alto (mayor a 0.7) simplemente por azar.

## 5. Condiciones experimentales

Las instalaciones de las pruebas deben ajustarse a la norma [9].

## 6. Cualificación de los catadores

El panel debe tener el nivel de cualificación y experiencia de los catadores seleccionados [5] o superior.

## 7. Procedimiento

Los procedimientos a realizar son:

### ■ Supervisión por validación formal del desempeño

En cada sesión, se debería presentar al panel de catadores un conjunto de muestras similar a los que el panel tenga que analizar cuando evalúe los productos y para los que las diferencias estadísticamente significativas entre, al menos, un par de muestras pueda garantizarse en, al menos, ocho atributos. Este número se recomienda para favorecer que los responsables del panel o los analistas sensoriales identifiquen y seleccionen las muestras de la validación que presenten una medida realista y estadística del desempeño de un panel. Estos atributos clave se usan como medidas clave en las que evaluar el desempeño del panel. El conjunto de muestras debería incluir réplicas. Debe haber el mismo número de réplicas de cada muestra. El número de catadores, muestras y réplicas depende de los productos, los atributos sensoriales evaluados y el propósito del procedimiento. Por ejemplo, podrían ser dos o tres réplicas de tres o cuatro muestras. Se debería limitar el número de evaluaciones requeridas para evitar la fatiga sensorial. El rango de los atributos de las muestras debería ser similar al de los valores que el panel pueda encontrar al evaluar los productos. Se ha adaptado un diseño experimental de bloques aleatorios, en el que los catadores son los bloques. Si se espera un efecto de influencia de una muestra sobre la siguiente, un diseño experimental adecuado es el de cuadrado latino de Williams. El diseño básico es de cuatro catadores y cuatro muestras.

**Cuadrado latino de Williams** El cuadrado latino de Williams se usa en la teoría del análisis sensorial para la presentación de las muestras a los catadores, para evitar que prueben las muestras del mismo modo. En este diseño, cada catador prueba los cuatro productos en un orden diferente y a cualquiera de cada uno de los productos le sigue uno diferente a cada catador, por ejemplo, para el catador 1 B le sigue a A, para el catador 2 es C, para el 3 D y para el 4 ninguno. Si hay disponibles múltiplos de cuatro catadores, el mismo diseño puede repetirse por cada grupo de cuatro.

| Catador | Orden |   |   |   |
|---------|-------|---|---|---|
|         | 1     | 2 | 3 | 4 |
| 1       | A     | B | C | D |
| 2       | B     | D | A | C |
| 3       | C     | A | D | B |
| 4       | D     | C | B | A |

Figura 1.1: Cuadrado latino de Williams

■ **Análisis estadístico de los datos de la validación formal del desempeño (en una única sesión)**

Se tienen las puntuaciones que se dan mediante la expresión  $Y_{ijk}$  donde  $i = 1, 2, \dots, n_p$  con  $n_p$  el número de muestras,  $j = 1, 2, \dots, n_q$  con  $n_q$  el número de catadores y  $k = 1, 2, \dots, n_r$  donde  $n_r$  es el número de réplicas por muestra. La forma básica de resumir los resultados es mediante las medias:

- Media por muestra y catador:  $\bar{Y}_{ij\bullet}$ .
- Media por muestra:  $\bar{Y}_{i\bullet\bullet}$ .
- Media por catador:  $\bar{Y}_{\bullet j\bullet}$ .
- Media global:  $\bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet}$ .

Las medidas del desempeño del panel en su conjunto o de cada catador, aparte del sesgo, requieren el análisis de datos por el método ANOVA. Los detalles de los cálculos básicos no se indican en esta norma internacional puesto que un programa de ordenador efectúa normalmente estos análisis.

Los datos de cada catador se analizan con un ANOVA de un factor [1.1].

| Fuente de variación | Grados de libertad      | Suma de cuadrados | Cuadrado medio           | cociente F              |
|---------------------|-------------------------|-------------------|--------------------------|-------------------------|
| Entre muestras      | $v_1 = n_p - 1$         | $S_1$             | $CM_1 = \frac{s_1}{v_1}$ | $F = \frac{CM_1}{CM_2}$ |
| Error               | $v_2 = n_p * (n_r - 1)$ | $S_2$             | $CM_2 = S_2/v_2$         |                         |
| Total               | $v_3 = n_p * n_r - 1$   |                   |                          |                         |

Tabla 1.1: Anova de un factor

Los datos para la sesión completa se analizan mediante un ANOVA de bloques aleatorios [1.2].

| Fuente de variación | Grados de libertad            | Suma de cuadrados | Cuadrado medio           | cociente F                  |
|---------------------|-------------------------------|-------------------|--------------------------|-----------------------------|
| Entre muestras      | $v_4 = n_p - 1$               | $S_4$             | $CM_4 = \frac{s_4}{v_4}$ | $F = \frac{CM_5}{CM_7} (a)$ |
| Entre catador       | $v_5 = n_q - 1$               | $S_5$             | $CM_5 = \frac{s_5}{v_5}$ | $F = \frac{CM_6}{CM_7}$     |
| Interacción         | $v_6 = (n_p - 1) * (n_q - 1)$ | $S_6$             | $CM_6 = \frac{s_6}{v_6}$ |                             |
| Error               | $v_7 = n_p * n_q * (n_r - 1)$ | $S_7$             | $CM_7 = S_7/v_7$         |                             |
| Total               | $v_8 = n_p * n_q * n_r - 1$   | $S_8$             |                          |                             |

Tabla 1.2: Anova sesión completa y un atributo

- Desempeño del conjunto del panel a través de la validación formal del desempeño
  - **Discriminación del atributo clave:** se debe determinar la proporción de atributos clave que haya sido discriminada significativamente entre los que se esperaba. Para cada atributo, esto se indica por la variación significativa entre muestras a un nivel del 0,05 en la tabla de ANOVA construída para una sesión (1.2). Cuánto mayor es la proporción de atributos claves discriminados significativamente, mejor es el desempeño del panel. El panel debería recibir más entrenamiento sobre los atributos clave que no presentaron discriminación significativa como se esperaba.
  - **Homogeneidad del panel:** Un panel no es homogéneo si hay catadores que están en desacuerdo con el resto del panel. Un panel no es homogéneo si la interacción entre muestra y catador en el ANOVA es significativa a un nivel de 0,05. El grado de homogeneidad de un panel está inversamente relacionado con la desviación estándar de la interacción,  $s_i$ :  

$$s_i = \sqrt{\frac{CM_6 - CM_7}{n_r}}$$
. Véase la tabla [1.2].  
 Debe determinarse el número de atributos clave que dan una interacción significativa entre catador y muestra. Consultar la tabla ANOVA para cada atributo y marcar los que presentan interacción para el nivel de 0,05. Cuánto mayor sea el número de atributos clave que muestren una interacción significativa, menos homogéneo es el panel. El panel debería recibir más entrenamiento sobre los atributos clave que muestren una interacción significativa.
  - **Repetibilidad del panel:** se puede estimar a partir de la repetibilidad de cada catador. Está inversamente relacionada con la desviación estándar del error,  $s_e$ :  $s_e = \sqrt{CM_7}$  Véase la tabla [1.2].
  - **Reproducibilidad del panel:** para comprobar la reproducibilidad del panel, se hacen evaluaciones de otras muestras de los mismos productos en diferentes sesiones. En un ANOVA de tres factores (muestra, catador y sesión) el factor "entre sesiones" no debería ser significativo al nivel de 0,05. La interacción entre muestras y sesiones no debería ser significativa a nivel del 0,05. Si fuera significativa indicaría que la evaluación de las diferencias entre muestras cambia de sesión a sesión. La interacción entre catadores y sesiones no debería ser significativa a nivel de 0,05. Si fuera significativa indicaría que el sesgo de los catadores individuales varía de sesión a sesión. Si el análisis se utiliza para describir el desempeño de un panel en su conjunto, los factores del ANOVA (sesión, muestra y catador) son factores aleatorios. Las desviaciones estándar de las componentes pueden combinarse para dar una medida de la reproducibilidad.



- **Desviación estándar de la reproducibilidad,  $s_R$ :**

$$s_R = \sqrt{s_e^2 + s_j^2 + s_{ses}^2 + s_{j \times ses}^2 + s_{prod \times ses}^2}$$

dónde:

- e: representa el error.
- j: representa a los catadores
- ses: representa a las sesiones
- prod: representa a los productos

Las estimaciones del sesgo y de la variación pueden presentarse en tablas y/o gráficas. Las gráficas en función del tiempo indicarán si se han presentado desviaciones, cambios escalonados o problemas ocasionales.

- Desempeño de cada catador a través de la validación formal del desempeño
  - **Capacidad de discriminación de un catador:** la capacidad de discriminación se mide por la proporción de atributos clave que hayan presentado una discriminación significativa. Para cada atributo, esto se indica con la variación significativa entre muestras al nivel de 0,05 de la tabla del ANOVA [1.1]. Cuánto mayor es la proporción de atributos clave discriminados significativamente, mejor es el desempeño del catador. Debería recibir más entrenamiento sobre los atributos clave el catador que no discrimine significativamente.
  - **Repetibilidad de un catador:** la repetibilidad de un catador está inversamente relacionada con la desviación estándar del error del catador,  $s_e$ :

$$s_e = \sqrt{CM_2}$$

Véase la tabla [1.1].

- **Coherencia de un catador:** la coherencia de un catador está inversamente relacionada con la desviación estándar de los términos del sesgo calculados a partir de cada muestra. Para cada catador j, el término sesgo para la muestra i es la diferencia entre la media del catador para la muestra y la media del panel para la muestra):  $\bar{Y}_{ij} - \bar{Y}_{i..}$ . Véase el esquema de Análisis de los resultados. Si resulta que el desempeño de un catador carece de coherencia, un diagrama de dispersión de las puntuaciones del catador frente a las medias del panel, junto con el análisis de regresión y el análisis de correlación, muestran si la incoherencia es aleatoria o si tiene un patrón que indica el diferente uso de la escala respecto al resto del panel.
- **Concordancia entre catadores:** un panel no es homogéneo cuando uno o más catadores están en desacuerdo con el resto del panel. Esto puede detectarse por:
  - Un catador que tenga un sesgo significativo (anexo B)
  - Una desviación estándar residual del catador que sea significativamente superior a la del panel en su conjunto.
  - Un coeficiente de correlación entre las puntuaciones del catador y las medias del panel muy pequeño o negativo.

Una pendiente de regresión de las puntuaciones del catador sobre las medias del panel que sea significativamente diferente de 1 y/o la ordenada en el origen que sea significativamente diferente de 0.

La concordancia entre los catadores está inversamente relacionada con la desviación estándar entre catadores,  $s_j$ , siendo

$$s_j = \sqrt{\frac{CM_5 - CM_7}{n_q * n_r}}$$

si la interacción no fuese significativa [1.2] o

$$s_j = \sqrt{\frac{CM_5 - CM_6}{n_q * n_r}}$$

si la interacción fuese significativa. Véase la tabla [1.2].

La significación de la discordancia entre los catadores debería analizarse utilizando el cociente F entre catadores y comparándolo con los valores de tablas de F para los grados de libertad apropiados. Si es significativa, hay una clara evidencia de que hay un problema de coherencia que necesita corregirse. La ausencia de significación, por sí misma, no asegura que no haya un problema, ya que podría estar enmascarado por una repetibilidad deficiente (la desviación estándar del error,  $s_e$  mayor que la esperada).

- Uso diferente de la escala/sesgo. Un sesgo significativo del catador en el ANOVA puede indicar que los catadores usen la escala de forma diferente. En la mayoría de los casos, el valor verdadero no se conoce y el sesgo global, para un catador, se obtiene cómo la diferencia entre la media del catador y la media para el panel. El sesgo para el catador se obtiene por:  $\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{...}$ . Los catadores pueden usar las escalas según dice la norma [10] de diferentes maneras. En el uso de la escala universal el catador califica la intensidad de cada atributo en base a su conocimiento de la variación sensorial total que se puede experimentar para un tipo de producto específico. Los paneles que trabajan con solo una o pocas categorías de productos son los que desarrollan comúnmente este enfoque. En el uso de la escala relativa, el marco de referencia utilizado por un catador para calificar la intensidad está relacionado con la variación sensorial que muestran el conjunto de productos en un ensayo concreto. Este enfoque es, probablemente, más utilizado por los paneles que trabajan con una amplia gama de productos. Para ayudar a reducir el sesgo debido a la escala, es importante asegurarse que el enfoque en el uso de la escala sea coherente dentro del panel.

#### ■ Problemas en el desempeño

- Generalidades: una vez identificados los problemas en el desempeño se pueden enumerar y, en consecuencia, planificar las sesiones de entrenamiento.
  - Panel: pueden organizarse sesiones para todo el panel para aquellos atributos que causen problemas.
  - Catador individual: para problemas específicos con el desempeño individual de los catadores, puede ser apropiado discutir las áreas problemáticas primero individualmente con cada catador y después en sesiones de entrenamiento con todo el panel.
- **Control rutinario en la caracterización de los productos:** el procedimiento es el mismo que para el control mediante la validación formal del desempeño. Sin embargo, como no hay diferencias predefinidas, se recomienda que los atributos que sean discriminados significativamente por todo el panel, para un perfil dado, se utilicen como las medidas clave para supervisar el desempeño de cada catador. Los atributos en los que no se registren diferencias significativas no pueden utilizarse de manera fiable para analizar la coherencia ya que la ausencia de acuerdo dentro y entre catadores sea probablemente debida a que los productos sean muy similares en esas características.
- **Diseño experimental para el estudio del desempeño a lo largo del tiempo:** si un estudio se planifica para evaluar la coherencia del panel a lo largo del tiempo, una sesión al mes en un período de un año permite obtener datos suficientes. Cada sesión debería diseñarse siguiendo el diseño de cuadrado latino de Williams. Si ya hay datos disponibles de varias sesiones de evaluaciones de rutina, éstos pueden analizarse para mostrar cualquier cambio que ocurra en el tiempo.

- **Análisis estadístico de los datos a lo largo del tiempo:** el análisis general de los datos de varias sesiones debería realizarse utilizando un ANOVA de medidas repetidas. En la práctica, puede ser que los mismos catadores no estén en todas las sesiones y sería necesario usar la opción del modelo lineal generalizado del ANOVA para obtener las estimaciones insesgadas tanto del sesgo de cada catador como de otros parámetros y componentes de la varianza.

Para el panel, pueden obtenerse las estimaciones :

- La coherencia del panel puede estimarse a partir de la desviación estándar entre sesiones si los datos de las muestras de control idénticas se han recogido durante todas las sesiones.
- La coherencia interna: cuándo los catadores a nivel individual presentan un sesgo, la interacción entre catador y sesión mide lo constante que es el sesgo.

Para cada catador, se pueden obtener respecto a cada atributo las estimaciones:

- Sesgo general: la media de las diferencias, sobre las réplicas y/o sesiones, entre las puntuaciones del catador y de la media del panel.
- Coherencia: está inversamente relacionada con la variación de los términos del sesgo a lo largo de las sesiones.
- Repetibilidad: variación entre las puntuaciones de muestras idénticas, determinada utilizando en conjunto las estimaciones de la desviación estándar residual de cada sesión.

- **Reproducibilidad entre paneles** Este aspecto aparece solamente cuando los mismos productos se evalúan por dos o más paneles en sesiones separadas. El análisis estadístico para un atributo sería de un anova de tres factores (producto, sesión y panel) con un efecto anidado de los catadores en el factor panel. Una medida de la reproducibilidad entre paneles es la desviación estándar de la reproducibilidad,  $s_R$ :

$$s_R = \sqrt{(s_{res}^2 + s_{jxp}^2 + s_p^2)}$$

dónde

- res: representa los residuos.
- j: representa los catadores.
- p: representa los paneles.

- **Análisis estadístico de perfiles completos:**

los métodos de análisis estadísticos descritos anteriormente se aplican separadamente a cada atributo. El interés de este método es que permite identificar a los catadores que tienen dificultades en evaluar atributos concretos. Además, se puede alcanzar una mejor comprensión del conjunto de los datos considerando el resumen de todos ellos (medidas y gráficos) conjuntamente y utilizando aquellos métodos estadísticos para analizar perfiles completos tales como el análisis de componentes principales (ACP), el análisis discriminante (AD) y el análisis de Procrustes generalizado (APG). La capacidad de discriminación de un panel se puede observar en un ACP por el número de componentes principales en los que la variación entre productos es significativa en un ANOVA de dos factores. Cuánto mayor es el número, mejor es la capacidad de discriminación del panel. La discriminación entre productos también se observa directamente por AD. Un APG muestra si los catadores hacen la misma interpretación de todos los atributos, el grado de diferencia de sus interpretaciones y el grado de desacuerdo entre un catador y el resto del panel.

### 1.2.3. Norma UNE EN ISO 8587:2006: Análisis sensorial, metodología y clasificación

#### Objeto y campo de aplicación

Esta norma describe un método de evaluación sensorial cuyo objetivo es la ordenación de una serie de muestras para el ensayo según un criterio. Este método permite la evaluación de diferencias entre varias muestras en función de la intensidad de un atributo individual, de varios atributos o de una impresión global.

#### Comparación de productos cuándo no se asume una ordenación

El Test de Friedman es un análisis de la varianza para ordenaciones y establece el grado de probabilidad con el que se puede demostrar que los catadores reconocen diferencias entre las muestras. Existen varios métodos:

- **Test para detectar que hay una diferencia entre al menos dos productos**

Este test se aplica cuándo  $j$  catadores han ordenado los mismos  $p$  productos. Se calculan las sumas de ordenaciones  $R_1, R_2, \dots, R_p$  de las  $p$  muestras para los  $j$  catadores. Si  $\Gamma_1, \dots, \Gamma_p$  son las sumas de ordenaciones teóricas de las  $p$  muestras, la hipótesis nula de ausencia de diferencias entre las muestras se puede expresar:

$$H_0 : \Gamma_1 = \dots = \Gamma_p.$$

La hipótesis alternativa es que las sumas de ordenaciones de la población no son iguales. Para el diseño en bloques completos, el valor del test de Friedman es:

$$F_{test} * \frac{12}{j * p * (p + 1)} (R_1^2 + \dots + R_p^2) - 3 * j * (p + 1)$$

dónde  $R_i$  es la suma de ordenaciones del producto  $i$ .

