

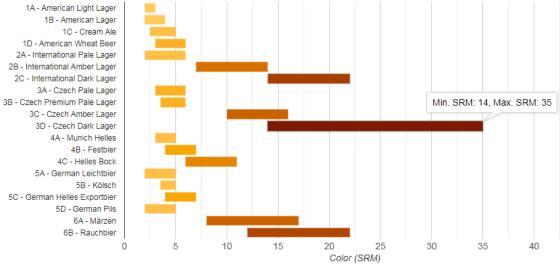
CERTEZA EN TU CERVEZA

Modelos predictivos de estilos de cerveza - Machine Learning

DATOS Y VARIABLES

Brewersfriend.com

Ranges of Color (SRM) by Style





- Alcohol by volume (ABV):
- Pale ales y stouts tienen más por lo general, pero no hay un estándar fijo
- International Bitterness Units (IBU):

Standard Reference Method (SRM):

- Suave: hasta20 IBU;
- Algo amarga de 20 a 30 IBU;
- Muy Amarga de 30 a 60 IBU;
 - 'Extrema' más de 60 IBU.
 - Rubia de 1 a 15 SRM;
 - Tostada de 12 a 22 SRM;
 - Oscura de 23 a 35 SRM;
- Negra de 35 a 50 SRM (u 80 EBC)

LAS UNIDADES DE MEDIDA

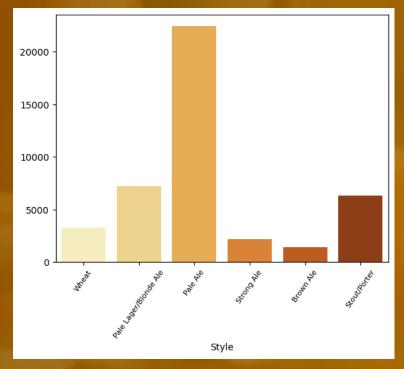
EBC 4 8 12 16 20 24 28 31 35 39 41 47 51 55 61 63 67 71 75 79 SRM 2 4 6 8 10 12 14 16 18 20 22 24 26 28 30 32 34 36 38 40

LIMPIEZA DE LOS NOMBRES DE ESTILOS

Mapeo exhaustivo de los 175 estilos de cerveza hasta reducirlos a 6:



• Claramente, habrá que equilibrar las clases para el entrenamiento

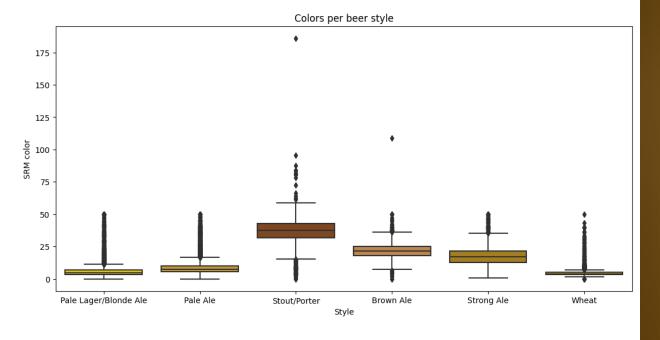


LIMPIEZA DE LOS NOMBRES DE ESTILOS II



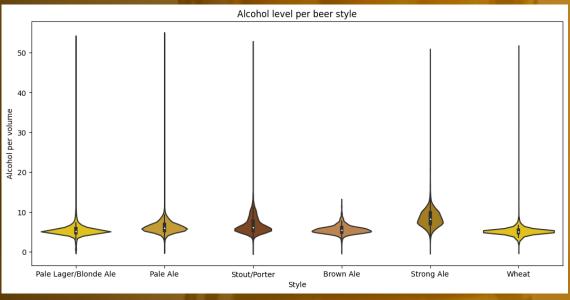
 (Pruebas con ordenación por color y por amargor)

