

# Práctica 2

## 1. Descripción del dataset

El dataset que se va a limpiar y analizar registra una serie de vinos blancos asociados a sus propiedades obtenidas tras la realización de pruebas fisicoquímicas (acidez, densidad, dióxido de azufre presente, etc.). Además de esto, cada vino tiene una puntuación de calidad asignada, representada con un número entero del 0 al 10, basada en datos sensoriales.

El dataset ha sido obtenido mediante el siguiente enlace:

<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/wine+quality>

Mediante el análisis de este conjunto de datos, se pretende averiguar qué variables fisicoquímicas afectan directamente a la puntuación de calidad, tanto positiva como negativamente.

## 2. Integración y selección

El dataset cuenta con 4898 registros totales. Para cada uno de estos registros, se incluyen las siguientes 12 variables:

- **fixed acidity:** ácido tartárico, en g/dm<sup>3</sup>.
- **volatile acidity:** ácido acético, en g/dm<sup>3</sup>.
- **citric acid:** ácido cítrico, en g/dm<sup>3</sup>.
- **residual sugar:** azúcar residual, en g/dm<sup>3</sup>.
- **chlorides:** cloruros, en g/dm<sup>3</sup>.
- **free sulfur dioxide:** dióxido de sulfuro libre en el vino, en mg/dm<sup>3</sup>.
- **total sulfur dioxide:** dióxido de sulfuro total, en mg/dm<sup>3</sup>.
- **density:** densidad, en g/cm<sup>3</sup>.
- **pH:** medida de acidez o alcalinidad, sin unidad.
- **sulphates:** sulfato de potasio, en g/dm<sup>3</sup>.
- **alcohol:** graduación alcohólica, en %.
- **quality:** puntuación del 0 al 10, basada en datos sensoriales.

Inicialmente se utilizarán todas las variables en el análisis, y se identificarán cuáles son las relevantes durante el proceso.

### 3. Limpieza de datos

Inicialmente, se carga y analiza el dataset para comprobar que no contiene datos vacíos o no válidos y conocer los rangos de cada uno de sus parámetros. Además de ofrecer esta información, la opción *summary* permite obtener conocimiento sobre los rangos de los datos a tratar y otros cálculos para realizar un análisis descriptivo previo:

```
wine_data <- read.csv("./winequality-white.csv", sep = ";")
summary(wine_data)
```

fixed.acidity	volatile.acidity	citric.acid	residual.sugar
Min. : 3.800	Min. : 0.0800	Min. : 0.0000	Min. : 0.600
1st Qu.: 6.300	1st Qu.: 0.2100	1st Qu.: 0.2700	1st Qu.: 1.700
Median : 6.800	Median : 0.2600	Median : 0.3200	Median : 5.200
Mean : 6.855	Mean : 0.2782	Mean : 0.3342	Mean : 6.391
3rd Qu.: 7.300	3rd Qu.: 0.3200	3rd Qu.: 0.3900	3rd Qu.: 9.900
Max. : 14.200	Max. : 1.1000	Max. : 1.6600	Max. : 65.800
chlorides	free.sulfur.dioxide	total.sulfur.dioxide	density
Min. : 0.00900	Min. : 2.00	Min. : 9.0	Min. : 0.9871
1st Qu.: 0.03600	1st Qu.: 23.00	1st Qu.: 108.0	1st Qu.: 0.9917
Median : 0.04300	Median : 34.00	Median : 134.0	Median : 0.9937
Mean : 0.04577	Mean : 35.31	Mean : 138.4	Mean : 0.9940
3rd Qu.: 0.05000	3rd Qu.: 46.00	3rd Qu.: 167.0	3rd Qu.: 0.9961
Max. : 0.34600	Max. : 289.00	Max. : 440.0	Max. : 1.0390
pH	sulphates	alcohol	quality
Min. : 2.720	Min. : 0.2200	Min. : 8.00	Min. : 3.000
1st Qu.: 3.090	1st Qu.: 0.4100	1st Qu.: 9.50	1st Qu.: 5.000
Median : 3.180	Median : 0.4700	Median : 10.40	Median : 6.000
Mean : 3.188	Mean : 0.4898	Mean : 10.51	Mean : 5.878
3rd Qu.: 3.280	3rd Qu.: 0.5500	3rd Qu.: 11.40	3rd Qu.: 6.000
Max. : 3.820	Max. : 1.0800	Max. : 14.20	Max. : 9.000