Si  $F_{test} > F$  de la [1.2] considerando el número de catadores, el número de productos y el riesgo asumido, se rechaza  $H_0$ . Se concluye que hay diferencias consistentes entre las ordenaciones de los productos.

Para el diseño de bloques incompletos equilibrados:

$$F_{test} * \frac{12}{r * g * p * (k + 1)} (R_1^2 + \dots + R_p^2) - \frac{3r * n^2 * (k + 1)}{g}$$

dónde:

- $R_i$ : es la suma de ordenaciones del producto  $i$
- $r$ : es el número de repeticiones del diseño básico en bloques incompletos equilibrados
- $k$ : es el número de muestras que ordena cada catador
- $n$ : número de veces que se evalúa cada muestra en una repetición del diseño básico en bloques incompletos equilibrados
- $g$ : número de veces que cada par de muestras se evalúan juntas en el diseño básico en bloques incompletos equilibrados

Si  $F_{test} > F$  de la [1.2] considerando el número de catadores, el número de productos y el riesgo asumido, se rechaza  $H_0$ . Se concluye que hay diferencias consistentes entre las ordenaciones de los productos. Si el número de muestras o el número de catadores no se encuentra en la [1.2], los valores críticos se pueden hallar mediante una aproximación de  $F_{test}$  mediante un  $\chi^2$  con  $p - 1$  grados de libertad, dónde  $p$  es el número de productos. Los valores críticos de la  $\chi^2$  se presentan en la tabla 5.

**■ Test para detectar qué productos son significativamente diferentes de otros**

Si se concluye mediante el Test de Friedman que hay diferencias consistentes entre las ordenaciones de los productos, para determinar qué productos son significativamente distintos se calcula la Mínima Diferencia Significativa (MSD) para el riesgo asumido ( $\alpha = 0,05$  o  $0,01$ ). En la consideración del nivel de  $\alpha$  (nivel de significación), se elige entre uno de los dos enfoques:

- Si el nivel de riesgo  $\alpha$  se aplica a cada pareja individualmente, entonces el riesgo asociado es  $\alpha$ . Por ejemplo, con un riesgo  $\alpha = 5\%$ , el valor de  $z$  a considerar para el cálculo de MSD (correspondiente a una probabilidad normal bilateral de  $\alpha$ ) es de 1.96. Este riesgo se conoce como el riesgo por comparación o riesgo individual. Si, para cada pareja el riesgo es igual a  $\alpha$ , entonces el riesgo de atribuir incorrectamente una diferencia significativa a una o más parejas de todo el experimento es mucho más elevado que  $\alpha$ .
- Si el nivel de riesgo  $\alpha$  se aplica a todo el experimento en su totalidad, el riesgo asociado a cada pareja de productos es  $\alpha'$ , siendo  $\alpha' = \frac{2*\alpha}{p*(p-1)}$ . Por ejemplo, cuando  $p = 8$ , para un riesgo  $\alpha = 0,05$ ,  $\alpha' = 0,0018$  y entonces el valor de  $z$  (correspondiente a una probabilidad normal bilateral de  $\alpha'$ ) es igual a 2.91. Este riesgo se conoce como el riesgo del experimento o riesgo global.



## Capítulo 2

# Herramientas estadísticas de uso habitual en Análisis Sensorial

En este capítulo, se hará una descripción teórica de algunas de las técnicas estadísticas que se van a usar en el capítulo 3.

### 2.1. Modelo de análisis de la varianza

El análisis de la varianza (ANOVA) del factor Muestra es aplicado para hacer la comparación de varios grupos en una variable cuantitativa. Esta prueba es una generalización del contraste de igualdad de medias para dos muestras independientes. Se va a aplicar para contrastar la igualdad de medias de tres o mas poblaciones independientes y con distribución normal. Suponiendo la existencia de  $k$  poblaciones independientes, en este caso  $k = 5$ , las hipótesis del contraste son:

- Hipótesis nula:

$$H_0 : \mu_i = \mu_j, \forall i, j$$

- Hipótesis alternativa:

$$H_a : \exists i, j \text{ tal que } \mu_i \neq \mu_j$$

Para realizar el contraste ANOVA, se requieren  $k$  muestras independientes de la variable de interés, una variable de agrupación denominada Muestra y la clasificación de las observaciones en las diferentes muestras. Sea  $\bar{y}_{i\bullet}$  la media muestral procedente de la muestra  $i$ -ésima, es decir,  $\bar{y}_{i\bullet} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$  para  $i = 1, \dots, k$ . Sea  $n = n_1 + \dots + n_k$  el número total de datos. se tiene, entonces que la media global de la muestra se calcula cómo:  $\bar{y}_{\bullet\bullet} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$ . Se puede expresar el modelo del análisis de la varianza multivariante cómo un caso particular del modelo de regresión lineal. De esta forma, el modelo para cada observación es:

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \varepsilon_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}$$

siendo  $i = 1, \dots, k$  y  $j = 1, \dots, n_i$ , dónde  $\mu_i$  es la media de la muestra  $i$ -ésima. Se quiere comparar las medias muestrales  $\bar{y}_{i\bullet}$  para comprobar si son lo suficientemente distintas cómo para llevarnos a pensar que las medias de cada muestra difiere. Para determinar si existen diferencias significativas entre las muestras, el ANOVA descompone la variabilidad total. La variabilidad total, medida a través de la desviación cuadrática de los datos a la media global, tiene la siguiente descomposición:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{\bullet\bullet})^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{i\bullet} - \bar{y}_{\bullet\bullet})^2.$$

De esta forma, se puede obtener la tabla del análisis de la varianza:

| Fuente de variación    | Suma de cuadrados   | G.L. |
|------------------------|---|------|
| Entre poblaciones (VE) | $\sum_{i=1}^k n_i (\bar{y}_{i\bullet} - \bar{y}_{\bullet\bullet})^2$  | k-1  |
| Error (VNE)            | $\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2$       | n-k  |
| Total (VT)             | $\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{\bullet\bullet})^2$ | n-1  |

Fijándose en lo anterior, se tiene que VE son las desviaciones de las medias muestrales de cada muestra respecto a la media global. Esto se utiliza como medida de la variabilidad entre muestras (inter-muestras). Por otro lado, VNE representa las desviaciones de cada dato respecto a la media muestral de la muestra de la que viene. Se puede usar como medida de la variabilidad interna (intra-muestras), presente entre los consumidores de la misma muestra. Para llevar a cabo el contraste de igualdad de las medias se debe considerar un estadístico que mida la discrepancia respecto a la hipótesis nula igualdad. Si se diese el caso de que las medias fuesen iguales, las desviaciones entre poblaciones no deben ser muy grandes, comparadas con las medias dentro de cada muestra. Un estadístico razonable para dicho contraste es:

$$F = \frac{\frac{VE}{k-1}}{\frac{VNE}{(n-k)}}$$

siendo

$$VE = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{i\bullet} - \bar{y}_{\bullet\bullet})^2$$

$$VNE = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2$$

Si la hipótesis nula  $H_0$  es cierta, F presenta una distribución F de Snédecor  $F \in F_{(k-1), (n-k)}$ . Se rechazará la hipótesis nula  $H_0$  para valores grandes de F.

## 2.2. Test de Tukey

Tras la comprobación de que existen diferencias significativas entre las muestras, se aplica un método de comparaciones múltiples que se llama Test HSD (honestly significance difference) de Tukey. Dicho Test fue creado por John W. Tukey. El Test de Tukey es un test de comparaciones múltiples, que permite comparar las medias de los  $t$  niveles de un factor después de haber rechazado la hipótesis nula de igualdad de medias mediante la técnica del ANOVA. El Test de Tukey se basa en la distribución del rango estudentizado, que es la distribución que sigue la diferencia del máximo y del mínimo de las diferencias entre la media muestral y la media poblacional de  $t$  variables normales  $N(0, 1)$  independientes e idénticamente distribuidas.

El procedimiento consiste en calcular todas las diferencias de medias muestrales entre los  $t$  niveles de factor estudiado. Las diferencias que estén por encima del umbral establecido, son diferencias significativas, mientras que las que no estén, serán diferencias no significativas. Las fórmulas del método de Tukey son:

$$\frac{\max(\bar{y}_i - \mu_i) - \min(\bar{y}_j - \mu_j)}{\sqrt{\frac{\hat{S}_E^2}{n}}} \equiv q_{t, n-t}$$



Se tiene entonces que:

$$HSD = q_{t,n-t}(\alpha) \sqrt{\frac{\hat{S}_E^2}{n}}$$

$$|\bar{y}_i - \bar{y}_j| > HSD$$

En las fórmulas, se tienen en cuenta las siguientes notaciones:

- $N$ : número total de observaciones.
- $t$ : número de niveles del factor
- $n$ : tamaño muestral de cada nivel del factor
- $\hat{S}_E^2$ : estimación de la varianza del error o residual.
- $\hat{y}_i, \hat{y}_j$ : medias muestrales de los niveles  $i$  y  $j$ .
- $q_{t,N-t}(\alpha)$ : distribución del rango estudentizado con los parámetros  $t$  grupos y  $N - t$  grados de libertad y con el nivel de significación  $\alpha$ .

Si se verifica la última desigualdad se detectan diferencias significativas, por lo que se obtienen las muestras en las cuáles difieren las medias.

## 2.3. Correlaciones lineales

**Definición 2.3.1** Dadas dos variables aleatorias independientes  $X$  e  $Y$ , se define el coeficiente de correlación lineal de Pearson, mediante:

$$\rho_{X,Y} = \frac{Cov(X,Y)}{sd(X) * sd(Y)}$$

El coeficiente de correlación lineal toma valores entre  $-1$  y  $1$  y se tienen las siguientes conclusiones:

- Si  $\rho_{XY} = 1$ , la correlación lineal es directa.
- Si  $\rho_{XY} = 0$ , no hay correlación lineal.
- Si  $\rho_{XY} = -1$ , la correlación lineal es inversa.

## 2.4. Correlaciones no lineales

Se hará uso de la distancia de correlaciones, introducida por [15], para medir la independencia de vectores aleatorios. Es otra forma de obtener otro tipo de correlaciones no lineales.

**Definición 2.4.1** Se define la distancia de covarianzas ( $dCov$ ) entre dos vectores aleatorios  $X$  e  $Y$  con primer momento finito, cómo el número no negativo  $\nu(X, Y)$  tal que:

$$\nu^2(X, Y) = f_{X,Y}(t, s) - f_X(t)f_Y(s)^2$$

$$= \frac{1}{c_p c_q} \int_{\mathbb{R}^{p+q}} \frac{|f_{X,Y}(t, s) - f_X(t)f_Y(s)|^2}{|t|_p^{1+p}|s|_q^{1+q}} dt ds.$$

De manera similar, la distancia de varianzas ( $dVar$ ) se define cómo la raíz cuadrada de

$$\nu^2(X) = \nu^2(X, X) = f_{X,X}(t, s) - f_X(t)f_X(s)^2.$$

**Definición 2.4.2** Se define la distancia de correlaciones ( $dCor$ ) entre vectores aleatorios  $X$  e  $Y$  con el primer momento finito cómo el número no negativo  $\mathcal{R}$  definido cómo

$$R(X, Y) = \begin{cases} \frac{\nu^2(X, Y)}{\sqrt{\nu^2(X)\nu^2(Y)}} & \text{si} \\ \nu^2(X)\nu^2(Y) > 0 & \\ 0 & \text{si} \\ \nu^2(X)\nu^2(Y) = 0 & \end{cases} \quad (2.1)$$

## 2.5. Análisis de componentes principales

Los datos de perfil sensorial pueden visualizarse cómo una tabla de dos direcciones en la que los encabezamientos de la columna corresponden a los diferentes atributos y los de las filas a los diferentes productos. El análisis de componentes principales (Chatfield y Collins, 1980) es un método de análisis multivariante que obtiene nuevas dimensiones independientes, es decir, perpendiculares, denominadas componentes principales, al considerar las combinaciones lineales entre las primeras puntuaciones de los atributos. El procedimiento de análisis selecciona estas nuevas dimensiones según un determinado criterio; concretamente, el de que cada nueva dimensión debe maximizar la variación explicada.

El análisis de componentes principales es una técnica de reducción de la dimensión, pues permite pasar de una gran cantidad de variables interrelacionadas a unas pocas componentes principales. El método consiste en buscar combinaciones lineales de las variables originales que representen lo mejor posible a la variabilidad presente en los datos. De este modo, con unas pocas combinaciones lineales, que serán las componentes principales, sería suficiente para entender la información contenida en los datos. Al mismo tiempo, la forma en que se construyen las componentes, y su relación con unas y otras variables originales, sirven para entender la estructura de correlación inherente a los datos. Por último, las componentes principales, que forman un vector aleatorio de dimensión menor, pueden ser empleadas en análisis estadísticos posteriores.

### Descomposición de un vector aleatorio en sus componentes principales

En esta sección se va a definir el concepto de componentes principales, y cómo se obtienen a partir de la matriz de covarianzas de un vector aleatorio. Estas ideas y procedimientos se aplican de igual modo tanto a un vector aleatorio como a un conjunto de datos. En este último caso, se puede pensar que el análisis se está aplicando a una distribución de probabilidad discreta equiprobable sobre los vectores observados. Por este motivo, esta sección se desarrolla sobre un vector aleatorio general, con la única condición de que exista la matriz de covarianzas.

**Definición 2.5.1** Sea  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)'$  un vector aleatorio  $d$ -dimensional con vector de medias  $\mu = E(\mathbf{x})$  y matriz de covarianzas  $\Sigma = E((\mathbf{x} - \mu)(\mathbf{x} - \mu)')$ . Se define la primera componente principal de  $\mathbf{x}$  cómo una variable aleatoria  $z_1$  tal que:  $z_1 = \mathbf{v}'_1 \mathbf{x} = v_{11}x_1 + \dots + v_{d1}x_d$  con  $\mathbf{v}_1 = (v_{11}, \dots, v_{d1})' \in \mathbb{R}^d$ ,  $Var(z_1) = \max\{Var(\mathbf{v}'\mathbf{x}) : \mathbf{v} \in \mathbb{R}^d, \mathbf{v}'\mathbf{v} = 1\}$ . La primera componente principal es una combinación lineal normalizada de las variables de  $\mathbf{x}$  y, de entre todas las combinaciones lineales normalizadas, es la que tiene mayor varianza.

**Teorema** La primera componente principal de  $\mathbf{x}$  adopta la forma:  $z_1 = \mathbf{v}'_1 \mathbf{x}$ , siendo  $\lambda_1$  el mayor autovalor de la matriz de covarianzas  $\Sigma$  y  $\mathbf{v}_1$  un autovector asociado a  $\lambda_1$  de norma uno. Además:  $Var(z_1) = \lambda_1$ .

Se puede seguir el proceso extrayendo las componentes principales de  $\mathbf{x}$  mediante los autovalores de la matriz de covarianzas  $\Sigma$  y la base ortonormal de autovectores asociados. De este modo, se obtienen  $p$  componentes principales, cómo sigue:

**Definición 2.5.2** Se definen las  $d$  componentes principales de  $\mathbf{x}$  cómo las variables aleatorias  $(z_1, \dots, z_d)$  tales que:  $z_1 = \mathbf{v}'_1 \mathbf{x}, \dots, z_d = \mathbf{v}'_d \mathbf{x}$  con  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_d \in \mathbb{R}^d$  Verificándose:

$$Var(z_1) = \text{máx}\{Var(\mathbf{v}'x) : \mathbf{v} \in \mathbb{R}^d, \mathbf{v}'\mathbf{v} = 1\},$$

$$Var(z_2) = \text{máx}\{Var(\mathbf{v}'x) : \mathbf{v} \in \mathbb{R}^d, \mathbf{v}'\mathbf{v} = 1, \mathbf{v}'_1\mathbf{v} = 0\},$$

$$Var(z_d) = \text{máx}\{Var(\mathbf{v}'x) : \mathbf{v} \in \mathbb{R}^d, \mathbf{v}'\mathbf{v} = 1, \mathbf{v}'_1\mathbf{v} = 0, \mathbf{v}'_{d-1}\mathbf{v} = 0\}$$

**Teorema** Las  $d$  componentes principales de  $x$  adoptan la forma:  $z_j = \mathbf{v}'_j \mathbf{x}, j \in 1, \dots, d$  siendo  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_d \geq 0$  los  $d$  autovalores ordenados de la matriz de covarianzas  $\Sigma$  y  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_d$  sus autovectores asociados normalizados, esto es,  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_d$  es una base ortonormal de autovectores. Además  $Cov(z_j, z_k) = 0$  si  $j \neq k$  y  $Var(z_j) = \lambda_j$  con  $j \in 1, \dots, d$ . Este teorema nos permite expresar  $\mathbf{z} = \mathbf{V}'\mathbf{x}$  siendo  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_d)'$  y  $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_d)$  la matriz cuyas columnas son los autovectores de  $\Sigma$ .



## Capítulo 3

# Caso práctico hedónico

Se va a proceder a realizar un estudio de análisis sensorial, para lo cuál se va a considerar una base de datos con un producto básico alimentario, el yogur. Dicho estudio se realiza de forma monádica secuencial (siendo la característica principal, el hecho de que todos los consumidores prueban todos los yogures). El yogur es un alimento lácteo fermentado rico en vitaminas del complejo B y constituye una buena fuente de proteínas. Los motivos por los que sea tan consumido son tales cómo: su delicioso sabor, fácil adquisición, gran variedad, bajo coste y beneficios para la salud.

Para el estudio se han considerado 5 muestras de yogures, con el objetivo de averiguar si hay diferencias entre las muestras, si hay algún atributo que produzca que el producto tenga más éxito en el mercado o para saber la preferencia de los consumidores. Los datos se han obtenido de la misma forma que lo hace la empresa TasteLab, pero son ficticios, no se mostrará ninguna marca real, para no incumplir la confidencialidad de los clientes. En cuánto al panel de consumidores, se van a tener cómo variables dependiente la valoración global, mientras que las variables independientes son el aspecto, olor, textura y sabor. En algún momento puntual, se va a hacer uso del panel de catadores entrenados que consiste en 12 catadores que van a probar los 5 yogures y van a evaluar los diferentes yogures en base a atributos organolépticos.

