Clasificación de Datos estelares

Modelos para clasificar datos de tipo estelar

Indice

- Objetivo del Modelo
- Análisis de datos
- Modelos
 - Logistic Regression
 - Support Vector Machines
 - Random Forest
- Conclusiones

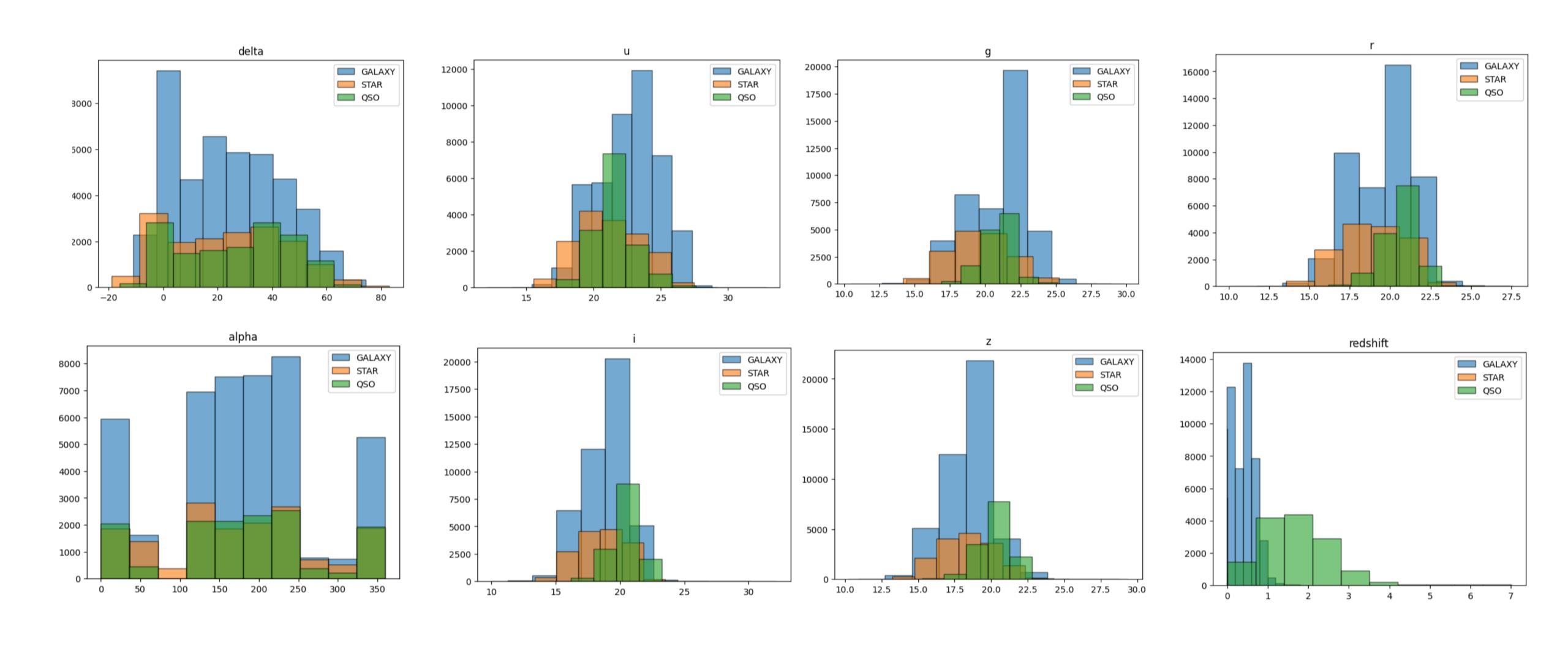
Objetivo del model

- El objetivo del modelo es clasificar un conjunto de datos con objetos estelares en estrellas, galaxias o quasars (qso).
- Para ello vamos a entrenar varias modelos de clasificación y nos quedaremos con el que nos proporcione una mejor tasa de acierto.

