Titánic: Análisis de la tragedia en Azure



12 MARZO

Vanessa Rodríguez Horcajo José Antonio Martínez Martínez

Tabla de contenido

Contexto de trabajo	3
Azure Synapse Analytics	4
Azure Machine Learning	8
PowerBI	18
Análisis de costes	19
La tragedia del 8-9 de marzo	23

Contexto de trabajo

Toda persona que viva en occidente conoce la tragedia del Titánic y su hundimiento en el siglo pasado. Aprovechando este suceso, hemos decidido analizar los datos de supervivencia de los pasajeros a fin de poner en práctica nuestras habilidades con Azure.

En este contexto, definimos como objetivo principal de la práctica la utilización de los datos disponibles del hundimiento de Titánic para el desarrollo de un modelo de Machine Learning capaz de determinar la supervivencia de un pasajero en función de un conjunto de variables:

Variable	Descripción
PassengerId	Identificador del pasajero
Survived	Si el pasajero en cuestión sobrevivió (1) o no (0) a la catástrofe del Titánic
Pclass	Clase del ticket: Primera, segunda o tercera clase
Name	Nombre de la persona cuya supervivencia se está analizando
Sex	Género de la persona cuya supervivencia se está analizando
Age	Edad
SibSp	Número de hermanos y/o cónyuges presentes a bordo del Titánic
Parch	Número de padres y/o progenie a bordo del Titánic
Ticket	Número de ticket del pasajero
Fare	Tarifa del pasajero
Cabin	Identificador de la cabina en la que se alojaba
Embarked	Puerto de embarcación: C=Cherbourg, Q=Queenstown, S=Southampton

Para la consecución de este objetivo principal, se han definido dos tareas principales:

1. Análisis y tratamiento de los datos - Azure Synapse Analytics.



2. Definición, entrenamiento y evaluación del modelo - Azure Machine Learning. 🙏

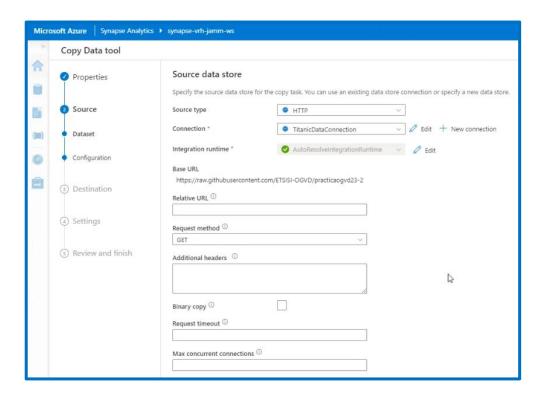


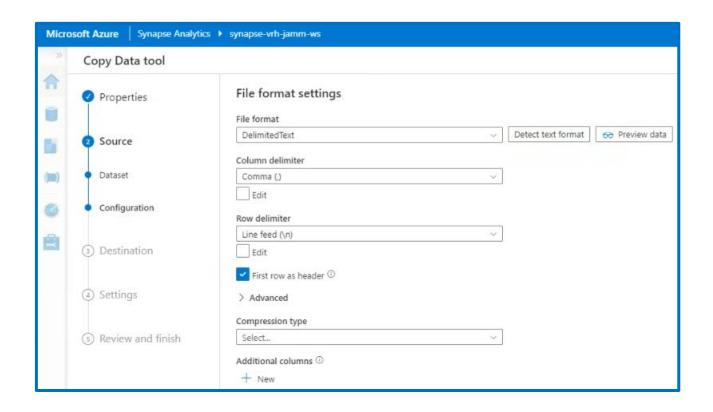
Además, se plantea un objetivo adicional en el que se conectará Azure Synapse Analytics con la herramienta de visualización de PowerBI para la representación gráfica de los datos y sus relaciones.

