



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN MATEMÁTICAS

UNIDAD MONTERREY

PROYECTO No. 1.

MÉTODOS MULTIVARIADOS DE ANÁLISIS DE DATOS

ANÁLISIS DE NUTRIENTES EN PIZZAS.

RICARDO CRUZ SÁNCHEZ
ROLANDO CORONA JIMÉNEZ



Índice

1. Introducción.	3
2. Análisis exploratorio.	4
3. Modelos de reducción de dimensiones.	12
3.1. Análisis de componentes principales (PCA)	12
3.1.1. Representación gráfica (biplot)	12
3.2. Análisis de factores	12
4. Modelos de clasificación.	12
5. Conclusiones.	12

1. Introducción.

La bromatología es la ciencia encargada del análisis de los nutrientes contenidos en los alimentos. Los estudios relacionados con esta disciplina cobran importancia al considerar que existen cantidades recomendadas en la ingesta diaria de cualquier individuo y el incremento o decremento de las cantidades repercute directamente en la salud del la persona.

Las porciones de nutrientes que posee cierto alimento en particular, se determinan a través de diversas pruebas de laboratorio, las cuales buscan ser lo más precisas y por lo general reportan los nutrientes contenidos en 100 gramos del alimento en cuestión.

Los alimentos considerados como *comida rápida* suelen tener cantidades elevadas en los nutrientes, por lo que la ingesta de este tipo de alimentos suele sobrepasar o aportar considerablemente a los límites recomendados.

Particularmente, la pizza, tiende a ser uno de los alimentos con los cuales se sobrepasan los límites de nutrientes recomendados. Esto, principalmente, se debe a que es una mezcla de ingredientes cuya aportación nutrimental es elevada, a saber, harina, tomate, queso y carne.

En el presente trabajo, se considera una base de datos relativa a las pruebas nutrimentales realizadas en distintas pizzas y con base a estos datos se pretende realizar un análisis multivariado.

El documento se divide en 4 secciones, la primera de ellas realiza un análisis exploratorio de los datos, donde se presentan las variables y resumen de datos a través medidas en forma de gráficas. Esta exploración se hace con el fin de conocer mejor las variables y tener una idea a priori de los resultados esperados. Posteriormente, la segunda sección implementa los modelos de reducción de dimensiones, enfocados en trabajar en un espacio que permita una mejor visualización de los datos. La siguiente sección, presenta los modelos de clasificación, con los que se espera asignar una categoría a cada tupla de datos, considerados como variables predictivas. Por último, la última sección resume los resultados obtenidos y plantea las mejoras que se pueden realizar a este tipo de trabajos.

El documento, así como los códigos, datos, gráficas y resultados de este trabajo se encuentran en el siguiente repositorio: <https://github.com/rolandocj/proyecto-pizzas/tree/develop>

2. Análisis exploratorio.

La base de datos, *pizzas.xls*, proporcionada para el desarrollo de este proyecto consta de 9 variables y 379 registros. El significado de cada una de las variables se explica a continuación.

- **Ident:** Variable tipo numérica, la cual corresponde a un identificador para cada pizza.
- **HUMED:** Variable tipo numérica que indica el porcentaje de humedad contenido en la pizza.
- **PROTE:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de gramos de proteína contenida en 100g de pizza.
- **GRASA:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de gramos de grasa contenida en 100g de pizza.
- **CENIZA:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de gramos de ceniza contenida en 100g de pizza.
- **SODIO:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de gramos de sodio contenida en 100g de pizza.
- **CARBO:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de gramos de carbohidratos contenida en 100g de pizza.
- **CALOR:** Variable tipo numérica que indica la cantidad de calorías contenida en 100g de pizza.
- **MARCA:** Variable tipo string, la cual indica la marca que fabrico la pizza. Es una variable categórica.

Conociendo solo esto, una duda natural sería ¿Existe algún comportamiento significativo por marca? ya que MARCA es la única variable categórica. Para esto, primero se analizará dicha variable. En la figura 2, se muestra como la muestras, si no están balanceadas perfectamente, casi todas entran en el mismo rango de observaciones, variando desde 30 hasta 36 observaciones por marca.

Se continua con el análisis del resto de las variables y empíricamente se puede considerar que la variable Ident no aportará mucho considerando comportamientos de acuerdo a marca. La figura 2 muestra el scatterplot de esta variable considerando el etiquetado por marca. Lo rescatable de esta gráfica son dos saltos que se presentan, las cuales sugieren prestar atención en las marcas donde se presentan estos saltos.

