

CURSO DE ESPECIALIZACIÓN EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y BIGDATA

Programación de Inteligencia Artificial

Tarea Evaluable 4.1

Autor: Carlos Sánchez Recio. 11 / 01 / 2025

Índice

Apa	artado 1
1.1	Crear el recurso
1.2	Crear el nuevo trabajo automatizado de machine learning
1.3	Lanzar el servicio a internet
1.4	Consumir el servicio web
	Cuaderno de Jupyter
	Extensión de VSCode de RapidAPI
1.5	Limpiar los recursos utilizados

Apartado 1

Volveremos a trabajar con un clasificador sobre el conjunto de datos de los pingüinos del archipiélago Palmer. Recuerde que puede encontrar los datos originales en Kaggle (archivo penguins_size.csv) y una copia en GitHub del curso.

Recordemos que estos son los datos de cada individuo:

- species (variable objetivo, la especie de pingüino: Chinstrap, Adélie o Gentoo).
- island (isla: Dream, Torgersen o Biscoe) (isla: Dream, Torgersen o Biscoe).
- culmen_length_mm (longitud del pico en mm).
- culmen_depth_mm (profundidad del pico en mm).
- flipper_length_mm (longitud de la aleta en mm).
- body_mass_g (masa corporal en gramos).
- sex (sexo: Male o Female)

Para ello, debe trabajar con Azure Machine Learning con Azure Machine Learning Studio y las funcionalidades de Machine Learning automatizado, de forma similar a como lo hemos hecho en el caso práctico 1 de los apuntes. Sin embargo, ahora se trata de un problema de clasificación, no de regresión.

Para realizar el trabajo de ML automatizado debe utilizar la exactitud (accuracy). Y debe considerar los siguientes modelos que hemos visto en el curso: LogisticRegression , SVM , KNN , DecisionTree y RandomForest . Pon los mismos límites en el entrenamiento de los modelos que hemos empleado en el caso práctico.

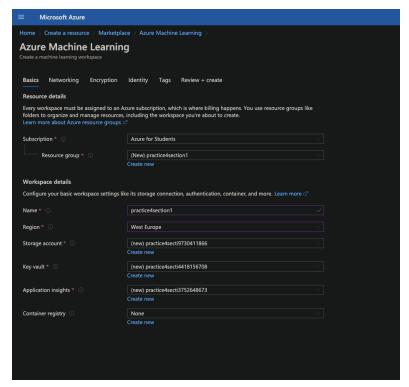
Documenta, incluyendo explicaciones y capturas de pantalla, todo el proceso, pasa a paso. Explica cuál es el modelo que se ha seleccionado y muestra sus detalles, incluyendo los hiperparámetros y todas las métricas (con gráficos). Muestra también la matriz de confusión y coméntala.

Una vez tengas el modelo, desplégalo en un servicio web y envíale al menos dos peticiones de prueba, que den como resultado flores diferentes. Incluye todo esto también en tu documentación.

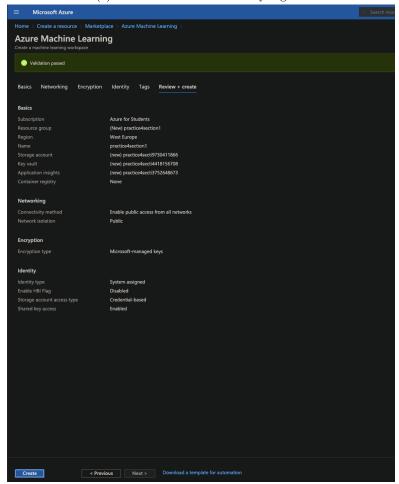
Por último, cuando lo hayas terminado todo, elimina todos los recursos. Documenta también ese proceso de limpieza.