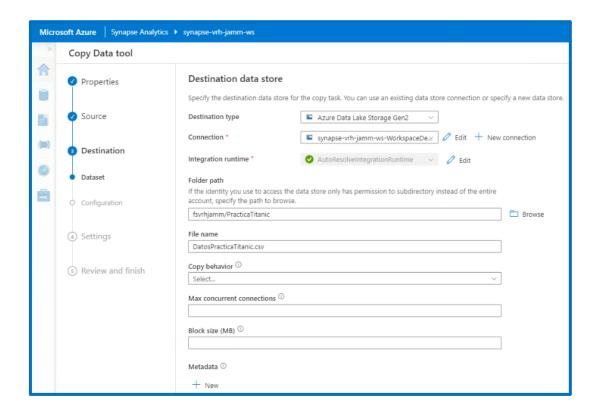
Azure Synapse Analytics

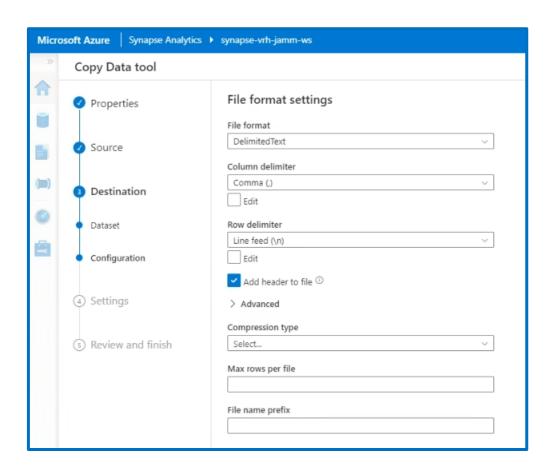
Azure Synapse Analytics ha sido la herramienta empleada durante la primera tarea definida para la consecución del objetivo final de la práctica. En esta tarea, tal y como se ha comentado previamente, el esfuerzo se ha centrado en realizar un análisis exploratorio de los datos para comprender su estructura y contenido e identificar posibles datos anómalos o faltantes. Para ello, se ha creado un workspace en el que se ha definido un notebook donde se ha realizado el propio análisis y procesamiento de los datos y se ha generado el conjunto de datos final, limpio y estructurado, que emplea el modelo de Machine Learning para su entrenamiento y evaluación. Para la ingesta de datos inicial, descargamos el dataset original de Kagale en formato csv y lo subimos a nuestro repositorio de la práctica de la asignatura con el nombre de Titanic-Dataset.cvs.

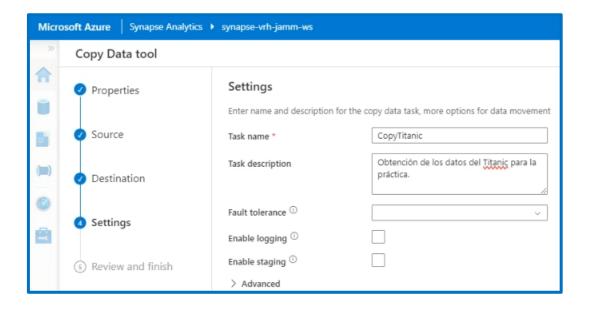
Una vez alojados los datos en GitHub, realizamos la ingesta de los mismos desde Azure Synapse siguiendo los siguientes pasos:

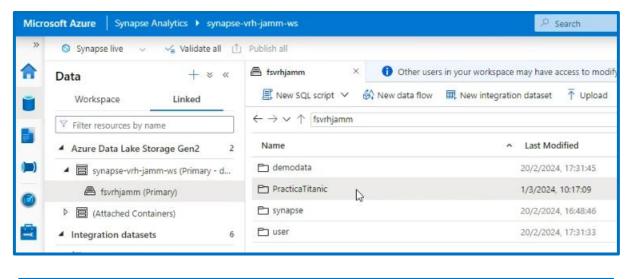


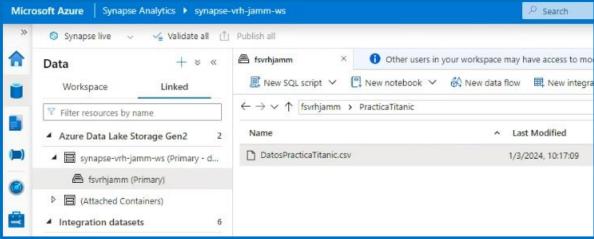




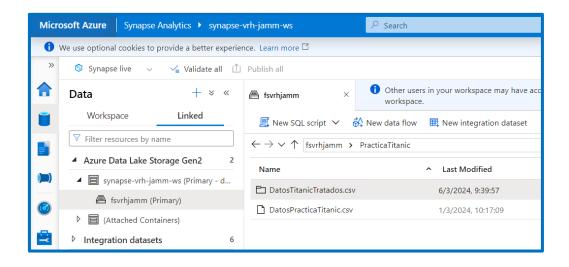








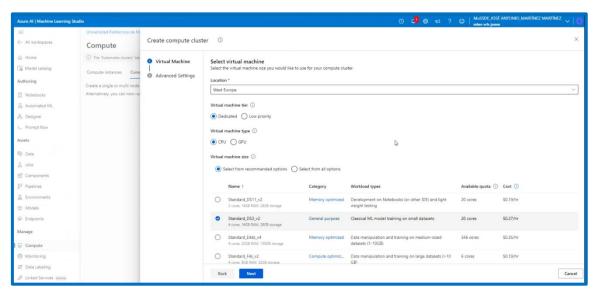
El propio análisis de los datos se encuentra recogido en un notebook de nombre <u>EDA Titanic.ipynb</u> disponible en el repositorio de GitHub de la asignatura. Este notebook también es el encargado de guardar los datos procesados en el <u>datalake</u> del workspace de Synapse con el nombre de <u>DatosTitanicTratados.csv</u>.