A partir de este punto, las variables restantes son características del alimento en cuestión. Cabe resaltar que cada una de ellas se obtiene a través de diversos procesos químicos los cuales son importantes de especificar, ya que, para una sola característica pueden existir diversas metodologías para su medición y cada una de ellas posee su error de medición o simplemente

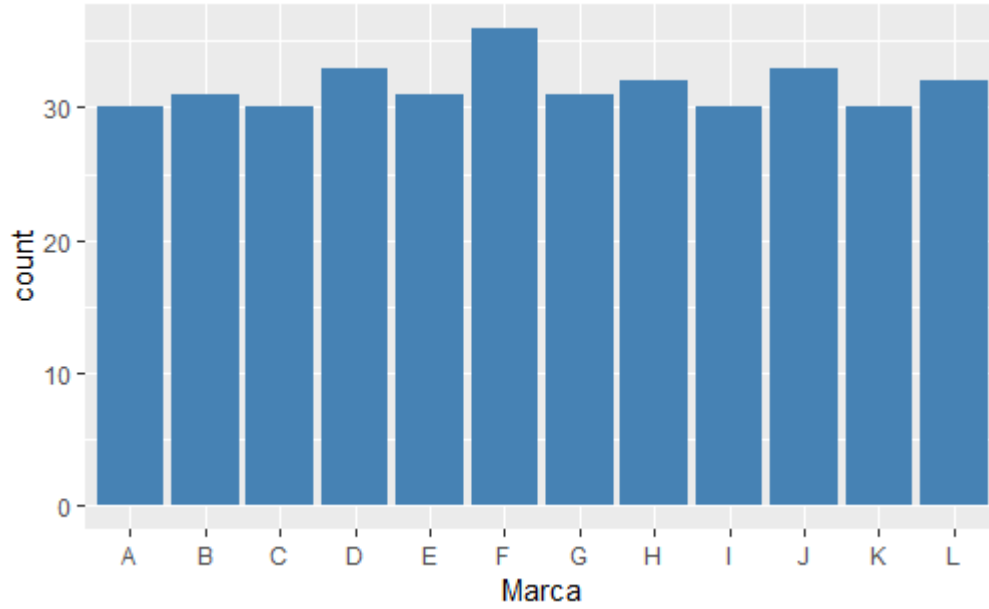


Figura 1: Conteo de registros por marca

su eficiencia se enfoca en cierto tipo de alimentos, preparaciones y/o presentaciones.

Sin embargo, para esta base de datos no fue posible recolectar este tipo de información. Por lo tanto se procede considerando que se implemento la medición adecuada con una formula estandar para todas las pizzas que permita la comparación y la ejecución de los procesos en ambientes similares.

Para cada una de las variables, se selecciono el gráfico *boxplot* como manera idonea de resumir el comportamiento. Esto debido a que el boxplot contiene varias medidas de interés y gráficamente al comparar dos o más se pueden distinguir comportamientos visuales importantes.

Comenzado con la variable HUMED, en la figura 2 se aprecia que existe un comportamiento homogeneo de humedad dentro de cada marca, no así entre marcas, pues se pueden distinguir 3 grupos de acuerdo al nivel de humedad presentado.

Para la variable PROTE, se aprecia un comportamiento similar, en la figura 2 se muestra un comportamiento elevado en las primeras 4 marcas en comparación al resto.

Para la variable GRASA, la figura 2 muestra como existen 2 grupos y particularmente la marca H presenta observaciones en los dos grupos marcados.

Para la variable CENIZ, la figura 2 muestra un efecto similar al de proteínas, pues las primeras 4 marcas presentan niveles elevados, lo cual es de interés, pues al menos en México, existen normas las cuales regulan que el nivel de sodio no exceda 3 g por cada 100 g del

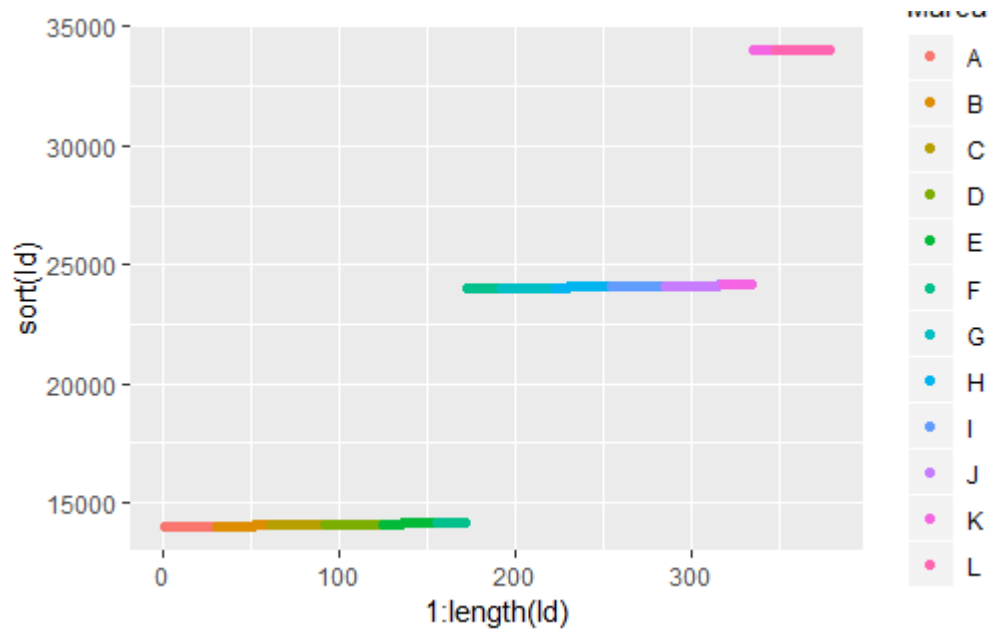


Figura 2: Comportamiento de la variable Ident de acuerdo a la marca

alimento. Sin embargo, no se posee información de la procedencia de la base de datos.

