### Practica 12

#### 1. RESPONDA LAS SIGUIENTES PREGUNTAS:

# a) LISTE ALGUNAS DE LAS VENTAJAS QUE OFRECE UN ÁRBOL DE DECISIÓN Y QUÉ LOS HACE TAN POPULARES CON RESPECTO A OTROS MÉTODOS DE PREDICCIÓN.

- Los árboles de decisión son muy populares ya que para su construcción no se requiere ningún conocimiento de dominio o establecimiento de parámetros, por lo que son recomendados para hacer un descubrimiento de conocimiento.

#### **Ventajas**

- Debido a su forma de construcción son fáciles de asimilar.
- Los pasos de aprendizaje y clasificación son simples y rápidos, además de que en general tienen buena exactitud.
- Su éxito depende de los datos sobre los que se aplique.
- Son utilizados en varias áreas de aplicación: medicina, manufactura y producción, análisis financiero, astronomía, biología molecular, etc.

# B) EN UN ÁRBOL DE DECISIÓN ¿UN ATRIBUTO PUEDE SER REVISADO EN MÁS DE UNA OCASIÓN?, ¿EXISTEN ATRIBUTOS QUE, POR EL CONTRARIO, SEAN REVISADOS UNA SOLA VEZ? (JUSTIFIQUE).

- En un arbol de decision un atributo puede ser revisado mas de una vez para determinar el criterio de partición que mejor divida un conjunto de datos

### C) ¿CÓMO Y POR QUÉ PUEDE UTILIZARSE UN ÁRBOL DE DECISIÓN COMO MÉTODO DE REDUCCIÓN DE DATOS?

- Un arbol de desicion busca minimizar el error de resustitución (probabilidad de equivocarse en la clasificación de una muestra).

### D) DADO UN CONJUNTO DE DATOS ¿EL ÁRBOL DE DECISIÓN CONSTRUIDO A PARTIR DE ESTE ES ÚNICO?

- Si ya que se genera un árbol de decisión a partir de un conjunto de tuplas de entrenamiento de una partición

### 2.- REALIZA UNA EXPLORACIÓN DEL CONJUNTO DE DATOS WINE COMO EN LA PRÁCTICA 9.

#### 1- Class Identifier

Descripción: Hace referencia al tipo de clase que pertenecen los vinos

Dominio: Cualquier valor entero entre el 1 y el 3

Tipo Dato: Polinomial



#### 2- Alcohol

Descripción: Hace referencia al grado de alcohol en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real

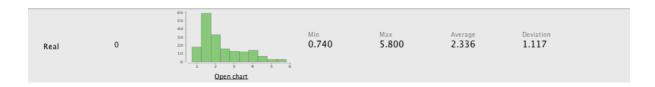


#### 3- Malic Acid

Descripción: Hace referencia a la acides del vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 4- Ash

Descripción: Hace referencia a que tan cenizo es el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 5- Alcalinity of Ash

Descripción: Hace referencia al grado de alcalinidad del vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 6- Magnesium

Descripción: Hace referencia al grado de magnesio en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Integer



#### 7- Total phenols

Descripción: Hace referencia al total de fenoles en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 8- Flavanoids

Descripción: Hace referencia al numero de favanoides en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 9- NonFlavanoids phenols

Descripción: Hace referencia al numero de flavanoides fenoles en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 10- Proanthocyanins

Descripción: Hace referencia al numero de Proanthocyanins en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 11- Color intensity

Descripción: Hace referencia a la intensidad de color en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 12- Hue

Descripción: Hace referencia al grado de matiz en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 13- OD28/OD315 of diluted wine

Descripción: Hace referencia al grado de dilución en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

