Tema 4.

Trabajo Práctico 5.

Tema. IA conexionista.

Propuestas de solución.

Prof. Dra. Sonia I. Mariño
2025

Indice

A continuación se menciona una propuesta de abordaje de modelos de Aprendizaje Automático o Machine Learning (ML) / Ciencia de Datos,

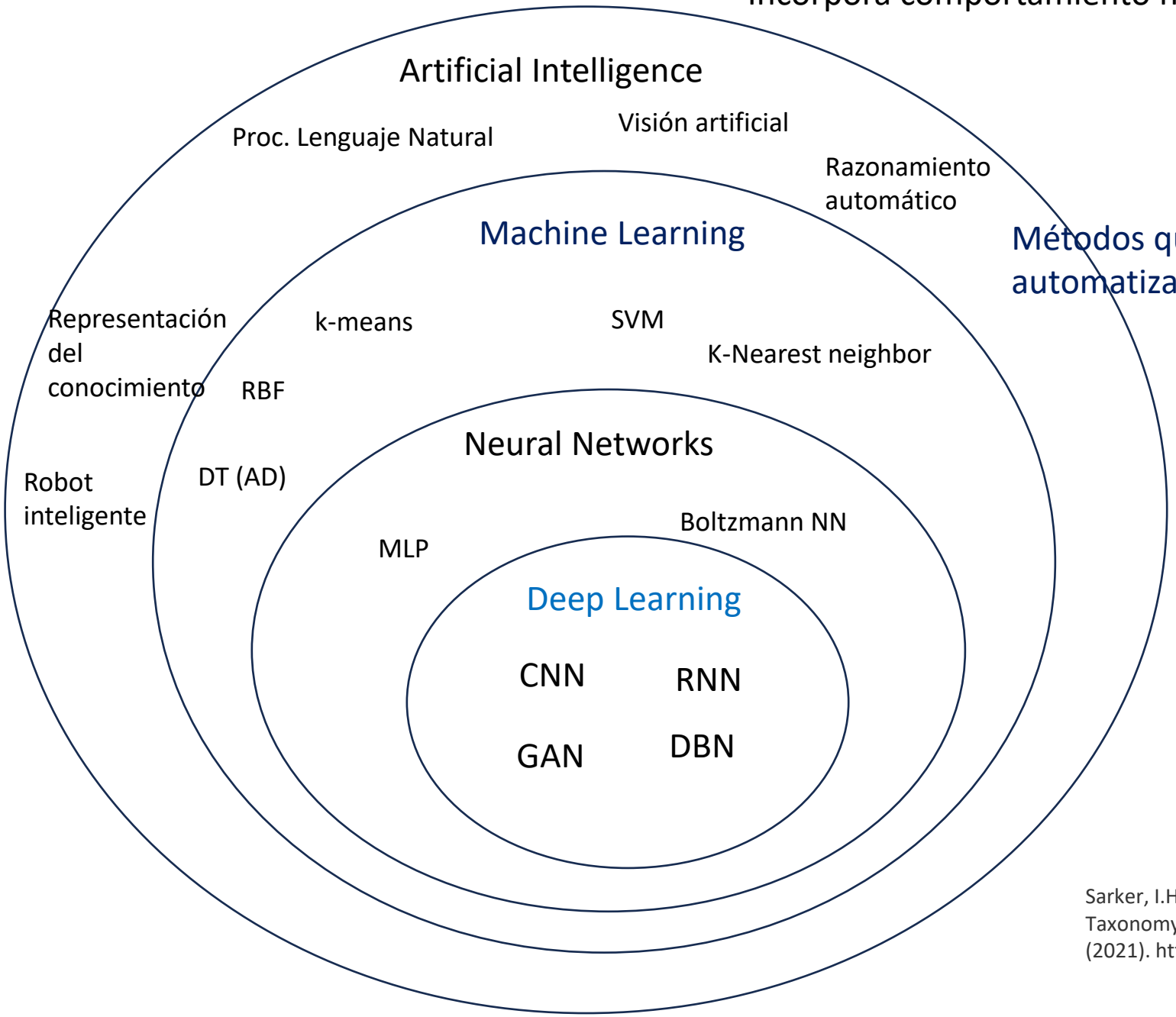
- Definiciones de IA
- Tecnologías de IA para modelar y simular toma de decisiones
- Algunos métodos / metodologías / workflows, pipelines (pueden ser utilizados / adaptados en sus proyectos)
- Herramientas de programación (frameworks, librerías para implementar código)
- Recursos, datasets (selección de datasets para experimentar con modelos de ML)
- Métricas (para evaluar problemas de predicción, clasificación, otros)

Definiciones de IA

	Sistemas que piensan racionalmente (idealmente)	Sistemas que piensan como humanos
	"El estudio de las facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales" (Carniak y McDermott, 1985)	"La interesante tarea de lograr que las computadoras piensen... *Máquinas con mente*, en su amplio sentido literal" (Haugeland, 1985)
	"El estudio de los cálculos que permiten percibir, razonar y actuar" (Winston, 1992)	"La automatización de] actividades que vinculamos con procesos de pensamiento humano, actividades tales como la toma de decisiones, resolución de problemas, aprendizaje..." (Bellman, 1978)
	"Un campo de estudio que se enfoca a la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales" (Schalkoff, 1990).	"El arte de crear máquinas con capacidad de realizar funciones que realizadas por personas requieren inteligencia" (Kurzweil, 1990)
	"La rama de la ciencia de la computación que se ocupa de la automatización de la conducta inteligente" (Luger y Stubblefield, 1993).	"El estudio de cómo lograr que las computadores realicen tareas que, por el momento, los humanos hacen mejor" (Rich y Knight, 1991)
	Sistemas que actúan racionalmente (idealmente)	Sistemas que actúan como humanos

Rusell & Norvig, 2004

Incorpora comportamiento humano e inteligencia a máquinas o sistemas



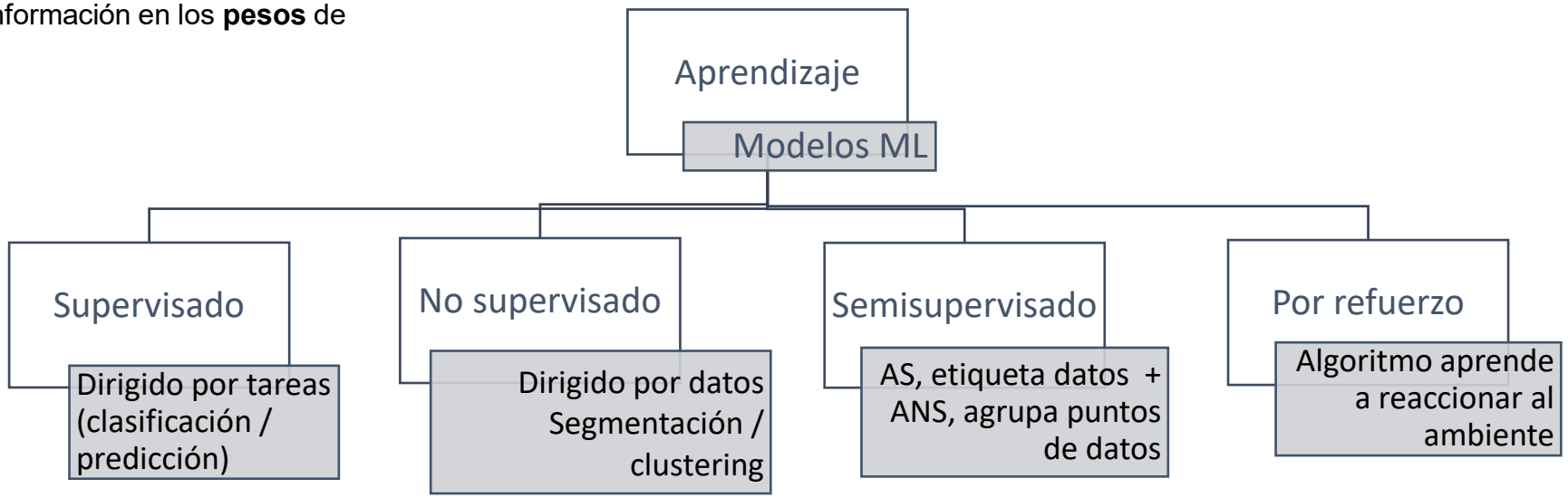
Métodos que aprenden de datos o experiencia, automatización en la construcción de modelos

Computación utilizando RN multi-layer

Sarker, I.H. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN COMPUT. SCI.* **2**, 420 (2021). https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1

Conocimiento y Aprendizaje en RNA

- En RNA se denomina **aprendizaje** al proceso que consiste en almacenar la información en los **pesos** de las **conexiones**.