Ningún campo contiene valores NA, y tan solo el campo *citric.acid* contiene ceros, los cuales son válidos dada la naturaleza de los datos (la cantidad de ácido cítrico contenida en un vino puede ser igual a 0).

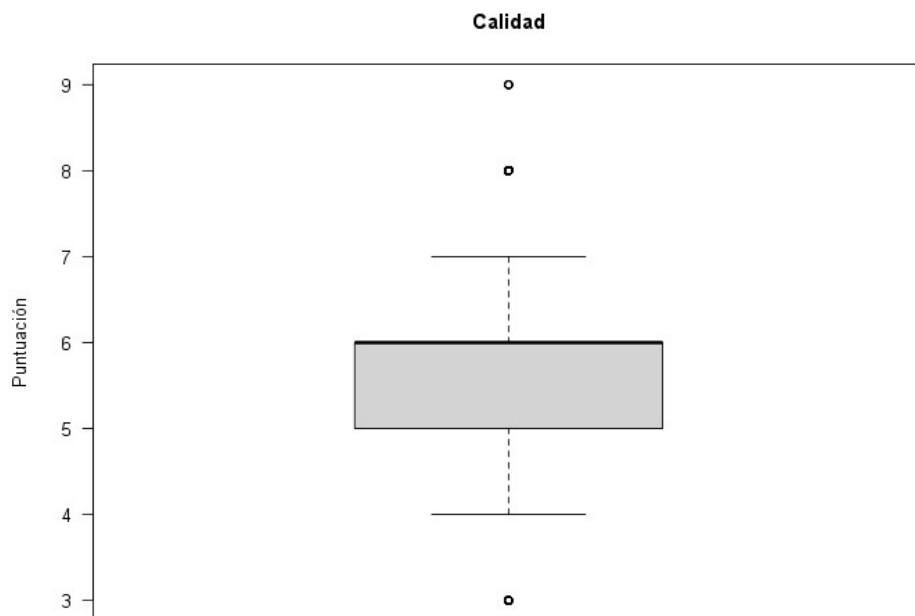
Tras la importación, se comprueban que los tipos de datos asignados sean los correctos. En este caso lo son, todas las variables son numéricas y la calidad se ha interpretado como valor entero:

```
sapply(wine_data, class)
```

fixed.acidity	volatile.acidity	citric.acid	residual.sugar
"numeric"	"numeric"	"numeric"	"numeric"
chlorides	free.sulfur.dioxide	total.sulfur.dioxide	density
"numeric"	"numeric"	"numeric"	"numeric"
pH	sulphates	alcohol	quality
"numeric"	"numeric"	"numeric"	"integer"

