Selecciona cualquiera de los Challenge vistos en clase y programa un algoritmo que permita resolver el problema. Dicho algoritmo debe ser uno de los algoritmos vistos en el módulo (o que tu profesor de módulo autorice) haciendo uso de Scikit-learn. Lo que se busca es que demuestres tu conocimiento sobre el framework y como configurar el algoritmo.

```
#Importar pandas para poder leer el archivo
import pandas as pd

#Asignar una variable en la cual se almacenan todo el dataset, luego dos variables que tengan
#una columna cada para poder asignar nuestra 'x' y 'y'

v = pd.read_csv("Valhalla23.csv")
X = v.drop('Celsius', axis=1)
y = v['Celsius']
```

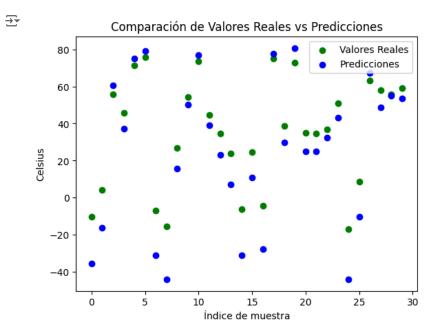
Divide el set de datos del problema en dos subconjuntos, uno para entrenamiento y otro para prueba. Entrena 
v tu modelo sobre el primer subconjunto, y por un mínimo de 100 iteraciones. Selecciona valores para la tasa de 
aprendizaje y para los parámetros iniciales, según tu criterio.

```
#Para hacer la division de los datos en dos subconjuntos haremos uso de train_test_split
#Primero importaremos la libreria necesaria
from sklearn.model_selection import train_test_split
#Ahora haremos la division de las variables, utilizando 70% de los datos para el entrenamiento
# y 30% de los datos para la variable de prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3)
#Ahora haremos un entrenamiento con 100 iteraciones usando linear_model, ahora importaremos
# la libreria necesaria
from sklearn import linear_model
from sklearn.linear_model import LinearRegression
#Ahora asignaremos el entrenamiento a la variable modelo y usaremos la funcion .fit para
# llevar a cabo el entrenamiento
#Se ecogen 100 iteraciones para que le modelo tenga la capacidad de establecer los coeficientes sin
#que sea un entrenamiento muy largo, y tambien se escoge una tasa de aprendizaje de 0.0001 para que se
#pueda ver un ajuste no tan brusco, siendo que sea corto y estable.
modelo = linear_model.SGDRegressor(penalty=None, max_iter=100, eta0=0.0001)
modelo.fit(X_train, y_train)
y_pred_train = modelo.predict(X_train)
y_pred_test = modelo.predict(X_test)
```

Prueba tu implementación. Para ello, utiliza el modelo entrenado para hacer predecir las salidas del subconjunto de prueba, y compara contra los datos reales en una gráfica.

```
#Para esta grafica utilizaremos scatterplot, representando ambos los valores de la prediccion en contra
#de los valores reales
import matplotlib.pyplot as plt

#Primera grafica
plt.scatter(range(len(y_test)), y_test, color='green', label='Valores Reales')
plt.scatter(range(len(y_pred_test)), y_pred_test, color='blue', label='Predicciones')
plt.xlabel('Índice de muestra')
plt.ylabel('Celsius')
plt.title('Comparación de Valores Reales vs Predicciones')
plt.legend()
```



Calcula una métrica acorde a tu modelo, tanto para el subconjunto de entrenamiento, como para el subconjunto de prueba. Por ejemplo, si implementaste un algoritmo de regresión debes calcular el error cuadrático medio; si fue uno de clasificación, debes reportar las matrices de confusión y el f1-score.

```
#Para la revision de nuestras predicciones usaremos mean_squared_error, por lo cual
# improtaremos primero las librerias

from sklearn.metrics import mean_squared_error

#Ahora aplicaremos la funcion para ver el desempeño de nuestra variable

p = modelo.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, p)
print('El mean squared error del modelo es:')
print(mse)

⇒ El mean squared error del modelo es:
206.34976855978593
```

Para facilitar la revisión, entrega dos archivos. El primero debe ser un Jupyter Notebook con todo el desarrollo 
(código comentado). El segundo debe ser un PDF del Jupyter Notebook. Revisa las instrucciones del 
entregable pasado para ver cómo exportar el archivo HTML y posteriormente pasarlo a PDF.

```
from google.colab import drive
drive.mount('<u>/content/drive</u>')
!jupyter nbconvert --to html '<u>/con</u>tent/drive/MyDrive/ColabNotebooks/Uso_de_framework.ipynb'
```