El aprendizaje de una RNA se define en sus algoritmos. Ej. algoritmo retropropagación

Un modelo de RNA se diferencia de otros modelos de la IA, generan su propio **conocimiento aprendiendo** de los patrones o ejemplos proporcionados. El conocimiento se encuentra en la estructura de la red y los pesos optimizados disponibles entre las neuronas o nodos.

Alternativas en la construcción de modelos de ML

Construir modelos para proponer soluciones a:

- problemas de predicción y
- problemas de clasificación

Construir modelos:

- utilizando todas las variables evidenciales
- utilizando variables evidenciales relevantes
- utilizando distintos clasificadores o técnica de ML [Ej.: Redes Neuronales, Regresión Logística, Máquinas de Vectores de Soporte, Vecinos más Cercanos y Árboles de Decisión Clasificación, Naive Bayes, otros], o combinando clasificadores
- variando los parámetros/hiperparámetros según clasificador o técnica de ML

Comparar los modelos construidos aplicando métricas

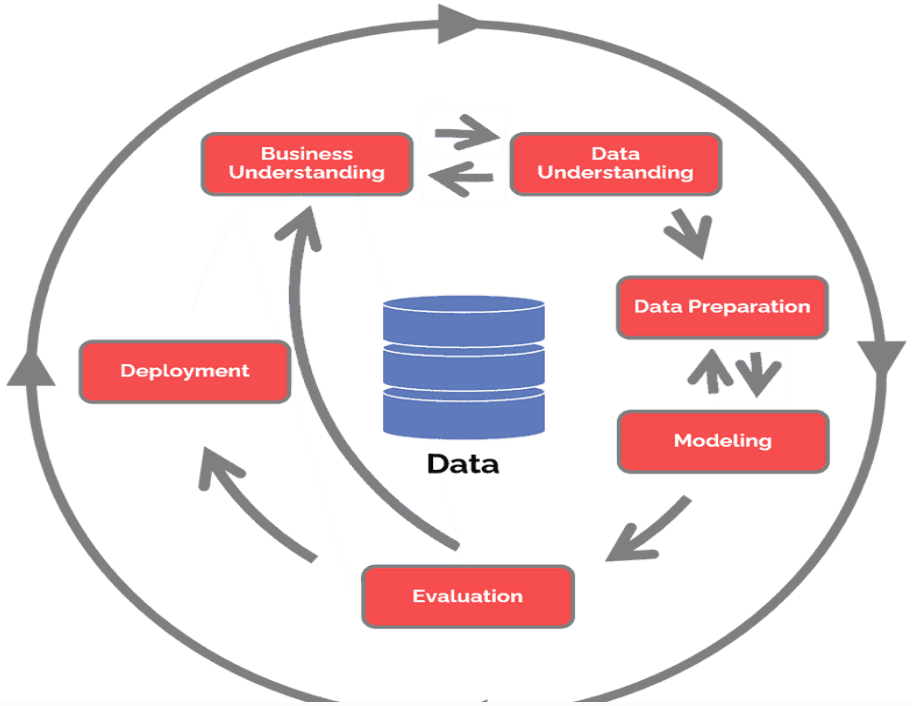
Otras estrategias?

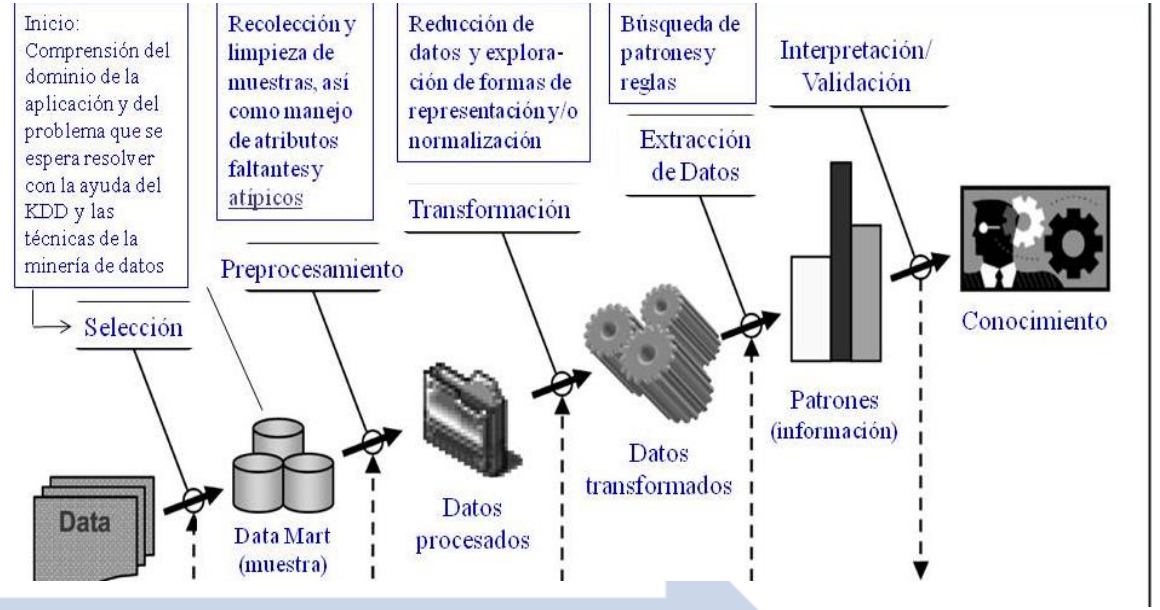
Construcción y validación de modelos de ML o AA

Métodos, metodologías, workflows, pipelines, incorporan esencialmente tres fases asociadas al tratamiento de los datos para transformarlos en información y conocimiento para apoyar toma de decisions. Se identifican como:

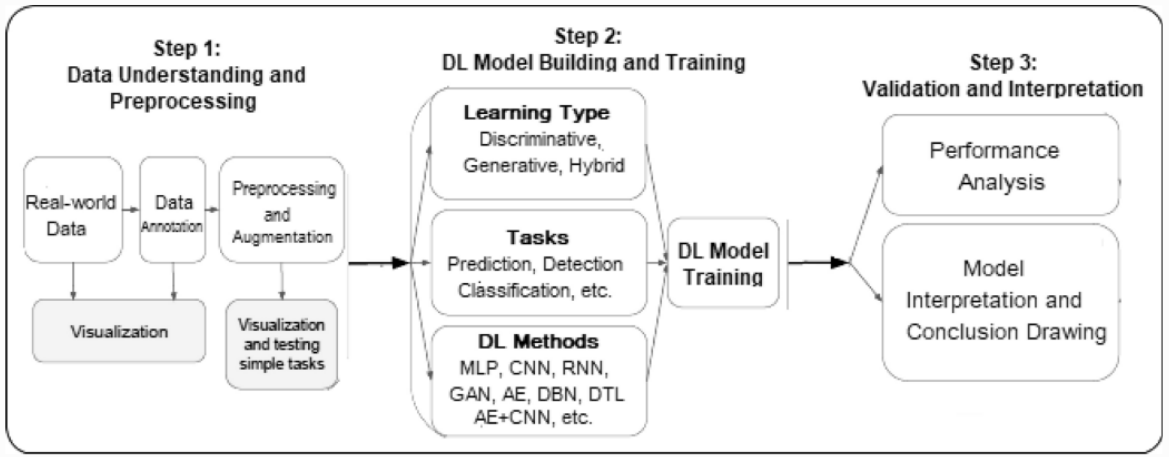
- Preprocesamiento
- Procesamiento
- Posprocesamiento