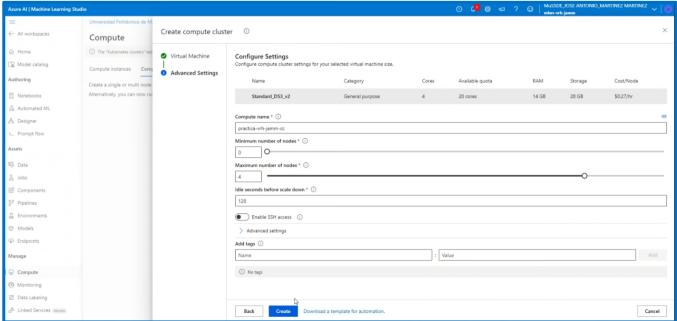


Azure Machine Learning

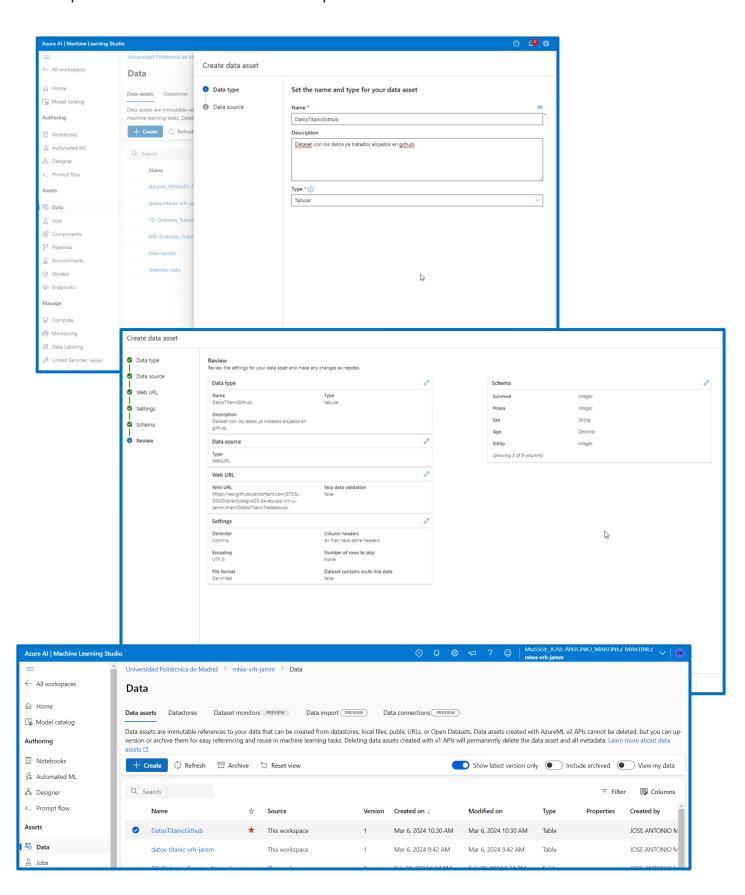
Azure Machine Learning ha sido la herramienta empleada durante la segunda tarea definida para la consecución del objetivo final de la práctica. En esta tarea, tal y como se ha comentado previamente, el esfuerzo se ha centrado en definir un modelo de Machine Learning, un clasificador binario en concreto, capaz de determinar la supervivencia de un pasajero en función de una serie de características del mismo. Para ello, dentro de un workspace y empleando el diseñador gráfico, se ha definido el siguiente pipeline que conforma el clasificador binario en sí siguiendo los siguientes pasos:

1. Configuración de los recursos de computación: En primer lugar, se ha creado un clúster de computación para soportar la ejecución del entrenamiento y evaluación del clasificador binario.

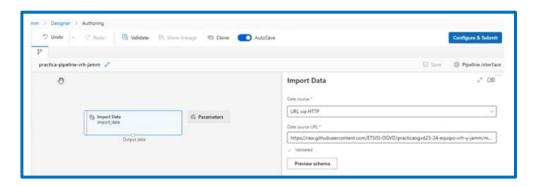




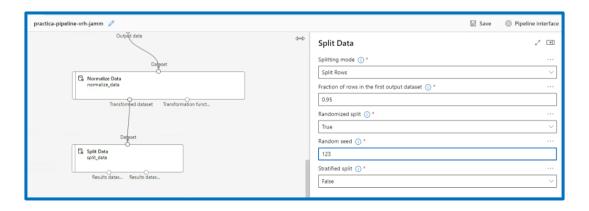
2. Ingesta de datos: En segundo lugar, ha sido necesario obtener los <u>datos</u> <u>tratados</u> generados en la tarea anterior disponibles en el repositorio de GitHub para crear una fuente de datos a partir de los mismos.

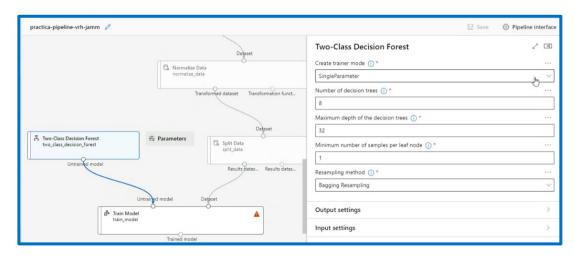


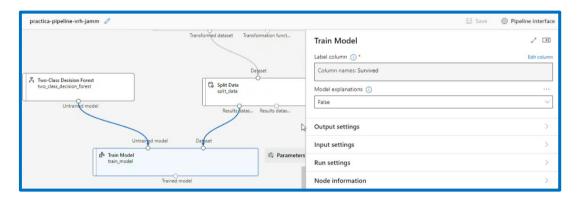
3. Definición del pipeline: Por último, empleando el diseñador proporcionado por la herramienta, se definió el siguiente pipeline de Machine Learning (experimento PipelinePráctica Experimento3)

