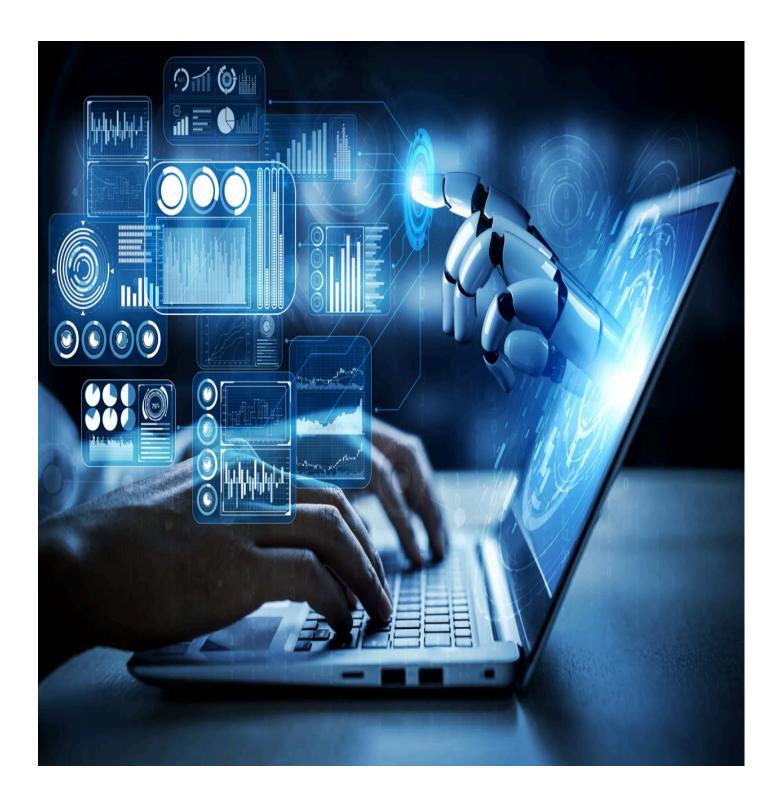
Programación de Inteligencia Artificial



Nombre: Victoria Jiménez Martín

Módulo: Programación de Inteligencia Artificial

Curso: Especialización de Inteligencia Artificial y Big Data

Índice

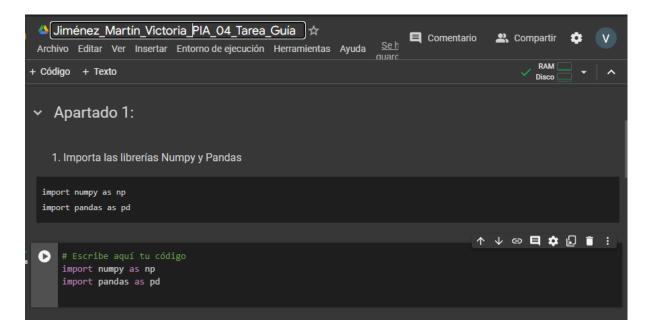
Αp	artado 1: Explora los datos con Pandas	4
	Inicia un nuevo notebook, preferiblemente en Google Colab. Para guiarte en el proces puedes utilizar este cuaderno-guía con los fragmentos de código indicados en las celd de texto, pero tendrás que escribir el código en la celda de código correspondiente y ejecutarlo.	-
	Importa las librerías Numpy y Pandas.	4
	Importa la función load_iris de la biblioteca de datasets de Scikit-learn y echa un vistaz rápido a sus principales elementos 'data', 'target' y 'target_names'.	zo 5
	Utiliza la clase DataFrame de Pandas para crear el dataset df y añade la columna "Species" a partir de la secuencia de datos target. Utiliza la función head para ver los primeros registros del nuevo dataset.	6
	Utiliza la función describe para ver los principales valores estadísticos del dataset.	7
Аp	artado 2: Visualiza los datos con Pyplot.	8
	Utiliza el paquete Pyplot para hacer representaciones gráficas de los datos. Importa Pyplot de la librería Matplotlib y crea una figura tipo "dispersión de puntos" (Scatter plo con la variable sepal length (cm) en el eje x y la variable sepal width (cm) en el eje y. Crea otra figura distinguiendo con el color azul la especie "Setosa", con el color verde especie "Versicolor" y con color rojo la especie "Virginica".	8
	Analiza cómo se distribuyen los casos si, en vez de representar según las variables de las dimensiones de los sépalos, utilizas las variables basadas en las dimensiones de le pétalos. Representa los datos en una figura tipo scatter, utilizando en el eje x la variable "petal length (cm)" y en el eje y la variable "petal width". De nuevo, distingue las especies con tres colores: color azul la especie "Setosa", con color verde la especie "Versicolor" y con color rojo la especie "Virginica".	os
Аp	artado 3: Entrena modelos de aprendizaje automático con Scikit-learn.	12
	Importa los módulos de la librería Scikit-learn que nos permiten hacer un modelo de regresión lineal, un modelo de máquina de vectores soporte, un modelo de tipo los K vecinos más cercanos (KNN), y un modelo de tipo árbol de decisión.	12
	Genera el conjunto de datos X con las variables de entrada a los modelos, y el conjunt y de las etiquetas o variable de salida del modelo, eligiendo para éste último, la variab "Species".	