1.1 Crear el recurso

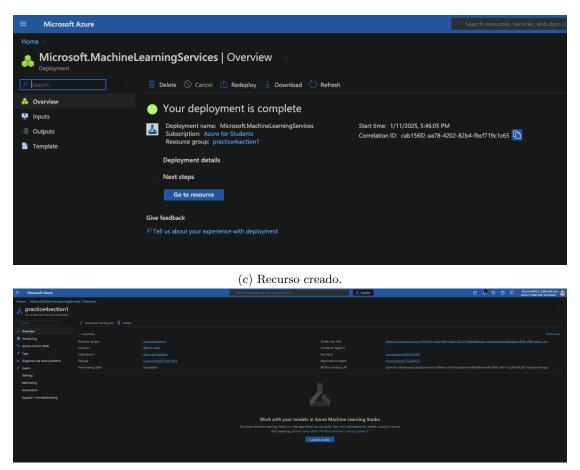
El primer paso a realizar para conseguir el objetivo final de esta tarea es crear el grupo de recursos desde el portal de Azure como se ha explicado en los apuntes de este bloque. Para esta práctica los datos o parámetros utilizados para el recurso han sido los que se muestran en las siguientes imágenes.



(a) Nombre del recurso nuevo y región.



(b) Revisión del nuevo recurso.



(d) Panel del recurso.

Figura 1 1: Creación de un nuevo recurso para machine learning en Azure.

Una vez se ha hecho *deploy* correctamente se puede pulsar en el botón 'Launch Studio' para acceder al panel del recurso creado en el cual podremos crear y entrenar el nuevo trabajo automatizado de machine learning.

1.2 Crear el nuevo trabajo automatizado de machine learning

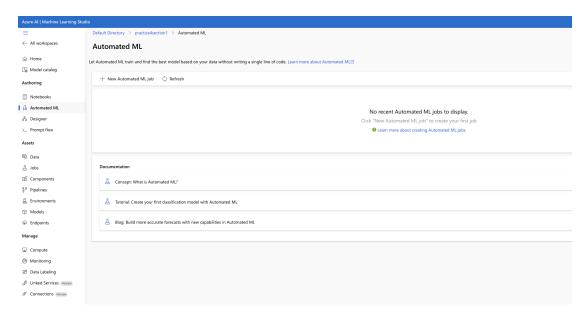
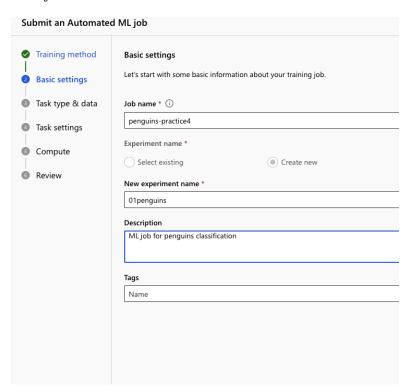
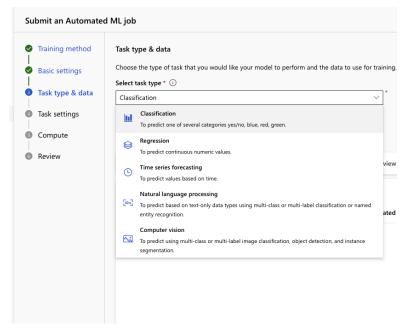


Figura 1 2: Machine Leaning Studio de Azure.

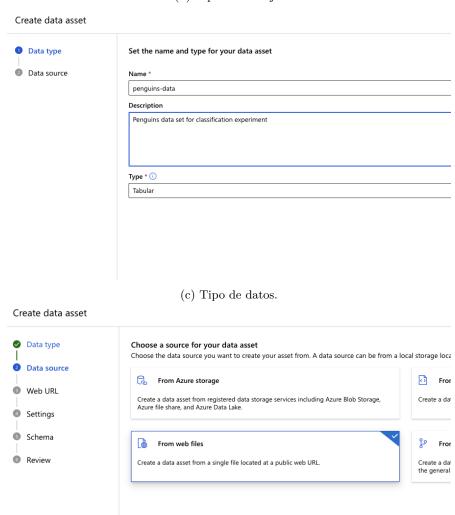
Desde el panel de *Machine Leaning Studio* de Azure, en la parte izquierda tenemos que seleccionar la opción '*Automated ML*' para crear el nuevo trabajo automatizado. En las siguientes imágenes se muestran los pasos a realizar y los valores de los parámetros que se requieren para crear el nuevo trabajo automatizado.



(a) Nombre del trabajo.



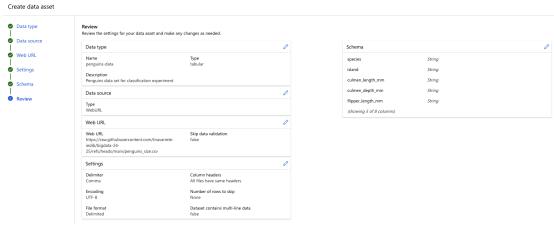
(b) Tipo de trabajo.