La variable SODIO, resumida en la figura 2, muestra niveles altos de sodio para la marca A y un comportamiento homogéneo en el resto de las marcas. En México, una rebanada de pizza mediana oscila entre los 75.7 y 100.7 g en promedio y el límite recomendado de sodio para una persona mayor de 19 años es de 2400mg, esto quiere decir que las pizzas de la marca A, contienen más de la mitad del sodio recomendado diario en una sola rebanada.

El comportamiento similar entre proteínas y sodio podría ser explicado por sus ingredientes si es que no todas las pizzas tienen una fórmula estándar, pues las pizzas que tienen más proteína podría ser explicado por la presencia de productos carnicos y tendría el efecto similar en el sodio.

Para la variable CARBO, la figura 2 presenta 3 grupos separados por el nivel de carbohidratos.

Para la variable CALOR, la figura 2 muestra 3 grupos de acuerdo al nivel de calorías contenidas.

Empíricamente, un nutriólogo puede considerar que los principales nutrientes de un alimento son carbohidratos, grasas y proteínas. La suma del gramaje de cada una de estas componentes debe ser muy cercano al total de masa. En nuestro caso, deberían sumar alguna cantidad próxima a 100g. La figura 2 muestra que solo 2 marcas, G y H, tienen cantidades cercanas a 100g, por lo tanto, debe existir algo más en la composición cuyo gramaje sea significativo, ejemplos de esto, pueden ser fibras crudas contenidas en harinas y verduras.

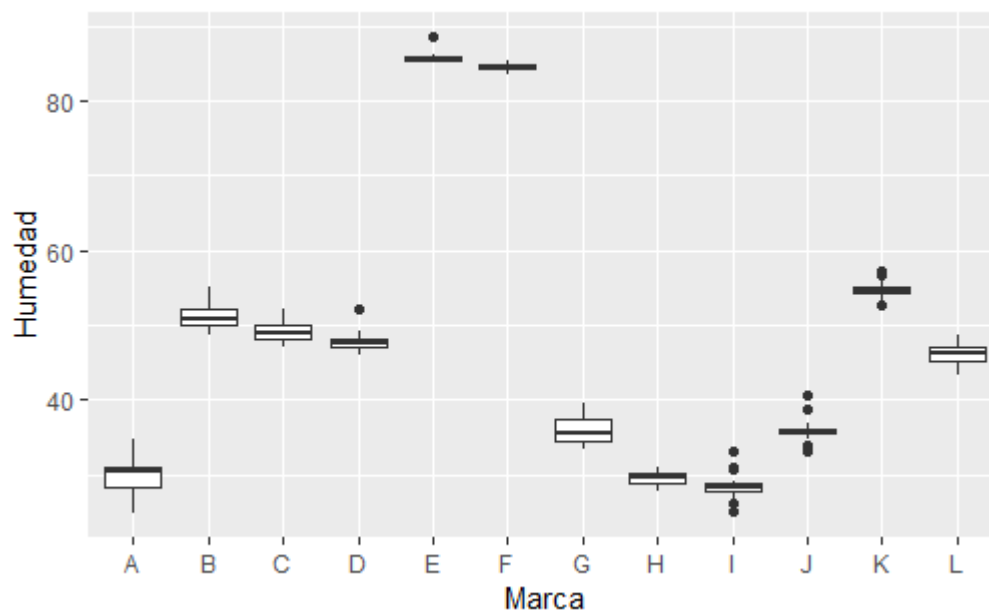


Figura 3: Comportamiento de la variable Humed de acuerdo a la marca

En la teoría de la bromatología, existen aproximaciones que se satisfacen con buena precisión entre las calorías y algunos nutrientes. Las aproximaciones se muestran a continuación:

- una caloría por cada 6 gramos carbohidratos
- una caloría por cada 9 gramos de grasas
- una caloría por cada 4 gramos de proteína

Si los datos se calcularon de manera correcta, la diferencia entre las calorías registradas debería ser próximo al nutriente dividido por su respectivo factor.