Construcción y validación de modelos de ML o AA

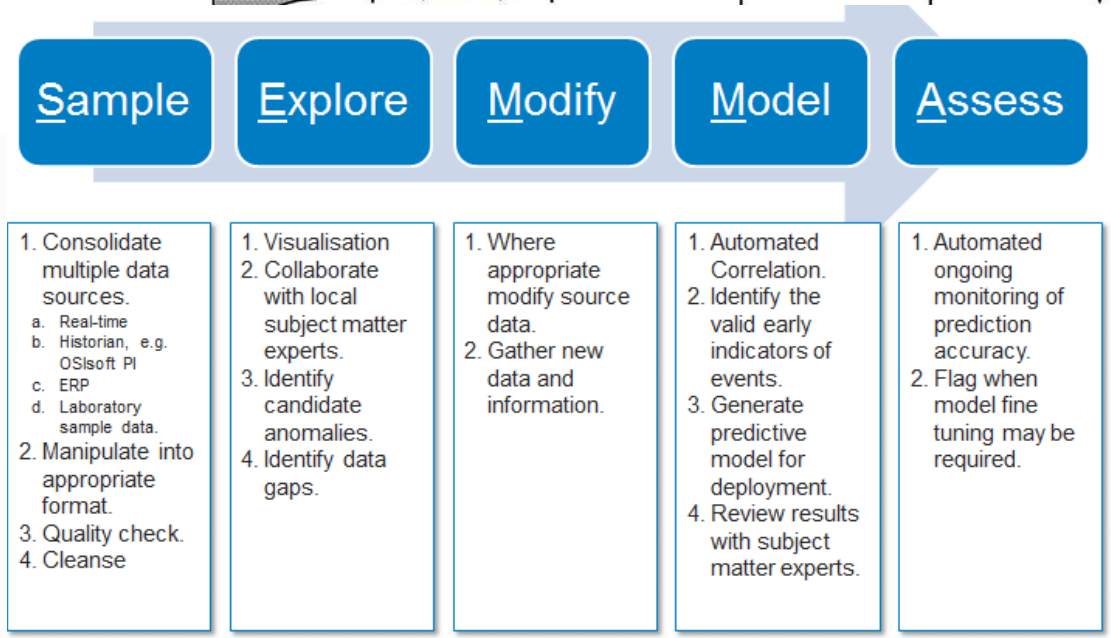




From: Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions



A typical DL workflow to solve real-world problems, which consists of three sequential stages (i) data understanding and preprocessing (ii) DL model building and training (iii) validation and interpretation



Construcción y validación de modelos de ML o AA

- Preprocesamiento
- Procesamiento
  - Seleccionar algoritmos de aprendizaje / entrenamiento
  - Seleccionar Hiperparámetros
    - Varían según ML seleccionado y algoritmos de aprendizaje
    - Regularización, métodos para evitar sobreajuste
      - Penalización L1 y L2
      - Dropout
  - Aplicar métricas, Construir representaciones gráficas
    - En problemas de clasificación
    - En problemas de predicción
- Posprocesamiento
  - Análisis comparativo de métricas y representaciones gráficas

Métricas. Evaluación de la calidad de los modelos de ML

Problemas de Regresión

- Error cuadrático medio (MSE)
- Raiz Error cuadrático medio (RMSE)
- Error absoluto medio (MAE)

Problemas de Clasificación

Construir una matriz de confusión

Principales Métricas de clasificación

- Accuracy (promedio general de clasificación)
- Precisión
- Recall
- F1 Score

Métricas

Problemas de Regresión

- Error cuadrático medio (MSE)
- Raíz Error cuadrático medio (RMSE)
- Error absoluto medio (MAE)

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2.$$

Y_i is the observed value
$\hat{Y}_i$ is the predicted value
n is the number of data poins.

RMSE = $\sqrt{MSE}$

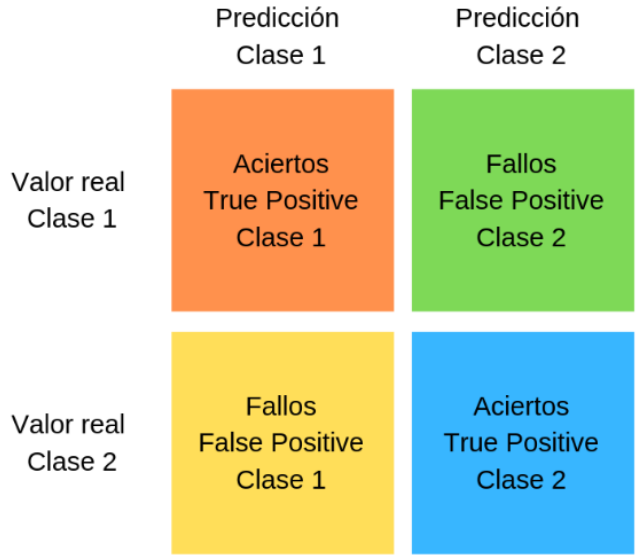
$$\mathrm{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|e_i|}{n}.$$

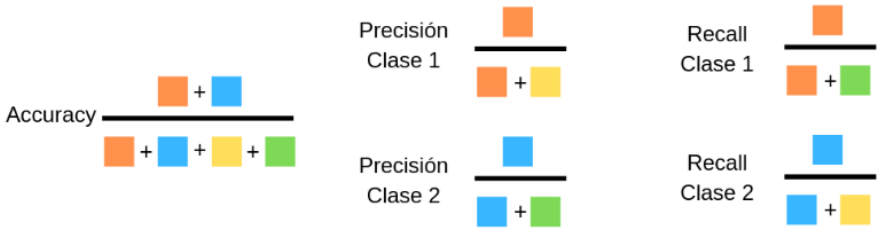
Métricas

- **Accuracy** del modelo, número total de predicciones correctas dividido el número total de predicciones.
- **Precisión** de una clase define cuan confiable es un modelo en responder si un punto pertenece a esa clase.
- **Recall** de una clase expresa cuan bien puede el modelo detectar a esa clase.
- **F1 Score** de una clase es dada por la media harmónica de precisión y recall (2 x precision x recall / (precision+recall))

Casos posibles para cada clase:

- **alta precisión y alto recall**: el modelo maneja perfectamente esa clase
- **alta precisión y bajo recall**: el modelo no detecta la clase muy bien, si detecta la clase es altamente confiable.
- **baja precisión y alto recall**: detecta bien la clase, e incluye muestras de otras clases.
- **baja precisión y bajo recall:** El modelo no logra clasificar la clase correctamente.





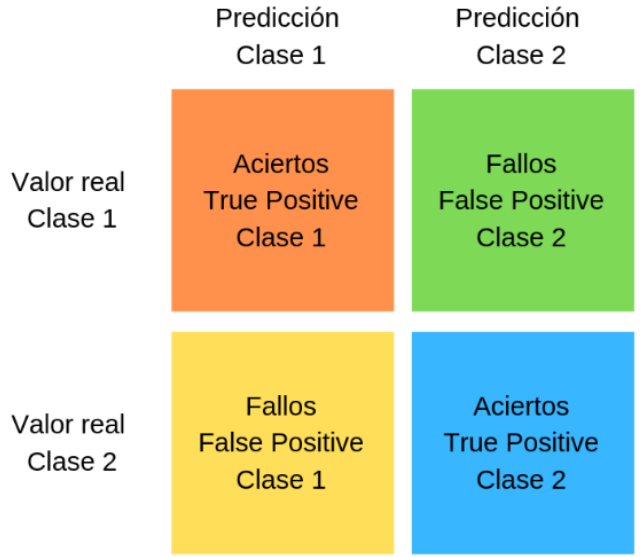
Nota. Si se dispone de un dataset desequilibrado, se podrá obtener **alto valor de PRECISION en la clase Mayoritaria y bajo valor RECALL en la clase Minoritaria**

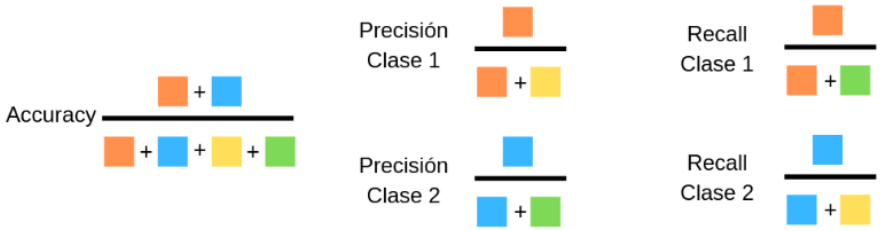
Métricas

Comparar métricas de entrenamiento vs. validación

- Dada la metrica Accuracy, si
- Acc-entrenamiento alta y Acc-validación alta -> Modelo generaliza !
- Acc-entrenamiento alta y Acc-validación baja -> sobreajuste (responde bien al entrenamiento)
- Acc-entrenamiento bajo y Acc-validación -> Modelo subajuste: require entrenar