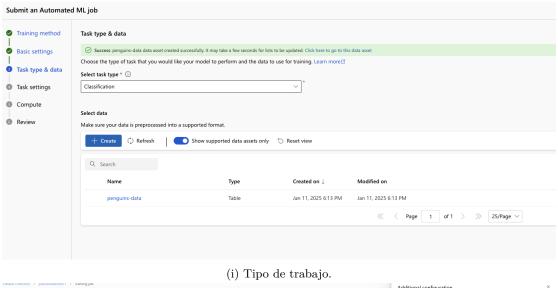
(d) Fuente de los datos.



(g) Selección de los campos de los datos.



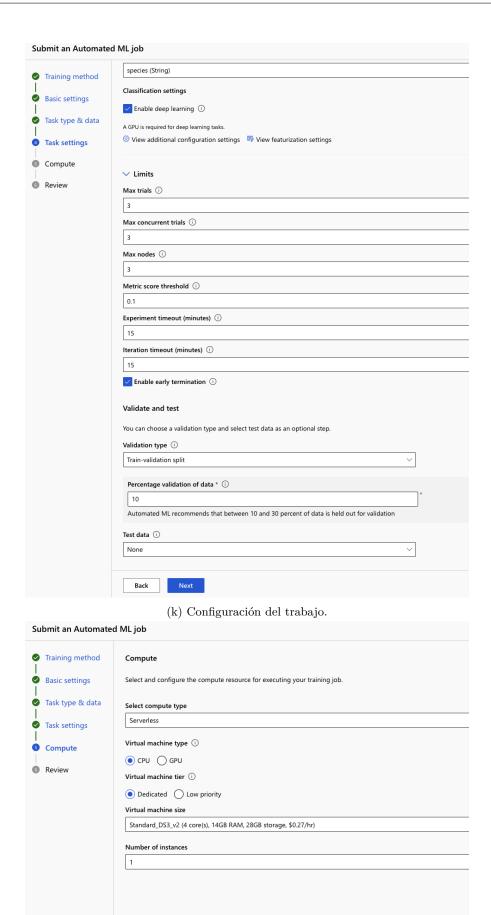
(h) Revisión de la configuración de los datos.



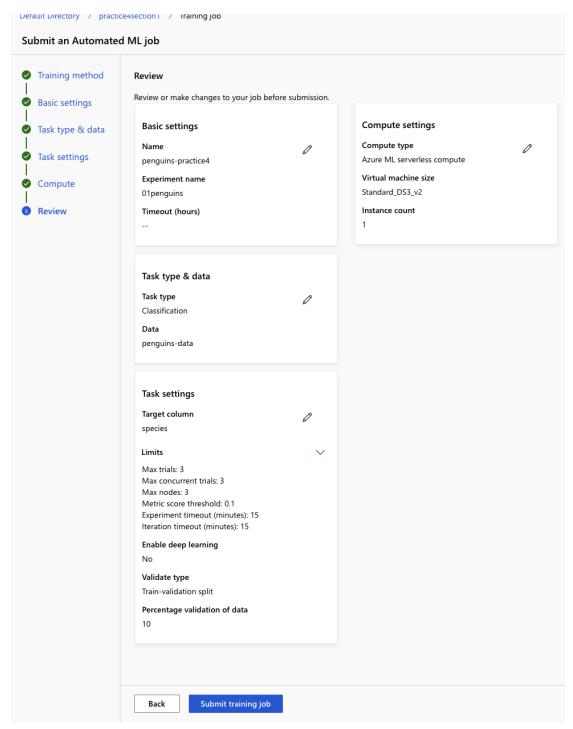
Submit an Automated ML job

Training method
Basic settings
Task types
Caracteristics
Compute
Review

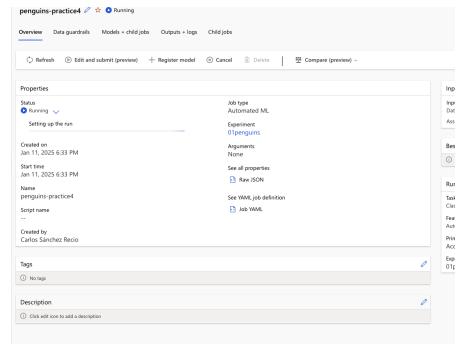
(j) Selección de algoritmos y métrica.