Limpieza y entendimiento de los datos

- Consideramos sólo las columnas con información sobre los objetos, no las identificativas
- Sustituimos los valores nulos, -9999, presentes en los datos por la media de la columna
- Comprobamos si hay outliers que necesiten ser eliminados y cuál es la distribución de las variables para cada una de las clases representándolas en forma de histogramas

Representación de las variables por clases



Representación de las variables

- Las galaxias son el objeto más común en el set de datos
- Todos los objetos observados se encuentran en el hemisferio norte (delta>0)
- Las emisiones en los diferentes filtros de observación dependen de la energía del objeto, y por eso presentan distribuciones diferentes para cada clase
- La variable donde mayor diferencia se aprecia es en el corrimiento al rojo, redshift. Las estrellas están más cerca a nosotros y por eso su redshift es menor, los quasars son los elementos más lejanos y su redshift es mucho mayor. Las galaxias cubren el rango intermedio

Distribución del número de observaciones por clase

- Como ya hemos mencionado, las galaxias son el elemento más presente en los datos seleccionados
- Esto indica que los datos no están balanceados. Para que los modelos puedan aprender las características de las diferentes clases por igual es necesario balancearlo

| | obj_ID |
|--------|--------|
| class | |
| GALAXY | 44621 |
| QSO | 14206 |
| STAR | 16173 |

Modelos

- Vamos a ajustar tres modelos diferentes a los datos para ver cuál de ellos funciona mejor:
 - Logistic Regression: auc: 0.986 y accuracy=0.933
 - Support Vector Machine (se han considerado dos posibilidades: ovo y ovr, pero los resultados son muy parecidos): auc=0.990 y accuracy=0.953
 - Random Forest (se ha elegido la mejor opción usando hyper parameter tunning con un grid search): auc=0.995 y accuracy=0.970
- Random Forest es el modelo que mejores resultados ha dado, además va a permitirnos entender un poco más las elecciones del modelo

Explicabilidad

• La importancia de las variables que ha usado el random forest es la siguiente, donde se ve que la variable que más ha contribuido es el redshift y la que menos

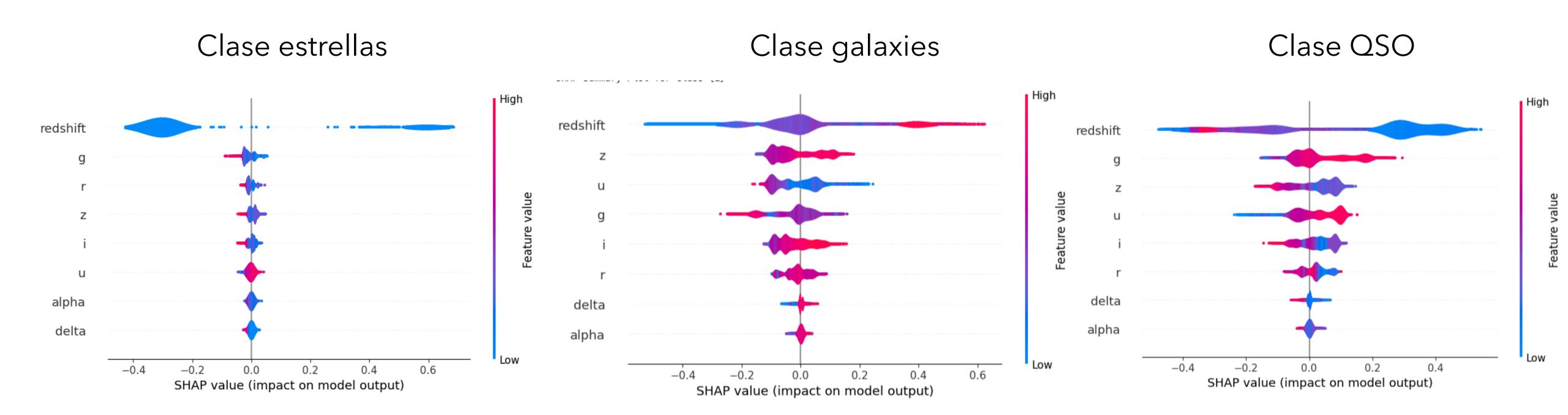
delta y alpha:

z
0.628066
z
0.100012
u
0.074340
g
0.073461
i
0.060123

r 0.050667 delta 0.006830 alpha 0.006501

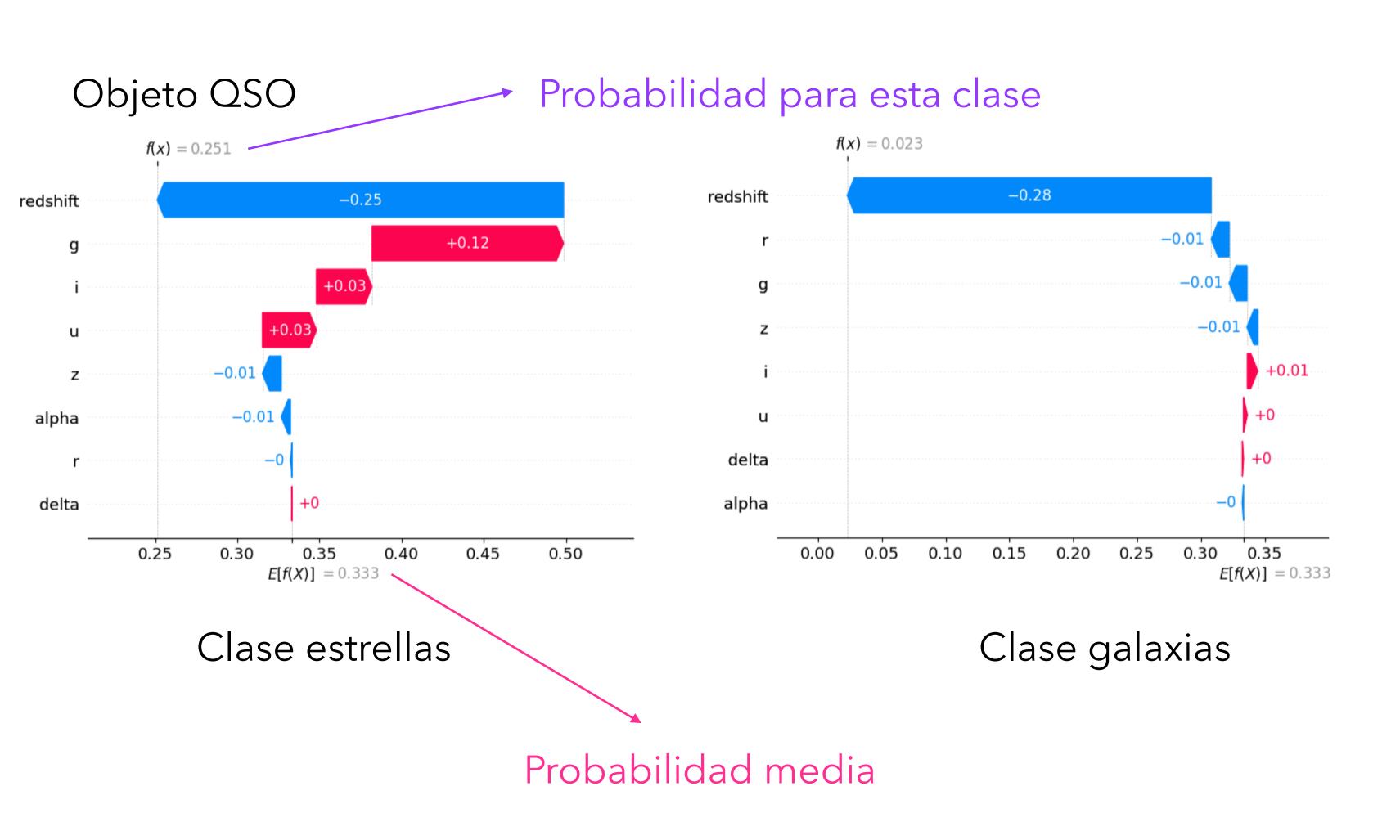
- Esto indica que la posiciona en el cielo de los objetos no es muy importante para su clasificación, sin embargo el redshift sí que juega un papel relevante.
- Para entender un poco más cuál es el efecto de las variables en la clase que propone el modelo para cada uno de los objetos vamos a obtener los valores Shap