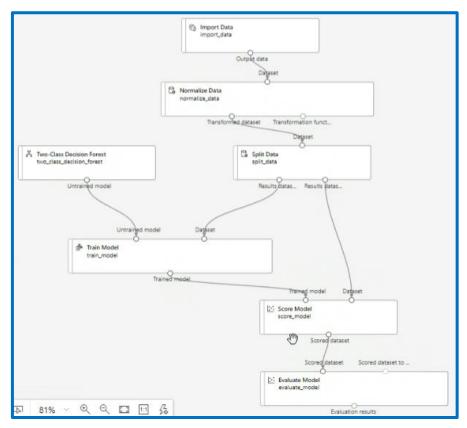


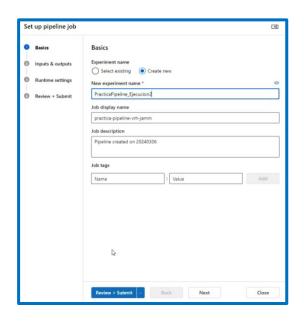


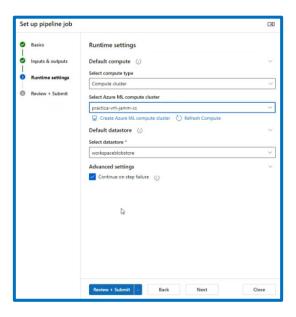












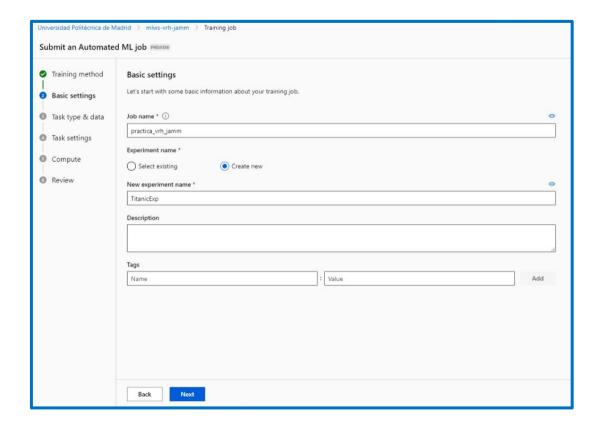
Las métricas de evaluación obtenidas para el clasificador binario definido son:

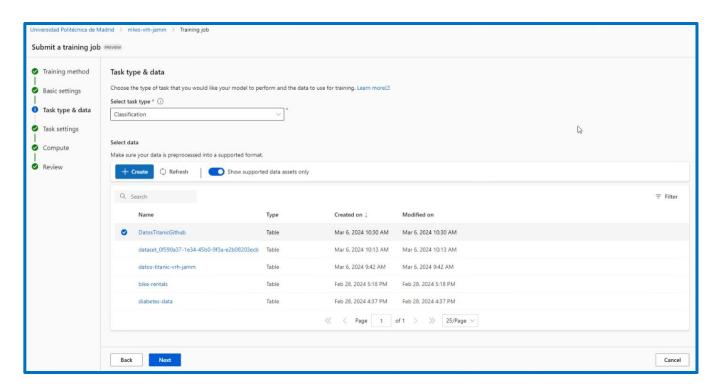
Accuracy	0,75
Precision	0,78
Recall	0,75
F1-Score	0,76

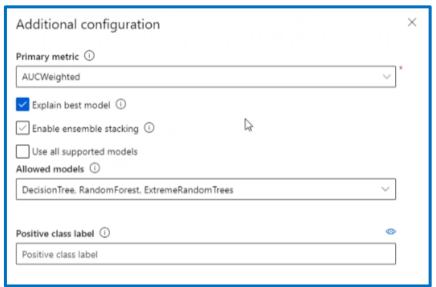
En este caso, el modelo definido acierta el en 75% de las predicciones, el 78% de las muestras clasificadas como positivas son realmente positivas, el 75% de las muestras positivas fueron correctamente identificadas por el modelo y existe un buen equilibrio entre precision y recall según la métrica F1.

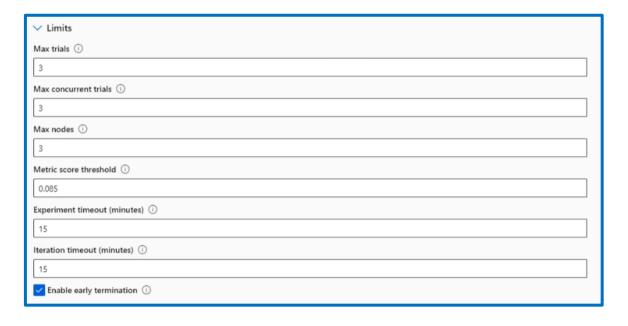
Dadas las circunstancias del entrenamiento del modelo, la cantidad de datos y el desbalanceo presente en los mismos, estos resultados son aceptables. Se trata de un problema relativamente sencillo, pero para el cual se dispone de pocos datos. Esta carencia de datos es también lo que ha motivado que los modelos que se han probado fuesen sobre todo de ML tradicional y no de Deep Learning.