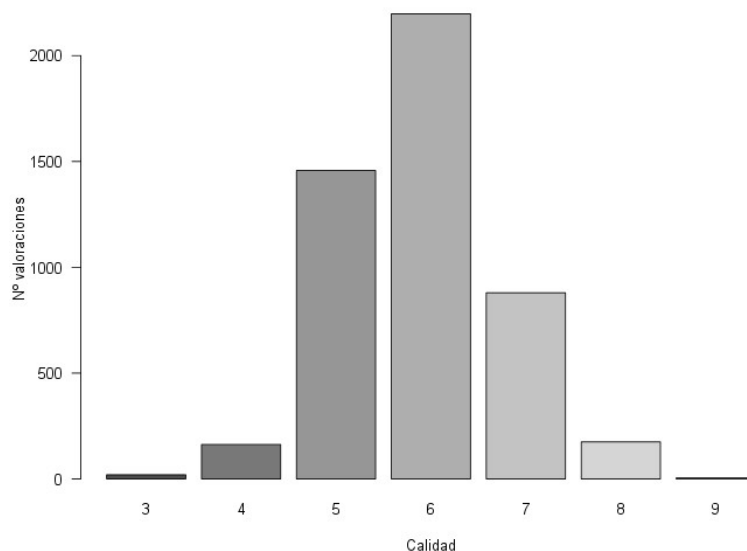
En cuanto a los valores extremos, se pueden identificar principalmente en la variable de calidad mediante un diagrama de caja:

```
boxplot(wine_data$quality, main = "Calidad", ylab = "Puntuación", las=1)
```



Mediante un diagrama de barras, se pueden observar mejor la cantidad de valoraciones para las puntuaciones 3, 8 y 9:

```
barplot(table(wine_data$quality),  
        xlab = "Calidad",  
        ylab = "Nº valoraciones",  
        las = 1,  
        col = gray.colors(7))
```