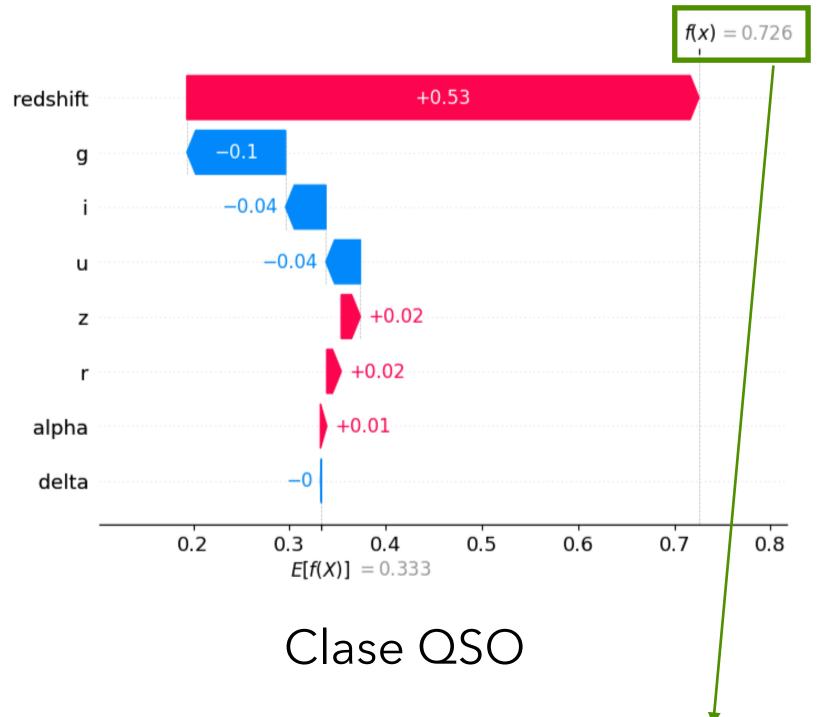
Valores shap globales



• Podemos ver como la variable redshift es la que más modifica el valor de la predicción