Nota. Si se dispone de un dataset desequilibrado, se podrá obtener **alto valor de PRECISION en la clase Mayoritaria y bajo valor RECALL en la clase Minoritaria**





Herramientas de programación

Python

Software

Python is a high-level, interpreted, general-purpose programming language. Its de... +

R

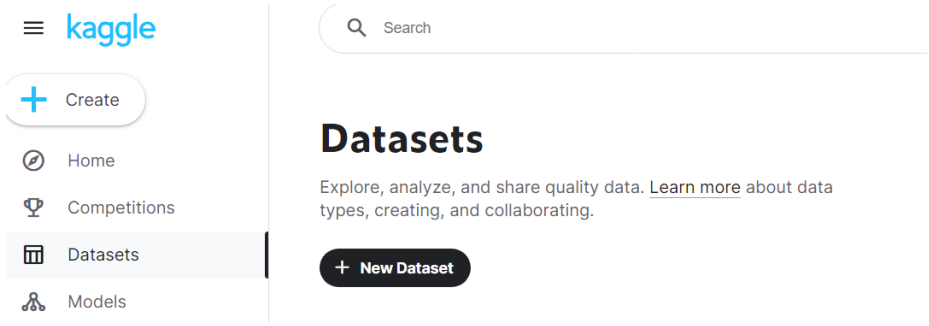
R is a programming language for statistical computing and graphics supported by the R Core Team and the R Foundation for Statistical Computing. Created by statisticians Ross Ihaka and Robert Gentleman...

PyTorch

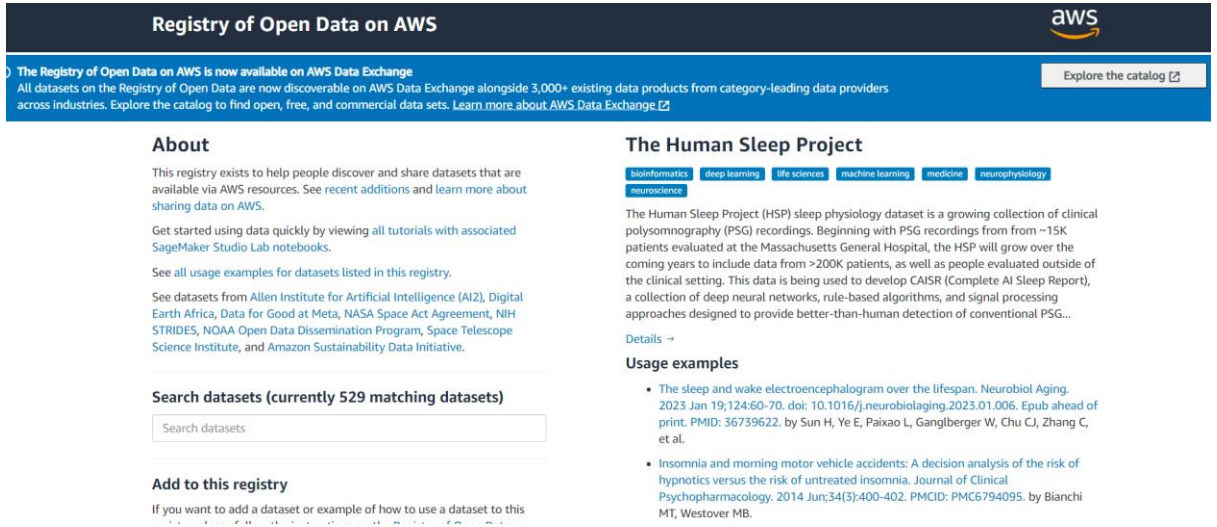
Machine learning framework

https://www.python.org/psf-landing/

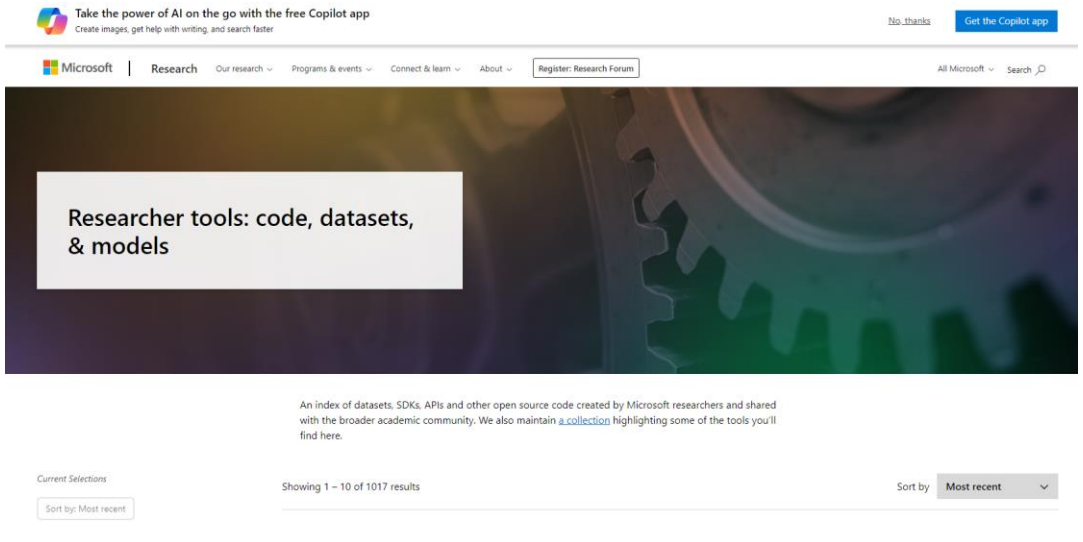
Recursos. Datasets



https://www.kaggle.com/datasets



[Registry of Open Data on AWS]



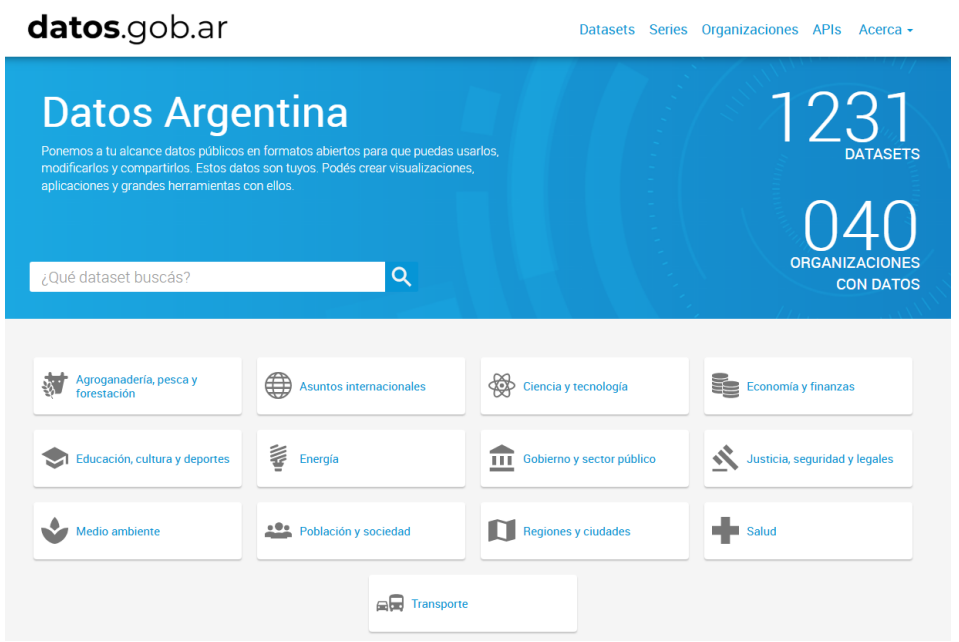
[Researcher tools: code, datasets, & models - Microsoft Research]