Tipo Dato: Real



#### 14- Proline

Descripción: Hace referencia al grado de proline en el vino

Dominio: Cualquier valor entero mayor a 0

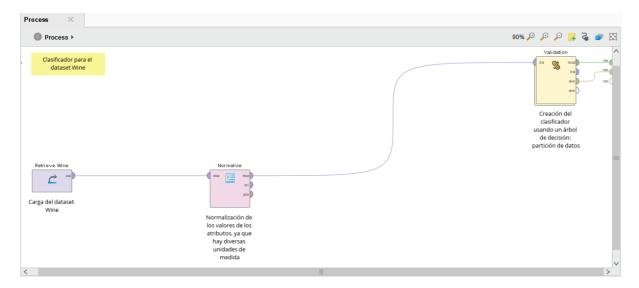
Tipo Dato: Integer



## 3.- ELABORA UN CLASIFICADOR PARA EL CONJUNTO DE DATOS WINE EN RAPIDMINER UTILIZANDO UN ÁRBOL DE DECISIÓN. EXPLIQUE BREVEMENTE LA CONFIGURACIÓN Y CONSTRUCCIÓN DE SU PROCESO.

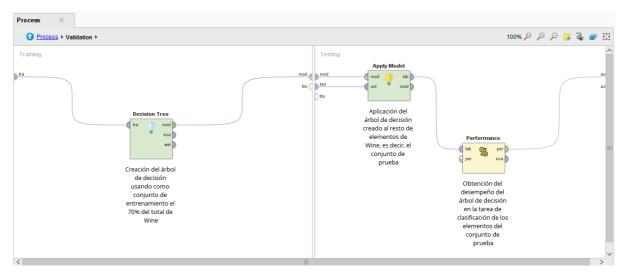
Para crear el árbol de decisión en RapidMiner, cargamos los datos y creamos un proceso. En ese proceso creamos un modelo con los datos.

Una vez cargado el csv deseado, lo primero que tenemos que hacer es normalizar los datos, ya que muchos de estos valores no los podemos ocupar sin normalizar.



Una vez normalizados hacemos la validación, la cual consiste de 3 pasos:

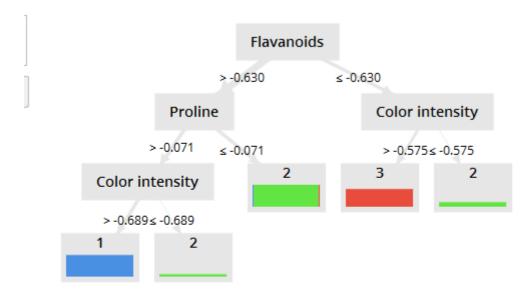
- 1.- Crear el árbol de decisión usando el conjunto de entrenamiento
- 2.- Aplicamos el modelo al conjunto de prueba, para ver como se comparta.
- 3- Verificamos el rendimiento de nuestro clasificador.



Una vez obtenido el modelo, ejecutamos y nos regresa la siguiente tabla, la cual nos dice como clasifica.

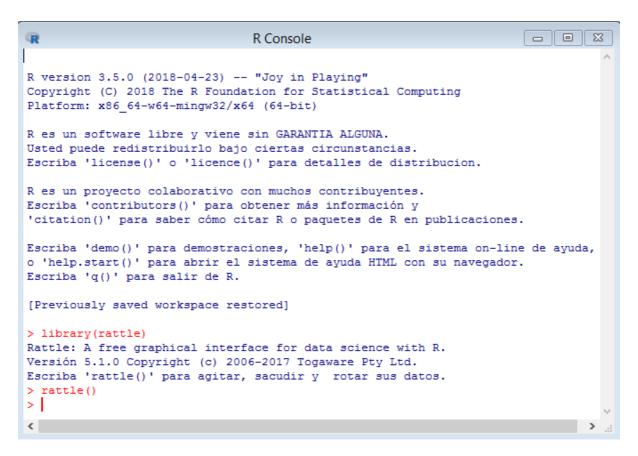
accuracy, oc.00%						
	true 1	true 2	true 3	class precision		
pred. 1	16	2	1	84.21%		
pred. 2	0	18	0	100.00%		
pred. 3	0	3	13	81.25%		
class recall	100.00%	78.26%	92.86%			

Por otro lado nos da el árbol de decisión, de forma gráfica.