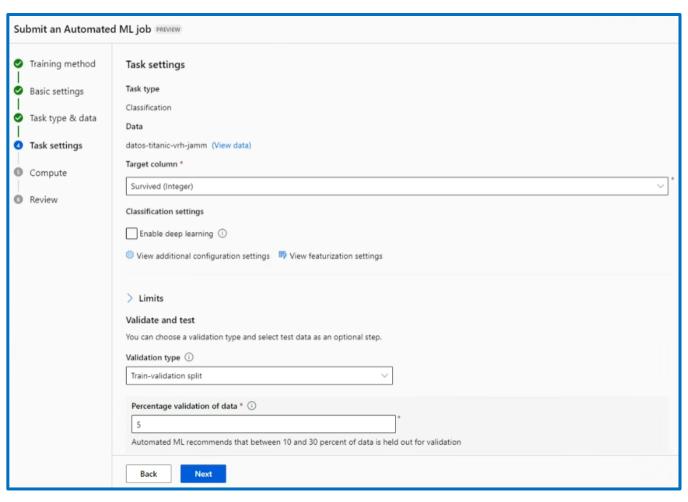
Adicionalmente, empleando la funcionalidad de Automated ML soportada por la herramienta, hemos probado a resolver el mismo problema comparando distintos clasificadores para encontrar cual es el que mejor se comporta en este contexto y problema particular (<u>experimento TitanicExp</u>).