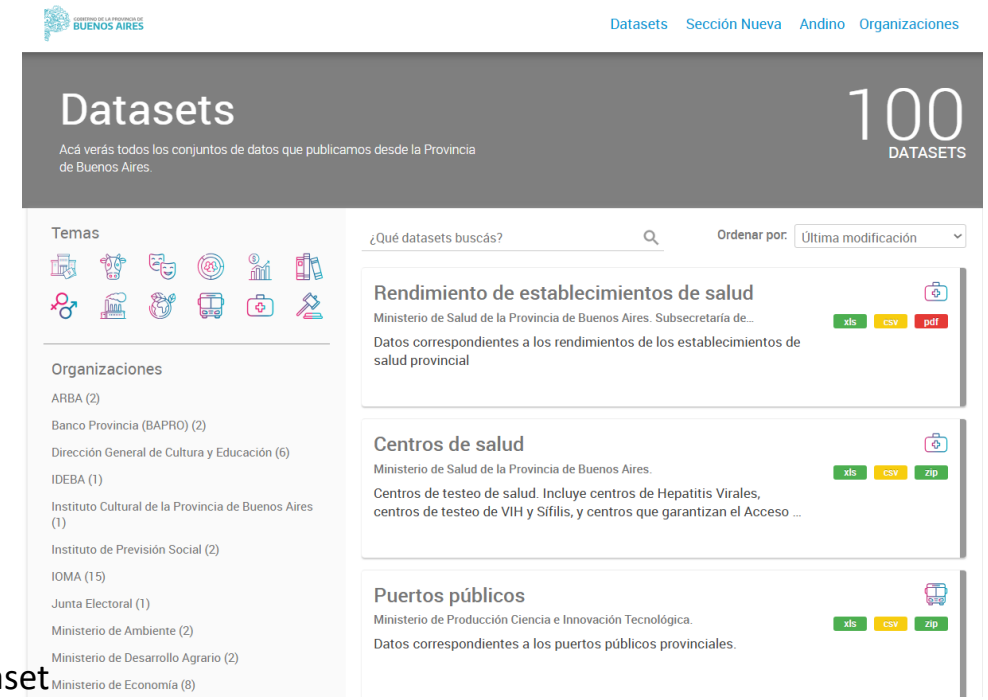
[Home - UCI Machine Learning Repository]

Recursos. Datasets

[Datos Argentina]

[Portal de Datos Abiertos (ciudaddecorrientes.gov.ar)]





https://catalogo.datos.gba.gob.ar/dataset

ML y modelos de RNA

ML. Redes Neuronales Artificiales

MLP (multi-perceptrón):

- Modelos con arquitecturas sencillas,
- Requerimientos computacionales: no son elevados y no es necesario el uso de GPUs.
- Uso de librerías, ej.: Scikit-learn

Deep learning:

- Modelos más complejos (redes convolucionales, redes recurrentes,...)
- Mayores requerimientos computacionales hacen necesario el uso de GPUs.
- Uso de frameworks especializados: Tensorflow-Keras o Pytorch.

Modelos de ML. Fases asociadas en aprendizaje y conocimiento. Ej. RNA

- Preprocesamiento
- Procesamiento
  - Algoritmos de entrenamiento (optimización)
    - En conjuntos de datos pequeños: l-bfgs
    - En conjuntos de datos grandes: Adam o Rmsprop
  - Hiperparámetros
    - Número de capas,
    - Número neuronas por capa, neuronas en capa de entrada, neurona en capa de salida,
    - Learning rate, ratio de aprendizaje establece cómo de rápido pueden cambiar los parámetros de un modelo a medida que se optimiza (aprende).
    - Otros hiperparámetros
    - Regularización, métodos para evitar sobreajuste
      - Penalización L1 y L2
      - Dropout
- Posprocesamiento

Fase 1. Preprocesamiento de los datos

- Detectar valores nulos / faltantes
  - Eliminar filas / columnas
  - Reemplazar (con aproximaciones): valores calculados / conocimiento del experto
- Detectar outlier
  - Outlier en una variable se puede detectar en gráficas
  - Opinión del experto sobre valor outlier
- Manejar datos nominales
  - Convertir texto a número.
    - Datos categóricos (Ej. Iris asignar valores: 0,1,2)
    - One hot (tantas etiquetas de salida como valores asuma la variable output, solo 1 activa por vez)
- Estandarizar y escalar datos*
  - Centrado: restar a cada valor la media del predictor al que pertenece. Todos los predictores asumen como valor media el cero, es decir, los valores se centran en torno al origen.
  - Normalizar (estandarizar) los datos. Cada caracterísa debe poseer su rango de datos. Transformar los datos de forma que todos los predictores estén aproximadamente en la misma escala
    - Normalización Z-score (StandardScaler): dividir cada predictor entre su desviación típica después de haber sido centrado, de esta forma, los datos pasan a tener una distribución normal.
    - Estandarización max-min (MinMaxScaler): transformar los datos de forma que estén dentro del rango [0, 1].

* Si los predictores son numéricos, la escala en la que se miden y su varianza pueden influir en el comportamiento del modelo. Si no se igualan de alguna forma los predictores, aquellos que se midan en una escala mayor o que tengan más varianza dominarán el modelo aunque no sean los que más relación tienen con la variable respuesta

Fase 2. Procesamiento de modelos

- Construir, entrenar y validar distintos modelos, con diferentes combinaciones de hiperparámetros.
- Separar en conjuntos de entrenamiento, validación y testeo
- Aplicar validación cruzada, probar con distintos valores
- Según herramienta de programación los hiperparámetros pueden variar.
- Seleccionar el optimizador (Solvers). Ej en RNA: ‘l-bfgs', 'sgd', ‘adam',

Tipos de solucionadores

Estocástico, actualizan los parámetros para cada punto de datos.

Lote, actualizan los parámetros después de procesar un lote de punto de datos.

Fase 3. Posprocesamiento

Análisis de resultados

- Aplicar métricas definidas para
    - problemas de clasificación
    - problemas de predicción

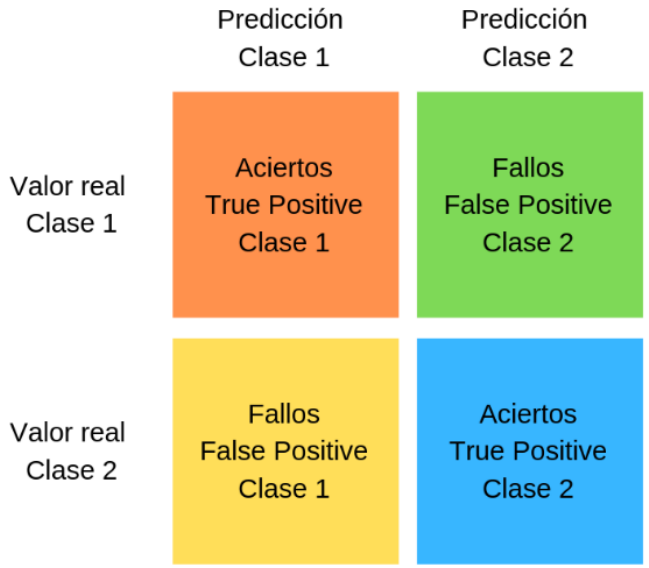
- Realizar estudios comparativos, analizar resultados. Argumentar las decisiones

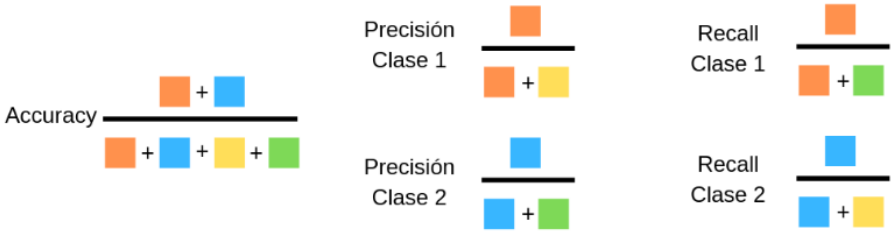
Métricas. Problemas de clasificación

- Accuracy del modelo, numero total de predicciones correctas dividido por el número total de predicciones.
- Precisión de una clase define cuan confiable es un modelo en responder si un punto pertenece a esa clase.
- Recall de una clase expresa cuan bien puede el modelo detectar a esa clase.
- F1 Score de una clase es dada por la media harmonica de precisión y recall (2 x precision x recall / (precision+recall))

Casos posibles para cada clase:

- **alta precisión y alto recall**: el modelo maneja perfectamente esa clase
- **alta precisión y bajo recall**: el modelo no detecta la clase muy bien, pero cuando lo hace es altamente confiable.
- **baja precisión y alto recall**: La clase detecta bien la clase, e incluye muestras de otras clases.
- **baja precisión y bajo recall:** El modelo no logra clasificar la clase correctamente.