(l) Configuración de la computación.



(m) Revisión de la configuración del trabajo automatizado.



(n) Trabajo automatizado en ejecución.

Figura 1 3: Creación de un trabajo automatizado de Machine Learning en Azure.

Tras todos estos pasos, resta esperar unos minutos hasta que el trabajo aparece como completado.

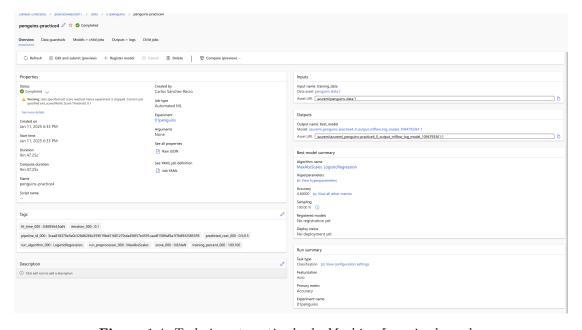
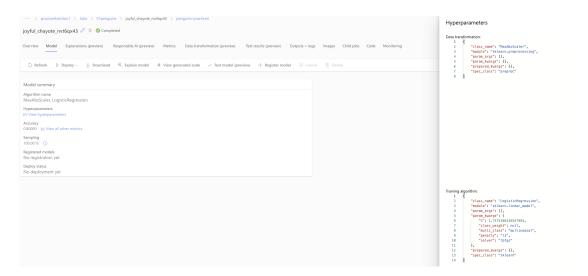


Figura 1 4: Trabajo automatizado de Machine Learning lanzado.

Dentro del panel cuando el modelo ya ha sido entrenado se podrá ver el algoritmo finalmente utilizado (*Logistic Regression*) entre otros muchos datos, no solamente dentro del panel de la imagen anterior, si no dentro de diferentes paneles que pueden ser accedidos desde éste.



 ${\bf Figura}$ 1 5: Hiperparámetros utilizados en el entrenamiento.

Run Metrics ×

Accuracy

0.80000

AUC macro

0.93940

AUC micro

0.94898

AUC weighted

0.93262

Average precision score macro

0.88267

Average precision score micro

0.90827

Average precision score weighted

0.89747

Balanced accuracy

0.76825

F1 score macro

0.77395

F1 score micro

0.80000

F1 score weighted

0.79146

Log loss

0.41287

Matthews correlation

0.68906

Norm macro recall

0.65238

Precision score macro

0.79940

Precision score micro

0.80000

Precision score weighted

0.79852

Recall score macro

0.76825

Recall score micro

0.80000

Recall score weighted

0.80000

Weighted accuracy

0.81716

Figura 1 6: Otras medidas utilizadas en el entrenamiento.

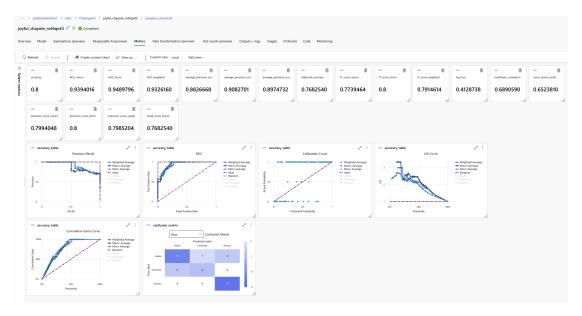


Figura 1 7: Página con las métricas.