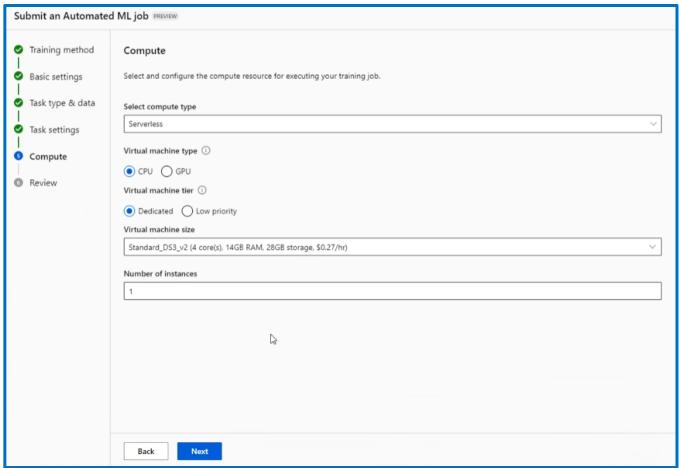


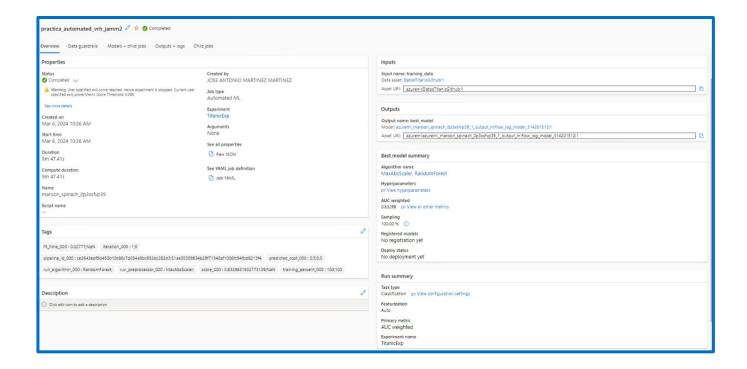






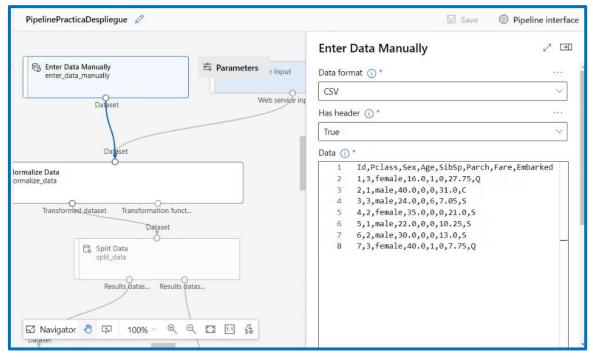


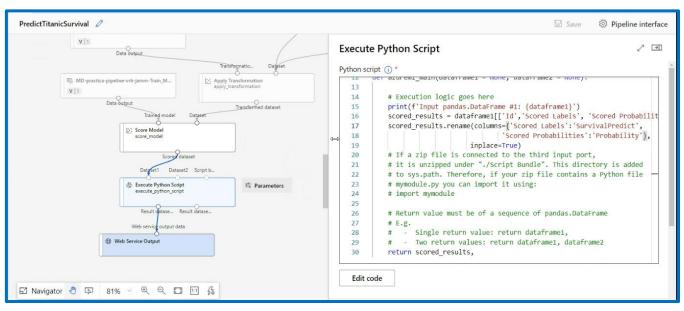


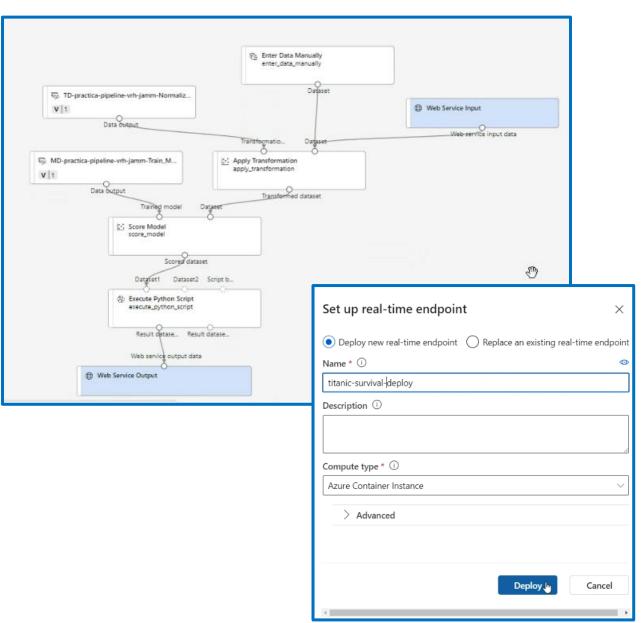


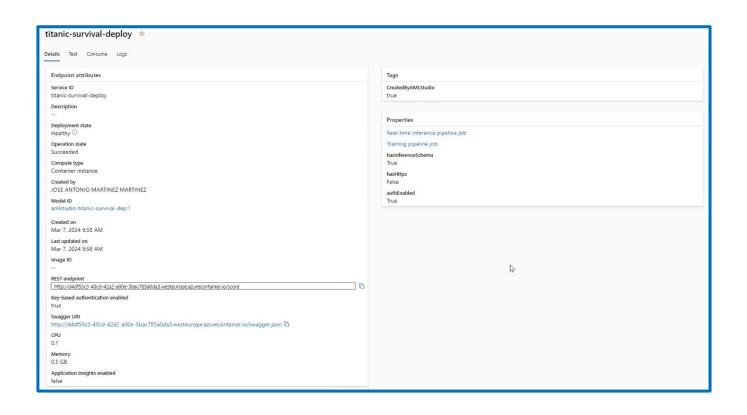
Con los resultados obtenidos de esta aproximación, es posible determinar que existen modelos como el RandomForest que se comportan mejor que el que nosotros seleccionamos a mano en el apartado anterior para este problema en concreto (accuracy ponderada de 0,81). Sabiendo esto, quizás sería conveniente repetir el experimento anterior usando este modelo para mejorar los resultados obtenidos.

4. Despliegue del modelo: Una vez entrenado y evaluado el clasificador binario definido en el paso 3, se definió un nuevo pipeline de inferencia empleando dicho clasificador (experimento <u>TitanicSurvivalPredictionExperiment</u>) y se procedió con su <u>despliegue</u>.









```
titanic-survival-deploy *
Details Test Consume Logs
                                                 Test
Input data to test endpoint
                                                                Test result
     "Inputs": {
                                                                ▼{ 1 item
       "WebServiceInput0": [
                                                                    ▼"Results": { 1 item
                                                                       ▼"WebServiceOutput0":[ 3 items
           "Id": 0,
           "Pclass": 3,
                                                                          ▼0:{ 3 items
           "Sex": "male",
"Age": 22.0,
                                                                             "Id" : int 0
                                                                              "SurvivalPredict" : int 0
           "SibSp": 1,
           "Parch": 10,
                                                                              "Probability" : float 0.04166666666666666
           "Fare": 7.25,
"Embarked": "S"
                                                                          }
                                                                           ▼1:{ 3 items
                                             Ι
                                                                              "Id" : int 1
           "Id": 1,
                                                                              "SurvivalPredict" : int 1
           "Pclass": 1,
                                                                              "Probability" : int 1
           "Sex": "female",
           "Age": 22.0,
           "SibSp": 1,
                                                                           ▼2:{ 3 items
           "Parch": 0,
                                                                             "Id" : int 2
           "Fare": 70.2833,
                                                                              "SurvivalPredict" : Int 0
           "Embarked": "C"
                                                                              "Probability" : float 0.25
           "Id": 2,
           "Pclass": 3,
```