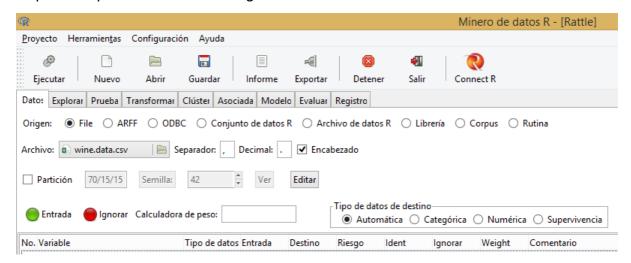
## **4.-** ELABORA UN CLASIFICADOR PARA EL CONJUNTO DE DATOS WINE EN R UTILIZANDO UN ÁRBOL DE DECISIÓN. EXPLIQUE BREVEMENTE LA CONFIGURACIÓN Y CONSTRUCCIÓN DE SU PROCESO.

Para crear el árbol de decisión vamos a ocupar R, para esto cargamos la librería rattle y ejecutamos el comando.

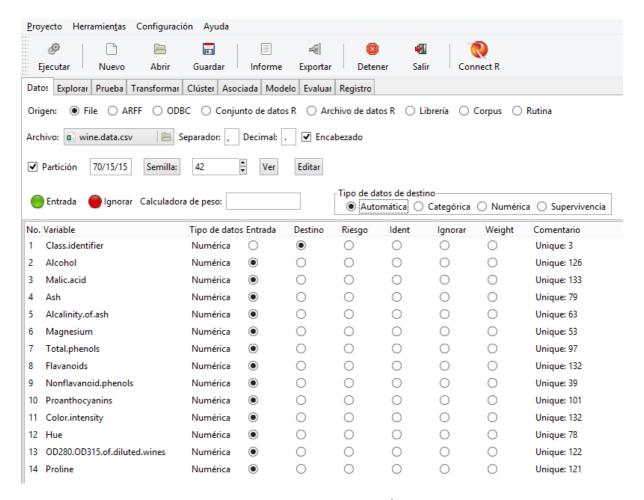


Una vez que la instrucción se halla ejecutado, nos abrirá una interfaz grafica en la cual podremos implementar nuestro árbol.

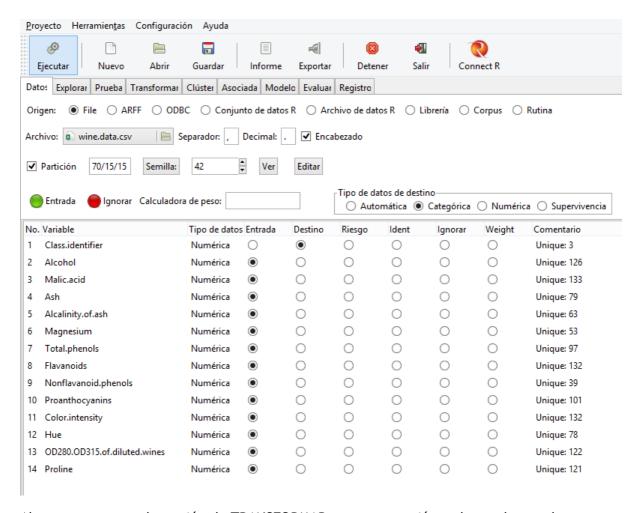
Lo primero que vamos hacer es cargar nuestro archivo csv.



Ya cargado csy, ejecutamos y nos regresa este conjunto de datos.

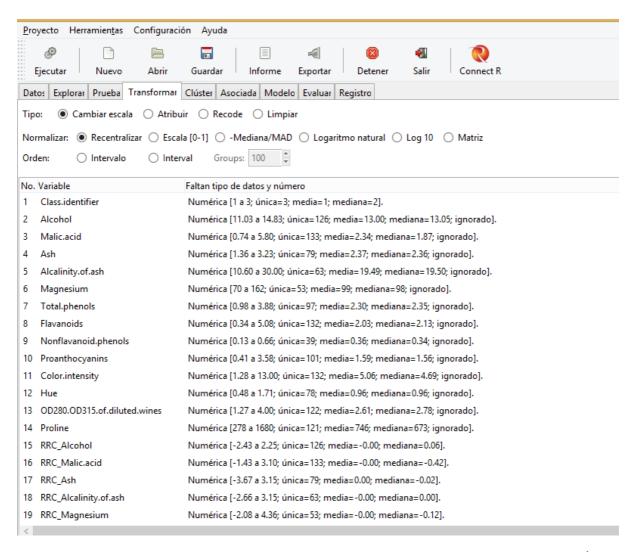


Como vemos el TIPO DE DATOS DE DESTINO esta en opción de AUTOMATICO, la cual no nos conviene, así que lo pasamos a CATEGORICA, una vez seleccionado esta opción ejecutamos, a simple vista parece que no hace nada, pero no es así, rattle de forma interna cambia los datos a forma categórica para poderlos transformar.