Las variables organolépticas incluídas en el estudio son [1]:

- **Color:** sensación de tono, saturación y claridad inducida por estimulación de la retina por ondas luminosas de varias longitudes de onda.
- **Espesor visual:** atributo visual relacionado con la sensación de densidad percibida a través de la vista.
- **Suavidad:** grado en el que la muestra se siente lisa y libre de grumos.
- **Creemosidad:** sensación de suavidad, espesor y llenura de la cavidad bucal. Nivel moderado de viscosidad, por ejemplo, nata líquida espesa. Se define cómo viscosidad el atributo de textura relacionado con la resistencia a fluír.
- **Espesor:** atributo de textura relacionado con la sensación de densidad en boca.
- **Rígidez:** atributo mecánico de textura relacionado con la fuerza requerida para lograr una determinada transformación del producto por compresión entre los dientes molares y premolares.
- **Sinéresis o presencia de suero:** atributo visual relacionado con la presencia y cantidad de suero lácteo perceptible en la superficie del producto.
- **Dulzor:** sabor básico producido por soluciones acuosas diluídas de varias sustancias cómo la sacarosa.

- **Carácter lácteo:** atributo de flavor a leche de vaca cruda perceptible por el órgano olfatorio vía retronasal durante la degustación.

El panel de consumidores está formado por 79 consumidores habituales de yogur cuyo rango de edad varía entre 23 años y 89 años, de los cuáles 39 son de Madrid y 40 de Valencia, que miden mediante una escala lineal de 10 puntos los siguientes atributos: aspecto, olor, textura, sabor y valoración global, se obtendrá en un estudio más riguroso aquellos atributos que influyen más en la valoración global para el caso concreto de los yogures: yogur A, yogur B, yogur C, yogur D y yogur E.

Para la elección de los consumidores se han seguido los criterios establecidos en la norma UNE EN ISO 11136:2017 [7].

Para ello, se procede a la lectura de los datos del panel de consumidores:

```
accept<-read.csv2("accept.csv",header=T)
attach(accept)
accept2<-data.frame(Consumidor,Dirección,Aspecto, Olor, Textura, Sabor, Global,Muestra)
head(accept2)

##      Consumidor Dirección Aspecto Olor Textura Sabor Global Muestra
## 1 Consumidor 1      Madrid    7.0 6.6    2.3  4.1    5.9 Yogur A
## 2 Consumidor 2      Madrid    1.2 2.8    1.7  1.7    1.6 Yogur A
## 3 Consumidor 3      Madrid    5.0 5.0    7.3  3.1    5.0 Yogur A
## 4 Consumidor 4      Madrid    7.4 5.0    5.0  5.0    5.0 Yogur A
## 5 Consumidor 5      Madrid    3.3 6.5    4.5  6.9    6.4 Yogur A
## 6 Consumidor 6      Madrid    6.7 5.0    6.9  8.1    5.0 Yogur A

muestra<-as.factor(accept2$Muestra)
consumidor<-as.factor(accept2$Consumidor)
```

Se va a realizar un summary de las variables involucradas en el panel de consumidores, para sí tener una idea acerca de cómo se comportan:

```
summary(accept2)

##      Consumidor      Dirección      Aspecto      Olor
## Consumidor 1 : 5      Madrid :195      Min. : 0.000      Min. : 0.000
## Consumidor 10: 5      Valencia:200      1st Qu.: 4.000      1st Qu.: 4.600
## Consumidor 11: 5                                     Median : 6.200      Median : 5.000
## Consumidor 12: 5                                     Mean : 5.809      Mean : 5.555
## Consumidor 13: 5                                     3rd Qu.: 7.500      3rd Qu.: 6.900
## Consumidor 14: 5                                     Max. :10.000      Max. :10.000
## (Other) :365

##      Textura      Sabor      Global      Muestra
## Min. : 0.000      Min. : 0.000      Min. : 0.000      Yogur A:79
## 1st Qu.: 3.300      1st Qu.: 3.700      1st Qu.: 4.500      Yogur B:79
## Median : 5.000      Median : 6.000      Median : 5.800      Yogur C:79
## Mean : 5.257      Mean : 5.613      Mean : 5.815      Yogur D:79
## 3rd Qu.: 7.300      3rd Qu.: 7.700      3rd Qu.: 7.550      Yogur E:79
## Max. :10.000      Max. :10.000      Max. :10.000
##
```

### 3.1. MEDIA DE LA VALORACIÓN GLOBAL PARA LAS DIFERENTES MUESTRAS DE YOGURES<sup>35</sup>

En la anterior salida, se puede ver cómo son las diferentes variables involucradas en el estudio de consumidores, por ejemplo, se observa que los atributos son medidos en una escala lineal de 10 puntos y que cada muestra de yogures es probada por el mismo grupo de consumidores. Mediante un diagrama de caja, también se puede ver cómo se comportan las diferentes variables involucradas en el estudio hedónico.

#### 3.1. Media de la valoración global para las diferentes muestras de yogures

Con los datos obtenidos de los consumidores, se va a proceder a la obtención de la media de la valoración global por muestras para el panel de consumidores. Esto nos dará una pauta, de cuál es la muestra preferida por los consumidores, para así guiar al cliente y decirle qué producto es el que prefieren los consumidores.

```
Valoracion_global_media<-round(tapply(Global,muestra,mean),1)
Valoracion_global_media
## Yogur A Yogur B Yogur C Yogur D Yogur E
##      5.1      5.2      6.9      6.1      5.8
```

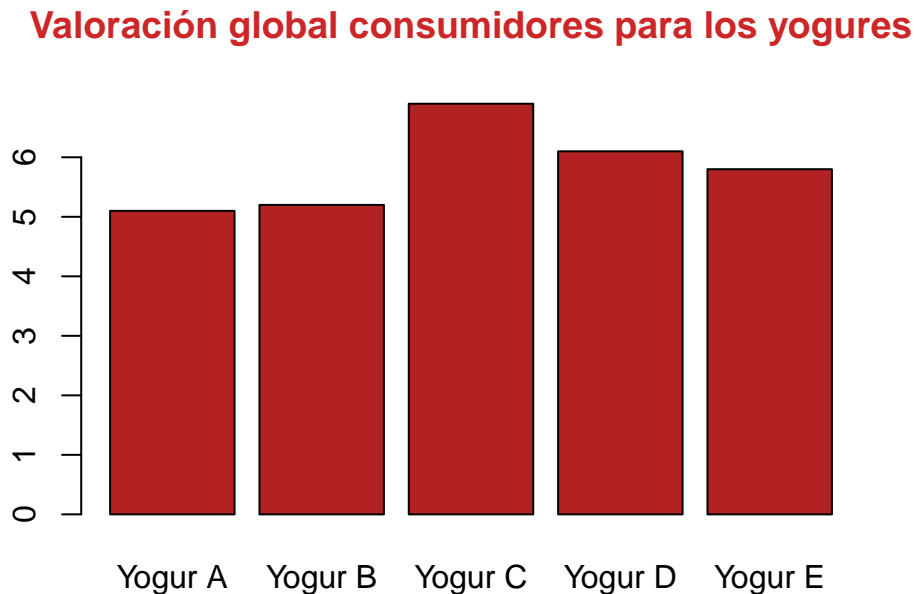


Figura 3.1: Media de la valoración global de los consumidores por muestra

En este caso, se puede ver que el yogur C es el más valorado. Los siguientes yogures más valorados son los yogur D y los yogures E. Mediante un diagrama de caja (boxplot) para cada muestra, se va a ver si se observan diferencias en la valoración global entre las muestras de yogures, de forma gráfica.

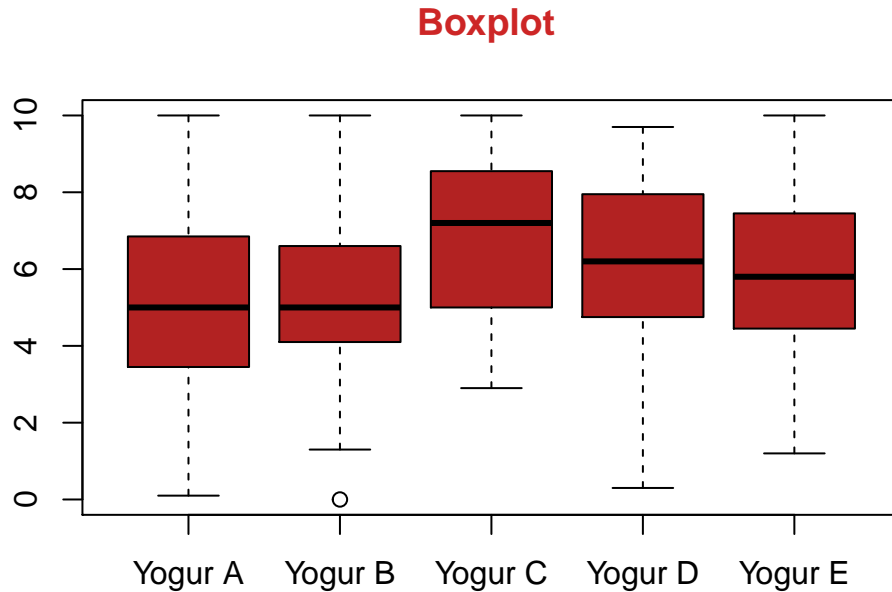


Figura 3.2: Diagrama de cajas de la valoración global para las diferentes muestras de yogures

Gráficamente, se puede ver que se observan diferencias entre las muestras, pero se va a ver si las diferencias son realmente significativas o si se deben al azar. Para ello, se va a aplicar un modelo de análisis de la varianza con un factor, el factor muestra, para contrastar la igualdad de medias entre  $k = 5$  muestras de yogures.

### 3.1.1. Estudio de las diferencias significativas entre las muestras de yogures

Se va a obtener el modelo ANOVA en R, de la siguiente forma, y se obtendrán los resultados:

```
modelo<-aov(Global~muestra,data=accept)
modelo

## Call:
##   aov(formula = Global ~ muestra, data = accept)
##
## Terms:
##           muestra Residuals
## Sum of Squares  167.3358 1763.9200
## Deg. of Freedom    4         390
##
```



### 3.1. MEDIA DE LA VALORACIÓN GLOBAL PARA LAS DIFERENTES MUESTRAS DE YOGURES37

```
## Residual standard error: 2.126704
## Estimated effects may be unbalanced

summary(modelo)

##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## muestra      4  167.3    41.83   9.249 3.78e-07 ***
## Residuals  390 1763.9     4.52
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Se puede ver que la tabla de análisis de la varianza, tiene cómo resultado que el p-valor obtenido es  $3,78e - 07$  y se tiene que las diferencias significativas se dan al 0,1% , por lo que también se dan diferencias significativas al 5%, que es el nivel de significación habitual usado en análisis sensorial, por lo que hay un 95% de seguridad de que las diferencias no se deben al azar. Se tiene entonces que al nivel del 5% , se rechaza la hipótesis nula de la igualdad de medias entre las diferentes muestras, por lo que se puede afirmar que existen diferencias significativas entre las muestras. Lo ideal ahora, es averiguar entre qué muestras hay diferencias significativas.

#### 3.1.2. Test de Tukey

Mediante la función `HSD.test` del paquete `agricolae` de R, se aplica el Test de Tukey, obteniendo lo siguiente:

```
library(agricolae)
HSD.test(modelo,"muestra",alpha=0.05)$groups

##           Global groups
## Yogur C 6.893671      a
## Yogur D 6.081013     ab
## Yogur E 5.801266     bc
## Yogur B 5.172152     bc
## Yogur A 5.129114     c
```

### Grupos de Tukey para los diferentes yogures

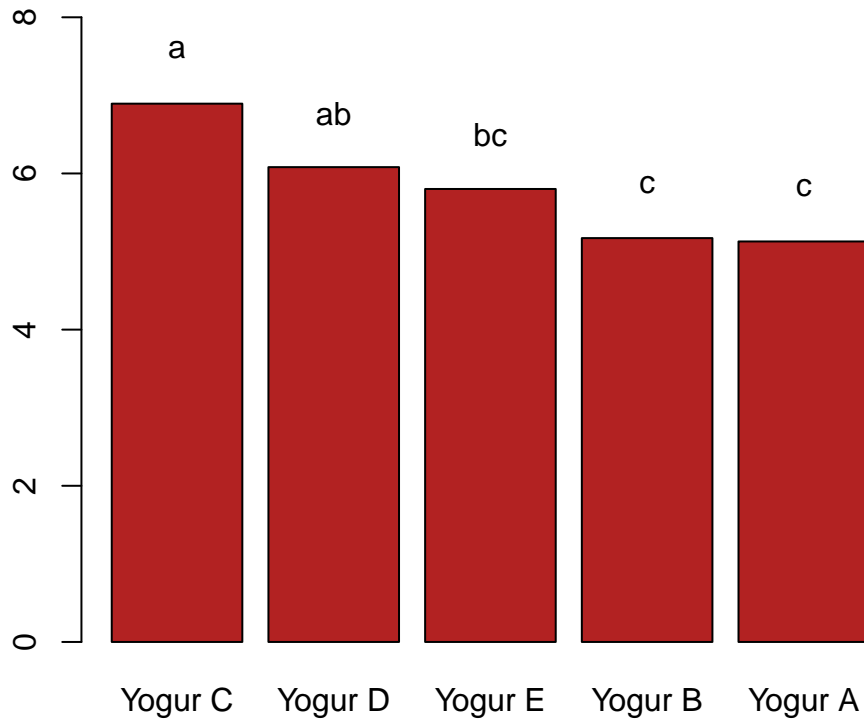


Figura 3.3: Comparaciones múltiples mediante el Test de Tukey

La interpretación de la figura 3.3, representada en la próxima hoja, es la siguiente: el yogur C, que es el más valorado, no presenta diferencias significativas con respecto al yogur D, pero sí presenta diferencias respecto a los otros yogures. Se puede ver también que tanto el yogur B como el yogur A, pertenecen al mismo grupo de Tukey, por lo que no hay diferencias significativas entre ellos.

Se van a obtener las diferentes correlaciones existentes entre las diferentes variables dentro del panel de consumidores:

```
cor(Global,Aspecto)
## [1] 0.5560428
cor(Global,Olor)
## [1] 0.5024043
cor(Global,Sabor)
```

### 3.1. MEDIA DE LA VALORACIÓN GLOBAL PARA LAS DIFERENTES MUESTRAS DE YOGURES39

```
## [1] 0.8328615
cor(Global,Textura)
## [1] 0.7892884
cor(Aspecto,Olor)
## [1] 0.4903502
cor(Aspecto,Sabor)
## [1] 0.4397268
cor(Aspecto,Textura)
## [1] 0.485181
cor(Olor,Sabor)
## [1] 0.5075781
cor(Olor, Textura)
## [1] 0.3726894
cor(Sabor,Textura)
## [1] 0.7131204
```

En la anterior salida de R, se puede ver las correlaciones lineales entre las diferentes variables del panel de consumidores. Las correlaciones más altas, se producen entre la variable valoración global y el sabor, entre valoración global y textura y entre las variables sabor y textura.

#### **Cruce de correlaciones entre panel de consumidores y panel de catadores entrenados**

Se va a realizar el cruce de panel de consumidores y panel de catadores entrenados, para ver cuáles son las variables específicas que influyen más en las variables del panel de consumidores. Para ello, se necesitan tener dos matrices, una con la media de los atributos del panel para cada una de las muestras y otra con atributos de consumidores para cada una de las muestras.

| Tabla   | Color | Espesor Visual | Suavidad | Creemosidad | Espesor | Rigidez | Sinéresis | Dulzura | Suero | Lácteo |
|---------|-------|----------------|----------|-------------|---------|---------|-----------|---------|-------|--------|
| Yogur A | 0.94  | 3.95           | 3.65     | 2.98        | 5.64    | 3.34    | 5.65      | 1.56    | 0.48  | 0.7    |
| Yogur B | 7.54  | 1.39           | 2.92     | 1.2         | 4.04    | 5.97    | 7.19      | 2.81    | 0.3   | 4.38   |
| Yogur C | 4.71  | 3.39           | 4.33     | 6.32        | 3.12    | 3.85    | 5.6       | 4.05    | 0.66  | 7.35   |
| Yogur D | 5.12  | 7.87           | 3.15     | 7.42        | 7.48    | 2.87    | 5.29      | 3.72    | 0.48  | 2.86   |
| Yogur E | 7.93  | 4.86           | 5.37     | 5.75        | 2.55    | 7.01    | 6.76      | 6.14    | 4.24  | 8.21   |

Tabla 3.1: Media de los atributos del panel de catadores entrenados para cada muestra

| Tabla   | Aspecto | Olor  | Textura | Sabor | Valoración global |
|---------|---------|-------|---------|-------|-------------------|
| Yogur A | 4.982   | 5.455 | 4.61    | 5.04  | 5.129             |
| Yogur B | 4.63    | 5.365 | 4.229   | 5.136 | 5.172             |
| Yogur C | 6.667   | 5.783 | 6.692   | 6.418 | 6.893             |
| Yogur D | 6.227   | 5.692 | 5.321   | 5.889 | 6.081             |
| Yogur E | 6.537   | 5.478 | 5.431   | 5.581 | 5.801             |

Tabla 3.2: Media de atributos de consumidores para cada una de las muestras

Lectura de datos de catadores entrenados:

```

sensorial<-read.csv2("sensorial.csv",header=T)
head(sensorial)

##   caso   Catador Catadorcód Muestraq Muestran Código.muestra Color
## 1    1   catador 1          1   YogurA      1          439  0.8
## 2    7   catador 2          2   YogurA      1          439  1.1
## 3   13   catador 3          3   YogurA      1          439  0.9
## 4   19   catador 4          4   YogurA      1          439  0.7
## 5   25   catador 5          5   YogurA      1          439  0.4
## 6   31   catador 6          6   YogurA      1          439  0.5
##   Espesor.visual Suavidad Cremosidad Espesor Rígidez Sinéresis Dulzor
## 1             1.1     4.1         2.2     6.5     3.6     4.6     0.1
## 2             4.3     3.3         2.2     7.0     3.6     4.6     0.9
## 3             2.0     3.3         2.4     4.5     3.9     5.1     0.0
## 4             5.3     2.3         1.9     5.7     3.7     5.5     0.0
## 5             2.4     1.8         2.8     2.2     6.4     8.3     0.6
## 6             2.3     3.3         2.4     1.6     2.5     9.2     2.5
##   Suero Carácter.lácteo
## 1    0.4             1.5
## 2    0.8             0.5
## 3    0.0             0.5
## 4    0.0             0.9
## 5    0.7             0.0
## 6    0.0             0.0

attach(sensorial)
names(sensorial)