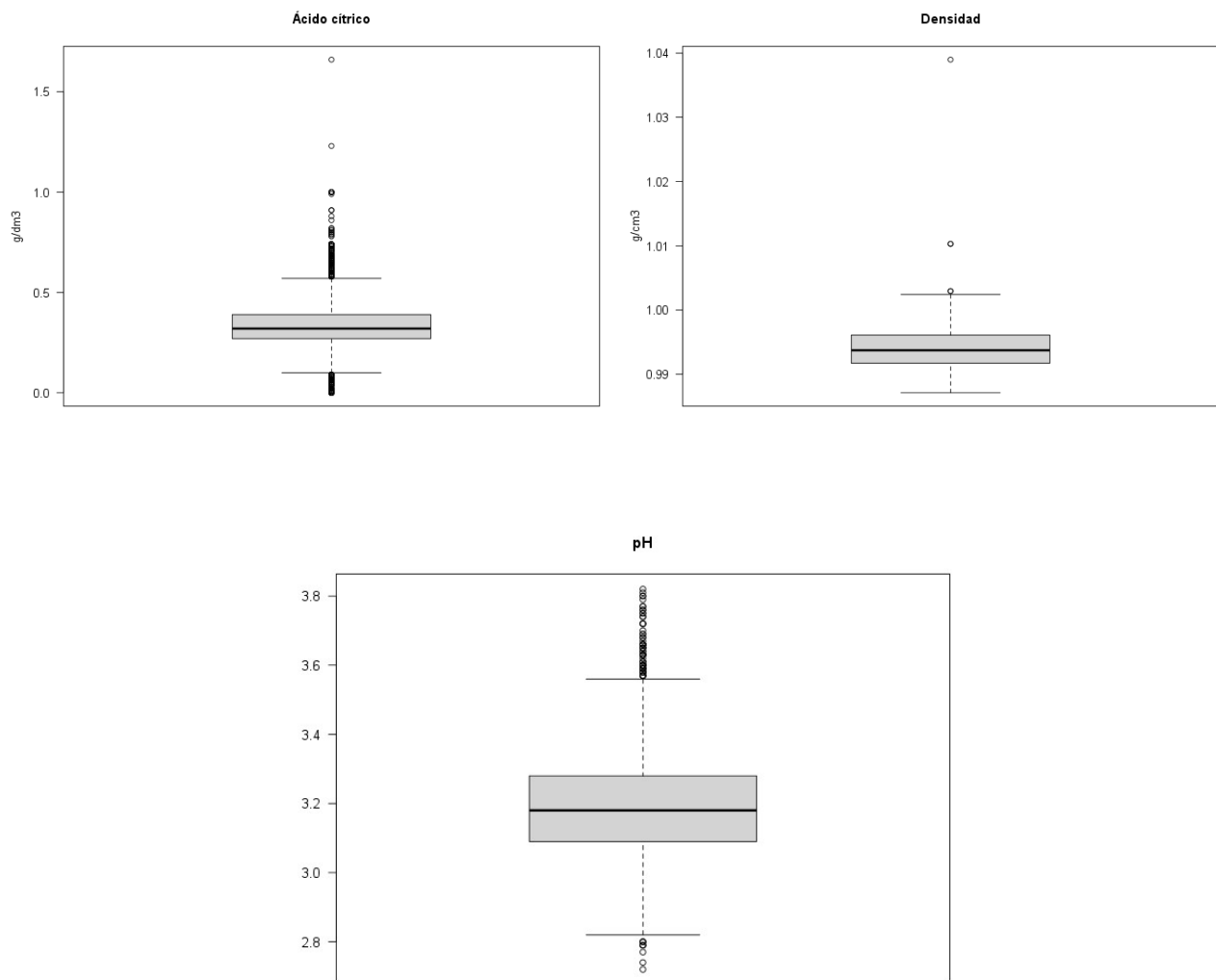


Especialmente las valoraciones 3 y 9 parecen ser muy poco frecuentes. Pese a esto, todos los valores se conservarán, al no surgir de errores en los datos o problemas relacionados.

En otras variables se puedan observar *outliers*, como se puede ver en las siguientes imágenes, pero estos no se tratarán ni excluirán al ser resultados válidos obtenidos tras la realización de las pruebas fisicoquímicas. Tampoco parecen haber registros con valores extremos que pudiesen indicar un error en los datos o magnitudes.

```
# Comprobación inicial de outliers en cada variable
for(var in seq_len(ncol(wine_data))) {
  boxplot(wine_data[,var], xlab = names(wine_data)[var])
}

# Ejemplos de columnas con outliers a destacar
boxplot(wine_data$citric.acid, main = "Ácido cítrico", ylab = "g/dm3", las=1)
boxplot(wine_data$density, main = "Densidad", ylab = "g/cm3", las=1)
boxplot(wine_data$pH, main = "pH", las=1)
```



## 4. Análisis de datos

### 4.1. Grupos a analizar

El análisis tiene como objetivo principal encontrar cualquier factor que sea relevante en la determinación de la calidad de un vino blanco. Además de esto, se extraerá cualquier relación o conclusión adicional que pueda resultar de interés.

### 4.2. Normalidad y homogeneidad

Inicialmente, se comprueba la normalidad de todas las variables de las que se dispone (exceptuando la calidad, al tratarse de una variable discreta):

```
apply(wine_data, 2, shapiro.test)
```

```
$fixed.acidity
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.97656, p-value < 2.2e-16
```

```
$volatile.acidity
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.90455, p-value < 2.2e-16
```

```
$citric.acid
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.92225, p-value < 2.2e-16
```

```
$residual.sugar
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.88457, p-value < 2.2e-16
```

```
$chlorides
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.59081, p-value < 2.2e-16
```

```
$free.sulfur.dioxide
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: newX[, i]
```

```
W = 0.94207, p-value < 2.2e-16
```

```
$total.sulfur.dioxide
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

data: newX[, i] W = 0.98901, p-value < 2.2e-16
\$density  Shapiro-Wilk normality test  data: newX[, i] W = 0.9548, p-value < 2.2e-16
\$pH  Shapiro-Wilk normality test  data: newX[, i] W = 0.9881, p-value < 2.2e-16
\$sulphates  Shapiro-Wilk normality test  data: newX[, i] W = 0.95161, p-value < 2.2e-16
\$alcohol  Shapiro-Wilk normality test  data: newX[, i] W = 0.9553, p-value < 2.2e-16

Como se puede observar, en ningún caso el p-value supera el nivel de significancia de 0.05, por lo que se rechaza la hipótesis nula y se concluye que ninguno de los conjuntos de datos cuentan con una distribución normal. Por otra parte, se podría considerar que los datos siguen una distribución normal según el teorema central del límite, al contar con un conjunto de datos de gran tamaño.

Tras saber esto, se recurrirán a tests no paramétricos para obtener información adicional en la fase de análisis. Además, se utilizará a continuación el test de Fligner-Killeen para comprobar la homocedasticidad:

```
wine_data_hc <- apply(wine_data,2,function(x) fligner.test(x~quality, data=wine_data))
sapply(wine_data_hc, function (x) x$p.value)
```

fixed.acidity	volatile.acidity	citric.acid	residual.sugar
1.609730e-07	5.738311e-19	2.806926e-63	5.979175e-28
chlorides	free.sulfur.dioxide	total.sulfur.dioxide	density
6.561525e-06	7.064941e-36	2.697433e-35	9.079164e-07
pH	sulphates	alcohol	
1.965494e-09	7.900076e-19	9.162004e-49	

Todos los tests resultan en p-valores menores al nivel de significancia 0.05, por lo que todas las variables tienen varianzas estadísticamente distintas para las diferentes evaluaciones de calidad.

### 4.3. Análisis

Dado que se está tratando varias variables numéricas que no cuentan con una distribución normal, y una variable numérica discreta, las pruebas que se realizarán con el objetivo de obtener información sobre los factores que determinan la calidad del vino serán las siguientes:

- Contraste de hipótesis
- Regresión
- Correlación

#### Contraste de hipótesis

Dado que se cuenta con más de dos grupos, en el caso de la calidad del vino, se recurre a un test de Kruskal-Wallis. Se aplicará este test para comparar la calidad con el resto de variables:

```
apply(wine_data, 2, function (x) kruskal.test(x ~ quality, data=wine_data))
```

\$fixed.acidity

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 40.868, df = 6, p-value = 3.075e-07

\$volatile.acidity

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 286.13, df = 6, p-value < 2.2e-16

\$citric.acid

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 13.12, df = 6, p-value = 0.04117

\$residual.sugar

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 94.519, df = 6, p-value < 2.2e-16

\$chlorides

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 512.99, df = 6, p-value < 2.2e-16

\$free.sulfur.dioxide

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x by quality

Kruskal-Wallis chi-squared = 115.07, df = 6, p-value < 2.2e-16

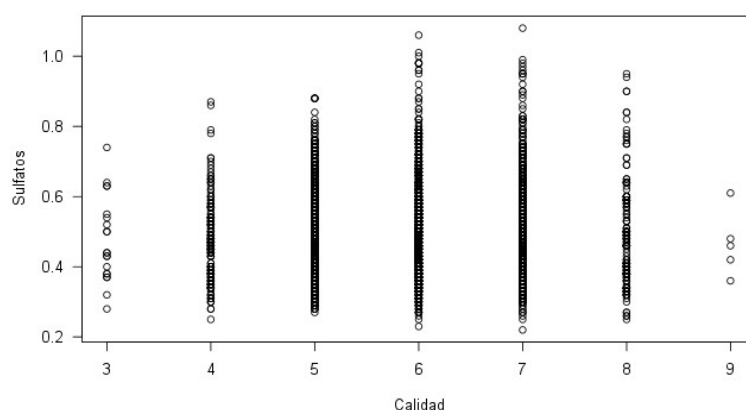
\$total.sulfur.dioxide

<p>Kruskal-Wallis rank sum test</p> <p>data: x by quality</p> <p>Kruskal-Wallis chi-squared = 266.67, df = 6, p-value &lt; 2.2e-16</p>
<p>\$density</p> <p>Kruskal-Wallis rank sum test</p> <p>data: x by quality</p> <p>Kruskal-Wallis chi-squared = 652.61, df = 6, p-value &lt; 2.2e-16</p>
<p>\$pH</p> <p>Kruskal-Wallis rank sum test</p> <p>data: x by quality</p> <p>Kruskal-Wallis chi-squared = 65.473, df = 6, p-value = 3.454e-12</p>
<p>\$sulphates</p> <p>Kruskal-Wallis rank sum test</p> <p>data: x by quality</p> <p>Kruskal-Wallis chi-squared = 13.78, df = 6, p-value = 0.03219</p>
<p>\$alcohol</p> <p>Kruskal-Wallis rank sum test</p> <p>data: x by quality</p> <p>Kruskal-Wallis chi-squared = 1014.1, df = 6, p-value &lt; 2.2e-16</p>

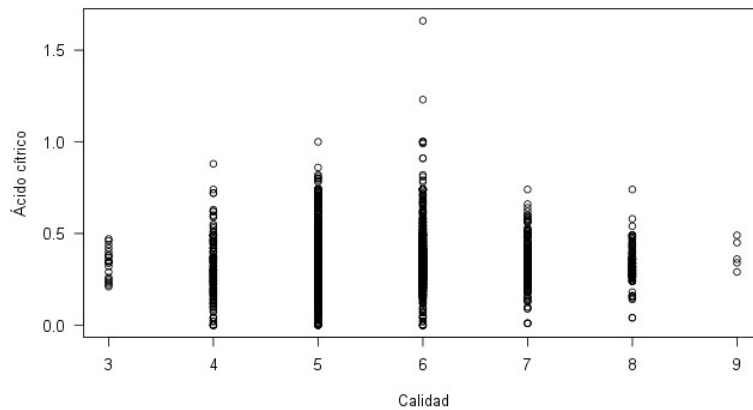
Pese a que todos los p-valores están por debajo del nivel de significancia de 0.05, la calidad parece guardar cierta relación con los sulfatos (p-valor de 0.03219) y la cantidad de ácido cítrico (p-valor de 0.04117). A lo largo de los dos siguientes tests se comprobará si estas relaciones pueden resultar de interés.

## Regresión

Se realiza un test de regresión lineal para comprobar si las dos variables mencionadas anteriormente tienen una relación con la calidad. Antes de realizar el test en sí y comprobar los coeficientes de determinación, se puede buscar una relación a simple vista:







Se puede observar a simple vista que no hay una relación lineal entre las variables seleccionadas. De todas formas, se realiza el test de regresión para corroborar lo observado:

```
summary(lm(quality ~ sulphates, data=wine_data))
```

Call:

```
lm(formula = quality ~ sulphates, data = wine_data)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9821	-0.8488	0.1137	0.1803	3.1762

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	5.6739	0.0557	101.863	< 2e-16 ***
sulphates	0.4165	0.1108	3.761	0.000171 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.8845 on 4896 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.002881, Adjusted R-squared: 0.002678

F-statistic: 14.15 on 1 and 4896 DF, p-value: 0.000171

```
summary(lm(quality ~ citric.acid, data=wine_data))
```

Call:

```
lm(formula = quality ~ citric.acid, data = wine_data)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.8863	-0.8735	0.1191	0.1326	3.1326

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	5.90043	0.03717	158.736	<2e-16 ***
citric.acid	-0.06739	0.10458	-0.644	0.519

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.8857 on 4896 degrees of freedom

Multiple R-squared: 8.481e-05, Adjusted R-squared: -0.0001194

F-statistic: 0.4153 on 1 and 4896 DF, p-value: 0.5193

Se confirma que la relación lineal entre la calidad y ambas variables es prácticamente nula.

## Correlación

Dado que los datos no siguen una distribución normal, se recurre directamente a la realización de un test de Spearman:

```
cor_data <- cor(wine_data, method = "spearman")
sort(cor_data["quality",])
```

density	chlorides	total.sulfur.dioxide	volatile.acidity
-0.34835102	-0.31448848	-0.19668029	-0.19656168
fixed.acidity	residual.sugar	citric.acid	free.sulfur.dioxide
-0.08448545	-0.08206979	0.01833273	0.02371338
sulphates	pH	alcohol	
0.03331897	0.10936208	0.44036918	

Se comprueba que los valores p sean significativos:

```
sort(apply(wine_data[, -12], 2, function (x) {
  cor.test(wine_data$quality, x, method = "spearman", exact = FALSE)[["p.value"]]
})))
```

alcohol	density	chlorides	total.sulfur.dioxide
1.659196e-231	9.497078e-140	6.907550e-113	6.582657e-44
volatile.acidity	pH	fixed.acidity	residual.sugar
7.417221e-44	1.656016e-14	3.183308e-09	8.821911e-09
sulphates	free.sulfur.dioxide	citric.acid	
1.970574e-02	9.703376e-02	1.995589e-01	

El valor p es significativo para todas las variables exceptuando la correspondiente al ácido cítrico y la correspondiente al dióxido de sulfuro libre, por lo que se ignorará la correlación de ambas con la calidad del vino. Teniendo en cuenta esto, como se puede observar en el resultado, las variables que se correlacionan positivamente con la calidad de un vino blanco, de mayor a menor influencia, son las siguientes:

1. Alcohol
2. pH
3. Sulfatos

Y las variables que se correlacionan negativamente con la calidad de un vino blanco son:

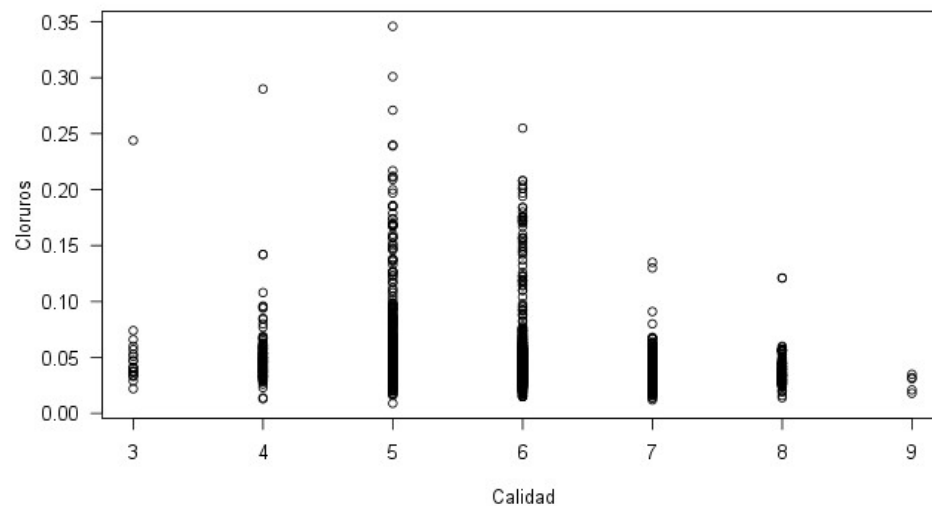
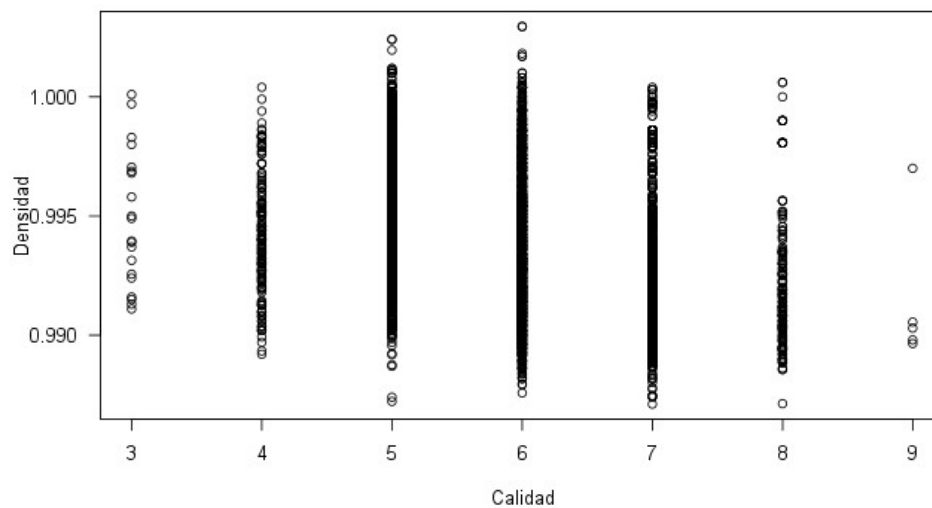
1. Densidad
2. Cloruros
3. Dióxido de sulfuro total
4. Ácido acético
5. Ácido tartárico
6. Azúcar residual

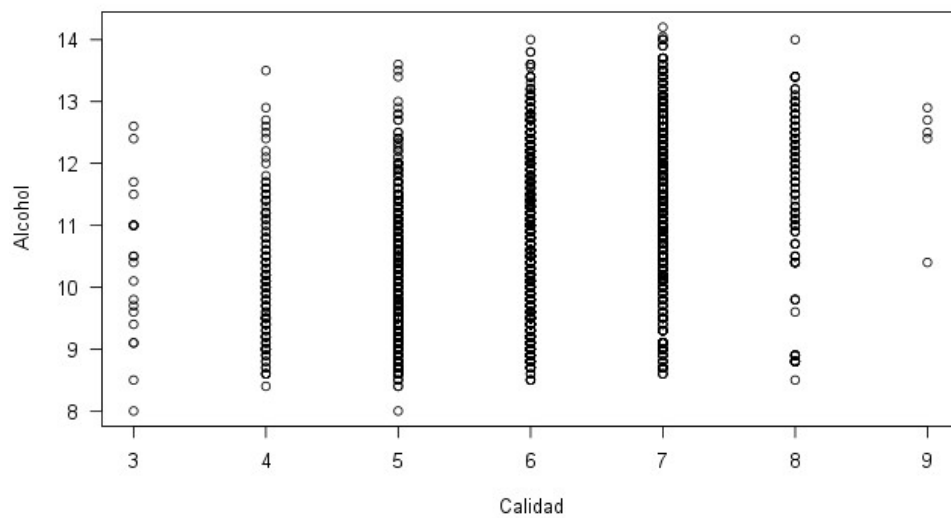
Aún teniendo en cuenta esto, todas las correlaciones tienen coeficientes relativamente bajos, por lo que no hay factores concretos que tengan un gran peso a destacar con respecto al resto a la hora de determinar la calidad del vino.

## 5. Visualización de los resultados

Se destacan los resultados del test de correlación. Las variables más significativas y con más impacto sobre la calidad son el alcohol, la densidad y los cloruros (se ignoran 3 outliers con densidad igual o superior a 1.01 simplemente para facilitar la visualización de los datos):

```
wine_data_d <- wine_data[wine_data$density<1.01,]  
plot(wine_data_d$quality, wine_data_d$density, xlab="Calidad", ylab="Densidad", las=1)  
plot(wine_data$quality, wine_data$density, xlab="Calidad", ylab="Cloruros", las=1)  
plot(wine_data$quality, wine_data$alcohol, xlab="Calidad", ylab="Alcohol", las=1)
```





## 6. Conclusiones

No se han encontrado valores fisicoquímicos concretos que afecten en gran medida a la calidad del vino blanco basada en datos sensoriales. La parte más relevante a destacar ha sido la última fase del análisis, en la que se ha hecho el test de correlación para ordenar finalmente las variables según su impacto, aunque este fuese bajo.

De esta forma, los vinos blancos con las siguientes cualidades han sido ligeramente favorecidos durante la realización de las evaluaciones mediante información sensorial:

- Una graduación alcohólica alta.
- Una densidad baja.
- Una proporción de cloruros baja.