	Utiliza la función train_test_split para separar los datos en el conjunto train y test segú el ejemplo.	n 13
	Crea un modelo de Regresión Logística. Utiliza la función fit para entrenarlo y utiliza la función predict sobre los datos de test para medir la precisión del modelo. Muestra el valor de dicha precisión con print.	1 13
	Crea un modelo de SVC o Máquinas de Vectores de Soporte, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.	14
	Crea un modelo de KNN o K vecinos más cercanos, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.	14
	Crea un modelo de árbol de decisión, entrénalo y calcula la precisión utilizando los dat de test. Muestra la precisión.	tos 15
	Compara los valores de precisión que has ido consiguiendo en los diferentes modelos ¿Cuál sería el mejor para este dataset?	15
Аp	artado 4: Entrena modelos de aprendizaje automático con pocas variables.	16
	Imagina que no has podido tener todas las variables, y que solo has conseguido los	

valores de las medidas de los sépalos, y con esos datos debes entrenar un modelo quacierte con el tipo de especie de flor de iris. Para ello, crea un nuevo dataset que tenga solo las columnas de las dimensiones de los sépalos y la de la especie.	
Separa los datos en X_sepalo para las variables de entrada e y_sepalo para la variable de salida.	e 17
Separa los datos en un conjunto X_train_s, X_test_s,y_train_s, y_test_s, para entrenamiento y test del modelo.	17
Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Regresión Logística. Muestra la precisión. ¿Es muy diferente al mismo modelo del apartado anterior?.	18
Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Máquinas de Vectores Soporte. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior 18	?.
Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de K vecinos más cercanos. Muestra l precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.	а 19
Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Árbol de decisión. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.	19
Compara los valores de precisión que has ido consiguiendo en los diferentes modelos ¿Cuál sería el mejor para este dataset?.	19

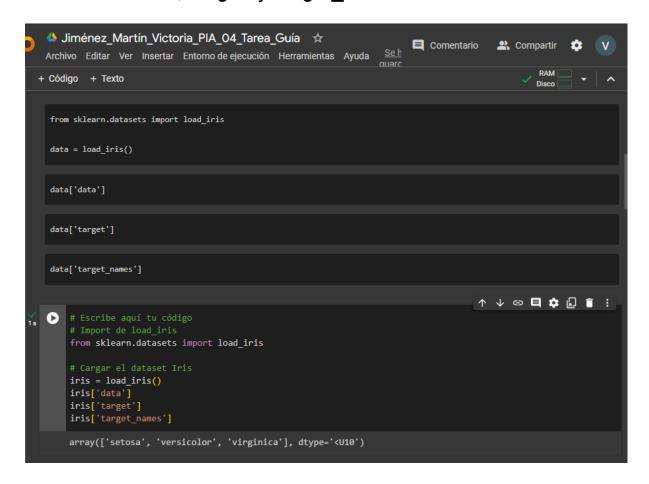
Apartado 1: Explora los datos con Pandas

Inicia un nuevo notebook, preferiblemente en Google Colab. Para guiarte en el proceso, puedes utilizar este cuaderno-guía con los fragmentos de código indicados en las celdas de texto, pero tendrás que escribir el código en la celda de código correspondiente y ejecutarlo.