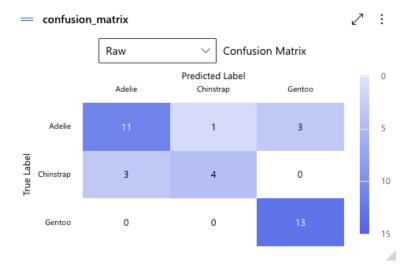
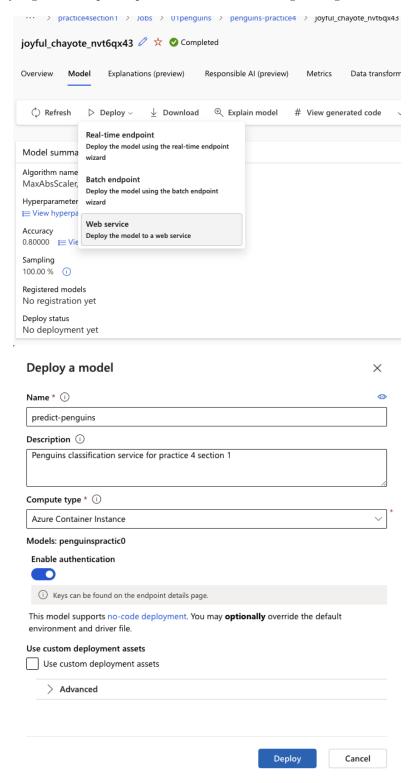


Figura 1 8: Matriz de confusión.

En esta última imagen se puede ver la matriz de confusión. Como su nombre indica es una matriz que muestra las discrepancias entre los datos reales y los que son previstos, dando así una visión de qué cantidad de error podría haber cuando se realicen predicciones. Se puede ver que es especialmente preocupante el caso Chinstrap-Chinstrap ya que la proporción se acerca al 1:1.

1.3 Lanzar el servicio a internet

Una vez el modelo está entrenado, éste puede ser lanzado a internet para ser accedido por aplicaciones externas. Para ello, desde la pestaña de modelos, seleccionamos la opción 'Deploy-Web Service' y seguimos los pasos que se muestran en las imágenes siguientes.



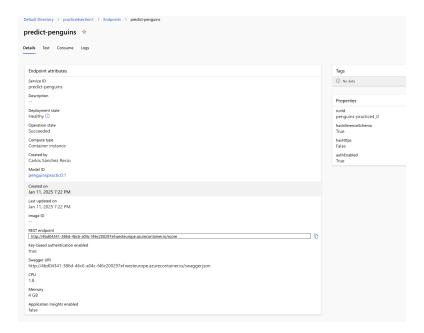


Figura 1 9: Lanzar el servicio web para el modelo.

Tras finalizar esto, se puede ver que se ha generado un endpoint el cual podremos utilizar para lanzar nuestras consultas desde aplicaciones externas y obtener las predicciones.

1.4 Consumir el servicio web

Para consumir el servicio web es tan sencillo como ir a la pestaña 'Consume' en la cual aparecerá lo siguiente:

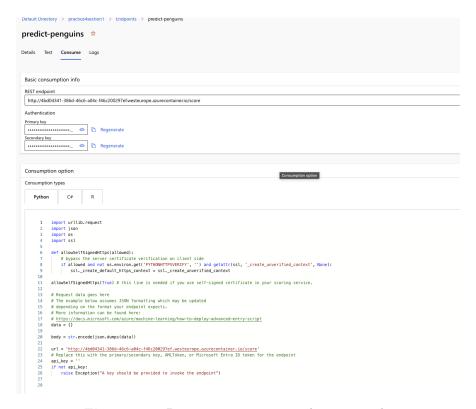


Figura 1 10: Pestaña para consumir el servicio web.

Como se puede ver se ofrecen 3 posibilidades de lenguajes de programación ya pre-configuradas para poder consumir este servicio. Usaré Python como es de esperar. Es importante no solamente copiar el código proporcionado, si no también el *endpoint* y, en caso de haberse configurado la autenticación como es el caso, la clave de autenticación de la API.

Para esta tarea he realizado dos llamadas a la API con diferentes herramientas y diferentes datos.