Valores shap individuales





Clase con mayor probabilidad, y por lo tanto la elegida por el modelo

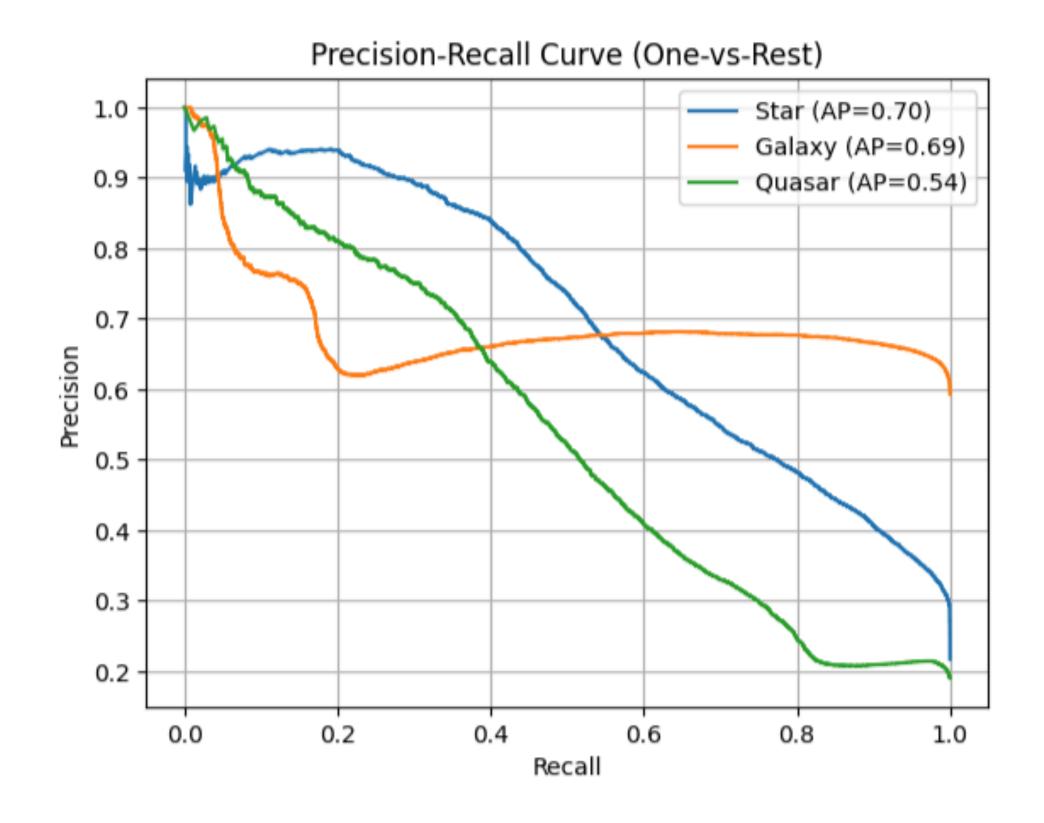
Error por clase

 Vamos a echar un vistazo a la clasificación que se ha hecho por clase mirando la matriz de confusión

- El modelo está cometiendo pocos errores en la clasificación de las estrellas, mientras que tiene más problemas con los quasars:
 - Tasa de error para estrellas: 0.000
 - Tasa de error para galaxias: 0.0331
 - Tasa de error para los quasars: 0.0524

Precisión-Recall Curve

- La precisión media (AP) muestra como las estrellas son efectivamente el objeto más fácil de clasificar, mientras que los quasars son el más difícil.
- La curva de los quasars muestra además como la precisión cae rápidamente según aumenta el recall, mostrando la existencia de falsos positivos



Modificar los umbrales de predicción

- El algoritmo utilizado tiene un valor por defecto para el umbral de clasificación.
 Como ese umbral está cometiendo errores en la clasificación de los quasares,
 vamos a intentar buscar si hay alguna opción que nos proporcione mejores resultados.
- Para ello vamos a utilizar el valor de f1, lo calcularemos para diferentes umbrales y nos quedaremos con los aquellos que maximicen f1.
 - Clase estrellas: umbral=0.828 f1=0.996
 - Galaxias: umbral = 0.253 f1 = 0.978
 - QSO: umbral= 0.591 f1=0.94

Modificar los umbrales de predicción

- Con estos nuevos umbrales obtenemos los siguientes resultados
- acc=0.97488
 - Tasa de error para estrellas: 0.000
 - Tasa de error para galaxias: 0.0216
 - Tasa de error para los quasars: 0.0648

- [[5421 0 0] [71 14504 249] [1 307 4447]
- Estos cambios en los umbrales han llevado a disminuir el error que se cometía en la clasificación de las galaxias, sin embargo ha aumentado el que teníamos en los quasars.
- Elegir un caso u otro dependería de los objetivos finales de la investigación, pero al ser los quasars unos objetos más raros y de los cuales hay menos muestra en la base de datos, priorizaremos su correcta detección y nos quedaremos con los umbrales dados por defecto.

Conclusiones

- El model de random forest es el que mejores resultados ha proporcionado
- La variable que mayor impacta en la clasificación de los objetos es el redshift
- Los umbrales del modelo se pueden modificar para ajustar la forma de decidir que tiene el modelo y favorecer los objetos que presentan mayor interés
- Se desarrolla un script en python donde el usuario podrá elegir entre los dos modelos que mejor resultados han proporcionado (Random Forest y SVM) que permitirá guardar el modelo o ejecutar uno ya guardado, predecir sobre datos nuevos o evaluar el modelo sobre datos que se encuentran labeleados.