Nota. Si se dispone de un dataset desequilibrado, se podrá obtener **alto valor de PRECISION en la clase Mayoritaria y bajo valor RECALL en la clase Minoritaria**

Práctica con software: Phyton.

sklearn.neural_network.MLPClassifier

MLPClassifier — scikit-learn 1.5.0 documentation

MLPClassifier

```
class sklearn.neural_network.MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(100,),
activation='relu', *, solver='adam', alpha=0.0001, batch_size='auto',
learning_rate='constant', learning_rate_init=0.001, power_t=0.5, max_iter=200,
shuffle=True, random_state=None, tol=0.0001, verbose=False, warm_start=False,
momentum=0.9, nesterovs_momentum=True, early_stopping=False, validation_fraction=0.1,
beta_1=0.9, beta_2=0.999, epsilon=1e-08, n_iter_no_change=10, max_fun=15000) [source]
```

Práctico 5. Ejercicio 2

- Algoritmos de entrenamiento (solvers) en RNA
  - 'l-bfgs',
  - 'sgd',
  - ‘adam’,
  - otros ?
- ¿Qué significan estas siglas ?
- ¿En qué conjuntos de datos se aplican ?
- ¿Qué tipos de solvers son?
- Mencionar algunas características de los solvers,

Práctico 5. Ejercicio 3

- Algoritmos de entrenamiento (solvers) en RNA
  - l-bfg',
  - 'sgd',
  - ‘adam’,
  - Otros ?
- Construye tres modelos distintos, modificando el solver utilizado
- Entrena y valida los modelos
- Aplica métricas y analiza los resultados.

Práctico 5. Ejercicio 4

- Sea uno de los modelos de RNA entrenados y validados. Si se aplican dos configuraciones distintas de validación cruzada (m = 10 fols, m = 5 fols). Las métricas de evaluación, ¿presentan cambios ?

Caso de análisis. Ejemplo

Caso de análisis

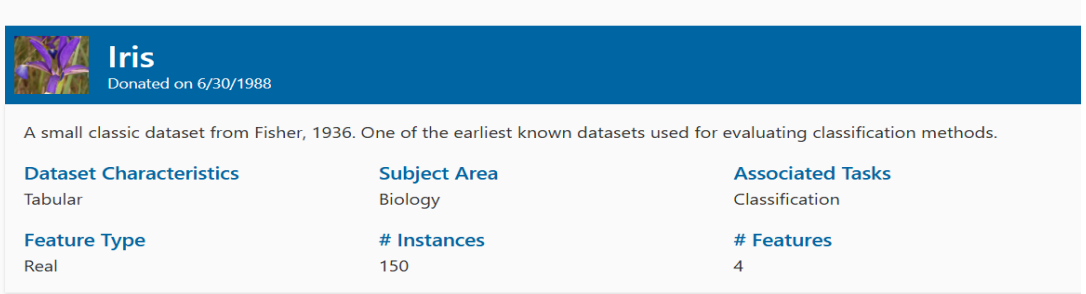
Dataset o conjunto de datos Iris

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Especies
5.1	3.5	1.4	0.2	*I. setosa*
4.9	3.0	1.4	0.2	*I. setosa*
4.7	3.2	1.3	0.2	*I. setosa*
4.6	3.1	1.5	0.2	*I. setosa*
5.0	3.6	1.4	0.2	*I. setosa*
5.4	3.9	1.7	0.4	*I. setosa*
4.6	3.4	1.4	0.3	*I. setosa*
5.0	3.4	1.5	0.2	*I. setosa*
4.4	2.9	1.4	0.2	*I. setosa*
4.9	3.1	1.5	0.1	*I. setosa*
5.4	3.7	1.5	0.2	*I. setosa*
4.8	3.4	1.6	0.2	*I. setosa*
4.8	3.0	1.4	0.1	*I. setosa*
4.3	3.0	1.1	0.1	*I. setosa*
5.8	4.0	1.2	0.2	*I. setosa*
5.7	4.4	1.5	0.4	*I. setosa*
5.4	3.9	1.3	0.4	*I. setosa*
5.1	3.5	1.4	0.3	*I. setosa*
5.7	3.8	1.7	0.3	*I. setosa*
5.1	3.8	1.5	0.3	*I. setosa*
5.4	3.4	1.7	0.2	*I. setosa*

contiene 50 muestras de cada una de tres especies de *Iris* (*Iris setosa*, *Iris virginica* e *Iris versicolor*).

Se midieron (en centímetros) cuatro rasgos de cada muestra: el largo y ancho del sépalo y del pétalo.

- Basado en la combinación de estos cuatro rasgos (evidencias), Fisher desarrolló un modelo discriminante lineal para distinguir entre una especie y otra.



R. Fisher. "Iris," UCI Machine Learning Repository, 1936. [Online]. Available: https://doi.org/10.24432/C56C76.

Iris - UCI Machine Learning Repository

Comprensión de datos → Preprocesamiento → Procesamiento (Modelado) → Posprocesamiento Evaluación → Despliegue

Datos entrenamiento

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Especies	Specie1	Specie 2	Specie 3
4.6	3.2	1.4	0.2	I. setosa	1	0	0
5.3	3.7	1.5	0.2	I. setosa	1	0	0
5	3.3	1.4	0.2	I. setosa	1	0	0
7	3.2	4.7	1.4	I. versicolor	0	1	0
6.4	3.2	4.5	1.5	I. versicolor	0	1	0
6.9	3.1	4.9	1.5	I. versicolor	0	1	0
5.5	2.3	4	1.3	I. versicolor	0	1	0
6.3	2.5	5	1.9	I. virginica	0	0	1
6.5	3	5.2	2	I. virginica	0	0	1
6.2	3.4	5.4	2.3	I. virginica	0	0	1
5.9	3	5.1	1.8	I. virginica	0	0	1

k-means SVM

RF MLP

K-Nearest neighbor

Deep Learning

CNN RNN

GAN DBN

Modelo / Tecnología IA

→

Algoritmo Aprendizaje

- Modelo predictivo
- Modelo clasificación

Backpropagation
Descenso gradiente
....

Error (optimizar)

Métricas:

- Modelo predictivo
- Modelo clasificación
- Otras

Algoritmos, hiperparámetros varían según tecnología IA

→

Datos validación / Nuevos datos

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo
4.6	3.2	1.4	0.2
5.3	3.7	1.5	0.2
5	3.3	1.4	0.2
7	3.2	4.7	1.4
6.4	3.2	4.5	1.5
6.9	3.1	4.9	1.5
5.5	2.3	4	1.3
6.3	2.5	5	1.9
6.5	3	5.2	2
6.2	3.4	5.4	2.3
5.9	3	5.1	1.8