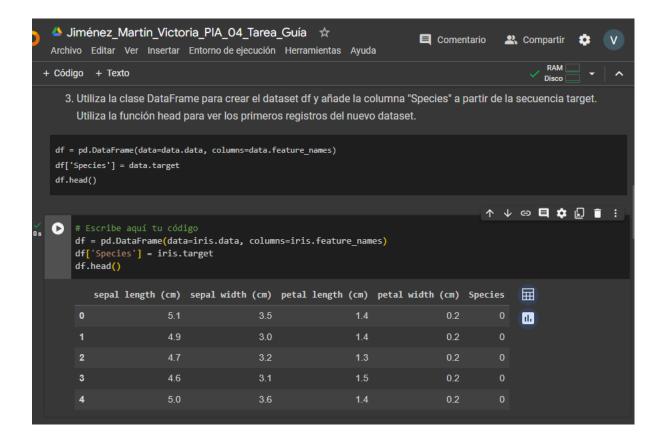
Importa las librerías Numpy y Pandas.



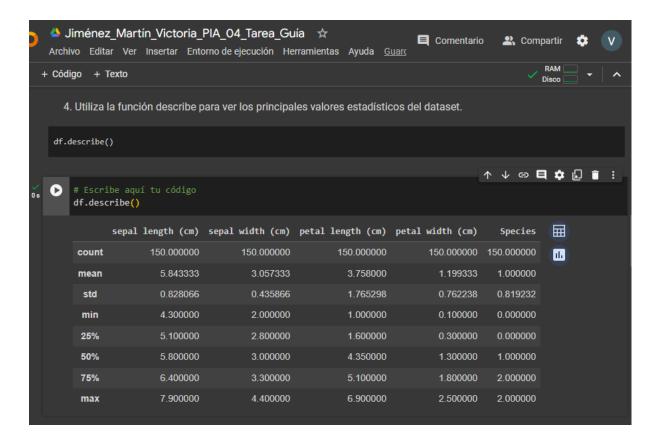
Importa la función load_iris de la biblioteca de datasets de **Scikit-learn** y echa un vistazo rápido a sus principales elementos 'data', 'target' y 'target_names'.



Utiliza la clase *DataFrame* de Pandas para crear el dataset *df* y añade la columna "Species" a partir de la secuencia de datos *target*. Utiliza la función head para ver los primeros registros del nuevo dataset.

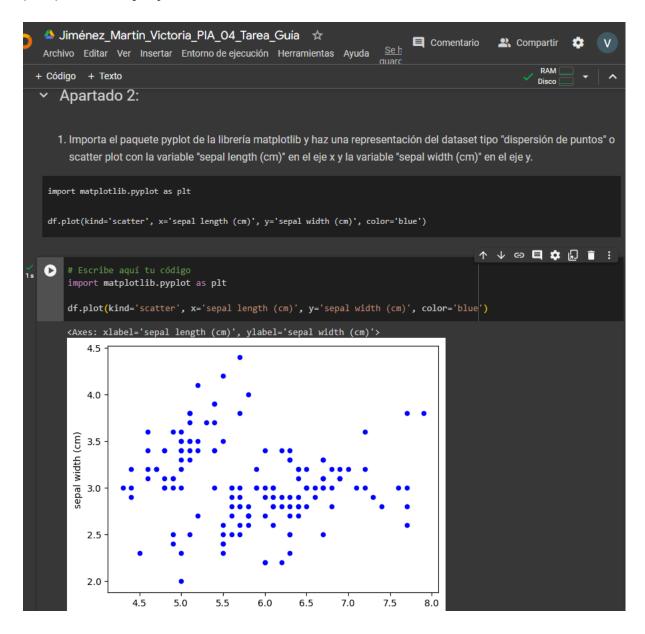


Utiliza la función *describe* para ver los principales valores estadísticos del dataset.