PowerBI

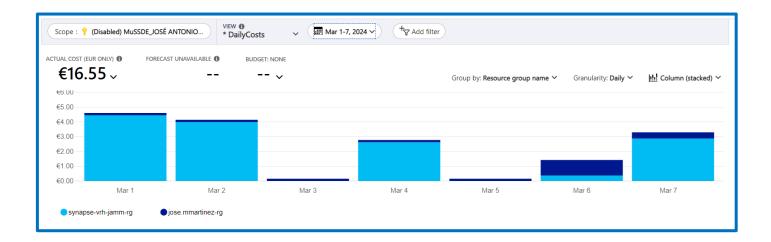
Como objetivo adicional de la práctica, se planteó la conexión de Azure Synapse Analytics con la herramienta de PowerBI para la visualización de los datos del Titánic y la identificación de tendencias. Esta conexión se ha realizado siguiendo los tutoriales 1 y 2 en los cuales se explica cómo realizar la ingesta de los datos desde una URL, la creación de un servicio interno de PowerBI en el propio workspace de Synapse y la transferencia de los datos entre herramientas empleando un SQL Pool. Este procedimiento genera un archivo .pbids (*TitanicSQL.pbids* en nuestro caso, disponible en el repositorio de la práctica de la asignatura) que puede abrirse directamente con la herramienta de PowerBI Desktop y contiene directamente la conexión a los datos del workspace de Synapse. A partir de estos datos, que no se importan en local, se ha creado el siguiente informe (*AnalisisTitanic.pbix* disponible en GitHub):



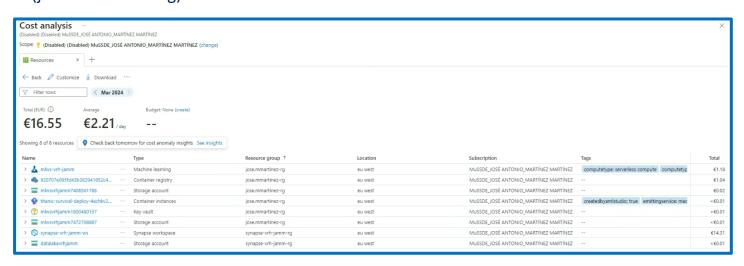
A destacar que este informe, puesto que emplea DirectQuery para el acceso a los datos, solo funciona en el caso de que el SQL Pool encargado del suministro de datos y el workspace de Synapse que lo contiene estén operativos. En el siguiente enlace (también disponible en el github de la asignatura) se encuentra disponible un video donde se muestra el funcionamiento del mismo.

Análisis de costes

Atendiendo a los costes en los que se ha incurrido a lo largo de la práctica, procedemos a realizar un análisis de los mismos a fin de poder explicar a dónde ha ido a parar el dinero y cómo se ha distribuido el gasto entre las distintas partes de la práctica.



Comenzando pues el análisis, el coste total en el que se ha incurrido a lo largo de la práctica, según lo indicado por Azure Portal, ha sido de 16.55 €. Si nos fijamos en el desglose de estos costes, hay algunos cargos menores a 0,01 € que no se han incluido en este coste total. Por simplicidad, hemos decidido redondear todo coste menor a 0,01 € a 0,01 €. Tras este ajuste, el coste total del la práctica del que partimos para el análisis es de 16.59 €. Este coste se ha distribuido de manera no uniforme: 14.32 € derivan de Azure Synapse Analytics (synapse-vrh-jamm-rg) y 2.27 € derivan de Azure Machine Learning (jose.mmartinez-rg).

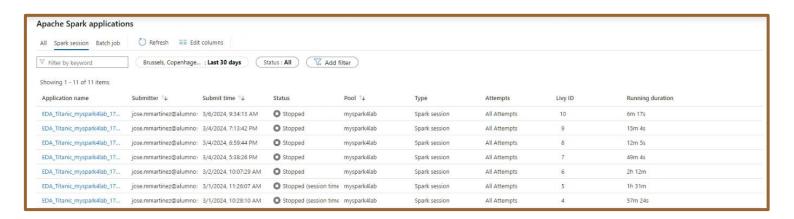


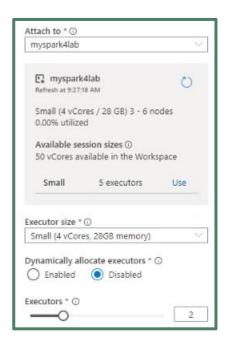
Atendiendo a los gastos en función de su origen y tal y como hemos mencionado previamente, solo los gastos asociados al recurso de Synapse tienen un coste que asciende a 14.32 €. El alto coste de este recurso (el cual supera por un amplio margen a

cualquier otro gasto) se debe principalmente a que es el recurso que lleva asociado mayor tiempo de computación.

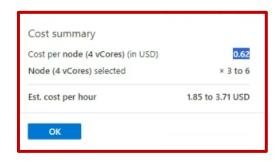
Para explicar por qué los gastos son los que son, podemos emplear unos cálculos aproximados (adjuntamos hoja con los cálculos por simplicidad y facilidad de comprensión):



