TABLA 1

| Nombre Preprocesamiento | Explicación | Nombre de función | | |
|--|---|------------------------------------|--|--|
| rfe_and_iterative_imputer | Convierte algunas columnas usando hashing_trick, rellena los missings con IterativeImputer, luego reduce la cantidad de columnas del dataset a las halladas con RFE. | preprocesamiento_arbol | | |
| hashing_trick_forward_selec tion_iterative_imputer_scale r | Convierte algunas columnas usando hashing_trick, reduce la cantidad de columnas usando VarianceThreshold y forward selection, y rellena los missings con IterativeImputer. Por último se escalan todos los valores numéricos a un rango entre cero y uno. | preprocessing_knn | | |
| continuous_mean_filler | Se queda con los features continuos y rellena los missings con el promedio. | preprocessing_continuos | | |
| hashing_trick_mean_scaler | Convierte algunas columnas categóricas a numéricas usando hashing trick, rellena los missings con el promedio y escala los datos | preprocessing_mean_scale d | | |
| regularization_iterative_imp uter | Reduce la cantidad de columnas del dataset debido al análisis de regularización, luego rellena los missings con IterativeImputer. | preprocessing_imputer_filter ed | | |
| hashing_trick_simple_imput er | Convierte algunas columnas usando hashing_trick, luego rellena los missings con SimpleImputer. | preprocessing_gb | | |

TABLA 2

| Nombre Modelo | Nombre Preprocesamiento | AUC ROC | Accuracy | Precisión | Recall | F1 Score |
|----------------------|--|------------|----------|-----------|--------|----------|
| Árbol de decisión | rfe_and_iterative_ imputer | 0.849 | 0.84 | 0.83 | 0.84 | 0.83 |
| KNN | hashing_trick_for ward_selection_it erative_imputer_s caler | 0.840 | 0.84 | 0.83 | 0.84 | 0.83 |
| Naive Bayes | continuous_mean _filler | 0.828 | 0.82 | 0.81 | 0.82 | 0.81 |
| SVM | hashing_trick_me an_scaler | 0.743 | 0.74 | 0.76 | 0.74 | 0.75 |
| Redes Neuronales | regularization_iter ative_imputer | 0.843 | 0.84 | 0.82 | 0.84 | 0.82 |
| Gradient Boosting | hashing_trick_sim ple_imputer | 0.888 | 0.86 | 0.85 | 0.86 | 0.85 |

El modelo que más recomendamos es Gradient Boosting ya que es el que presenta un AUC ROC mayor. Las demás métricas también son significativamente superiores al usar este modelo.

Si quisiéramos tener la menor cantidad de falsos positivos posible, el modelo que más conviene es Gradient Boosting, ya que es el que presenta una mayor precisión (TP / (TP+FP)). Por otra parte, si se quiere tener una lista con todos los días que potencialmente lloverán también recomendamos Gradient Boosting, porque es el que mayor recall tiene (menor cantidad de falsos negativos, es decir, positivos que fueron mal predichos).