## [1] "caso"           "Catador"       "Catadorcód"
## [4] "Muestraq"      "Muestran"     "Código.muestra"
## [7] "Color"        "Espesor.visual" "Suavidad"
## [10] "Cremosidad"   "Espesor"      "Rígidez"
## [13] "Sinéresis"    "Dulzor"       "Suero"
## [16] "Carácter.lácteo"

Muestraq<-as.factor(sensorial$Muestraq)
Catador<-as.factor(sensorial$Catador); n_c=nlevels(Catador)

```

Dichos datos están validados y se siguió para su selección la bibliografía [12].

### 3.1. MEDIA DE LA VALORACIÓN GLOBAL PARA LAS DIFERENTES MUESTRAS DE YOGURES41

```

names(sensorial)

## [1] "caso"           "Catador"           "Catadorcód"
## [4] "Muestraq"      "Muestran"          "Código.muestra"
## [7] "Color"         "Espesor.visual"    "Suavidad"
## [10] "Cremosidad"    "Espesor"           "Rígidez"
## [13] "Sinéresis"     "Dulzor"            "Suero"
## [16] "Carácter.lácteo"

dat_sensorial<-averagetable(sensorial,formul="~Muestraq",firstvar=7,lastvar=16)
head(dat_sensorial)

##           Color Espesor.visual Suavidad Cremosidad Espesor Rígidez
## YogurA  0.9333333      3.716667 3.691667   2.916667 5.716667 3.366667
## YogurB  8.1083333      1.416667 2.825000   1.116667 3.833333 6.175000
## YogurC  4.7083333      3.391667 4.333333   6.325000 3.125000 3.850000
## YogurD  5.1250000      7.875000 3.958333   7.416667 7.483333 2.875000
## YogurE  7.9333333      4.866667 5.375000   5.750000 2.550000 7.008333
##           Sinéresis Dulzor Suero Carácter.lácteo
## YogurA  5.566667 1.441667 0.4750000   0.7666667
## YogurB  7.408333 3.033333 0.2916667   4.6250000
## YogurC  5.600000 4.050000 0.6583333   7.3500000
## YogurD  5.291667 3.725000 0.4833333   2.8666667
## YogurE  6.758333 6.141667 4.2416667   8.2083333

dat_acept<-averagetable(acept,formul="~Muestra",firstvar=6,lastvar=10)
head(dat_acept)

##           Aspecto Olor Textura Sabor Global
## Yogur A 4.982278 5.455696 4.610127 5.040506 5.129114
## Yogur B 4.630380 5.365823 4.229114 5.136709 5.172152
## Yogur C 6.667089 5.783544 6.692405 6.418987 6.893671
## Yogur D 6.227848 5.692405 5.321519 5.889873 6.081013
## Yogur E 6.537975 5.478481 5.431646 5.581013 5.801266

z<-cbind(dat_sensorial,dat_acept)
z

##           Color Espesor.visual Suavidad Cremosidad Espesor Rígidez
## YogurA  0.9333333      3.716667 3.691667   2.916667 5.716667 3.366667
## YogurB  8.1083333      1.416667 2.825000   1.116667 3.833333 6.175000
## YogurC  4.7083333      3.391667 4.333333   6.325000 3.125000 3.850000
## YogurD  5.1250000      7.875000 3.958333   7.416667 7.483333 2.875000
## YogurE  7.9333333      4.866667 5.375000   5.750000 2.550000 7.008333
##           Sinéresis Dulzor Suero Carácter.lácteo Aspecto Olor
## YogurA  5.566667 1.441667 0.4750000   0.7666667 4.982278 5.455696
## YogurB  7.408333 3.033333 0.2916667   4.6250000 4.630380 5.365823
## YogurC  5.600000 4.050000 0.6583333   7.3500000 6.667089 5.783544
## YogurD  5.291667 3.725000 0.4833333   2.8666667 6.227848 5.692405
## YogurE  6.758333 6.141667 4.2416667   8.2083333 6.537975 5.478481
##           Textura Sabor Global
## YogurA  4.610127 5.040506 5.129114
## YogurB  4.229114 5.136709 5.172152

```

```
## YogurC 6.692405 6.418987 6.893671
## YogurD 5.321519 5.889873 6.081013
## YogurE 5.431646 5.581013 5.801266
```

Una vez obtenidas las matrices, se hace la correlación entre ellas,  $\text{cor}(z)$ , y luego se llega a los siguientes gráficos de correlación superior:

```
head(round(cor(z),2))

##           Color Espesor.visual Suavidad Cremosidad Espesor Rigidez
## Color           1.00          -0.15    0.13      -0.03  -0.51    0.79
## Espesor.visual -0.15           1.00    0.44     0.82   0.62   -0.46
## Suavidad        0.13          0.44    1.00     0.68  -0.38    0.24
## Cremosidad     -0.03          0.82    0.68     1.00   0.19   -0.36
## Espesor        -0.51          0.62   -0.38     0.19   1.00   -0.77
## Rigidez         0.79          -0.46    0.24     -0.36  -0.77   1.00
##           Sinéresis Dulzor Suero Carácter.lácteo Aspecto Olor
## Color           0.76    0.71  0.46                0.69   0.15 -0.22
## Espesor.visual  -0.64    0.27  0.17                -0.15   0.56  0.51
## Suavidad        -0.18    0.78  0.84                0.61   0.83  0.33
## Cremosidad     -0.64    0.54  0.28                0.32   0.92  0.83
## Espesor        -0.61   -0.54 -0.55                -0.82  -0.21  0.18
## Rigidez         0.91    0.59  0.68                0.64  -0.07 -0.60
##           Textura Sabor Global
## Color          -0.04  0.08  0.06
## Espesor.visual  0.26  0.36  0.32
## Suavidad        0.60  0.45  0.48
## Cremosidad     0.76  0.81  0.79
## Espesor        -0.29 -0.13 -0.18
## Rigidez        -0.23 -0.29 -0.28
```

En la figura 3.4, se puede ver que penaliza la rigidez (textura) del yogur, siendo el yogur C aquel que presenta menor rigidez. Se puede apreciar, que premia la cremosidad (textura), siendo el yogur C el que presenta mayor cremosidad.

Las variables que influyen en la valoración global de forma más efectiva, es aquella que tienen una correlación mayor. En este caso se observa que la Cremosidad es la que presenta mayor correlación con la aceptación global (0,78).

3.1. MEDIA DE LA VALORACIÓN GLOBAL PARA LAS DIFERENTES MUESTRAS DE YOGURES43

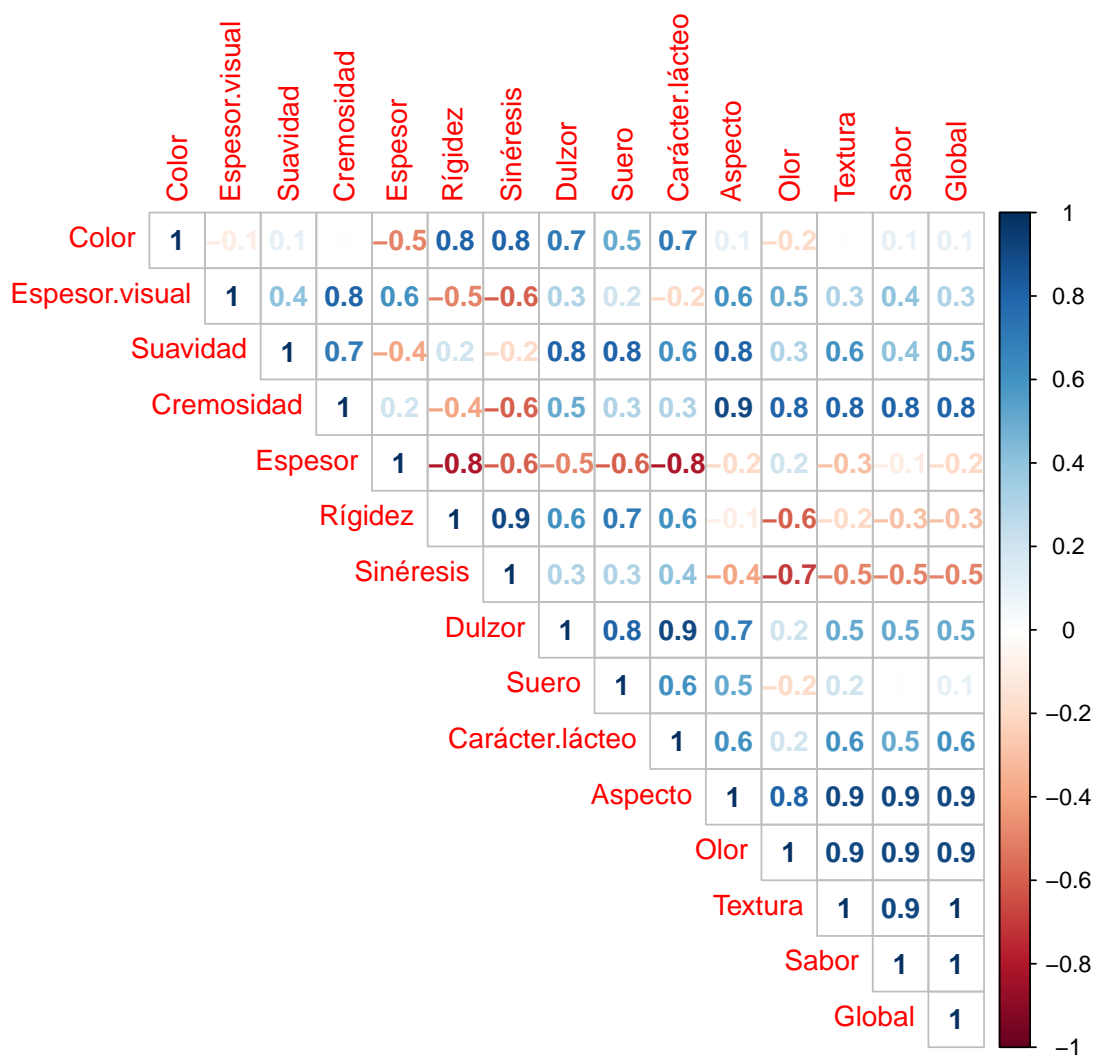


Figura 3.4: Correlaciones panel de consumidores y panel entrenado

## 3.2. Modelo de regresión lineal múltiple

Se va a plantear un modelo de regresión lineal múltiple para el panel de consumidores, para ver cuáles variables son las que más influyen en el modelo.

```
modelo<-lm(Global~Aspecto+Olor+Sabor+Textura, data=datos)
step(modelo)

## Start:  AIC=15.23
## Global ~ Aspecto + Olor + Sabor + Textura
##
##           Df Sum of Sq   RSS   AIC
## <none>          400.27 15.232
## - Olor         1     3.143 403.41 16.321
## - Aspecto      1    26.590 426.86 38.637
## - Textura      1   104.266 504.53 104.674
## - Sabor        1   202.075 602.34 174.665
##
## Call:
## lm(formula = Global ~ Aspecto + Olor + Sabor + Textura, data = datos)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      Aspecto          Olor          Sabor          Textura
##    0.63384      0.13991      0.05574      0.43520      0.30745
```

En base a la aplicación de la función `step` de R, que aplica el método de selección de variables mediante un procedimiento backward y sigue el criterio AIC. Se puede ver en la salida de R, que el mejor modelo es aquel que no elimina ninguna variable explicativa. El modelo de regresión lineal múltiple a considerar es:

```
modelo<-lm(Global~Aspecto+Olor+Sabor+Textura,data=datos)
summary(modelo)

##
## Call:
## lm(formula = Global ~ Aspecto + Olor + Sabor + Textura, data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -3.3038 -0.5975 -0.0340  0.5908  4.0965
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.63384    0.17017   3.725 0.000224 ***
## Aspecto     0.13991    0.02749   5.090 5.58e-07 ***
## Olor        0.05574    0.03185   1.750 0.080912 .
## Sabor       0.43520    0.03102  14.032 < 2e-16 ***
## Textura     0.30745    0.03050  10.079 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.013 on 390 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7927, Adjusted R-squared:  0.7906
```



```
## F-statistic: 372.9 on 4 and 390 DF, p-value: < 2.2e-16
```

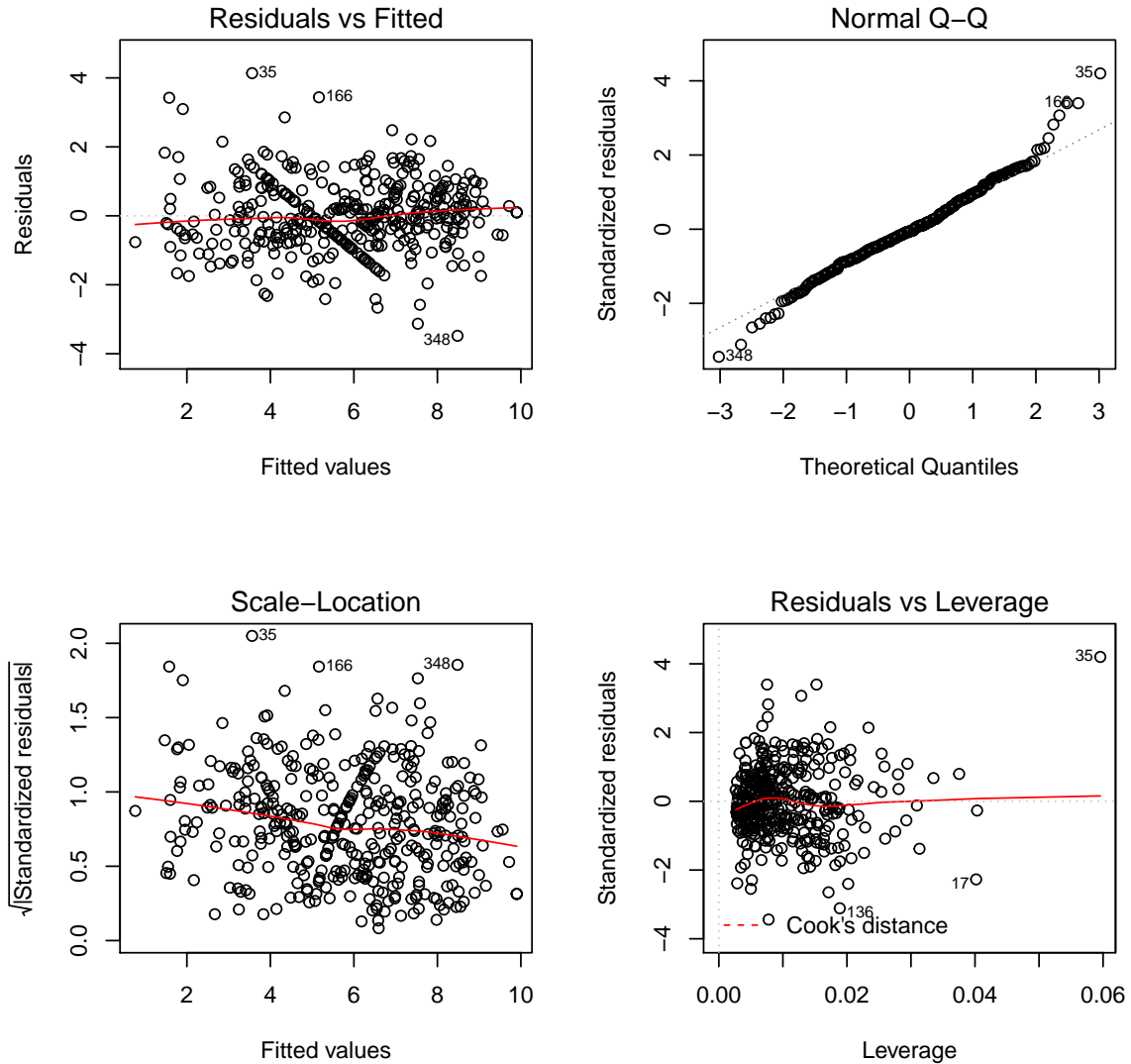
En base a la significación, mediante el summary, se puede ver que la variable Olor es la variable explicativa menos significativa, por lo que se podría llegar a quitar del modelo, dado que la adición de esta variable no resulta significativa. Pasando así al modelo2.