Los cálculos de las aproximaciones arrojaron los siguientes errores para cada uno de los nutrientes

Nutriente	Error promedio
Carbohidratos	1.37
Grasas	0.68
Proteína	0.04

Por último, se presenta un gráfico de correlación entre las características de los alimentos. La figura 2 muestra, al menos 4 patrones importantes, a saber, Humedad-calorías, Proteína-ceniza, Ceniza-sodio y Ceniza-carbohidratos

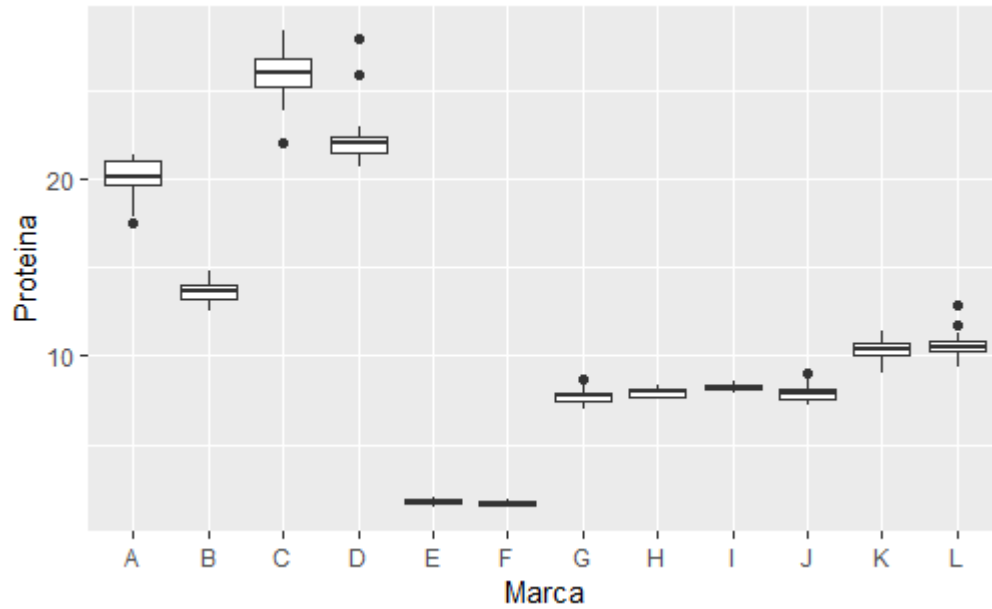


Figura 4: Comportamiento de la variable Prote de acuerdo a la marca

La relación entre humedad y calorías, tal vez corresponda a la presencia del fosfato, pues la presencia de fosfato modifica el valor de estas dos variables y se encuentra en alimentos como el queso y carnes.

La alta correlación entre Proteínas y cenizas puede ser explicado por la presencia de queso, pues es un alimento el cual es fuente de proteínas y minerales.

En el caso de la alta correlación entre sodio y cenizas, puede ser explicado por la presencia de tomate, ya que, este alimento eleva el valor de ambas variables.