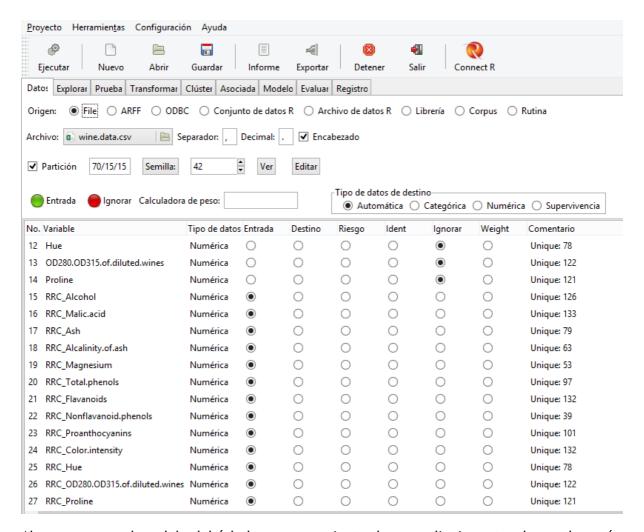


Ahora nos vamos a la opción de TRANSFORMAR, en esta sección se hace el paso de NORMALIZACION la cual nos sirve para transformar los datos en una forma categórica. Se seleccionan todos los datos, menos la etiqueta de clase, una vez seleccionados usamos los parámetros que nos da rattle y ejecutamos otra vez.

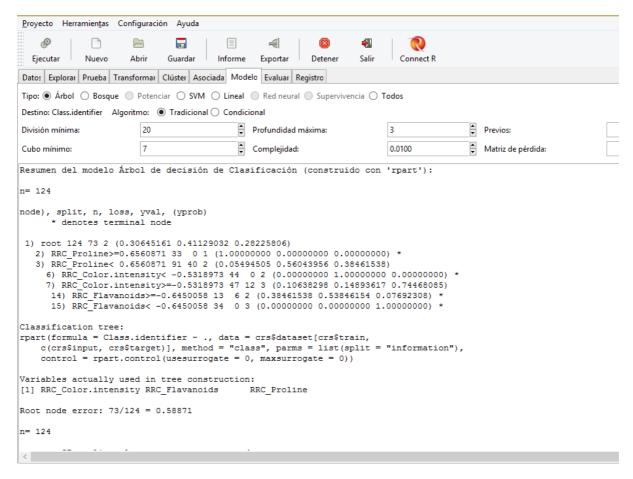
Un vez ejecutado nos aparecerán los mismos atributos con las iniciales RRC\_, lo cual significa que ya están normalizados.



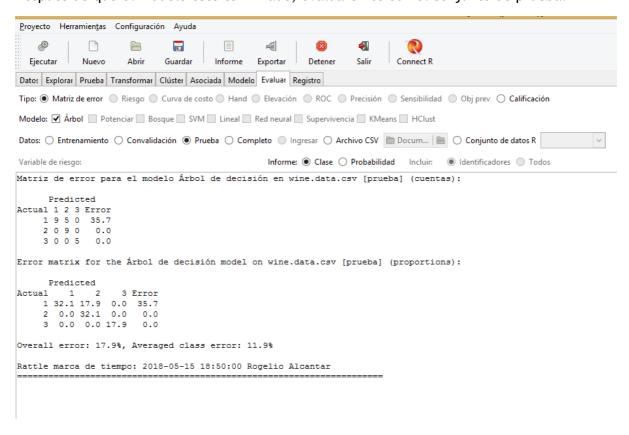
Nos regresamos a datos y nos daremos cuenta que ahora ignorara los datos que no están normalizados, y tomara en cuenta los que ya normalizamos.