```
modelo2<-lm(Global~Aspecto+Sabor+Textura,data=datos)
summary(modelo2)

##
## Call:
## lm(formula = Global ~ Aspecto + Sabor + Textura, data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -3.4816 -0.5902 -0.0576  0.6231  4.1378
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.76380    0.15352   4.975 9.77e-07 ***
## Aspecto      0.15693    0.02578   6.088 2.73e-09 ***
## Sabor        0.45382    0.02921  15.536 < 2e-16 ***
## Textura     0.30294    0.03047   9.941 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.016 on 391 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7911, Adjusted R-squared:  0.7895
## F-statistic: 493.6 on 3 and 391 DF, p-value: < 2.2e-16
```

En vista de la salida anterior, el modelo resultante es el que tiene cómo variable respuesta Global y cómo variable explicativa el aspecto, el sabor y la textura. Se hace una representación del modelo:

```
par(mfrow=c(2,2))
plot(modelo2)
```



En las gráficas anteriores, se puede ver:

- El primer gráfico, representa los residuos brutos del modelo frente a los valores ajustados. Se usa para la validación del modelo. En este gráfico, se pueden determinar algunos datos que discrepan del modelo, pero para su valoración singular se necesita la estandarización de los residuos. Nótese que en regresión múltiple es inviable representar los residuos frente a la variable explicativa, pues ésta puede tener muchas dimensiones. Esto se resuelve representando los residuos frente a los valores ajustados, que es una reducción de la dimensión de la variable explicativa que al mismo tiempo representa el comportamiento de la respuesta. Nótese que los valores ajustados son una combinación lineal de las variables explicativas.
- El segundo gráfico es un QQplot para el test de normalidad de los residuos estandarizados. El qqplot es un instrumento gráfico de un modelo de distribución, siendo muy usado en el caso del modelo normal. Para que se respete el modelo normal, los puntos tendrían que situarse muy próximos a la recta discontinua. El qqplot es un procedimiento gráfico y exploratorio para

comprobar la normalidad. Si se desea un test que proporcione un nivel crítico, se emplea el test de Shapiro Wilk sobre los residuos estandarizados.

- El tercer gráfico representa las raíces cuadradas de los residuos estandarizados frente a los valores ajustados. Se denomina gráfico de localización-escala, porque los valores ajustados indican la regresión (media condicionada) y las raíces cuadradas de los valores absolutos de los residuos estandarizados representan la dispersión (condicionada). Por tanto, si se observa alguna evolución en este gráfico, reflejaría heterocedasticidad del modelo de regresión. Este tercer gráfico permite constatar la presencia de observaciones atípicas, que serían las que presenten residuos estandarizados muy grandes (en valor absoluto) y en consecuencia se sitúan en posiciones muy altas del gráfico.
- El cuarto gráfico, representa los apalancamiento en el eje horizontal y los residuos estandarizados en el eje vertical. Además se representan unas líneas discontinuas en las esquinas superior derecha e inferior derecha. A partir de estas líneas la distancia de cook excede los valores 0.5 y 1, según se indica junto a las líneas. Es lo que cabía esperar, pues la distancia de cook es grande en esas zonas, donde tanto el apalancamiento como el valor absoluto del residuo estandarizado son grandes.

### Test de Shapiro Wilk

```
shapiro.test(rstandard(modelo2))

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  rstandard(modelo2)
## W = 0.98498, p-value = 0.0004048
```

Cómo el nivel crítico es pequeño  $pvalor = 0,0004048$ , se rechaza la normalidad. Esto es algo que ya se intuía en el QQ plot. En cualquier caso, se debe tener presente que los datos atípicos pueden alterar los resultados de un test de normalidad, hasta el punto de que suprimiendo estos datos, el conjunto de observaciones que quedan podrían respetar la normalidad.

### Análisis de componentes principales del panel de consumidores

Se va a realizar un análisis de componentes principales sobre el panel de consumidores:

```
acceptyogur<-read.csv2("acceptyogur.csv",header=T)
datos<-acceptyogur[c(2:80),c(1:5)]
```

Una vez leídos los datos, se hace el estudio del análisis de componentes principales:

```
test.pca<-princomp(datos)
test.pca

## Call:
## princomp(x = datos)
##
## Standard deviations:
##   Comp.1   Comp.2   Comp.3   Comp.4   Comp.5
## 4.4244290 1.9939021 1.8540017 1.3128969 0.9672063
##
## 5 variables and 79 observations.

summary(test.pca)
```

```
## Importance of components:
##              Comp.1    Comp.2    Comp.3    Comp.4    Comp.5
## Standard deviation  4.4244290  1.9939021  1.8540017  1.3128969  0.96720632
## Proportion of Variance 0.6602723  0.1340961  0.1159388  0.0581393  0.03155345
## Cumulative Proportion 0.6602723  0.7943684  0.9103072  0.9684465  1.00000000
```

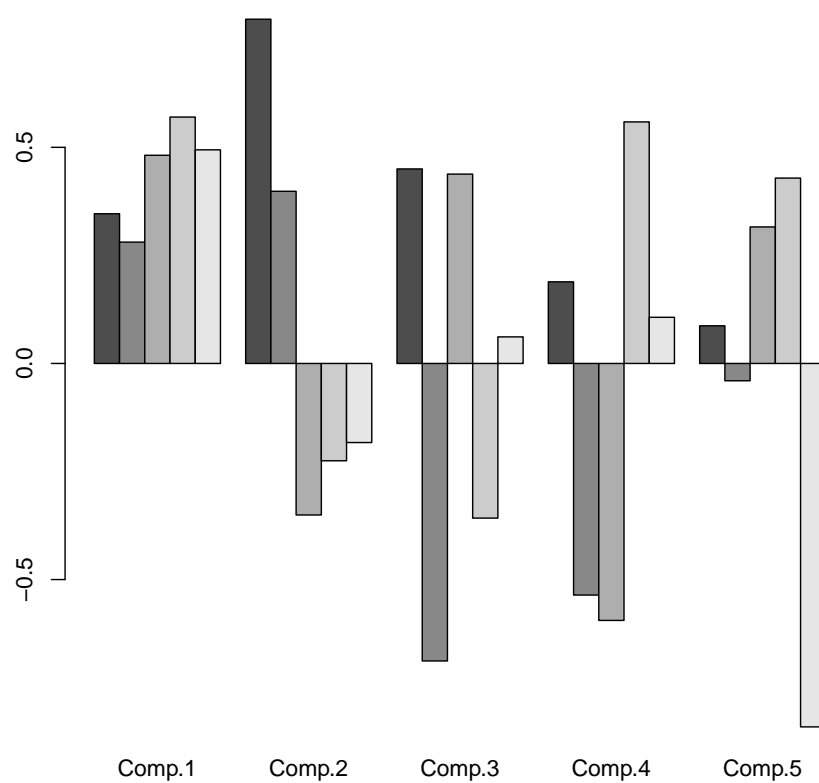
En la salida del summary, se puede ver junto a las desviaciones típicas de las componentes, la proporción de varianza explicada y sus valores acumulados. La función `loadings` de R, proporciona los coeficientes de las componentes (autovectores).

```
loadings(test.pca)

##
## Loadings:
##      Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5
## Aspecto  0.346  0.796  0.450  0.189
## Olor     0.281  0.398 -0.688 -0.536
## Textura  0.482 -0.351  0.438 -0.595  0.316
## Sabor    0.570 -0.225 -0.358  0.559  0.429
## Global   0.494 -0.183          0.107 -0.841
##
##      Comp.1 Comp.2 Comp.3 Comp.4 Comp.5
## SS loadings  1.0    1.0    1.0    1.0    1.0
## Proportion Var  0.2    0.2    0.2    0.2    0.2
## Cumulative Var  0.2    0.4    0.6    0.8    1.0
```

A continuación, se va a ver la representación de los coeficientes y las puntuaciones de los individuos en las componentes.

```
windows()
barplot(loadings(test.pca), beside=TRUE)
```



```
head(test.pca$scores)
```

```
##          Comp.1      Comp.2      Comp.3      Comp.4      Comp.5
## 2 -7.1103392472 -1.5819414 -0.1617231  0.2025502  0.3623893
## 3 -0.0009902657 -0.5798044  2.1952260 -2.4426077  0.1157944
## 4  0.8055928705  1.7101038  1.5880073  0.4398415  0.4133112
## 5  1.3410461852 -1.4663758 -2.1024409  0.3704540 -0.5242627
## 6  3.2455707985 -0.2114445  0.9960739  0.9105197  2.2820639
## 7  1.5191150465 -2.5962505  1.9597080 -1.0875342  1.6029165
```

Se hace una representación gráfica, que es el biplot:

```
biplot(test.pca)
```

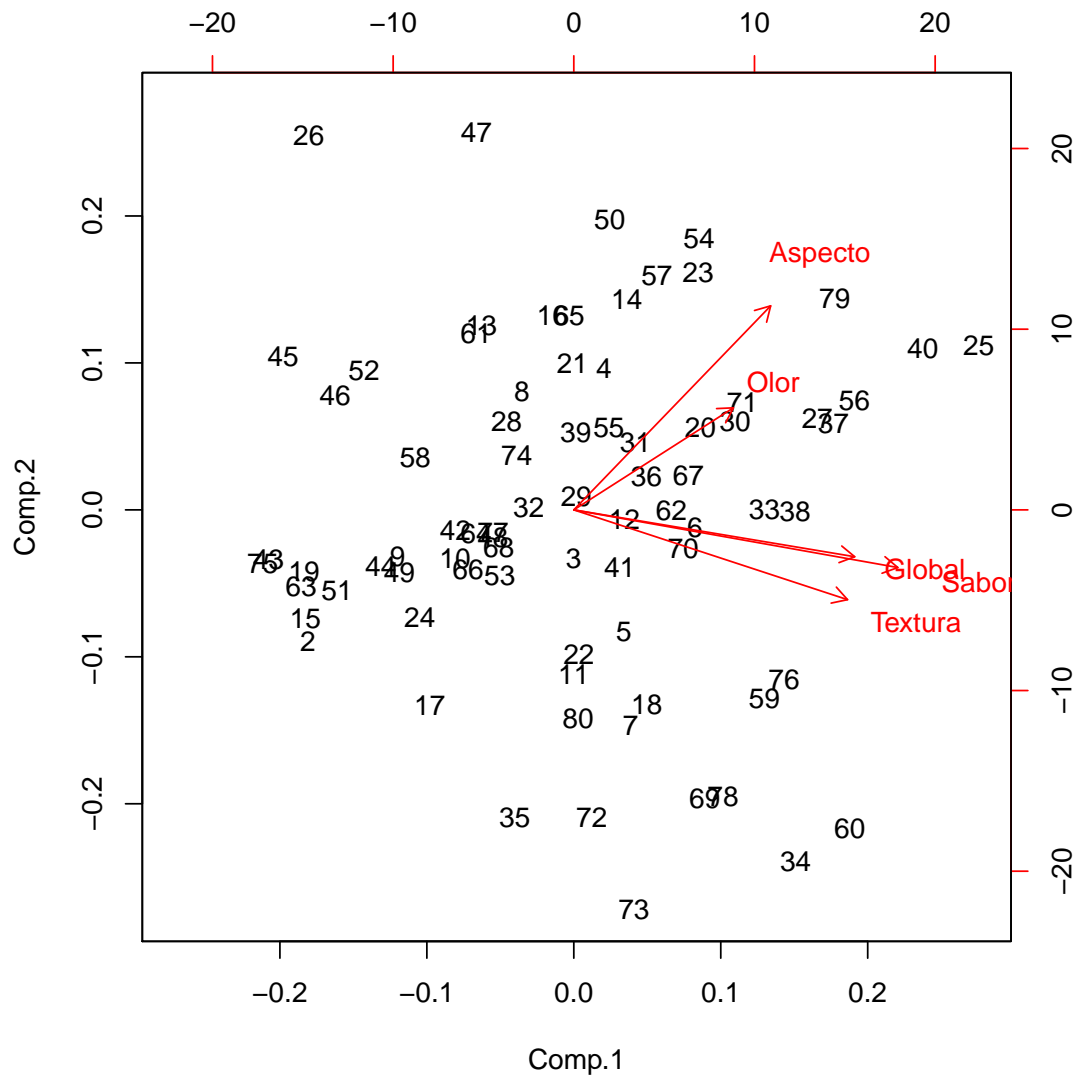


Figura 3.5: Representación de un biplot, que muestra la relación entre tres o más variables (Gabriel y Odoroff,1990).

### 3.3. Modelos aditivos generalizados

Se va a plantear un modelo aditivo (Hastie and Tishirani, 1986) [27], para lo cuál se va a utilizar la función `gam` del paquete `mgcv` de R, [13]. Los modelos aditivos generalizados son un tipo de modelos lineales generalizados en los que el efecto de las variables explicativas puede no ser lineal [28]. El modelo a plantear es:

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p f_j(x_j) + \varepsilon,$$

siendo  $f_j(\cdot)$  el efecto de la variable  $x_j$ , que se supone que es una variable suave cualquiera. Cuando  $f_j(x) = \beta_j X$  se tendría un efecto lineal. El paquete `mgcv` emplea `splines` para estimar las funciones.

Según [13], a diferencia de los modelos de regresión lineal, dónde se determinaban los parámetros correspondientes a cada uno de las variables explicativas,  $x_i$ , el modelo substituye  $\sum \beta_i * x_i$  por una suma de funciones no necesariamente lineales  $\sum a_i f_i(x_i)$ , dónde cada una de las  $f_i$  se estima de manera muy flexible, de forma que muestre el efecto no lineal de esa posible relación. El método permite definir las funciones de manera general, pudiendo existir términos de la forma  $\sum f_i(x_i, x_j)$ . Como beneficios destaca la no necesidad de probar que las variables sean independientes y que tengan una distribución normal. Los algoritmos permiten introducir otras distribuciones tales como binomial, poisson.... Las funciones de las relaciones que revelan los modelos permiten una comprensión mucho mayor que la de los coeficientes beta, ya que los efectos no son constantes dentro del rango en el que varían las variables.

Uno de los modelos más sencillos para evaluar cómo cambia el valor de una variable que está relacionada con otra, es suponer que existe una relación lineal del tipo  $y = \beta * x$ , pero si hay varias mediciones es posible que no sea fácil encontrar un valor de  $\beta$  que satisfaga todos los pares de valores, de ahí que se necesite un modelo estadístico lineal:  $y = \beta * x + \varepsilon$  y ahí encontrar el valor de  $\beta$  tal que para cada par de valores se cumpla  $y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$  dónde los errores es una variable aleatoria independiente del valor de  $x$  (error de estimación), tal que  $\mathbb{E}(\varepsilon_i) = 0$ . Este modelo de regresión simple se resuelve exigiendo que  $\beta$  minimice la suma de los errores cuadráticos. Cuando la variable respuesta, dependa de varias variables explicativas, el método es un modelo de regresión múltiple:  $y = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \dots + \beta_m * x_m + \varepsilon$  dónde los  $\beta_i$  son los parámetros a estimar en base a los datos. Se supone que  $Y$  es una variable  $N(\bar{y}, \sigma^2)$ ,  $x_i$  son variables linealmente independientes, la variable que se corresponde con el error  $\varepsilon_i$  es una distribución  $N(0, \sigma^{2*})$  y se supone que los valores de la variable a predecir son correctos.

A continuación se presentan conceptos básicos de la interpolación polinomial y la interpolación o ajuste mediante b-splines y se usará la función `gam` del paquete `mgcv` de R para buscar el modelo que mejor describa un conjunto de datos en R.

#### Ajuste polinomial y B-splines

El ajuste polinomial usa la idea de representar a una función suave en términos de los polinomios básicos:  $b_0(x) = 1$ ,  $b_1(x) = x$ ,  $b_2(x) = x^2$ ,  $b_3(x) = x^3$

La suma de  $k$  de estos polinomios básicos multiplicada por ciertos parámetros  $\beta_i$  da como resultado un polinomio de grado  $k - 1$ . Cómo para la definición de un polinomio de grado  $k - 1$  se necesitan  $k$  coeficientes, se puede construir un polinomio que pase exactamente por  $k$  puntos. Es decir, para tener un polinomio de grado 3 se necesitan 4 coeficientes, y por lo tanto se puede encontrar el polinomio de grado 3 que pase por cuatro puntos conocidos  $(x_i, y_i)$ .

$f(x) = \sum \beta_i b_i(x_i)$  dónde  $b_i(x)$  es un polinomio básico y  $\beta_i$  es un coeficiente. Para ajustar un conjunto de  $n$  datos, se utiliza una variante del método polinomial, se trata de usar cómo funciones básicas a splines cúbicas en vez de los polinomios antes mencionados. Una spline cúbica es una curva construída como una suma de secciones de polinomios cúbicos unidos en los extremos de manera tal que se genere una función continua  $C^2$  hasta la segunda derivada. Se pueden utilizar splines de mayor grado, pero las splines cúbicas son las más utilizadas.

En lo que sigue del análisis se presenta la relación entre la variable a predecir y una de las variables

predictoras para mayor claridad. El método GAM determina una función entre la variable a predecir y cada una de las variables predictoras, de tal manera de que cada una de ellas explique lo mejor posible la parte no explicada por las demás variables. Dado un conjunto de puntos dato  $(x_i, y_i)$ , se podría ajustar ese conjunto de puntos con una recta. Esto depende de lo suave que se quiera que sea la función de ajuste, si se conoce por ejemplo la variabilidad (ruido) que puedan tener las mediciones de los datos. En el caso de regresión simple, el parámetro de la regresión se encuentra por el método de mínimos cuadrados, mediante:

$$\min \sum |y_i + \hat{y}_i|^2$$

En el caso del modelo aditivo generalizado, para determinar la función que mejor ajusta a los datos se introduce un parámetro de suavizado  $\lambda$ , y este aparece al modificarse el criterio de minimización: ahora no sólo se minimiza la suma de los cuadrados de los errores, sino que también se incluye la curvatura de la función:

$$\min \sum |f(x_i) - \hat{y}_i|^2 + \lambda \int f''(x_i)$$

De dónde se puede ver que si  $\lambda$  no es pequeño la curvatura debe ser menor para mantener pequeño el segundo término de la expresión, pero si  $\lambda$  se hace más pequeño, se hace más importante el primer término de la expresión.

Se usa la función `dcor` del paquete `energy` de R para calcular las correlaciones de distancias que son mucho más generales que la clásica correlación de Pearson [17]. El modelo aditivo que permite más flexibilidad que un modelo lineal y se usa como criterio de adición de variables al modelo las variables con más correlación de distancias. Se tiene también cómo segundo paso: calcular la correlación de distancias de los residuos de este modelo que se ha hecho con cada una de las variables que no está en el modelo para ver si añades alguna variable más al modelo que sea útil y repetir hasta terminar cuándo no se mejore. Considerando el panel de consumidores, se consideran los datos de los atributos sensoriales: aspecto, olor, textura, sabor y valoración global. Se van a definir las distancias de correlaciones:

**Definición 3.3.1** *Se define la distancia de correlaciones o la distancia de covarianzas como una medida de dependencia entre dos vectores aleatorios emparejados de dimensión arbitraria, no necesariamente igual. el coeficiente de distancia de correlación de la población es 0, si y sólo si, los vectores aleatorios son independientes. Por tanto, la distancia de correlaciones mide tanto la asociación lineal como la no lineal entre dos variables aleatorias. Esto es la diferencia con respecto al coeficiente de correlación de Pearson que sólo detecta asociación lineal entre dos variables aleatorias.*

La distancia de correlaciones se puede usar para ajustar una prueba estadística de dependencia mediante un test de permutación. Lo primero que se hace es calcular la distancia de correlaciones (involucrando la centralización de las matrices de distancias euclídeas) entre dos vectores aleatorios, y luego compara este valor con la distancia de correlaciones de muchos de los datos.

**Background** La clásica medida de dependencia, el coeficiente de correlación de Pearson, es sensible a relaciones lineales entre dos variables. La distancia de correlaciones fue introducida en 2005 por Gábor J. Székely en muchos artículos para mejorar la deficiencia del coeficiente de correlación de Pearson, teniendo en cuenta que puede ser cero para variables dependientes. Si la correlación es igual a 0 (independientes) no implica independencia mientras que la distancia de correlaciones = 0, implica independencia. Los primeros resultados sobre la distancia de correlaciones fueron publicados en 2007 y 2009. Se ha probado que la distancia de covarianzas es la misma que las covarianzas brownianas. Estas medidas son ejemplos de distancias de energy. La distancia de correlaciones se deriva de la distancia de varianzas, distancia de la desviación estándar y distancia de covarianzas. Por ser la que se ha aplicado en el TFM, se va a definir estadísticamente la distancia de correlaciones:

**Definición 3.3.2** *La distancia de correlaciones de dos variables aleatorias se obtiene dividiendo la distancia de covarianzas por el producto de sus distancias de desviaciones estándar. La distancia de correlaciones es:*

$$dCor(X, Y) = \frac{dCov(X, Y)}{\sqrt{d * Var(X) * d * Var(Y)}}$$



y la distancia de correlaciones muestral se define substituyendo la distancia de covarianzas muestral y las distancia de varianzas para los coeficientes de población anteriores.

Las propiedades de la distancia de correlaciones, son:

- i)  $0 \leq dCor_n(X, Y) \leq 1$  y  $0 \leq dCor(X, Y) \leq 1$ ; esto es en contraste con el coeficiente de correlación de Pearson, que puede ser negativo.
- ii)  $dCor(X, Y) = 0$  si y sólo si  $X$  e  $Y$  son independientes.
- iii)  $dCor_n(X, Y) = 1$  implica que las dimensiones de los subespacios lineales que se obtienen de las muestras  $X$  e  $Y$  son casi de forma segura iguales y si se asume que los subespacios son iguales, luego en el subespacio  $Y = A + bCX$  para algún vector  $A$ , escalar  $b$ , y matriz ortonormal  $C$ .

Se usa la función `dcor` del paquete **Energy** de R para calcular la distancia de correlaciones que es más general que las correlaciones de Pearson, para ello se calcula la distancia de correlaciones de la variable global (respuesta) sobre el resto de variables explicativas: aspecto, olor, sabor y textura.