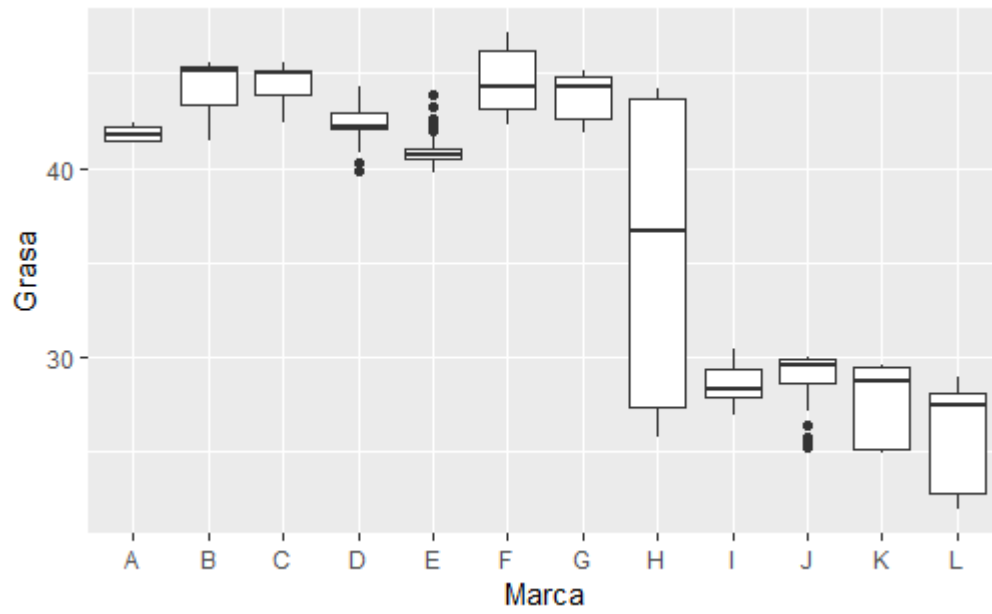


Figura 5: Comportamiento de la variable Grasa de acuerdo a la marca

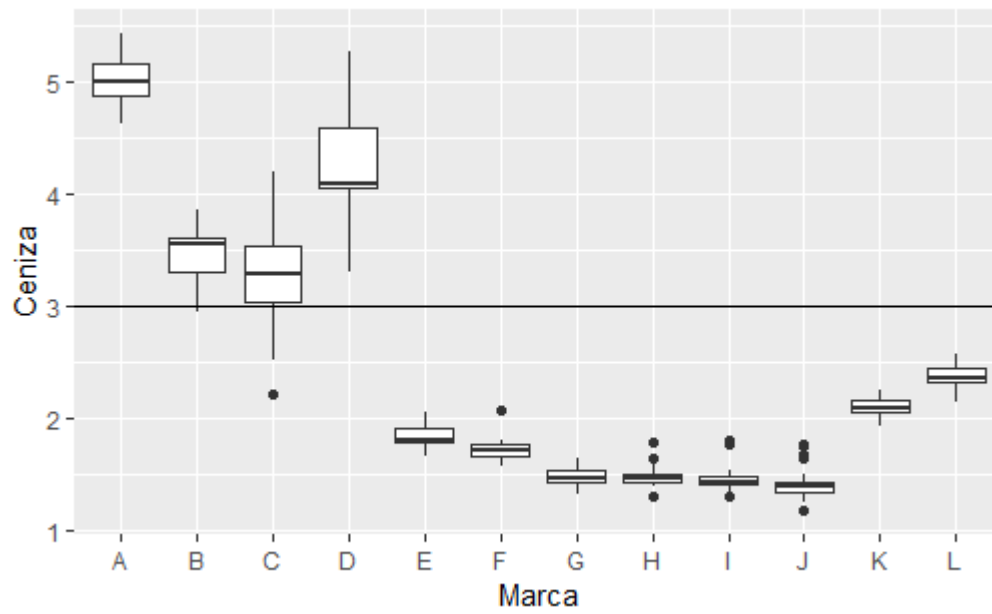


Figura 6: Comportamiento de la variable CENIZ de acuerdo a la marca

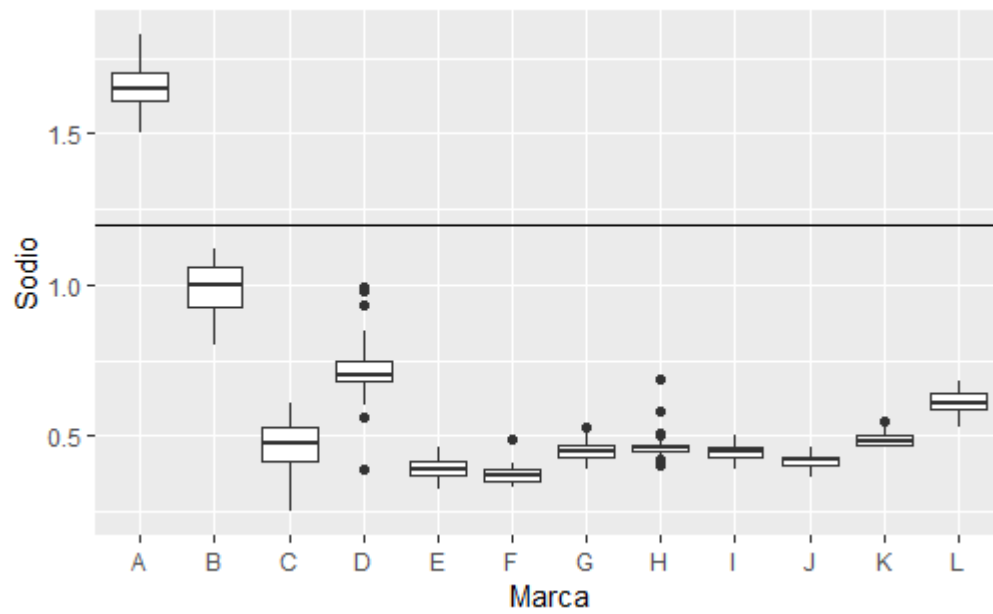


Figura 7: Comportamiento de la variable sodio de acuerdo a la marca

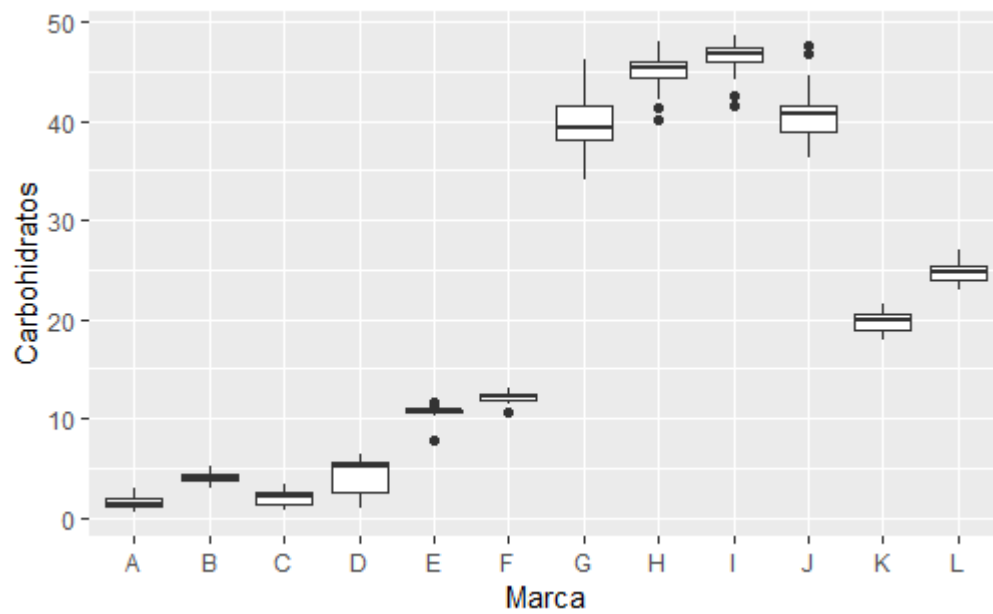


Figura 8: Comportamiento de la variable Carbo de acuerdo a la marca

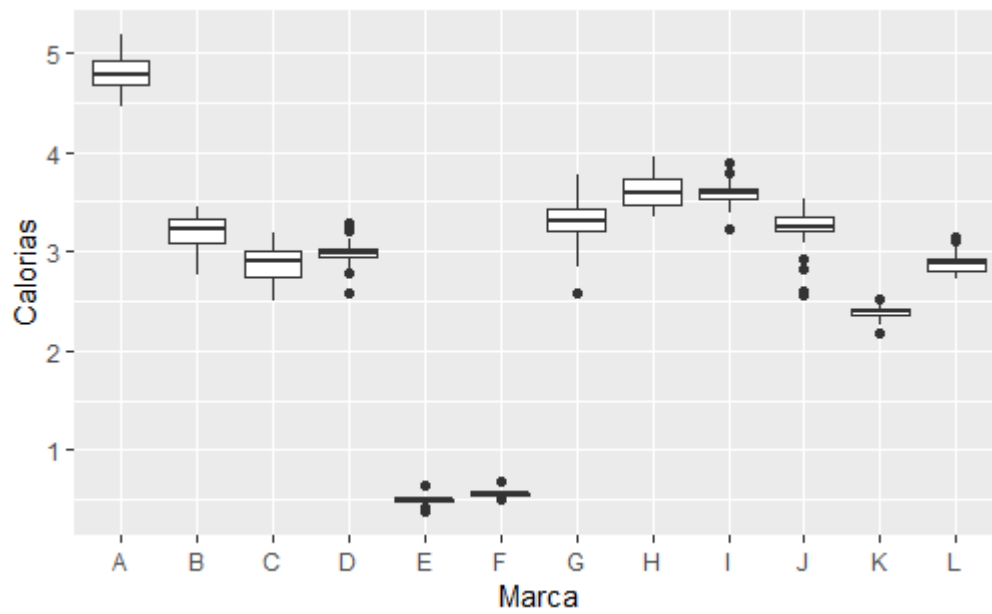


Figura 9: Comportamiento de la variable Calor de acuerdo a la marca

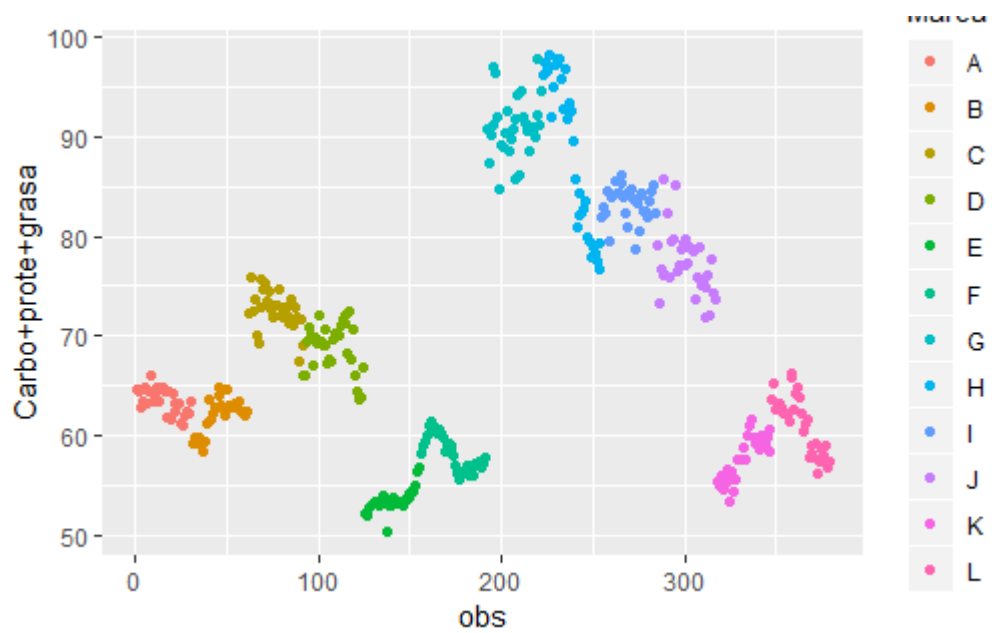


Figura 10: Grasa+Proteina+Carbohidratos para cada observación

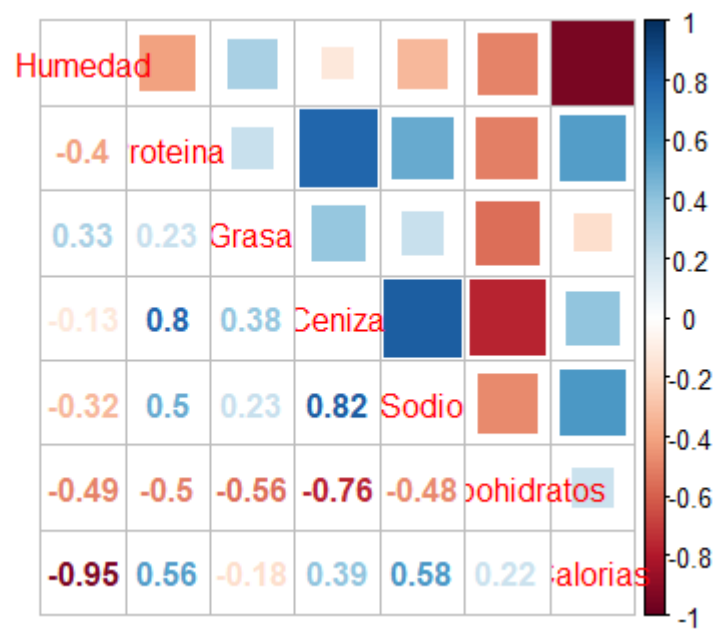


Figura 11: Correlación de las variables.

3. Modelos de reducción de dimensiones.

3.1. Análisis de componentes principales (PCA)

