



# Tema 1: Introducción a ML con Python



## **Profesor**

#### Eduardo Fernández Carrión

Lead Data Scientist (STRATIO BD).

PhD (UCM), Métodos Estadístico-Matemáticos para el Tratamiento Computacional de la Información.

Ciencias Matemáticas (UCM) e Ingeniería Informática (URJC).

Email: eduardofernandezcarrion@gmail.com



## Tipos de Problemas

#### Diferencias entre tipos de Problemas

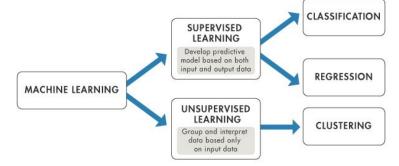
#### Aprendizaje supervisado:

- Problema de Clasificación: Cuando la variable objetivo es categórica
- Problema de Regresión: Cuando la variable objetivo es numérica

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE A program that can sense, reason, act, and adapt MACHINE LEARNING Algorithms whose performance improve as they are exposed to more data over time DEEP LEARNING Subset of machine learning in which multilayered neural networks learn from vast amounts of data

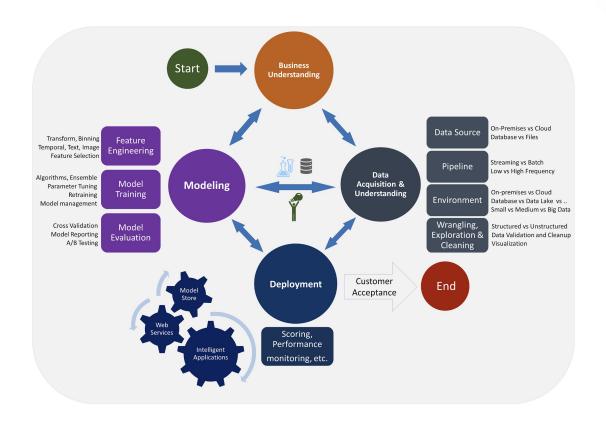
#### Aprendizaje no supervisado:

Clusterización: Cuando no hay variable objetivo



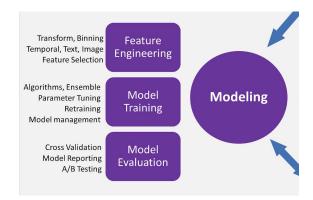


## **Data Science Lifecycle**





## **Modeling Process**



Para hacer un buen modelo de ML, una vez entendido el problema tenemos que:

- Decidir cuáles serán las variables predictoras y la variable objetivo. Pero, por el camino, podría ser que
  - a. tuviéramos que limpiar datos, o que
  - b. tuviéramos que transformar algunas variables.
- Probar diferentes algoritmos predictivos, teniendo en cuenta que existen,
  - a. diferentes parametrizaciones de cada modelo,
  - b. diferentes formas de entrenar un modelo
  - c. diferentes métricas de evaluación de un modelo



# **Modeling Process**

data preparation

data exploring

data cleansing

data transformation

model training

feature selection

model evaluation

metric (loss function)

algorithm selection

model tuning



80% time 20% time

# **SciPy**

#### Python Ecosystem for Data Science

pandas library:

https://pandas.pydata.org/docs/user\_quide/index.html#user-quide

numpy library:

https://numpy.org/doc/stable/reference/index.html

sklearn library:

<u>https://scikit-learn.org/stable/</u>

import pandas
import numpy
import sklearn

pandas.\_\_version\_

'0.25.3'



pandas

numpy.\_\_version\_\_

'1.18.1'



sklearn.\_\_version\_

'0.24.0'

## **Ejemplo End-to-End**

#### Clasificación

load data

fit model

save model

```
digits = datasets.load_digits()
features = digits.data
target = digits.target

model = LogisticRegression()
model.fit(features, target)
model.score(features, target)
dump(model, open('./models/2021-01-22-lr.pkl', 'wb'))
```



## **Ejemplo End-to-End**

#### Clasificación

load data

split data

fit model

save model

```
digits = datasets.load_digits()
features = digits.data
target = digits.target

features_train, features_test, target_train, target_test = train_test_split(features, target)

model = LogisticRegression()
model.fit(features_train, target_train)
model.score(features_test, target_test)

dump(model, open('./models/2021-01-22-lr.pkl', 'wb'))
```





## **Ejemplo End-to-End**

#### Clasificación

load data

split data

transform data

fit model

save model



# Ejercicio



### Regresión

#### Cargar el dataset Boston:

https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.datasets

#### Realizar dos modelos de regresión Lasso:

https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.linear model

- model1: Sin transformación de datos.
- model2: Con transformación StandardScaler().



## **Generación Números Aleatorios**

#### Seed

Muchos algoritmos necesitan, en algún momento, generar números aleatorios (basados o no en distribuciones conocidas).

El resultado de estos algoritmos, por tanto, puede ser distinto cada vez.

Para controlar que la generación de números aleatorios pueda replicarse, utilizamos semillas (seeds).

```
for i in range(5):
    n = np.random.rand()
    print(n)

0.5843822841126954
0.9487017425250871
0.31866667163743956
0.10756070569052278
0.5452390454746973
```

```
for i in range(5):
    np.random.seed(10)
    n = np.random.rand()
    print(n)

0.771320643266746
0.771320643266746
0.771320643266746
0.771320643266746
0.771320643266746
0.771320643266746
```



## **Generación Números Aleatorios**

#### Seed

Generalmente, en scikit-learn, se utiliza el parámetro random\_state para controlar las semillas.

```
digits = datasets.load_digits()
features = digits.data
target = digits.target

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(features, target, random_state=1)
model = LogisticRegression(random_state=1)
model.fit(X_train, y_train)
model.score(X_test, y_test)

0.9688888888888889
```

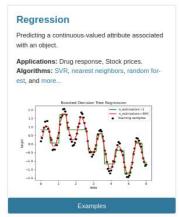


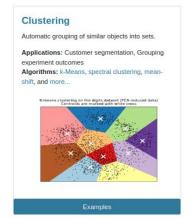
## Comparación de Algoritmos

En scikit-learn, hay una colección extensa de algoritmos para cada tipo de problema:

https://scikit-learn.org/stable/index.html









# Comparación de Algoritmos

#### Clasificación

Un primer trabajo del data scientists sería evaluar un conjunto de modelos.

```
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression()))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('DTC', DecisionTreeClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('RFC', RandomForestClassifier()))
models.append(('SVM', SVC()))
X train, X test, y train, y test = train test split(features, target)
for name, model in models:
   model.fit(X train, y train)
   score = model.score(X test, y test)
    print(name, ': ', str(score))
LR: 0.9688888888888889
     0.966666666666666
      0.9933333333333333
      0.86444444444445
NB: 0.8533333333333334
RFC: 0.98
      0.98888888888888
```



# **Ejercicio**



## Regresión

- Cargar el dataset Boston.
- Train/Test split de los datos. Semilla 99.
- Evaluar, en este orden los siguientes algoritmos con semilla 99:
  - Linear Regression, Lasso, Random Forest, KNN, Decision Tree.