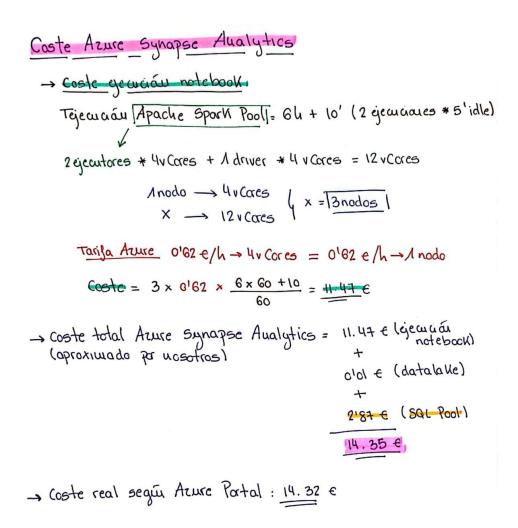






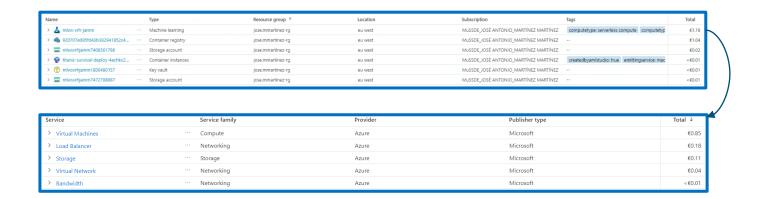


New dedicated SQL pool		
Basics * Additional settings * Ta	gs Review + create	
Create a dedicated SQL pool with your preferred configurations. Complete the Basics tab then go to Review + Create to provision with smart defaults. Learn more		
Dedicated SQL pool details		
Name your dedicated SQL pool and choose its initial settings.		
Dedicated SQL pool name *	Enter dedicated SQL pool name	
Performance level ①	O DW100c	
Estimated price ①	Est. cost per hour 1.51 USD View pricing details	

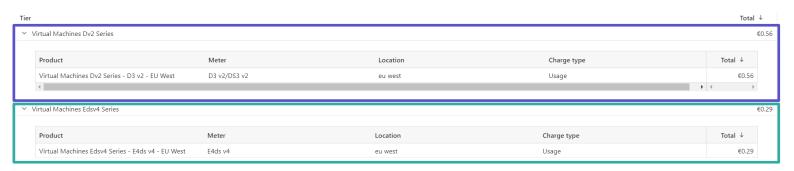


Tras los cálculos realizados, obtenemos un coste de 14.35 € frente a los 14.32 € marcados por Azure Portal. Estos 0,03 € de diferencia pueden deberse a una sobreestimación por nuestra parte del tiempo de ejecución del notebook.

Continuando con el gasto de 2.27 € derivado de Azure Machine Learning, se debe tener en cuenta para su análisis que dentro de esta cantidad se engloban los costes derivados de los almacenamientos, el servicio de despliegue realizado y los costes de computación, siendo estos últimos los más cuantiosos con un coste de 1.18 €.



Dentro de estos costes de computación, incurrido por el uso de máquinas virtuales, hay que diferenciar entre la instancia de cómputo para Jupyter y el clúster para entrenamiento. Las máquinas virtuales empleadas en la instancia de cómputo de Jupyter tienen un coste de 0,35 \$/h (0,29€/h aproximadamente) y las empleadas en el clúster de computación 0,27\$/h (0,22€/h aproximadamente). Cabe mencionar que la instancia de cómputo de Jupyter no se ha utilizado (no hemos ejecutado ningún notebook) y que los costes de 0.29€ corresponden simplemente a la creación del recurso. Esta instancia fue creada al comienzo de la práctica con la intención de ejecutar un notebook para Machine Learning pero finalmente decidimos emplear el diseñador gráfico para la construcción del modelo.



La tragedia del 8-9 de marzo





Tras finalizar el análisis de todos los gastos convencionales en los que se ha incurrido a lo largo de la práctica, es necesario mencionar los extraños sucesos que ocurrieron del día 8 al 9: Al acabarse el crédito del que disponíamos y no haber podido terminar de grabar unas demostraciones, tuvimos que solicitar un poco más de crédito para poder volver a tener acceso a los datos. Una vez se nos concedió dicho crédito extra procedimos a finalizar las demostraciones que nos faltaban. Para dichas demostraciones fue necesario un recurso de SQL pool (el cual consumía 1.51 \$ / h. Por referencia, la primera vez que creamos y usamos ese recurso solo llegamos a consumir 2.87€). Ahora bien, por razones que no alcanzamos a comprender y que escapan a la comprensión humana, a pesar de que los datos almacenados no alcanzaban ni 1Mb, esta vez los gastos alcanzaron los 114.43 euros. Asumiendo que los costes que indicaba Azure no son extremadamente erróneos y teniendo en cuenta que se trata de un servicio serverless (solo se cobra por uso), resulta físicamente imposible concebir los gastos que se han dado. Teniendo en cuenta que el motivo por el que se creó este recurso fue para crear un solo informe de PowerBi, no sabemos hasta qué punto puede ser rentable para las empresas el uso de Azure si un solo informe acarrea un coste tan elevado. Asumimos que se trata de algún error por parte de Azure.

Una vez finalizado este análisis, queremos mencionar que tanto el workspace de Synapse como el de ML empleados han sido los que creamos a lo largo de los laboratorios de la asignatura. Estos recursos estaban pensados para manejar mayores volúmenes de datos y puesto que nosotros hemos trabajado con volúmenes mucho menores, quizá se hubiesen podido reducir las capacidades de estos recursos y por consiguiente los gastos incurridos.