Al hacer el análisis de componentes principales a los datos se obtuvieron las siguientes cargas en las primeras dos componentes. La varianza acumulada en las primeras dos componentes es del 83.59 % y se considera suficiente para el análisis. Como se puede observar la primera componente está asociada con la ceniza, el sodio y la proteína, mientras que la segunda se asocia con la humedad, los carbohidratos y las calorías. Las componentes principales se obtuvieron usando la función `prcomp` de R con los datos normalizados, la normalización no afectó drásticamente la representación gráfica, sin embargo, permitió observar de forma más clara las relaciones entre las variables ya mencionadas.

	PC1	PC2
Humedad	0.21	0.58
Proteína	-0.47	-0.03
Grasa	-0.19	0.41
Ceniza	-0.51	0.15
Sodio	-0.47	-0.02
Carbohidratos	0.32	-0.49
Calorias	-0.34	-0.48
Varianza acumulada	48.64 %	83.59 %

Tabla 1: Pesos asociados a las primeras dos componentes principales.

3.1.1. Representación gráfica (biplot)

La figura 3.1.1 muestra la representación en las primeras dos componentes principales de los datos, en ella se aprecia una clara separación entre algunos grupos de pizzas, específicamente, la marca A se distingue por tener altos niveles de sodio y proteína, las marcas B, C y D se caracterizan por un alto nivel de ceniza, E y F por tener altos valores de humedad, finalmente el resto de marcas (G, H, I, J, K y L) se distinguen por su alto contenido en carbohidratos. También el biplot muestra la alta colinealidad existente entre las variables sodio y proteína, y sugiere un contraste entre las variables grasa y carbohidratos.

3.2. Análisis de factores

Se realizó el análisis de factores usando dos factores, esto debido a la baja dimensión del problema