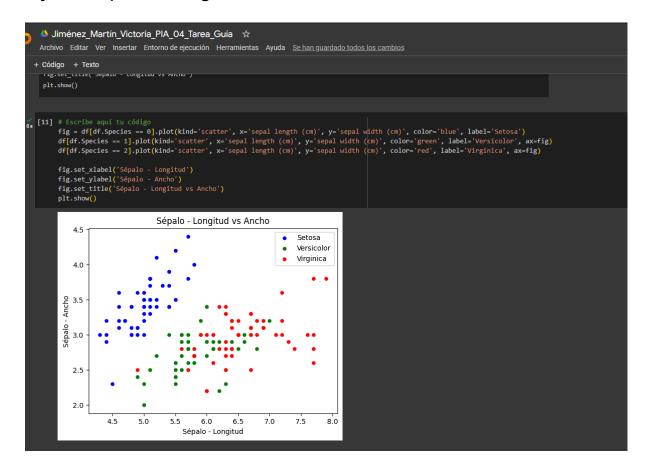


Apartado 2: Visualiza los datos con Pyplot.

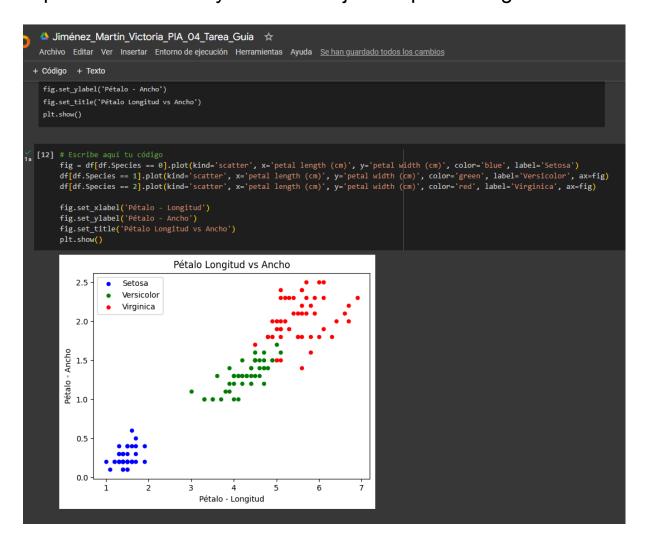
Utiliza el paquete **Pyplot** para hacer representaciones gráficas de los datos. Importa **Pyplot** de la librería **Matplotlib** y crea una figura tipo "dispersión de puntos" (Scatter plot) con la variable *sepal length* (*cm*) en el eje x y la variable *sepal width* (*cm*) en el eje y.



Crea otra figura distinguiendo con el color azul la especie "Setosa", con el color verde la especie "Versicolor" y con color rojo la especie "Virginica".



Analiza cómo se distribuyen los casos si, en vez de representar según las variables de las dimensiones de los sépalos, utilizas las variables basadas en las dimensiones de los pétalos. Representa los datos en una figura tipo scatter, utilizando en el eje x la variable "petal length (cm)" y en el eje y la variable "petal width". De nuevo, distingue las especies con tres colores: color azul la especie "Setosa", con color verde la especie "Versicolor" y con color rojo la especie "Virginica".



Podemos realizar el siguiente análisis:

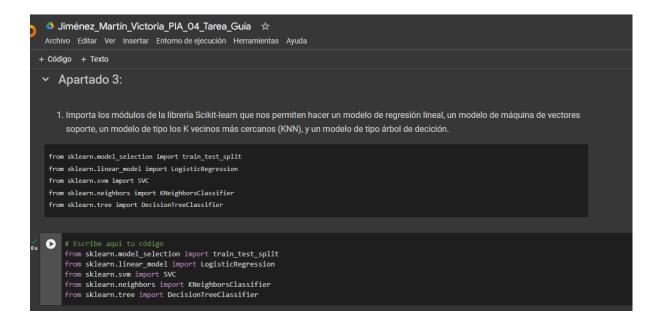
Iris Setosa se distingue fácilmente de Iris Versicolor e Iris Virginica en ambos tipos de gráficos debido a sus características tanto en sépalos como en pétalos.