↓

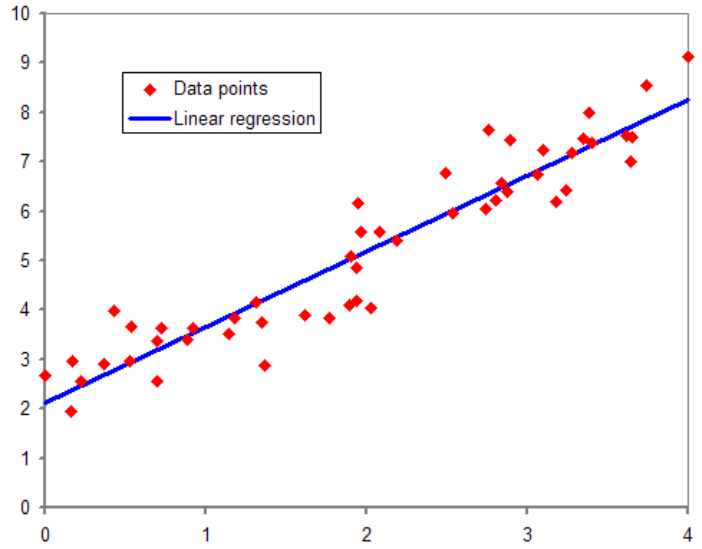
Modelo entrenado

↓

Inferencias

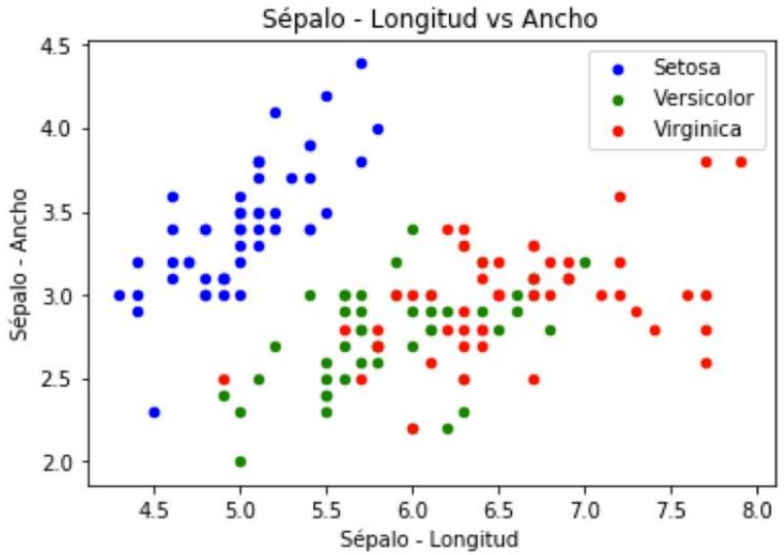
Configurar el modelo, Entrenar el modelo, ajuste de parámetros mediante la optimización iterativa. Evitar el sobreajuste / subajuste

Comprensión de datos → Preprocesamiento → Procesamiento (Modelado) → Posprocesamiento Evaluación → Despliegue



Predecir un valor real

- múltiples variables de entrada, regresión multivariante.
- Variables se ordenan por tiempo, pronóstico de series de tiempo.



Clasificación

- Binaria
- Multiclase

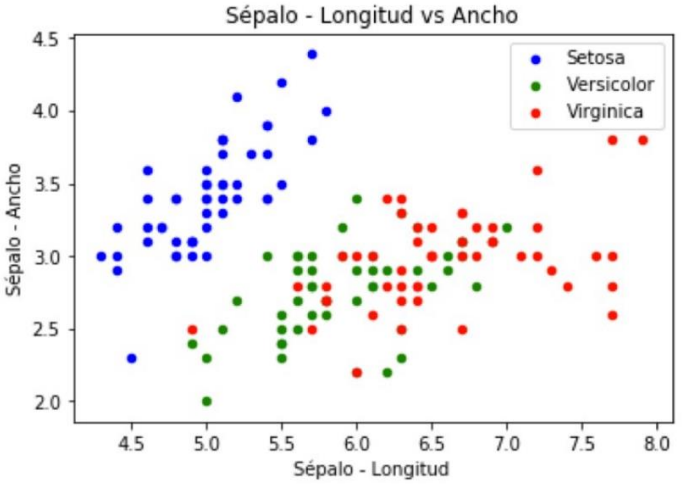
Comprensión de datos → **Preprocesamiento** → Procesamiento (Modelado) → Posprocesamiento Evaluación → Despliegue

Disponer de fuentes de datos

Archivos

- Fila: registro o ejemplo
- Columna: atributo, variable, caracteristica
- Datos numéricos o nominales
- ML requiere datos numericos

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Especies
5.1	3.5	1.4	0.2	I. setosa
4.9	3	1.4	0.2	I. setosa
4.7	3.2	1.3	0.2	I. setosa
4.6	3.1	1.5	0.2	I. setosa
5	3.6	1.4	0.2	I. setosa
5.4	3.9	1.7	0.4	I. setosa
4.6	3.4	1.4	0.3	I. setosa
5	3.4	1.5	0.2	I. setosa
4.4	2.9	1.4	0.2	I. setosa



Ap Supervisado
Clasificación multiclase

Datos nominales a categórico

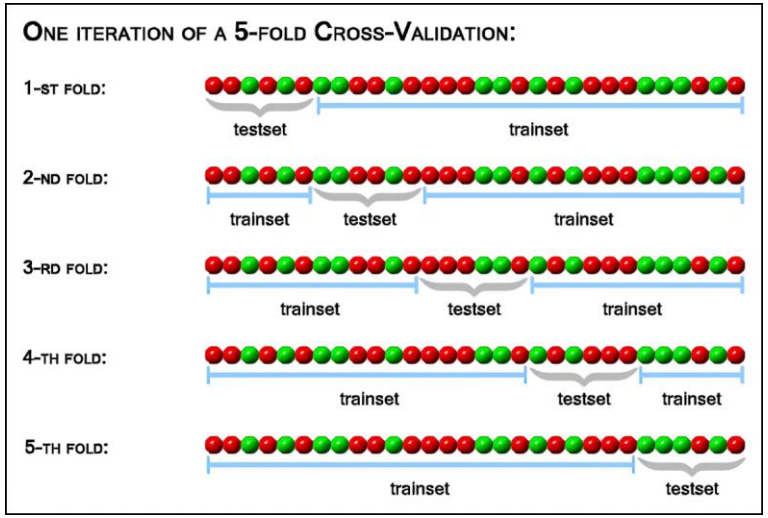
Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Especies	**Specie**
5.1	3.5	1.4	0.2	I. setosa	0
4.9	3	1.4	0.2	I. setosa	0
4.7	3.2	1.3	0.2	I. setosa	0
4.6	3.1	1.5	0.2	I. setosa	0
5	3.6	1.4	0.2	I. setosa	0
5.4	3.9	1.7	0.4	I. setosa	0
4.6	3.4	1.4	0.3	I. setosa	0
5	3.4	1.5	0.2	I. setosa	0

Specie: 0 setosa; 1 versicolor; 2 virginica

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Especies	Specie1	Specie 2	Specie 3
4.6	3.2	1.4	0.2	I. setosa	1	0	0
5.3	3.7	1.5	0.2	I. setosa	1	0	0
5	3.3	1.4	0.2	I. setosa	1	0	0
7	3.2	4.7	1.4	I. versicolor	0	1	0
6.4	3.2	4.5	1.5	I. versicolor	0	1	0
6.9	3.1	4.9	1.5	I. versicolor	0	1	0
5.5	2.3	4	1.3	I. versicolor	0	1	0
6.3	2.5	5	1.9	I. virginica	0	0	1
6.5	3	5.2	2	I. virginica	0	0	1
6.2	3.4	5.4	2.3	I. virginica	0	0	1
5.9	3	5.1	1.8	I. virginica	0	0	1

Datos nominales a One-hot

- Manejar datos nominales
  - Convertir texto a número.
    - Datos categóricos (Ej. Iris asignar valores: 0,1,2)
    - One hot (tantas etiquetas de salida como valores asuma la variable output, solo 1 activa por vez)
- Detectar valores nulos / faltantes
  - Eliminar filas / columnas
  - Reemplazar (con aproximaciones): valores calculados (media, medana, moda) / conocimiento del experto
- Detectar outlier
  - Outlier, variable detectable en gráfica
  - Opinión del experto sobre valor outlier
- Normalizar datos
  - Cada característa debe poseer su rango de datos
- Dividir los datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba.



Entrenamiento	Validación

Entrenamiento	Validación	Prueba

Comprensión de datos → Preprocesamiento → **Procesamiento** (Modelado) → Posprocesamiento Evaluación → Despliegue

Datos entrenamiento

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Specie1	Specie 2	Specie 3
4.6	3.2	1.4	0.2	1	0	0
5.3	3.7	1.5	0.2	1	0	0
5	3.3	1.4	0.2	1	0	0
7	3.2	4.7	1.4	0	1	0
6.4	3.2	4.5	1.5	0	1	0
6.9	3.1	4.9	1.5	0	1	0
5.5	2.3	4	1.3	0	1	0
6.3	2.5	5	1.9	0	0	1
6.5	3	5.2	2	0	0	1
6.2	3.4	5.4	2.3	0	0	1
5.9	3	5.1	1.8	0	0	1

Modelo / Tecnología IA

k-means SVM

RF MLP

K-Nearest neighbor

Deep Learning

CNN RNN

GAN DBN

Algoritmo Aprendizaje RNA

Backpropagation
Descenso gradiente
....