4. Modelos de clasificación.

5. Conclusiones.

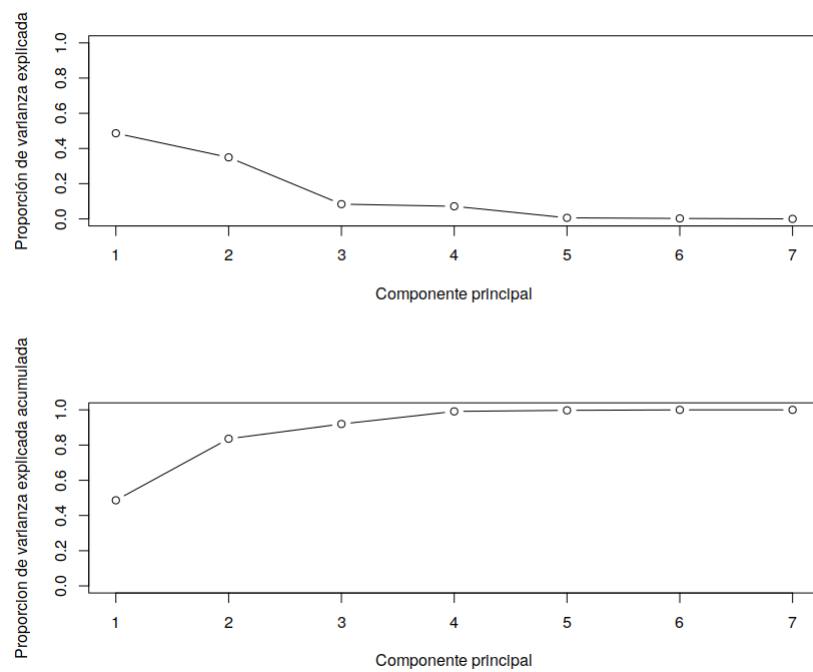


Figura 12: Varianza explicada por las componentes principales

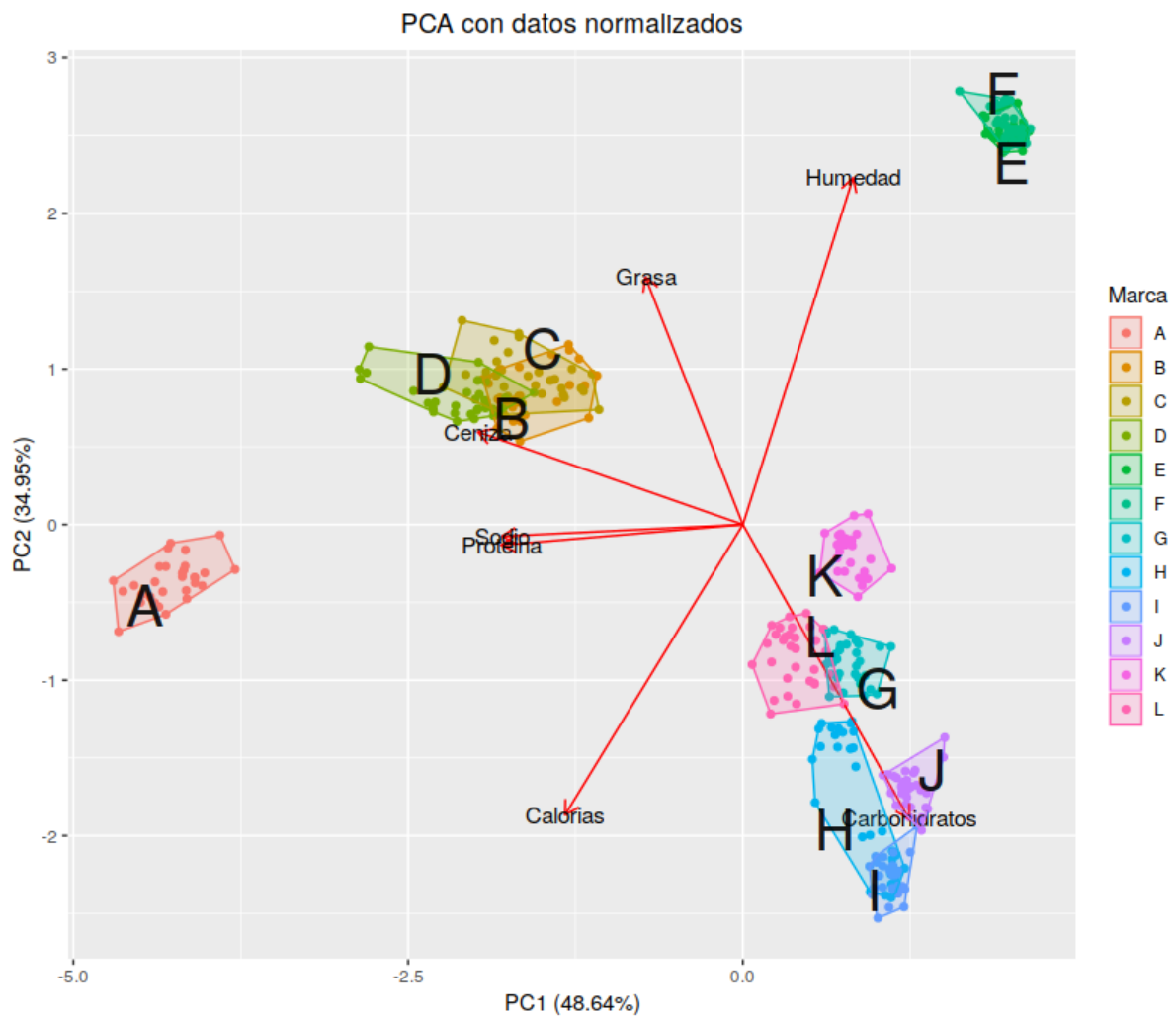


Figura 13: Biplot PCA