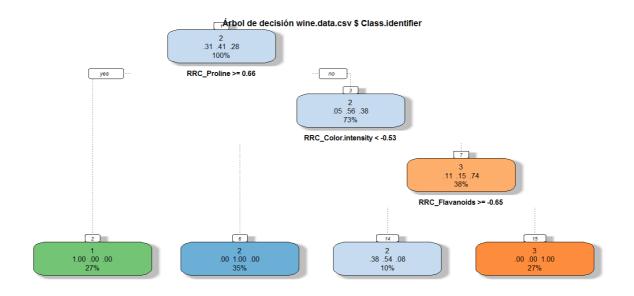
Ahora creamos el modelo del árbol, con un conjunto de aprendizaje y otro de prueba, así que ocupamos los valores por defecto de rattle. Así que ejecutamos y nos regresa lo siguiente.



Despues de que el modelo este terminado, evaluaremos con el conjunto de prueba.



Por otro lado veremos el árbol que nos da R.



## **5.-** Compara los dos árboles de decisión obtenidos y justifica cuál de los dos es "mejor".

#### Para RapidMiner:

Con la matriz de error podemos saber que RapidMiner acierta en un 88.68% lo cual su promedio de aciertos es bueno.

#### Ahora interpretamos la tabla:

Para clasificar el valor 1, tiene un 84.21% de acierto a la hora de clasificarlo, esto se debe a que algunos valores que pertenecen a la clasificación 2 y 3 los clasifica como 1. Para clasificar el valor 2, tiene un 100% de acierto a la hora de clasificarlo. Para clasificar el valor 3, tiene un 81.25% de acierto a la hora de clasificarlo.

accu	racvi	00	60%

	true 1	true 2	true 3	class precision
pred. 1	16	2	1	84.21%
pred. 2	0	18	0	100.00%
pred. 3	0	3	13	81.25%
class recall	100.00%	78.26%	92.86%	

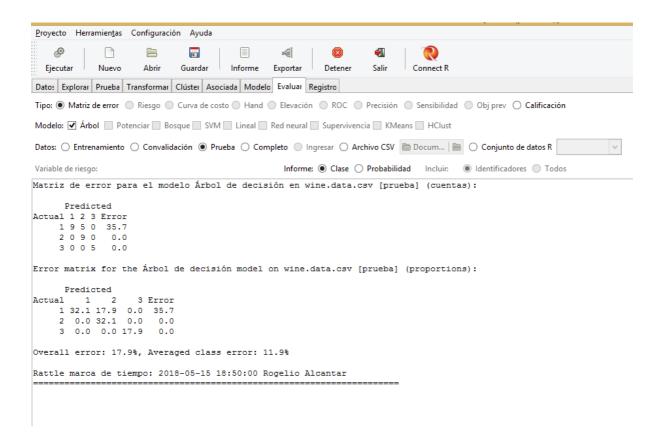
#### Para R:

Con la matriz de error podemos saber que R acierta en un 82.10% lo cual su promedio de aciertos es bueno.

#### Ahora interpretamos la tabla:

Para clasificar el valor 1, tiene un 64.3% de acierto a la hora de clasificarlo, esto se debe a

que algunos valores que pertenecen a la clasificación 2 los clasifica como 1. Para clasificar el valor 2, tiene un 100% de acierto a la hora de clasificarlo. Para clasificar el valor 3, tiene un 100% de acierto a la hora de clasificarlo.



A pesar de que RapidMiner tiene más aciertos generales, R es mejor clasificador de clase, ya que este tiene dos clases con 100%.

Nosotros deducimos que R es mejor clasificador, ya que solo se puede equivocar a la hora de clasificar la clase 1 tomando tuplas de la clase 2, pero en el caso de que clasifique primero la clase 2, no tendríamos 100% de aciertos el cual sería el mejor de los casos, y el por sería de 17.9 (checa la imagen y ponle el porcentaje de error bien).

En cambio RapidMiner no importa cual clasifique primero, siempre tiene un porcentaje de error en la clase.