## Universidad Sergio Arboleda **Taller 5-Método Clasificación Vinos**

DIOGENES BARRETO ALVAREZ

## MÉTODOS DE ANÁLISIS DE DATOS

Docente Luz Estela Gomez **Ejercicio** Se tiene una una data de vinos los cuales tiene una clasificación de calidad de 1-8 (Variable dependiente) . Vamos a proceder a analizar esta data y clasificar los vinos de acuerdo a su clasificación de calidad aplicando el algoritmo de clasificación K-Nearest Neighbors y probamos el modelo finalmente. La información realizamos el proceso de minería d edatos:

- -Problema
- -Identificación de Variable.
- -Orden y limpieza.
- -Filtro.
- -Modelo de Clasificación.
- -Análisis.
- -Implementación.

En el análisis de las variables predicativas notamos que ninguna tiene un comportamiento homogéneo y estas posiblemente afectan las respuesta de la variable dependiente, en este caso calidad(Quality).La decisión es usar todas las variables en el análisis y no descartar ninguna. La siguen te figura muestra el análisis del perfil para dos variables tomadas de manera aleatoria, con posible distribución normal.Estas Variables son numéricas, posiblemente continuas. Sin embargo se anexa el reporte completo de estas como soporte.

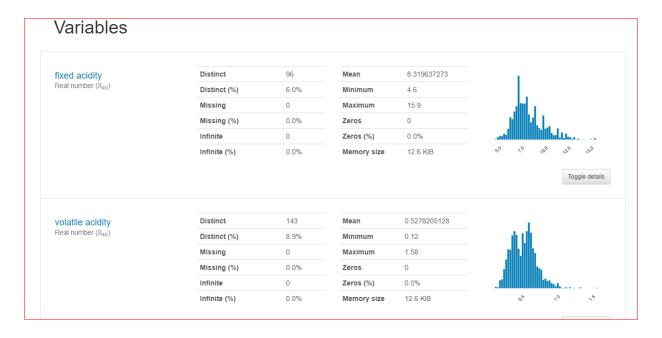


Figure 1: Comportamiento Variable Predicativas

En el análisis de las variables, se muestra de no hay datos faltantes, todas tiene información.

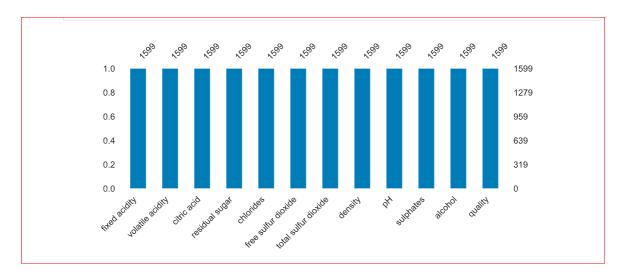


Figure 2: datos completos

En las revisión de la data , se identifico que no existen variables predicativas con valores nulos. esto importante para la identificación en las variables que requieren ser considerados o eliminación de esa posible fila.

```
df.isnull().any()
fixed acidity
                          False
volatile acidity
                          False
citric acid
                          False
residual sugar
                          False
chlorides
                          False
free sulfur dioxide
                          False
total sulfur dioxide
                          False
density
                          False
                          False
sulphates
                          False
                          False
alcohol
quality
                          False
dtype: bool
```

Figure 3: Validación de Variables sin valores nulos

se hizo las revisión de la estadística descriptiva de las variables. Se pudo observar que algunas de estas presentan valores atípicos alejados de la media. La tabla siguientes muestra el análisis y validamos esta con el gráfico correspondiente a la variable "total sulfur dioxide".



Figure 4: Estadística descriptivas de las Variables

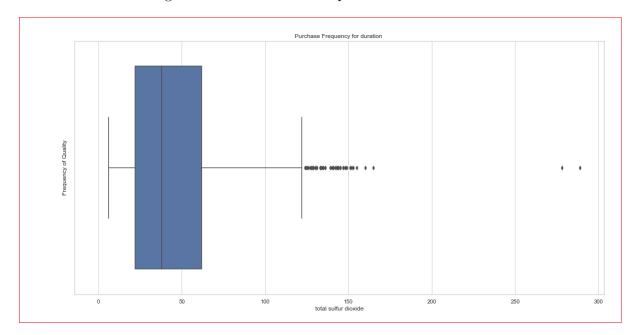


Figure 5: Variable total sulfur dioxide

También realizamos el mapa de calentamiento o matriz de correlación de las variables descriptivas. Se notan parámetros de correlación bajos para algunas Variables.

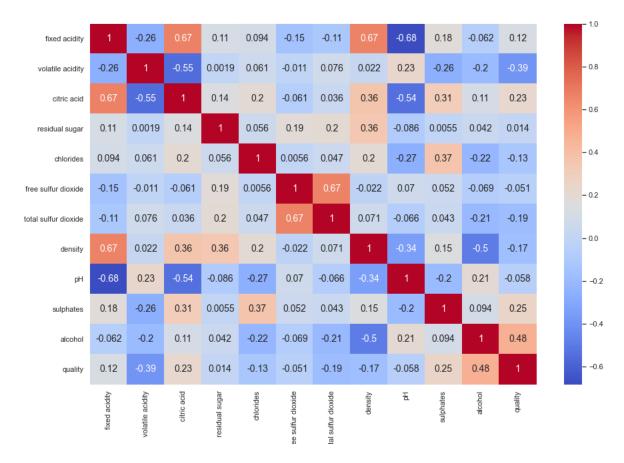


Figure 6: Mapa de calentamiento de Correlación de las variables

Con base en el análisis anterior , procedimos a realizar una eliminando los valores atípicos mediante el uso de Z-score La mayoría de las veces es importante eliminar los valores atípicos, ya que lo más probable es que afecten al rendimiento de los modelos de aprendizaje de máquinas. Sin embargo , es necesario ser prudente en la eliminación de estos porque probablemente hay algo más que está pasando y necesita ser inspeccionado más a fondo. Para encontrar y eliminar los valores atípicos, usé el z-score. se define mediante la ecuación:

$$\frac{X-\mu}{\sigma}$$

Su interpretación es tomar el punto de datos, restar la media de la población y dividirla por la desviación estándar. Representa cuántas desviaciones estándar de un punto de datos se alejan de la media. Los puntos de datos que están demasiado lejos de la media se consideran atípicos. En la mayoría de los casos el umbral para la detección de valores atípicos es o bien z-score>3 o z-score<-3. Del Análisis de datos atípicos inicialmente teníamos en el dataframe de 1599 datos y al realizar la depuración quedaron 1451 para las 12 variables (11 predicativas y 1 dependiente). A continuación se muestra el mapa de calentamiento de las nuevas variables.

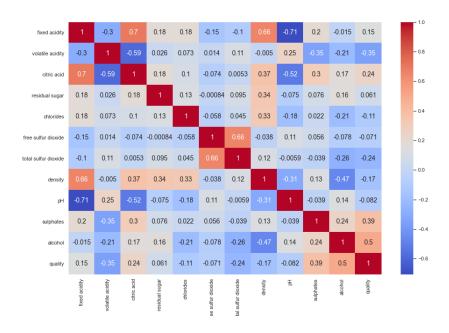


Figure 7: Mapa de calentamiento de Correlación de las variables

Ahora mostramos, hacemos una estandarización de datos y aplicamos Entrenamiento y prueba del modelo -divisió el grupo de entrenamiento 70% y grupo de prueba 30%. El balance de las variables se muestra en la siguiente gráfica. Se muestras que la data esta balanceado para los valores de calidad o cluster 3, 4, 5, 6.7, 8.

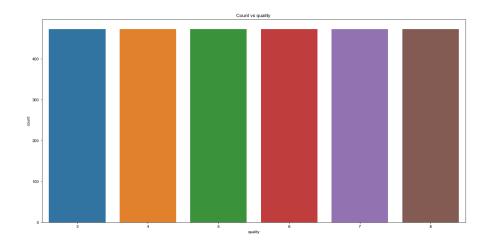


Figure 8: Balance de Variables

Con el los datos balanceados , procedemos a realizar la aplicación del algoritmo de K-Nearest Neighbors y buscar la clasificación de los vinos de acuerdo a su valor de calidad. El algoritmo requiere conocer un K-Numero de vecinos para realizar el conteo de estos y proceder la asignación a cluster de calidad (3, 4, 5, 6, 7, 8). Lo que hace este algoritmo es que toma un punto de datos y selecciona el número K de observaciones en los datos de entrenamiento que son las más cercanas al punto de datos y luego predice la respuesta del punto de datos con respecto al valor de respuesta más popular de los vecinos K-cercanos.

Como no conocemos el valor de k, creamos una gráfica para ver cómo la precisión cambiaba con el número de K.

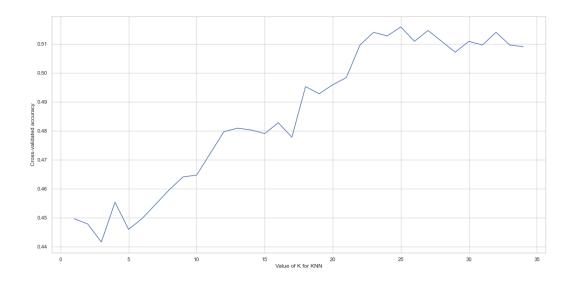


Figure 9: Calculo de K

La gráfica muestra que el valor donde K con mayor presión para un rango de observaciones de 1 a 35 esta alrededor de un valor de K=23. Con este valor procedemos a validar el algoritmo de clasificación KNN.

De la matriz de confusión , tenemos que el modelo solo puede predecir las variables que estan dentro del los cluster o valores de calidad de 5, 6, 7.

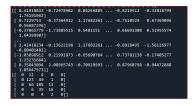


Figure 10: Matriz de Confusión

Finalmente, analizamos el reporte del método de clasificación, se observa inmediatamente que las clases 4 y 8 no se han tenido en cuenta en el entrenamiento porque sus resultados de recuerdo son cero. Esto significa que, de todos los miembros de la clase 4 y 8, no predijo ninguno de ellos correctamente. Por lo tanto, no sería un buen modelo para nuestro conjunto de datos. Igualmente los parámetros de validación son valores bajos.

```
precision
                             recall
                                     f1-score
                                                 support
           4
                   1.000
                              0.000
                                         0.000
                                                       16
           5
                   0.594
                              0.711
                                         0.647
                                                      173
           6
                   0.533
                              0.571
                                         0.551
                                                      184
                   0.500
                              0.281
                                         0.360
                                                       57
           8
                   1.000
                              0.000
                                         0.000
                                                        6
                                         0.560
                                                      436
    accuracy
   macro avg
                   0.725
                              0.312
                                         0.312
                                                      436
weighted avg
                   0.577
                              0.560
                                         0.536
                                                      436
cross validation score 0.5603731695795937
cross validation score with roc_auc 0.7068844198304381
roc_auc_score 0.7423033685646603
```

Figure 11: Resultados

A modo de ejemplo, tomamos un tipo de vino para clarificarlo de acuerdo a las variables y con valore distintos, los resultados se muestran debajo.

Figure 12: Resultados pruebas