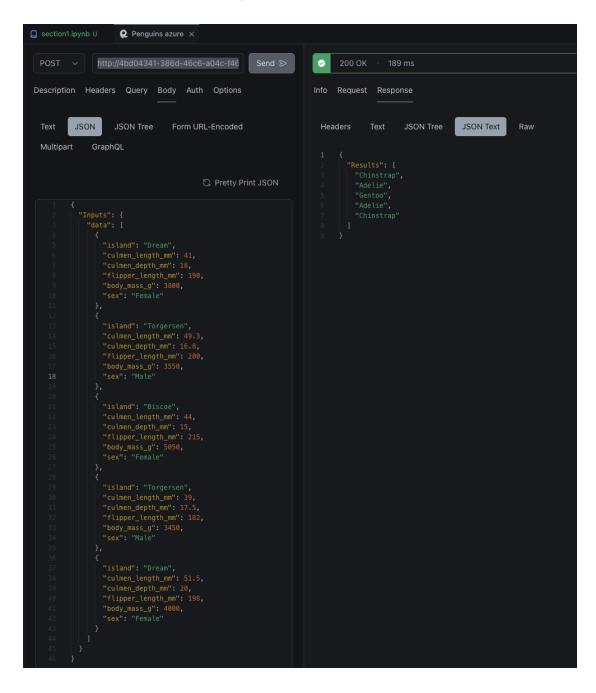
Recordar que para el momento que se lea este documento, el servicio ya no estará disponible.

➤ Cuaderno de Jupyter

enlace al cuaderno completo en mi repositorio personal

```
data = {
             'culmen_length_mm': 48.7,
'culmen_depth_mm': 17.4,
'flipper_length_mm': 195,
             'body_mass_g': 3500,
'sex': 'Female'
             'culmen_depth_mm': 17.2,
'flipper_length_mm': 180
    url = 'http://4bd04341-386d-46c6-a04c-f46c200297ef.westeurope.azurecontainer.io/s
   api_key = 'GZaEMTINUnqrbaliq5kcIWBh6rA44hcI'
    if not api_key:
   headers = {'Content-Type':'application/json', 'Authorization':('Bearer '+ api_key)
        response = urllib.request.urlopen(req)
        result = response.read()
        print(error info())
b'{"Results": ["Adelie", "Chinstrap", "Adelie", "Adelie", "Adelie"]}'
```

➤ Extensión de VSCode de RapidAPI



1.5 Limpiar los recursos utilizados

Para limpiar los recursos utilizados primero es necesario eliminar el endpoint del servicio que se ha creado.

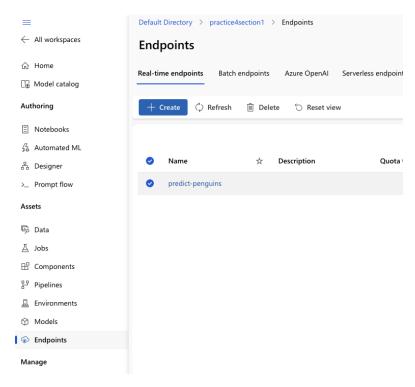
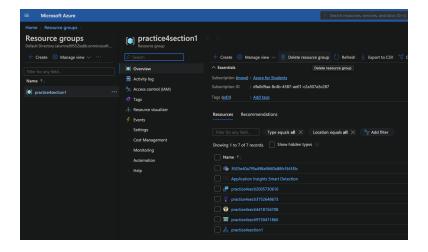


Figura 1 11: Eliminar el endpoint del servicio web.

Luego queda volver al portal de azure y eliminar el grupo de recursos tal y como se indica en los apuntes del bloque.



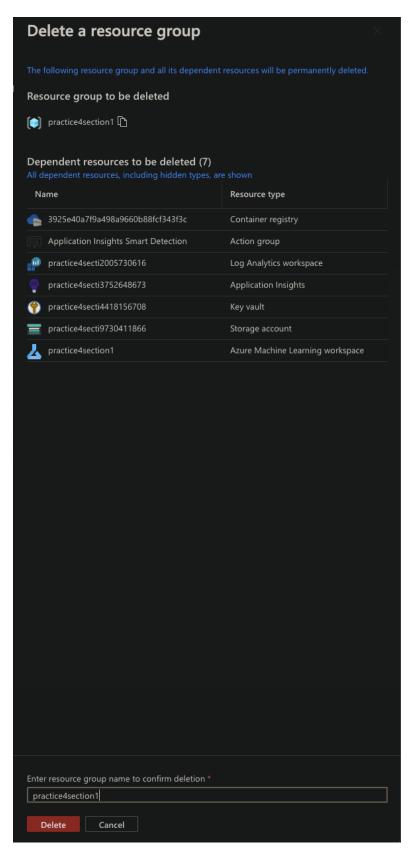


Figura 1 12: Eliminar el grupo de recursos para el trabajo automatizado de *Machine Learning*.

Se escribe el nombre del grupo y se selecciona '*Delete*'.