Funciones activacion / transferencia

hiperparámetros
Nro capas / neuronas
F. activación(transferencia)
Learning rate (alfa)
otras

Métricas:
- Modelo predictivo
- Modelo clasificación

Datos validación / Nuevos datos

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo
4.6	3.2	1.4	0.2
5.3	3.7	1.5	0.2
5	3.3	1.4	0.2
7	3.2	4.7	1.4
6.4	3.2	4.5	1.5
6.9	3.1	4.9	1.5
5.5	2.3	4	1.3
6.3	2.5	5	1.9
6.5	3	5.2	2
6.2	3.4	5.4	2.3
5.9	3	5.1	1.8

Modelo entrenado

Inferencias

Configurar el modelo, Entrenar el modelo, ajuste de parámetros mediante la optimización iterativa. Evitar el sobreajuste / subajuste

Comprensión de datos → Preprocesamiento → **Procesamiento** (Modelado) → Posprocesamiento Evaluación → Despliegue

Datos entrenamiento

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo	Specie1	Specie 2	Specie 3
4.6	3.2	1.4	0.2	1	0	0
5.3	3.7	1.5	0.2	1	0	0
5	3.3	1.4	0.2	1	0	0
7	3.2	4.7	1.4	0	1	0
6.4	3.2	4.5	1.5	0	1	0
6.9	3.1	4.9	1.5	0	1	0
5.5	2.3	4	1.3	0	1	0
6.3	2.5	5	1.9	0	0	1
6.5	3	5.2	2	0	0	1
6.2	3.4	5.4	2.3	0	0	1
5.9	3	5.1	1.8	0	0	1

k-means SVM

RF MLP

K-Nearest neighbor

Deep Learning

CNN RNN

GAN DBN

Modelo / Tecnología IA

→

Algoritmo Aprendizaje RNA

Backpropagation
Descenso gradiente
....

Funciones activación / transferencia

Hiperparámetros en RNA
Nro capas / neuronas
F. activación(transferencia)
Learning rate (alfa)
otras

Métricas:
- Modelo predictivo
- Modelo clasificación

→

Modelo entrenado

Datos validación / Nuevos datos

Largo de sépalo	Ancho de sépalo	Largo de pétalo	Ancho de pétalo
4.6	3.2	1.4	0.2
5.3	3.7	1.5	0.2
5	3.3	1.4	0.2
7	3.2	4.7	1.4
6.4	3.2	4.5	1.5
6.9	3.1	4.9	1.5
5.5	2.3	4	1.3
6.3	2.5	5	1.9
6.5	3	5.2	2
6.2	3.4	5.4	2.3
5.9	3	5.1	1.8

↓

Modelo entrenado

↓

Inferencias

Validar resultados. Aplicación de metricas [RMS, MAE / precisión, recall, accuracy, F1-score]. Ajuste si corresponde. Enfatizar la interpretación.

3. Posprocesamiento

Análisis de resultados. Ejemplos

Tabla 5. Resultados utilizando Árboles de Decisión en la base de datos *Acceptors*

Algoritmo	**Exactitud**	**Área bajo la curva ROC**	**rVP**	**rVN**	
AlternatingDecisionTree (ADTree)		0.711	**0.931**	**0.591**	0.96
DecisionStump	0	0.726	0	1	
Id3	0.492	0.73	0.555	0.904	
J48	0.591	0.727	0.548	0.937	
RandomForest (10 trees, 8 random features)	**0.771**	0.847	0.111	0.995	
RandomForest (5 trees, 8 random features)	0.613	0.785	0.241	0.975	
RandomTree	0.219	0.544	0.219	0.87	
REPTree	0.674	0.877	0.565	0.955	
SimpleCart	0.687	0.878	0.559	0.958	

Tabla 6. Resultados utilizando Árboles de Decisión en la base de datos *Donors*

Algoritmo	**Exactitud**	**Área bajo la curva ROC**	**rVP**	**rVN**
AlternatingDecisionTree (ADTree)	**0.827**	**0.967**	0.683	0.976
DecisionStump	0	0.706	0	1
Id3	0.695	0.841	0.735	0.946
J48	0.759	0.842	0.745	0.961
RandomForest (10 trees, 8 random features)	0.823	0.834	0.116	0.996
RandomForest (5 trees, 8 random features)	0.563	0.759	0.211	0.973
RandomTree	0.179	0.522	0.183	0.861
REPTree	0.768	0.929	**0.771**	0.961
SimpleCart	0.794	0.932	0.763	0.967

El algoritmo *ADTree* resultó el mejor método para la base de datos *Acceptors* según el área bajo la curva ROC y la razón de verdaderos positivos, mientras que en la de *Donors* fue por la exactitud y el área bajo la curva. La mayor razón de verdaderos positivos la obtuvo el método *REPTree* en ambas bases. Los clasificadores basados en árboles de decisión no brindaron resultados significativos puesto que los parámetros medidos fueron bajos.

Fuente: Díaz-Barrios et al. Algoritmos de aprendizaje automático para clasificación de Splice Sites en secuencias genómicas

Ejemplos

Los resultados de desempeño de los modelos seleccionados son enlistados en la Tabla 3. Cabe resaltar, que todos los modelos fueron entrenados usando 50 épocas de entrenamiento, sin embargo, solo se reporta la época con mejor desempeño de precisión para cada modelo. Además, el tiempo tomado por cada modelo para llegar a la época con mejor desempeño también es reportado.

De acuerdo con los resultados reportados en la Tabla 3, los primeros siete modelos superan el 90% en la métrica *IBA* y 97% en precisión, lo que nos indica que obtuvieron un excelente desempeño de predicción en todas sus clases con un alto grado de clasificación en cada clase.

Ahora bien, con el fin de determinar cuál es la mejor arquitectura para clasificar imágenes del COVID-19 se requiere de otra métrica, por lo cual utilizaremos la métrica de precisión. En la Fig. 5 se muestra los valores de precisión obtenidos por cada modelo de CNN en función del tiempo de entrenamiento con las imágenes de la base de datos para prueba.

De acuerdo con los resultados presentados en la Tabla 3 y en la Fig. 5, el valor de precisión más alto fue del 97.75%, el cual fue obtenido por tres arquitecturas: Wide_resnet101_2, Resnext101_32x8d y Resnext50_32x4d.

Tabla 3. Métricas de desempeño para cada modelo de CNN

Modelo (mejor época/total épocas)	MÉTRICAS DE DESEMPEÑO						
	Precisión	Sensibilidad	Especificidad	F1-score	G_mean	IBA	Tiempo (min)
Wide_resnet101_2 (26/50)	**97.75**	**97.75**	96.76	**97.75**	97.25	94.66	61.45
Resnext101_32x8d (21/50)	**97.75**	**97.75**	96.40	**97.75**	97.06	94.34	76.98
Resnext50_32x4d (10/50)	**97.75**	**97.75**	96.07	**97.75**	96.89	94.04	36.10
Inception_V3 (47/50)	97.69	97.67	**97.16**	97.67	**97.41**	**94.94**	113.28
Mnasnet1_0 (49/50)	97.58	97.50	97.03	97.52	97.26	94.63	95.22
Wide_resnet50_2 (44/50)	97.50	97.50	96.16	97.50	96.82	93.86	111.27
Mobilenet_v2 (9/50)	97.42	97.42	95.64	97.41	96.50	93.29	26.97
Shufflenet_v2_x0_5 (48/50)	95.70	95.67	93.57	95.67	94.57	89.62	83.00

Referencias

W. S. McCulloch y W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, *5*(4), 115-133. 1943, https://doi.org/10.1007/bf02459570

M. Minsky, S. Papert, Seymour, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. MIT Press. 1969 ISBN 0-262-63022-2. Perceptrons; an Introduction to Computational Geometry - Marvin Minsky, Seymour Papert - Google Libros

S. J. Russell y P. Norvig Inteligencia Artificial: Un Enfoque Moderno, 3ra Edición. Prentice Hall, USA, 2009

S. Haykin, Neural Networks and Learning Machines, 3ra Edición, Prentice Hall, USA, 2009.

S. I. Gallant, "Perceptron-based learning algorithms," in *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 1, no. 2, pp. 179-191, June 1990, doi: 10.1109/72.80230.

Publicaciones de la temática