La clasificación entre Versicolor y Virginica es más retadora al usar solo las dimensiones de los sépalos, ya que estas especies muestran superposición en sus medidas. Sin embargo, las dimensiones de los pétalos ofrecen una distinción más clara y son más efectivas para diferenciar entre estas dos especies.

Las medidas de los pétalos son, por lo tanto, indicadores más útiles para clasificar las tres especies de Iris, proporcionando una separación más definida en el análisis visual.

Apartado 3: Entrena modelos de aprendizaje automático con Scikit-learn.

Importa los módulos de la librería **Scikit-learn** que nos permiten hacer un modelo de **regresión lineal**, un modelo de **máquina de vectores soporte**, un modelo de tipo los **K vecinos más cercanos (KNN)**, y un modelo de tipo **árbol de decisión**.



Genera el conjunto de datos X con las variables de entrada a los modelos, y el conjunto y de las etiquetas o variable de salida del modelo, eligiendo para éste último, la variable "Species".



Utiliza la función *train_test_split* para separar los datos en el conjunto train y test según el ejemplo.

```
Jiménez_Martín_Victoria_PIA_04_Tarea_Guía ☆

Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda

+ Código + Texto

3. Utiliza la función train_test_split para separar los datos en el conjunto train y test según el ejemplo.

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)

# Escribe aquí tu código
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)
```

Crea un modelo de Regresión Logística. Utiliza la función *fit* para entrenarlo y utiliza la función *predict* sobre los datos de test para medir la precisión del modelo. Muestra el valor de dicha precisión con *print*.

Crea un modelo de SVC o Máquinas de Vectores de Soporte, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.

Crea un modelo de KNN o K vecinos más cercanos, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.

Crea un modelo de árbol de decisión, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.

```
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda

+ Código + Texto

7. Crea un modelo de árbol de decisión, entrénalo y calcula la precisión utilizando los datos de test. Muestra la precisión.

algoritmo = DecisionTreeClassifier()
algoritmo.fit(X_train, y_train)
print('Precisión Árboles de Decisión Clasificación: {}'.format(algoritmo.score(X_test, y_test)))

# Escribe aquí tu código
algoritmo = DecisionTreeClassifier()
algoritmo =
```

Compara los valores de precisión que has ido consiguiendo en los diferentes modelos. ¿Cuál sería el mejor para este dataset?

Regresión Logística es efectiva para clases linealmente separables, lo cual es relativamente adecuado para el dataset Iris.

SVC funciona bien con una clara separación de clases y es potente en espacios de alta dimensión, esperando un alto rendimiento para Iris.

KNN se basa en la proximidad de las características para clasificar y puede ser muy efectivo si se elige correctamente el número de vecinos.

Árbol de Decisión es intuitivo y captura patrones complejos, pero puede ser propenso al sobreajuste si no se gestiona cuidadosamente.

Para este caso, la mejor opción dependería de la precisión obtenida en el conjunto de pruebas entre otros factores. Dado que Iris es un dataset sencillo, todos los modelos pueden tener un buen desempeño. SVC y Árboles de Decisión podrían ser una mejor opción debido a que estos destacan por su habilidad para manejar separaciones no lineales y estructuras complejas.

Apartado 4: Entrena modelos de aprendizaje automático con pocas variables.

Imagina que no has podido tener todas las variables, y que solo has conseguido los valores de las medidas de los sépalos, y con esos datos debes entrenar un modelo que acierte con el tipo de especie de flor de iris. Para ello, crea un nuevo dataset que tenga solo las columnas de las dimensiones de los sépalos y la de la especie.