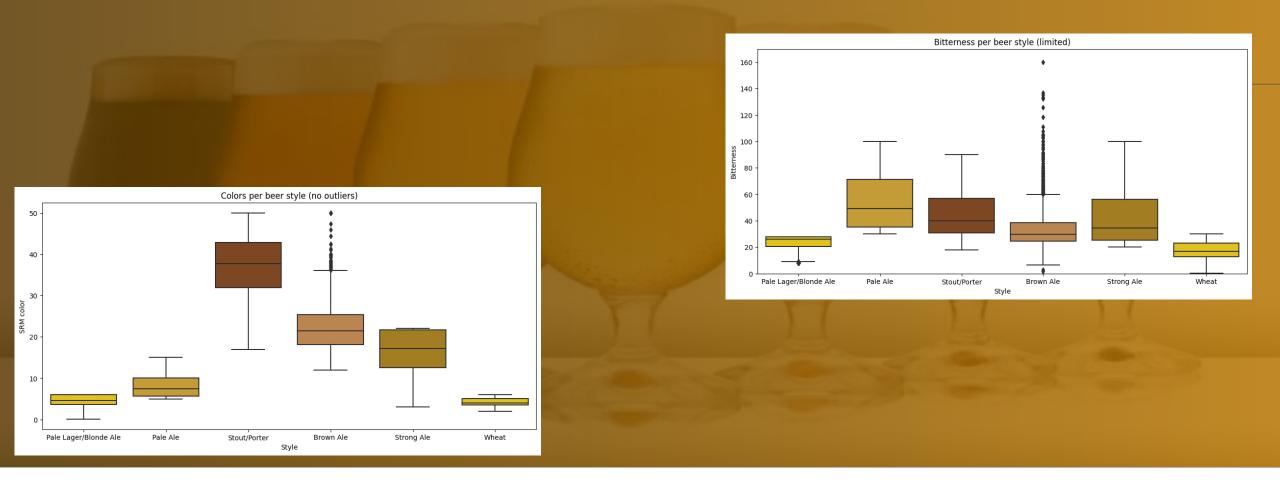
Style	Code
Wheat	0
Pale Lager/Blonde Ale	1
Pale Ale	2
Strong Ale	3
Brown Ale	4
Stout/Porter	5



TRANSFORMACIÓN DE VARIABLES

- Exploración de los datos iniciales y eliminación de ruido, variables inútiles y valores nulos:
 - Eliminación de estilos minoritarios (ediciones limitadas, sidras y cervezas sin alcohol)





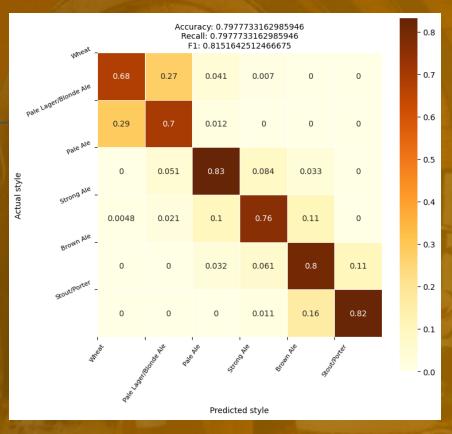
RESULTADOS DE FEATURING ENGINEERING Y LIMPIEZA

CORRELACIONES TRAS LA LIMPIEZA DE DATOS - 1.00 StyleID -0.0042 -0.27 0.17 0.027 -0.3 - 0.75 ABV -0.0042 0.46 0.3 0.29 0.22 - 0.50 - 0.25 IBU -0.27 0.46 0.12 0.23 - 0.00 Color 0.17 0.3 0.12 0.15 0.88 - -0.25 Style_ibu Style_color 0.027 0.29 0.23 0.88 0.4 - -0.50 -0.75-0.3 0.22 0.15 0.4 -1.00Style_color StyleID ABV Color Style_ibu IBU Certeza en tu cerveza

MODELO DE PRUEBA: REGRESIÓN LOGÍSTICA

- Con y sin escalado de los datos (con dos scalers distintos)
- Separación en train y test
- Definición de X e y:
 - X = [['ABV','IBU','Color']]
 - —• y = ['Style']
- Utilización de RandomUnderSampler en todos los casos

Accuracy score	0.79
Precision score	0.84
F1 score	0.81
Recall score	0.79



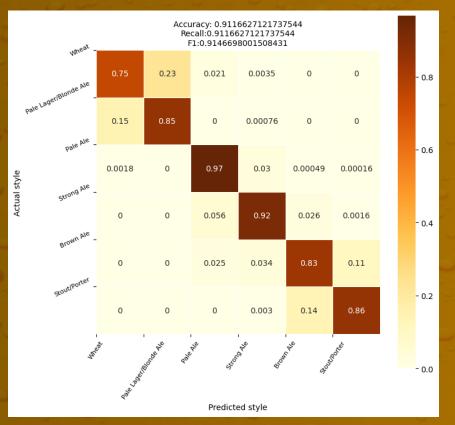
PIPELINES Y GRID SEARCHES:

Primera prueba:

- Escalado de los datos con ColumnTransformer y MinMaxScaler
- SelectKBest
- Clasificadores:
 - RandomForest (profundidad)
 - SVC (C)
 - Gradient Boosting (profundidad)
 - KNN (neighbors 1-10)
 - Regresión logística
- (Refit: F1 weighted)

Segunda prueba:

Sin escalado de los datos



GRID SEARCH INSIGHTS:

Mejor estimador:

Gradient Boosting con profundidad = 3 y k=3 (cv=5)

Métricas:

F1(weighted) - Combinación de ambas métricas:

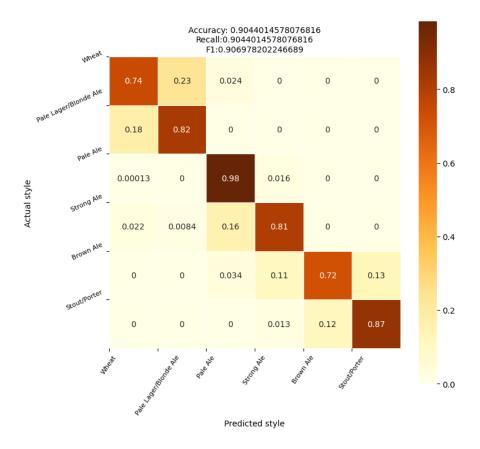
Precision - De las identificadas como PA, cuántas lo son

Recall - De todas las PA, cuántas identificó

Mejor score: 0,86

Accuracy score	0.91
Precision score	0.92
F1 score	0.91
Recall score	0.91

| PIPELINES Y | GRID SEARCHES II:



- Tercera prueba:
 - Sin escalado de los datos
 - Sabemos que SelectKBest = 3
 - Clasificadores:
 - SVC con nuevos parámetros (C y kernel)
 - Adaboost (learning rate)
 - Estimator: Decision Tree
 - Profundidad y criterios

3rd GRID SEARCH INSIGHTS:

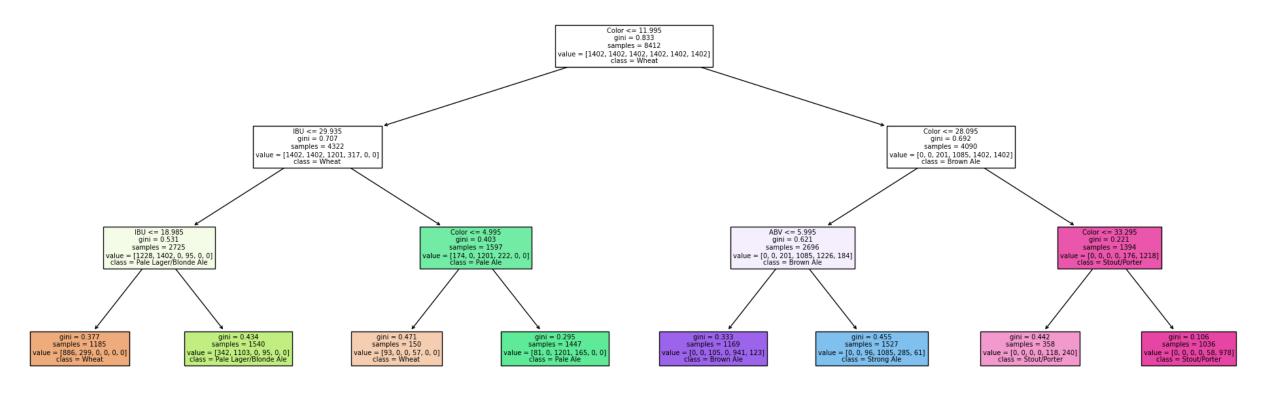
Mejor estimador:

- Adaboost (con Decision Tree)
 - profundidad=3, l.rate=0.01, criterion=gini

Accuracy score	0.90
Precision score	0.90
F1 score	0.90
Recall score	0.90

Mejor score: 0,81

ADABOOST DECISION TREE



PIPELINES Y GRID SEARCHES III:

Últimas pruebas:

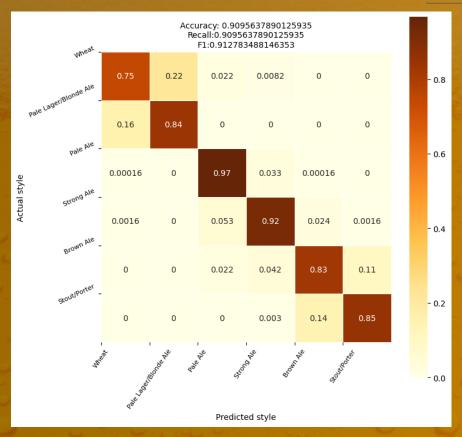
- Hiperparametrización del Gradient Boosting (mejor estimador)
- Randomized Search (cv=3) /(y GS)
- Sin escalado de los datos