```
library(nlme)
library(mgcv)

head(accept2)

##      Consumidor Dirección Aspecto Olor Textura Sabor Global Muestra
## 1 Consumidor 1      Madrid    7.0  6.6    2.3   4.1    5.9 Yogur A
## 2 Consumidor 2      Madrid    1.2  2.8    1.7   1.7    1.6 Yogur A
## 3 Consumidor 3      Madrid    5.0  5.0    7.3   3.1    5.0 Yogur A
## 4 Consumidor 4      Madrid    7.4  5.0    5.0   5.0    5.0 Yogur A
## 5 Consumidor 5      Madrid    3.3  6.5    4.5   6.9    6.4 Yogur A
## 6 Consumidor 6      Madrid    6.7  5.0    6.9   8.1    5.0 Yogur A
```

```
library(energy)
dcor(Global, Aspecto)

## [1] 0.526246

dcor(Global, Olor)

## [1] 0.4750343

dcor(Global, Sabor)

## [1] 0.8088097

dcor(Global, Textura)

## [1] 0.7517046
```

Se va a considerar la variable explicativa con mayor correlación de distancias, que en este caso es el Sabor. Siguiendo el libro [13], se van a considerar diferentes modelos que se van a comparar para ver cuál es el mejor. Hay dos modelos gam que se pueden hacer, considerando la variable Sabor directamente (*fit0.gam*) o considerando la suavización de la variable Sabor (*fit1.gam*). Se ajustarán los dos modelos y mediante un anova se compararán los dos métodos, para ver con cuál es el modelo.

```
library(mgcv)
fit0.gam<-gam(Global~Sabor,gaussian)
fit0.gam

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## Global ~ Sabor
## Total model degrees of freedom 2
##
## GCV score: 1.513066
```

```
fit1.gam<-gam(Global~s(Sabor),gaussian)
fit1.gam

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## Global ~ s(Sabor)
##
## Estimated degrees of freedom:
## 1.79 total = 2.79
##
## GCV score: 1.507982

plot(fit1.gam)
```

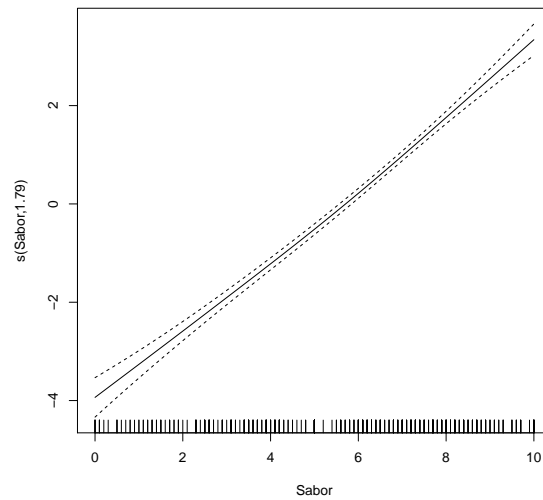


Figura 3.6: Modelo fit1.gam

Con los dos modelos, se va a proceder a hacer un modelo anova para comparar los dos modelos:

```
anova(fit0.gam,fit1.gam,test="F")

## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: Global ~ Sabor
## Model 2: Global ~ s(Sabor)
##   Resid. Df Resid. Dev    Df Deviance    F Pr(>F)
## 1    393.00    591.62
## 2    391.75    587.26 1.2532    4.3614 2.3243 0.1212
```

Llegados a este punto, se selecciona el modelo fit0.gam. Ahora se calculan los residuos para este modelo y con los residuos del modelo propuesto, se calculan las distancias de correlaciones de los residuos a las otras variables explicativas, para seleccionar la de mayor distancia de correlaciones.

```
r=residuals(fit0.gam)
```

Con los residuos, se calcula la distancia de correlaciones de los residuos a las otras variables no presentes en el modelo, para ver si se puede integrar alguna de ellas.

```
dcor(r,Aspecto)
## [1] 0.3768121

dcor(r,Olor)
## [1] 0.218038

dcor(r,Textura)
## [1] 0.3747266
```

En este caso, se observa que la de mayor distancia de correlaciones con los residuos del modelo previo, es el atributo sensorial Aspecto. Por lo que, se ajusta un cluster con la adición de este atributo. Nuevamente se puede añadir la variable Aspecto tal cuál (*fit20.gam*) o mediante la suavización (*fit2.gam*) y mediante una tabla Anova se comparan los dos métodos de forma independiente con *fit0.gam*.

```
fit2.gam<-gam(Global~Sabor+s(Aspecto),gaussian)
plot(fit2.gam)
```

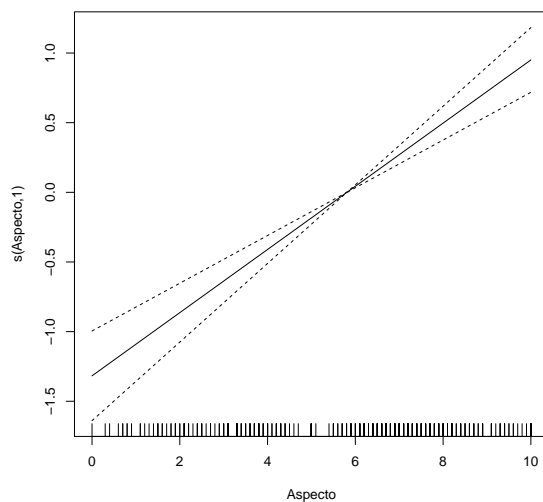


Figura 3.7: Modelo fit2.gam

```

anova(fit0.gam,fit2.gam,test="F")

## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: Global ~ Sabor
## Model 2: Global ~ Sabor + s(Aspecto)
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance      F      Pr(>F)
## 1         393      591.62
## 2         392      505.37  1   86.259 66.909 4.005e-15 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

fit20.gam<-gam(Global~Sabor+Aspecto,gaussian)
anova(fit20.gam,fit2.gam,test="F")

## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: Global ~ Sabor + Aspecto
## Model 2: Global ~ Sabor + s(Aspecto)
##   Resid. Df Resid. Dev      Df Deviance      F      Pr(>F)
## 1         392      505.37
## 2         392      505.37 4.9207e-09 5.323e-09 0.8391 4.779e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

En este caso se selecciona el modelo *fit2.gam*. Procediendo de la misma forma, se calculan los residuos del modelo, calculando la distancia de correlaciones con los otros atributos, para ver cuál se incluye:

```

r=residuals(fit2.gam)
dcor(r,olor)

## [1] 0.1569875

dcor(r,Textura)

## [1] 0.32547

```

```

fit3.gam<-gam(Global~Sabor+s(Aspecto)+s(Textura))
summary(fit3.gam)

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## Global ~ Sabor + s(Aspecto) + s(Textura)
##
## Parametric coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.27112    0.17157   19.07  <2e-16 ***
## Sabor        0.45326    0.02918   15.53  <2e-16 ***

```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##           edf Ref.df    F  p-value
## s(Aspecto) 2.263  2.854 13.59 6.09e-08 ***
## s(Textura) 1.000  1.000 99.40 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) =  0.79   Deviance explained = 79.2%
## GCV = 1.0423   Scale est. = 1.0284    n = 395

fit30.gam<-gam(Global~Sabor+s(Aspecto)+Textura)
summary(fit30.gam)

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## Global ~ Sabor + s(Aspecto) + Textura
##
## Parametric coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.67567    0.14723   11.38 <2e-16 ***
## Sabor         0.45326    0.02918   15.53 <2e-16 ***
## Textura       0.30349    0.03044    9.97 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##           edf Ref.df    F  p-value
## s(Aspecto) 2.263  2.854 13.59 6.09e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) =  0.79   Deviance explained = 79.2%
## GCV = 1.0423   Scale est. = 1.0284    n = 395
```

Se observa que la de mayor distancia de correlaciones, es el atributo Textura, por lo que se considera el modelo que añade la textura. Nuevamente se puede añadir la textura tal cual *fit30.gam* o con la componente suavizada *fit3.gam*. En este caso, se escoge el modelo con la textura tal cual, puesto que el valor *GCV* es el mismo se escoge el modelo más fácil:

```
anova(fit2.gam,fit30.gam)

## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: Global ~ Sabor + s(Aspecto)
## Model 2: Global ~ Sabor + s(Aspecto) + Textura
##   Resid. Df Resid. Dev    Df Deviance
```

```
## 1 392.00 505.37
## 2 389.15 400.81 2.8539 104.56
```

Por último, queda calcular los residuos de *fit30.gam* y hallar la distancia de correlaciones de los residuos con el atributo Olor, y se comprueba si se puede añadir o empeora el ajuste. En este caso, la distancia de correlaciones entre los residuos y Olor es 0,13966. Probando a añadirla al modelo, siendo *fit40.gam*, mediante la función `summary` se puede ver que la adición de Olor no resulta significativa, por lo que se aplicará el modelo óptimo *fit30.gam*.

```
r=residuals(fit30.gam)
dcor(r,Olor)
```

```
## [1] 0.1396618
```

```
fit40.gam<-gam(Global~Sabor+s(Aspecto)+Textura+Olor)
summary(fit40.gam)
```

```
##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## Global ~ Sabor + s(Aspecto) + Textura + Olor
##
## Parametric coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 1.44661    0.19676   7.352 1.16e-12 ***
## Sabor        0.43520    0.03102  14.032 < 2e-16 ***
## Textura     0.30745    0.03050  10.079 < 2e-16 ***
## Olor        0.05574    0.03185   1.750  0.0809 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##           edf Ref.df    F  p-value
## s(Aspecto)  1      1 25.91 5.49e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) = 0.791  Deviance explained = 79.3%
## GCV = 1.0395  Scale est. = 1.0263    n = 395
```

Se puede ver que la adición de Olor no resulta significativa, por lo que se escoge cómo el modelo óptimo *fit30.gam*. Se va a proceder con la interpretación, cuándo se escoge el modelo *fit30.gam*. Se puede ver mediante un `summary`, que al aumentar una unidad en el sabor, se aumenta 0.45 en la valoración global y para la textura, al aumentar una unidad en la textura, la valoración global aumenta en 0.30. La suavización del aspecto, hay que hacer la interpretación.

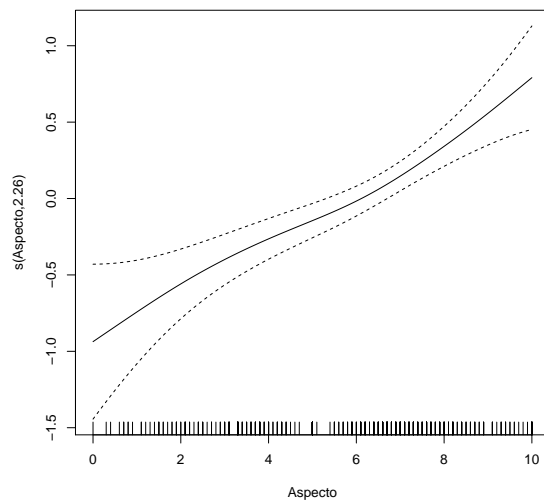


Figura 3.8: Modelo fit30.gam

Se puede ver si se puede extraer algún dato que se aparte del patrón:

```
pr=predict(fit30.gam,se.fit=TRUE)
head(pr$se.fit)

##          1          2          3          4          5          6
## 0.10890236 0.15857274 0.14550565 0.07729356 0.10671027 0.08315023
```

```
fit30.gam$sig2

## [1] 1.028412

mark=abs((accept2$Global-pr$fit)/sqrt(pr$se.fit+fit30.gam$sig2))
```

Se van a descartar aquellos consumidores, que tienen cómo mark mayor a 3.

```
plot(fitted(fit30.gam),residuals(fit30.gam),col=ifelse(mark>3,2,1))
```

Se podrían descartar aquellos consumidores, que tienen cómo mark mayor a 2.