Separa los datos en *X_sepalo* para las variables de entrada e *y_sepalo* para la variable de salida.

```
Jiménez_Martín_Victoria_PIA_04_Tarea_Guía ☆
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Se han guardado todos los cambios

+ Código + Texto

2. Separa los datos en X_sepalo para las variables de entrada e y_sepalo para la variable de salida.

y_sepalo = sepalo['Species']
X_sepalo = sepalo.drop('Species',axis=1)

# Escribe aquí tu código
X_sepalo = sepalo.drop('Species',axis=1)
y_sepalo = sepalo['Species']
```

Separa los datos en un conjunto *X_train_s*, *X_test_s*, *y_train_s*, *y_test_s*, para entrenamiento y test del modelo.

```
Jiménez_Martín_Victoria_PIA_04_Tarea_Guía ☆
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda <u>Se han guardado todos los cambios</u>

+ Código + Texto

3. Separa los datos en un conjunto X_train_s, X_test_s,y_train_s, y_test_s, para entrenamiento y test del modelo.

X_train_s, X_test_s, y_train_s, y_test_s = train_test_split(X_sepalo, y_sepalo, test_size=0.2)

# Escribe aquí tu código
X_train_s, X_test_s, y_train_s, y_test_s = train_test_split(X_sepalo, y_sepalo, test_size=0.2)
```

Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Regresión Logística. Muestra la precisión. ¿Es muy diferente al mismo modelo del apartado anterior?.

```
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda <u>Se han guardado todos los cambios</u>

+ Código + Texto

4. Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Regresión Logística. Muestra la precisión. ¿Es muy diferente al mismo modelo del apartado anterior?.

algoritmo = LogisticRegression()
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Regresión Logística - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

* Escribe aquí tu código
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Regresión Logística - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

Precisión Regresión Logística - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))
```

Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Máquinas de Vectores Soporte. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.

Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de K vecinos más cercanos. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.

```
Jiménez_Martín_Victoria_PIA_04_Tarea_Guía ☆
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda

+ Código + Texto

6. Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de K vecinos más cercanos. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.

algoritmo = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Vecinos más Cercanos - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

# Escribe aquí tu código
algoritmo = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Vecinos más Cercanos - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

Precisión Vecinos más Cercanos - Sépalo: 0.7666666666666667
```

Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Árbol de decisión. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?.

```
Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda <u>Se han guardado todos los cambios</u>

+ Código + Texto

7. Crea, entrena y mide la precisión de un modelo de Árbol de decisión. Muestra la precisión ¿Es muy diferente al mismo tipo de modelo del apartado anterior?

algoritmo = DecisionTreeclassifier()
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Árboles de Decisión Clasificación - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

* Escribe aquí tu código
algoritmo = DecisionTreeClassifier()
algoritmo.fit(X_train_s, y_train_s)
print('Precisión Árboles de Decisión Clasificación - Sépalo: {}'.format(algoritmo.score(X_test_s, y_test_s)))

Precisión Árboles de Decisión Clasificación - Sépalo: 6.7
```

Compara los valores de precisión que has ido consiguiendo en los diferentes modelos. ¿Cuál sería el mejor para este dataset?.

Podemos comprobar que se pierde la precisión cuando se utilizan únicamente las medidas de los sépalos para entrenar modelos de aprendizaje automático con el dataset Iris, comparado con el uso completo de las características (incluyendo los pétalos). Esto se debe a que las medidas de los pétalos ofrecen información crucial para distinguir entre las especies de Iris, especialmente entre Versicolor y Virginica. Los modelos, como la Regresión Logística, SVC, KNN y Árboles de Decisión, pueden verse afectados de diferentes maneras:

- Regresión Logística y SVC podrían enfrentar más dificultades para clasificar las especies correctamente debido a la menor separabilidad lineal con solo las medidas de los sépalos.
- KNN puede ser menos afectado gracias a su enfoque en la proximidad de los datos, pero la elección de k se vuelve crítica.
- Árboles de Decisión pueden manejar bien el conjunto de datos reducido por su habilidad para enfocarse en las características más importantes, aunque el riesgo de sobreajuste puede aumentar.

https://colab.research.google.com/drive/1gwvgkjbV0yn0l1gwWLJBmlfn609dppLf?usp=sharing