RANDOMIZED SEARCH INSIGHTS:

Gradient Boosting

- profundidad = 2
- k=3 (cv=5)
- max leaf nodes: 3

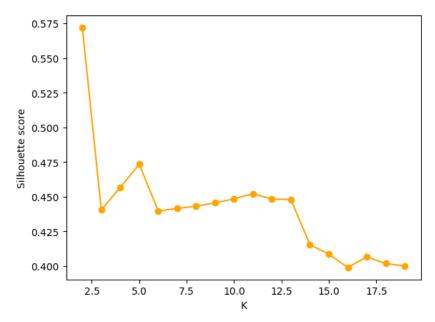
- min simples leaf: 3
- n estimators: 200
- criterion: Friedman MSE
- min simples Split: 2



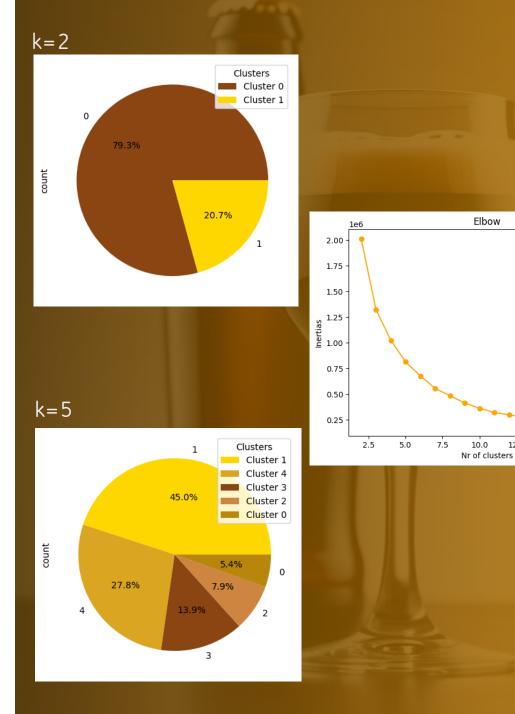
Mejor score: 0,86

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO: **CLUSTERING**

Silhouette score



Mejores valores de k: 2 (y 5)

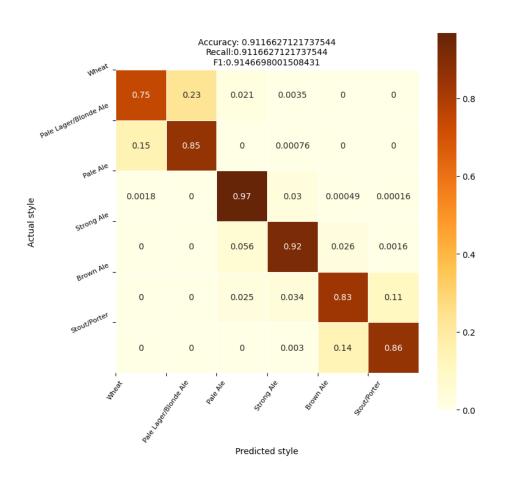


12.5

15.0

17.5

MODELO FINAL



Model	Gradient Boosting
Max depth	3
SelectKBest	3
Best score	(0.86)
Accuracy score	0.91
Precision score	0.92
F1 score	0.91
Recall score	0.91

RESULTADOS Y PRÓXIMOS PASOS



Obtención de nuevos datos

Si bien el modelo falla más al clasificar las cervezas rubias, si hubiera una variable que indicase si es de trigo o cebada se mitigaría este error.



Restructurar los datos originales

Se podría clasificar los 175 estilos iniciales de muchas otras maneras hasta dar con la forma óptima (en la que se eliminen menos)



Modelos con NN

El próximo paso sería probar a entrenar una red neuronal.



Escala de color

Aunque en la fuente de datos consta la escala SRM, sospecho que algunos usuarios introdujeron el valor en escala EBC, por lo que habría que convertir ciertos datos.



RandomUnderSampler

He utilizado este método para equilibrar las clases, pero se debería probar con otros como *stratify* u otro método para asignar los estilos de forma más uniforme.



Enlace a Streamlit