```
plot(fitted(fit30.gam),residuals(fit30.gam),col=ifelse(mark>2,2,1))
```



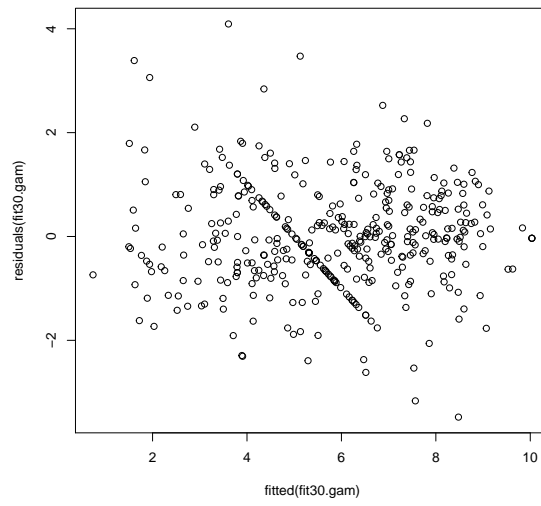
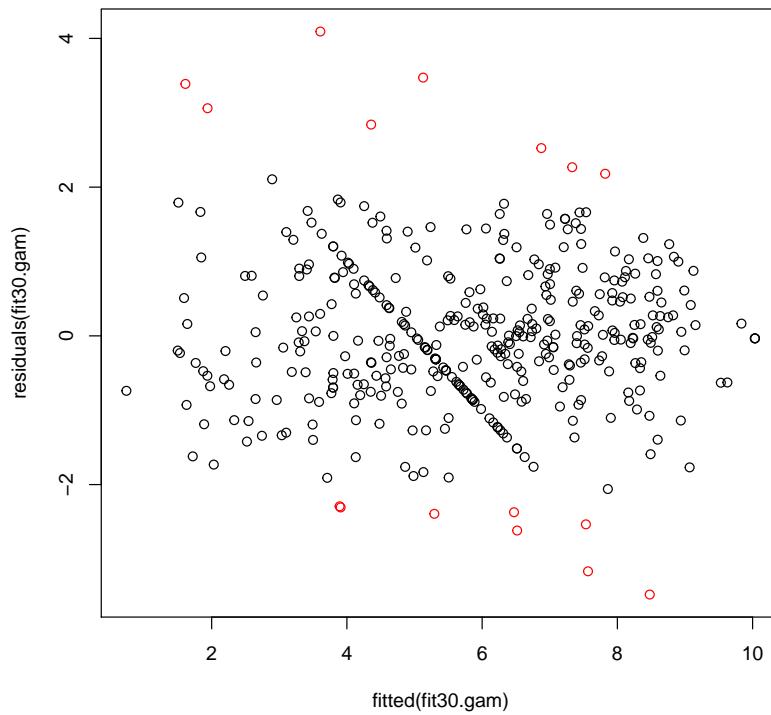


Figura 3.9: Residuos modelo



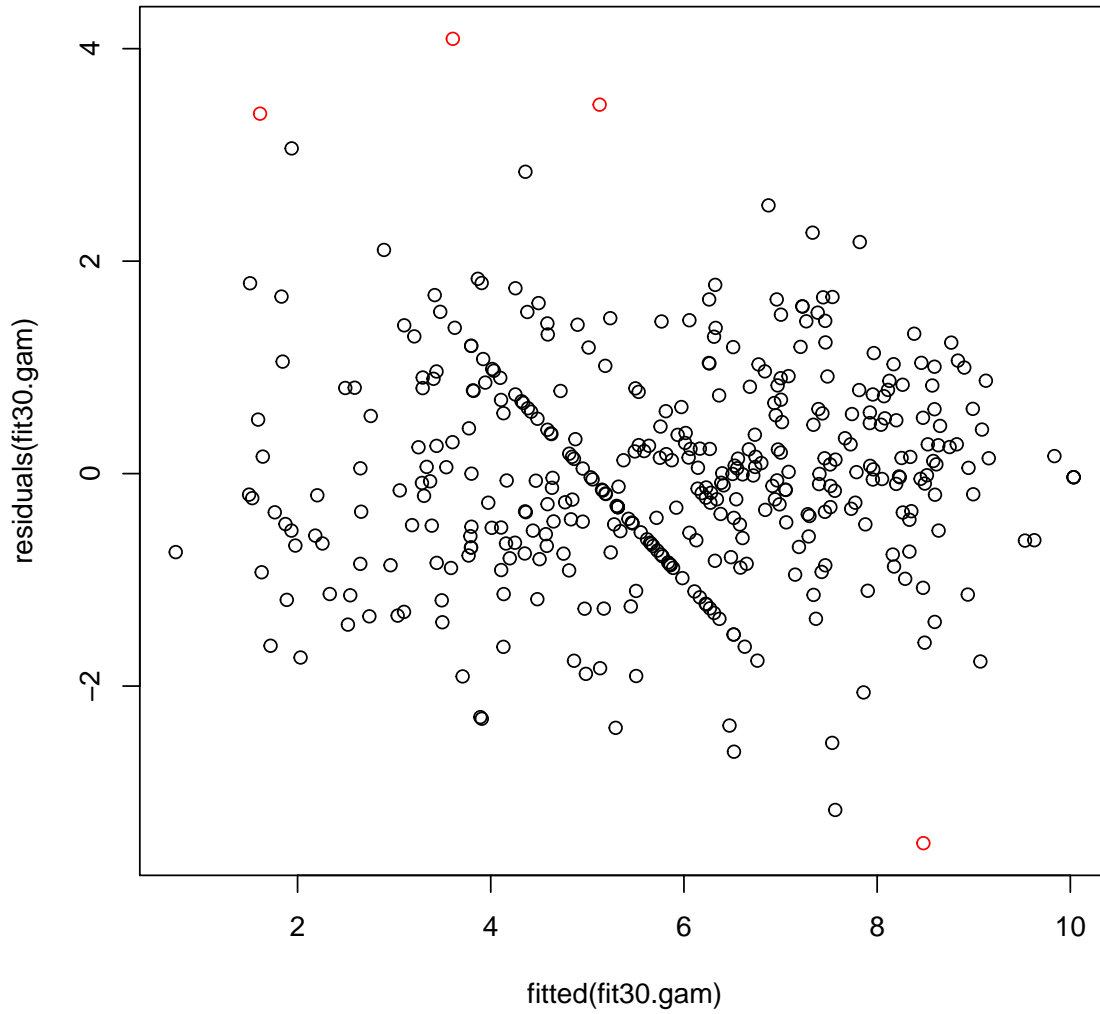


Figura 3.10: Los datos a rojo son datos atípicos que se podrían quitar para mejorar el estudio, pero cómo son pocos tampoco se tienen en cuenta.

## Capítulo 4

# Mapa de preferencias aplicado sobre la base de datos de yogures

En este capítulo, se va a proceder a describir las preferencias de los consumidores para lo cuál se hace uso del libro [2], utilizando para ello el capítulo 9. Antes de proceder con el análisis, se va a definir brevemente lo que se entiende por mapa de preferencia y los dos tipos que existen.

Según [16] existen diversas formas para representar los resultados del análisis sensorial, cómo los histogramas de frecuencia en los cuáles se representan los datos de gusto obtenidos para cada muestra en los que se identifica la información sobre las características de distribución de datos. La cartografía de preferencias (Preference Mapping, Arditti 1997), ayuda a los científicos a comprender los atributos sensoriales que influyen en las preferencias del consumidor (McEwan, 1996). Las técnicas de cartografía de preferencias se utilizan para examinar la relación entre los datos descriptivos sensoriales y las respuestas de los consumidores (McEwan, 1996).

Los mapas de preferencia son una técnica que relaciona la preferencia de los consumidores con los atributos sensoriales de los productos. Permite identificar y cuantificar los atributos sensoriales que influyen en la venta de un determinado producto en el mercado. Tiene cómo beneficios la traducción de las preferencias en variables que se pueden interpretar más fácilmente y permite también obtener la información sobre la variabilidad de la opinión de cada consumidor, pudiendo hacer la segmentación. Es una técnica que permite minimizar el riesgo implícito en el lanzamiento de un nuevo producto y es de utilidad para departamentos de Marketing. Existen dos tipos de mapas de preferencia que serán brevemente definidos a continuación, para mayor explicación se puede consultar [26]:

- Mapa de preferencia interno (Internal Preference Mapping): es un análisis de componentes principales de una matriz de resultados hedónicos dónde los productos (observaciones) y consumidores (variables) reflejan la preferencia sobre algún producto. Se obtiene una representación multidimensional de productos y consumidores. Esto se hace mediante el ACP de una matriz de datos con productos cómo filas y los consumidores en las columnas. Las componentes principales evaluadas se suelen denominar dimensiones de preferencia. Los mapas de preferencias internas son fáciles de interpretar. La dirección de cada vector representa la dirección de la afición creciente para cada consumidor individual. Se considera que solo es una aproximación, ya que solo se consideran dos dimensiones. La longitud del vector es directamente proporcional a la cantidad de varianza explicada por las dos primeras dimensiones de preferencia para cada consumidor.
- Mapa de preferencia externo (External Preference Mapping): es una regresión individual de la preferencia de los consumidores la cuál se relaciona con los datos descriptivos sensoriales.

El mapeo de preferencias externas deriva una representación multidimensional de productos en función de su perfil sensorial o un conjunto de otros datos externos, como las medidas instrumentales de color, textura o sabor. Esta representación generalmente se obtiene a través del

análisis de componentes de principio PCA de una matriz de datos con productos como filas y datos externos como variables o columnas<sup>2</sup>. Los enfoques de mapeo externo están limitados por el hecho de que el espacio sensorial (es decir, la representación multidimensional) se obtiene solo a partir de datos externos sin la priorización de los atributos en función de su importancia para los consumidores. Jaeger et al.<sup>3</sup> señalan que para que el análisis externo tenga éxito, es esencial que el espacio de estímulo externo contenga dimensiones que pertenezcan a la preferencia.

## 4.1. Cuándo los productos se describen tanto por el gusto cómo por información externa de forma independiente

Cómo se ha visto, se puede hacer el estudio del Análisis sensorial en base al panel de consumidores y al panel de catadores entrenados, pero si se juntan los dos paneles las conclusiones pueden ganar un mayor interés. De hecho, si se puede explicar mediante los atributos sensoriales el motivo de porqué los productos gustan o no gustan a los consumidores, se puede guiar a los desarrolladores de productos con el fin de que éstos sean mejorados. Se puede también proporcionar la ubicación, en el espacio sensorial, del producto óptimo, objetivo de la técnica de mapa de preferencias, que se obtiene mediante la función `carto` del paquete `SensoMineR` de R [25].

### 4.1.1. Aspectos sensoriales y notaciones

En el caso de que se pudiesen explicar las diferencias en las preferencias con las propiedades sensoriales, la Investigación y el Desarrollo podrían obtener mejores productos, de forma que sean más exitosos en el mercado.

Sin embargo, y cómo se ha mostrado en los capítulos anteriores, los diferentes paneles proporcionan la información diferente sobre los productos. Los perfiles sensoriales generalmente se generan con catadores entrenados, mientras que los consumidores proporcionan los puntuaciones hedónicas.

Dado que los productos se describen de acuerdo con diferentes tipos de datos, las variables se definen en matrices multivariantes. La primera matriz que se podría denotar  $H$  se relaciona con los datos de los consumidores y contiene las puntuaciones de gusto/agrado. Esta matriz generalmente considera a un consumidor cómo una variable. Por lo tanto, en la intersección de la fila  $i$  y la columna  $j$ , el valor  $h_{ij}$  corresponde a la puntuación hedónica proporcionada por el consumidor  $j$  al producto  $i$ . A medida que la información es más densa, se consideraría la matriz completa de puntuaciones de gustos individuales. La segunda matriz está relacionada con el panel de catadores entrenados y contiene el perfil sensorial de los productos. Esta matriz  $X$ , por lo tanto, contiene las puntuaciones medias por productos en los diferentes atributos sensoriales. En otras palabras, en la intersección de la fila  $i$  y la columna  $j$ , el valor  $x_{ij}$  corresponde a la intensidad del producto  $i$  en el atributo sensorial  $j$ .

El objetivo principal de este análisis es, combinar las dos matrices  $H$  y  $X$  utilizando los productos como puntos de anclaje y evaluar la relación entre los dos conjuntos. En otras palabras, se espera del análisis realizado que explique lo más posible las diferencias en las preferencias entre los productos (matriz  $H$ ) mediante el uso de las características sensoriales de los productos (matriz  $X$ ). Hasta cierto punto, se espera tener información sobre cuáles son las características sensoriales más importantes que pueden explicar el gusto a nivel de panel de consumidores, para cada grupo de consumidores, y a nivel individual. Además, si se pueden hacer enlaces, se espera obtener información sobre un producto óptimo potencial, es decir, un producto que sería apreciado por un máximo de consumidores. Dicho producto óptimo (a menudo denominado producto ideal) se utiliza como referencia para coincidir en el procedimiento de optimización.

Este estudio de relacionar las preferencias con el gusto del producto se hace mediante la obtención del mapa de preferencias interna, conocido cómo MDPref y del mapa de preferencias externo conocido cómo PrefMap. Tanto el MDPref cómo el PrefMap tienen el inconveniente de que el foco está en una sólo matriz de datos (matriz hedónica para MDPref y matriz sensorial para PrefMap).

#### 4.1. CUÁNDO LOS PRODUCTOS SE DESCRIBEN TANTO POR EL GUSTO CÓMO POR INFORMACIÓN EXTERNA

##### 4.1.2. ¿Cómo puedo explicar las diferencias en las preferencias usando los datos sensoriales?

Los conjuntos de datos utilizados para ilustrar esta metodología es la matriz hedónica y la matriz de datos sensoriales, ya que se corresponden con la evaluación hedónica y sensorial de los 5 yogures. Se leen los datos y se reestructuran de la manera que sea más cómoda.

```
sensory<-read.csv2("sensorialmfa.csv",header=TRUE)
attach(sensory)
sensory$Session<-as.factor(sensory$Session)
sensory$Rank<-as.factor(sensory$Rank)
sensory<-data.frame(Catador,Session,Rank,Product,Color,Espesor.visual,Suavidad,Cremosidad,
                    Espesor,Rígidez,Sinéresis,Dulzor,Suero,Carácter.lácteo)
head(sensory)
```

| ##   | Catador   | Session | Rank | Product | Color | Espesor.visual | Suavidad | Cremosidad |
|------|-----------|---------|------|---------|-------|----------------|----------|------------|
| ## 1 | catador 1 | 1       | 1    | YogurA  | 0.8   | 1.1            | 4.1      | 2.2        |
| ## 2 | catador 2 | 1       | 2    | YogurB  | 6.0   | 2.4            | 6.0      | 1.3        |
| ## 3 | catador 3 | 1       | 3    | YogurC  | 2.1   | 3.6            | 6.8      | 4.8        |
| ## 4 | catador 4 | 1       | 4    | YogurD  | 7.2   | 8.9            | 7.5      | 8.6        |
| ## 5 | catador 5 | 1       | 5    | YogurE  | 8.6   | 3.0            | 4.9      | 3.9        |
| ## 6 | catador 6 | 1       | 1    | YogurA  | 1.1   | 4.3            | 3.3      | 2.2        |

| ##   | Espesor | Rígidez | Sinéresis | Dulzor | Suero | Carácter.lácteo |
|------|---------|---------|-----------|--------|-------|-----------------|
| ## 1 | 6.5     | 3.6     | 4.6       | 0.1    | 0.4   | 1.5             |
| ## 2 | 3.1     | 4.2     | 8.3       | 0.8    | 0.4   | 6.4             |
| ## 3 | 2.4     | 5.0     | 6.6       | 1.2    | 1.6   | 5.5             |
| ## 4 | 8.2     | 3.0     | 9.1       | 1.9    | 0.9   | 0.3             |
| ## 5 | 0.6     | 6.3     | 8.7       | 3.6    | 8.2   | 4.8             |
| ## 6 | 7.0     | 3.6     | 4.6       | 0.9    | 0.8   | 0.5             |

Para los datos del panel de consumidores, la matriz hedónica se construye tomando cómo el Liking cómo la valoración global redondeada a un número entero.

```
hedonic<-read.csv2("acceptmfa.csv",header=TRUE)
attach(hedonic)
hedonic<-data.frame(Consumidor,Producto,Liking)
hedonic$Consumidor<-as.factor(hedonic$Consumidor)
head(hedonic)
```

| ##   | Consumidor   | Producto | Liking |
|------|--------------|----------|--------|
| ## 1 | Consumidor 1 | Yogur A  | 6      |
| ## 2 | Consumidor 1 | Yogur B  | 5      |
| ## 3 | Consumidor 1 | Yogur C  | 5      |
| ## 4 | Consumidor 1 | Yogur D  | 5      |
| ## 5 | Consumidor 1 | Yogur E  | 9      |
| ## 6 | Consumidor 2 | Yogur A  | 2      |

Cómo se puede apreciar con la función `head` de R, los datos no están en el formato deseado, puesto que la matriz hedónica debe tener los productos en filas y los consumidores en columna, mientras que la matriz sensorial tiene los productos en filas y los atributos sensoriales en columnas:

```
head(hedonic.c[,c(1:10)])
##           C1 C2 C3 C4 C5 C6 C7 C8 C9 C10
## YogurA   6  2  5  5  6  5  5  3  2  4
## YogurB   5  1  7  4  6  7  5  7  1  6
## YogurC   5  5  5 10  8  5  9  9  4  6
## YogurD   4  8  8  5  7  6  9  7  2  6
## YogurE   8  4  5  7  6  5  1  5  8  7
```

Respecto a la matriz sensorial, se debe calcular el promedio por producto. Esto se puede hacer fácilmente usando la función `averagetable` del paquete `SensoMineR` de R:

```
sensory<-averagetable(sensory,formul="~Product+Catador",firstvar=5);sensory
##           Color Espesor.visual Suavidad Cremosidad Espesor Rígidez
## YogurA   0.9333333      3.716667 3.691667   2.916667 5.716667 3.366667
## YogurB   8.1083333      1.416667 2.825000   1.116667 3.833333 6.175000
## YogurC   4.7083333      3.391667 4.333333   6.325000 3.125000 3.850000
## YogurD   5.1250000      7.875000 3.958333   7.416667 7.483333 2.875000
## YogurE   7.9333333      4.866667 5.375000   5.750000 2.550000 7.008333
##           Sinéresis Dulzor Suero Carácter.lácteo
## YogurA   5.566667 1.441667 0.4750000      0.7666667
## YogurB   7.408333 3.033333 0.2916667      4.6250000
## YogurC   5.600000 4.050000 0.6583333      7.3500000
## YogurD   5.291667 3.725000 0.4833333      2.8666667
## YogurE   6.758333 6.141667 4.2416667      8.2083333
```

El primer punto de vista adoptado sobre estos datos consiste en evaluar la variabilidad entre productos en términos de preferencias. Esto se hace realizando PCA en el conjunto de datos `hedonic.c`. Dado que se pretende explicar las diferencias en las preferencias entre los productos que utilizan la descripción sensorial de los productos, se propone proyectar los perfiles sensoriales de los productos. Como variables complementarias dentro de este espacio hedónico. Tenga en cuenta que con este procedimiento, el enfoque principal está en los puntajes de agrado, y la descripción sensorial de los productos no participa en la separación del producto (es decir, en la construcción de las dimensiones), ya que solo se proyectan como complementarios. De hecho, solo se observan aquí las relaciones lineales verdaderas entre las principales diferencias en las preferencias y las características sensoriales.

Para hacerlo, las dos tablas `hedonic.c` y `sensorial` deben combinarse usando la función `cbind` de R. El ACP se realiza luego en esta matriz resultante denominada aquí `mdpref.data`. Dado que la matriz sensorial se proyecta como ilustrativa, el parámetro `quanti.sup` debe estar debidamente informado.

```
mdpref.data<-cbind(hedonic.c,sensory[rownames(hedonic.c),])
head(mdpref.data[c(1:85)])
##           C1 C2 C3 C4 C5 C6 C7 C8 C9 C10 C11 C12 C13 C14 C15 C16 C17 C18 C19
## YogurA   6  2  5  5  6  5  5  3  2  4  5  6  8  5  1  9  5  5  4
## YogurB   5  1  7  4  6  7  5  7  1  6  5  4  8  8  8  3  5  6  8
## YogurC   5  5  5 10  8  5  9  9  4  6  5  7  5  4  6  5  5  6  7
## YogurD   4  8  8  5  7  6  9  7  2  6  7  7  5  4  9  6  5  7  8
## YogurE   8  4  5  7  6  5  1  5  8  7  5  8  5  2  5  2  6  2  7
##           C20 C21 C22 23 C24 C25 C26 C27 C28 C29 C30 C31 C32 C33 C34 C35 C36
## YogurA   6  5  4  0  3 10  0  8  3  5  6  4  5  8  9  8  5
## YogurB   6  9  9  7  6  3  8  7  5  5  5  4  3  5  7  5 10
```

4.1. CUÁNDO LOS PRODUCTOS SE DESCRIBEN TANTO POR EL GUSTO CÓMO POR INFORMACIÓN EXTERNA.

|           |          |     |            |     |          |     |          |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
|-----------|----------|-----|------------|-----|----------|-----|----------|-----|-----|-----------|-----|----------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| ## YogurC | 3        | 9   | 8          | 1   | 2        | 9   | 10       | 5   | 8   | 5         | 7   | 6              | 8   | 9   | 10  | 9   | 8   |
| ## YogurD | 5        | 4   | 8          | 2   | 1        | 6   | 3        | 4   | 6   | 3         | 10  | 6              | 8   | 5   | 9   | 8   | 6   |
| ## YogurE | 5        | 5   | 8          | 3   | 6        | 6   | 8        | 3   | 6   | 6         | 1   | 6              | 5   | 7   | 9   | 9   | 6   |
| ##        | C37      | C38 | C39        | C40 | C41      | C42 | C43      | C44 | C45 | C46       | C47 | C48            | C49 | C50 | C51 | C52 | C53 |
| ## YogurA | 9        | 7   | 5          | 10  | 5        | 4   | 0        | 3   | 0   | 3         | 3   | 4              | 3   | 4   | 2   | 3   | 4   |
| ## YogurB | 5        | 7   | 4          | 8   | 5        | 5   | 1        | 4   | 2   | 3         | 7   | 3              | 6   | 6   | 7   | 3   | 7   |
| ## YogurC | 7        | 5   | 6          | 9   | 7        | 7   | 9        | 9   | 4   | 8         | 3   | 5              | 3   | 7   | 7   | 7   | 6   |
| ## YogurD | 4        | 3   | 4          | 9   | 5        | 8   | 9        | 9   | 8   | 9         | 6   | 5              | 8   | 2   | 6   | 0   | 8   |
| ## YogurE | 5        | 2   | 5          | 5   | 7        | 4   | 8        | 6   | 7   | 10        | 3   | 3              | 4   | 6   | 5   | 5   | 3   |
| ##        | C54      | C55 | C56        | C57 | C58      | C59 | C60      | C61 | C62 | C63       | C64 | C65            | C66 | C67 | C68 | C69 | C70 |
| ## YogurA | 7        | 5   | 9          | 4   | 2        | 7   | 10       | 5   | 6   | 1         | 4   | 6              | 5   | 6   | 5   | 9   | 7   |
| ## YogurB | 7        | 5   | 3          | 4   | 4        | 6   | 7        | 5   | 6   | 2         | 6   | 5              | 5   | 7   | 5   | 8   | 9   |
| ## YogurC | 9        | 5   | 9          | 8   | 10       | 8   | 7        | 9   | 8   | 5         | 7   | 10             | 5   | 8   | 6   | 8   | 3   |
| ## YogurD | 6        | 5   | 4          | 7   | 3        | 9   | 6        | 7   | 7   | 4         | 5   | 7              | 8   | 8   | 8   | 7   | 6   |
| ## YogurE | 6        | 6   | 5          | 4   | 7        | 9   | 7        | 6   | 7   | 2         | 5   | 9              | 8   | 10  | 6   | 4   | 4   |
| ##        | C71      | C72 | C73        | C74 | C75      | C76 | C77      | C78 | C79 | Color     |     | Espesor.visual |     |     |     |     |     |
| ## YogurA | 8        | 5   | 7          | 5   | 2        | 9   | 5        | 8   | 8   | 0.9333333 |     | 3.716667       |     |     |     |     |     |
| ## YogurB | 9        | 3   | 6          | 6   | 5        | 4   | 5        | 6   | 3   | 8.1083333 |     | 1.416667       |     |     |     |     |     |
| ## YogurC | 3        | 5   | 5          | 9   | 5        | 4   | 10       | 6   | 7   | 4.7083333 |     | 3.391667       |     |     |     |     |     |
| ## YogurD | 5        | 4   | 8          | 7   | 9        | 5   | 8        | 4   | 3   | 5.1250000 |     | 7.875000       |     |     |     |     |     |
| ## YogurE | 6        | 9   | 6          | 9   | 4        | 5   | 8        | 4   | 7   | 7.9333333 |     | 4.866667       |     |     |     |     |     |
| ##        | Suavidad |     | Cremosidad |     | Espesor  |     | Rígidez  |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
| ## YogurA | 3.691667 |     | 2.916667   |     | 5.716667 |     | 3.366667 |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
| ## YogurB | 2.825000 |     | 1.116667   |     | 3.833333 |     | 6.175000 |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
| ## YogurC | 4.333333 |     | 6.325000   |     | 3.125000 |     | 3.850000 |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
| ## YogurD | 3.958333 |     | 7.416667   |     | 7.483333 |     | 2.875000 |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |
| ## YogurE | 5.375000 |     | 5.750000   |     | 2.550000 |     | 7.008333 |     |     |           |     |                |     |     |     |     |     |

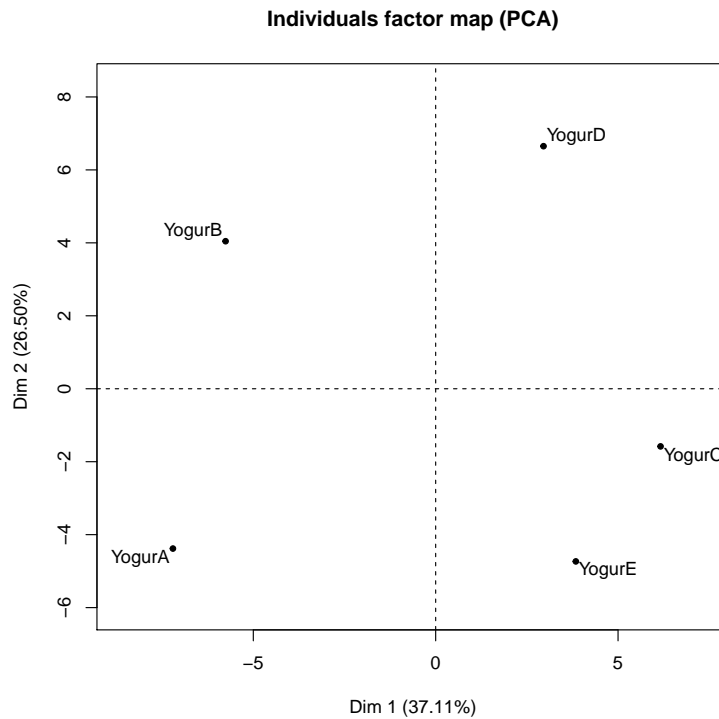


Figura 4.1: Representación de los yogures sobre las dos primeras dimensiones que resultan de un ACP sobre la matriz de puntuaciones hedónica (MDPref), usando la función `ext extttPCA` del paquete `ext extttFactoMineR` de `ext extttR` sobre la base de datos (`mdpref.data`)

Se puede ver que la primera dimensión separa Yogur A y Yogur B de Yogur C, Yogur D y YogurE en términos de preferencias. Es decir, se interpreta que los consumidores que les suelen gustar el Yogur A es muy probable que le guste el Yogur B, y que no le guste el Yogur C, Yogur D y Yogur E. Sería bueno también si se pudiese explicar estas diferencias entre productos usando la descripción sensorial de los productos. Una mirada más cercana a la proyección como variables complementarias de los atributos sensoriales ayuda a interpretar estas diferencias.



#### 4.1. CUÁNDO LOS PRODUCTOS SE DESCRIBEN TANTO POR EL GUSTO CÓMO POR INFORMACIÓN EXTERNA.

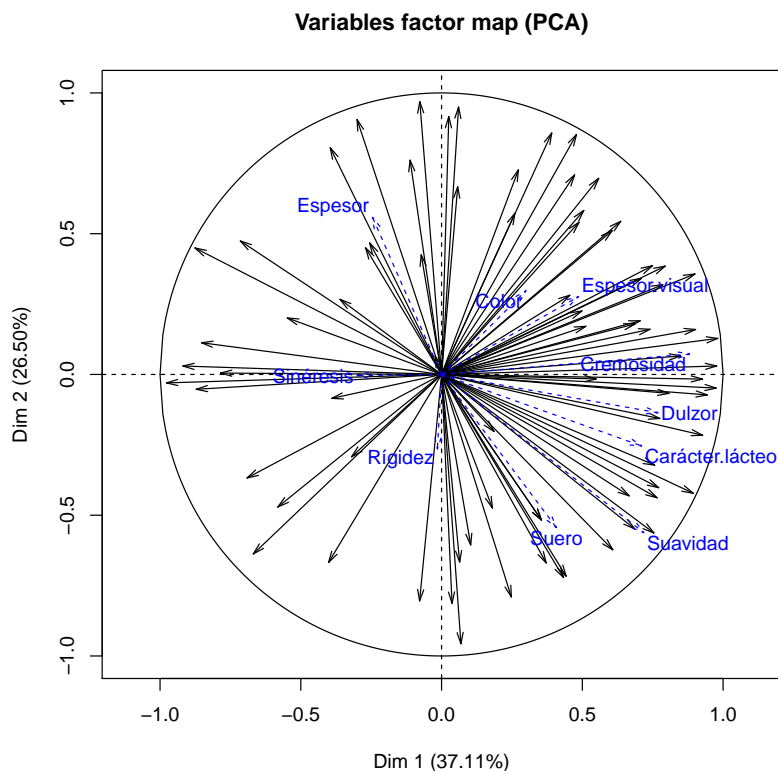


Figura 4.2: Representación de los atributos sensoriales sobre las dos primeras dimensiones que resultan de un ACP sobre la matriz de puntuaciones hedónica (MDPref), usando la función `ext extttPCA` del paquete `ext extttFactoMineR` de `ext extttR` sobre la base de datos (`mdpref.data`)

A la vista del gráfico, las diferencias en las preferencias sobre la primera dimensión se explican por los atributos Sinéresis, Cremosidad y Dulzor, por ejemplo. En efecto, los consumidores que prefieren el yogur C y el Yogur D y el Yogur E responden positivamente a la Cremosidad y al Dulzor, mientras que responden negativamente a la Sinéresis. Es decir, cuánto más dulce y cremoso sea el yogur más les gusta, y cuánto más baja sea la Sinéresis más les gusta el Yogur.

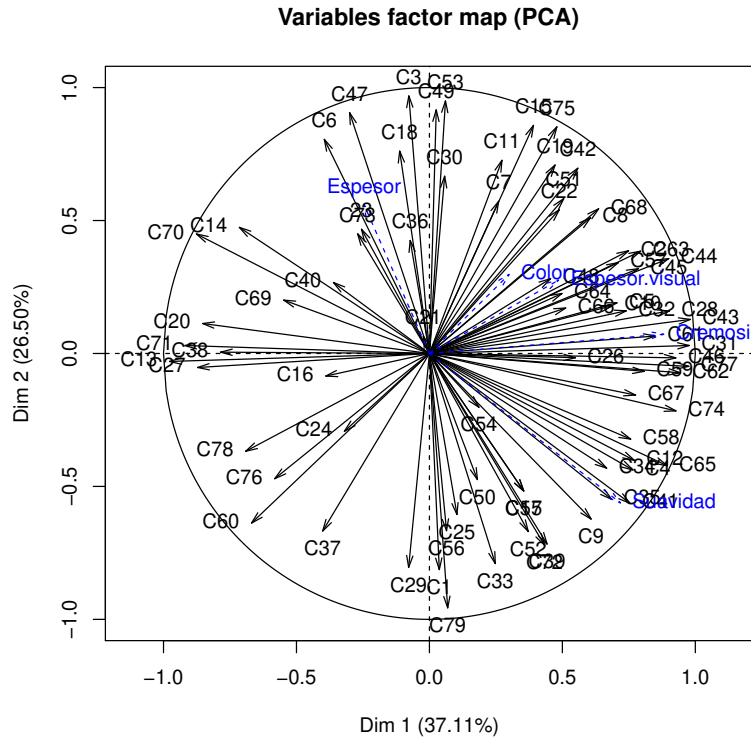


Figura 4.3: Representación conjunta de los consumidores y los atributos sensoriales sobre las dos primeras dimensiones que resultan de un ACP sobre la matriz hedónica (MDPref)

Para añadir, se podría hacer una representación de los yogures y la superficie de respuesta en las dos primeras dimensiones resultantes de un ACP (PrefMap), usando la función `carto` del paquete `SensoMineR` de R con matriz hedónica y sensorial, pero no se obtiene la representación porque se tienen pocas muestras de yogures. En lugar de eso, se hará un mapa de preferencia, de la siguiente forma:

### Mapa de preferencia

Un mapa de preferencias es una técnica que se usa para relacionar la preferencia de los consumidores en base a las características sensoriales de los productos. Es útil debido a que permite identificar los atributos sensoriales que influyen a la hora de que un producto guste en el mercado, minimizando de esta forma el riesgo a la hora de lanzar un nuevo producto. Para la realización del mapa de preferencias se usa la función `carto` del paquete `SensoMineR` de R, para la cuál se necesitan dos matrices, una con la media de los atributos del panel de catadores para cada muestra y otra cuyas columnas son la valoración global de las distintas muestras por el consumidor. Mediante la función `carto` del paquete `SensoMineR` de R, se obtiene el mapa de preferencias que resulta ser de la forma:

#### 4.1. CUÁNDO LOS PRODUCTOS SE DESCRIBEN TANTO POR EL GUSTO CÓMO POR INFORMACIÓN EXTERNA.

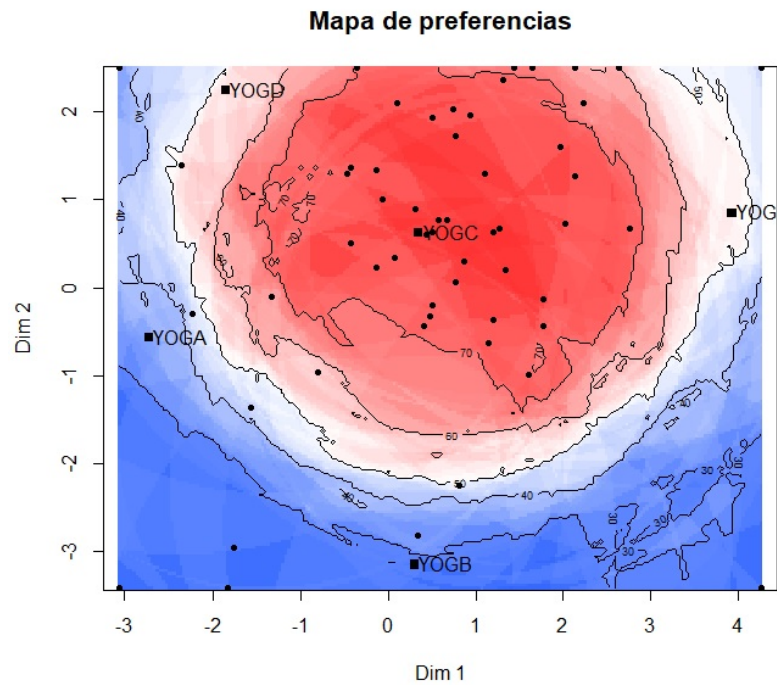


Figura 4.4: Mapa de preferencias

En el gráfico [4.4] se puede apreciar en el mapa de preferencias que los consumidores prefieren el yogur C, por lo que será el producto que tenga mayor aceptabilidad por parte del consumidor en el mercado. Para este yogur en concreto, el 70% de los consumidores puntúa el yogur C por encima de su media en valoración global. Nótese que la representación está hecha con la matriz reescalada con respecto a la media de la valoración global, sino lo normal sería que el origen estuviese entorno a la media y no al (0, 0).



# Bibliografía

- [1] UNE (1997) Análisis sensorial. Vocabulario (ISO 5492:1992). Agencia Española de Normalización (AENOR). Análisis Sensorial. Tomo I. Alimentación. Recopilación de Normas UNE. España.
- [2] Lê, S., Worch, T. (2014). Analyzing Sensory Data with R, CRC Press.
- [3] Meilgaard, M.C., Civille, G.V., Carr, B.T. (2016). Sensory Evaluation Techniques, CRC Press.
- [4] Sidel, J.L., Stone, H., Bloomquist, J.J. (1981). Use and misuse of sensory evaluation in research and quality control. Food Quality and Preference, 64, 2296-2302.
- [5] CEN (2012): Análisis sensorial. Guía general para la selección, entrenamiento y control de catadores y catadores expertos.
- [6] CEN (2008): Análisis sensorial. Vocabulario.
- [7] Une En Iso (2017).UNE EN ISO 11136:2017: Sensory Analysis, Methodology, General Guidance for Conducting Hedonic Tests with Consumers in a Controlled Area .
- [8] Une En Iso (2017).UNE EN ISO 11136:2017: Análisis Sensorial. Metodología. Guía para la supervisión del desempeño de un panel sensorial cuantitativo.
- [9] Aenor (2010). UNE EN ISO 8589:2010. Análisis sensorial. Guía general para el diseño de una sala de cata.
- [10] UNE EN ISO (2006). Análisis sensorial. Guía para el uso de escalas de respuesta cuantitativas.
- [11] Espinosa, M. J. (2007). Evaluación sensorial de los Alimentos. Versión digital. Editorial Universitaria, Cuba.
- [12] VV.AA. Análisis sensorial. Normas Une (2ª Edición). Aenor Ediciones. Asociación española de normalización y certificación.
- [13] Wood, S.N. (2005) Generalized Additive Models: an introduction with R.
- [14] Meullenet, J-F., Xiong, R., Findlay, C.J.(2007). Multivariate and Probabilistic Analyses of Sensory Science Problems. Copyright by Blackwell Publishing.
- [15] Gábor, J.S., Rizzo, M.L. y Bakirov, N.L. (2000). Measuring and testing dependence by correlation of distances. The Annals of Statistics, 35, No.6:2769-2794.
- [16] Ramírez-Navas, J.S. (2012). Análisis sensorial: pruebas orientadas al consumidor.
- [17] Febrero-Bande, M., González-Manteiga, W. (2013). Generalized additive models for functional data. TEST, 22 (2): 278-292.
- [18] Carpenter, R.L., Lyon, D.H., Hasdell, T.A. (2002). Análisis sensorial en el desarrollo y control de la calidad de alimentos.

- [19] Peña, D.(2002) Análisis de datos multivariantes. McGraw-Hill.
- [20] Gabriel, K.R. (1971). The biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis. *Biometrika*, 58: 453-467.
- [21] Johnson, R.A., Wichern, D.W. (1982). *Applied multivariate statistical analysis*. Prentice-Hall.
- [22] Mardia, K.V., Kent, J.T., Bibby, J.M. (1979). *Multivariate analysis*. Academic Press.
- [23] Seber, G.A.F. (1984). *Multivariate observations*. Wiley.
- [24] Lê, S., Josse, J., Husson, F. (2008). FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software*. 25(1). pp. 1-18.
- [25] Lê-Dien S. Husson F (2008) Sensominer: a package for sensory data analysis. *Journal of Sensory Studies* 23: 14-25.
- [26] VV.AA. Society of Sensory Professionals. Disponible en:  
<https://www.sensorysociety.org/knowledge/sspwiki/Pages/Internal%20Preference%20Mapping.aspx>  
<https://www.sensorysociety.org/knowledge/sspwiki/Pages/External%20Preference%20Mapping.aspx>
- [27] Hastie, T., Tibshirani, R. (1986). Generalized Additive Models. *Statistical Science*, 3:297-318.
- [28] McCullagh, P., Nelder, J.A. (1989) *Generalized Linear Models*. Chapman Hall.
- [29] Greenoff, K., MacFie, H.J.H. (1994). Preference mapping in practice. *Measurement of Food Preferences*, pp 137-166.
- [30] Wood, S. (2019). *Mixed GAM Computation Vehicle with Automatic Smoothness Estimation*.