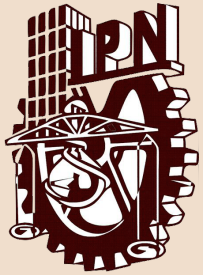


Ricardo Balderas, Oscar Chaparro,
Alberto Maldonado, Miguel Martínez.
Jesús Alberto Martínez Castro.

22 de noviembre de 2020

Instituto Politécnico Nacional
Centro de Investigación en Computación

# Agenda

En Dios confiamos,
todos los demás tenemos que
aportar datos.

---

*William Deming.*

En Dios confiamos,
todos los demás tenemos que aportar datos.

---

*William Deming.*

Los datos son el nuevo crudo.

---

*Clive Humby.*

Dato proviene del latin "datum" cualquier cosa o hecho dado por cierto.

Dato proviene del latin "datum" cualquier cosa o hecho dado por cierto.

En la actualidad "Dato" es cualquier representación simbólica que se pueda almacenar, analizar y reorganizar.

Dato proviene del latin "datum" cualquier cosa o hecho dado por cierto.

En la actualidad "Dato" es cualquier representación simbólica que se pueda almacenar, analizar y reorganizar.

En el 2015, un estudio de IBM afirmaba que se creaban más de $2.5 * 10^{18}$ bytes de datos y la mayoría de ellos, aproximadamente el 90 % se produjeron durante los ultimos 2 años [1].

Dato proviene del latin "datum" cualquier cosa o hecho dado por cierto.

En la actualidad "Dato" es cualquier representación simbólica que se pueda almacenar, analizar y reorganizar.

En el 2015, un estudio de IBM afirmaba que se creaban más de $2.5 * 10^{18}$ bytes de datos y la mayoría de ellos, aproximadamente el 90 % se produjeron durante los ultimos 2 años [1].

Más del 20 % de estos datos se encuentran ya en internet,

Dato proviene del latin "datum" cualquier cosa o hecho dado por cierto.

En la actualidad "Dato" es cualquier representación simbólica que se pueda almacenar, analizar y reorganizar.

En el 2015, un estudio de IBM afirmaba que se creaban más de $2.5 * 10^{18}$ bytes de datos y la mayoría de ellos, aproximadamente el 90 % se produjeron durante los ultimos 2 años [1].

Más del 20 % de estos datos se encuentran ya en internet, mientras que el 80 % restante permanecen guardados en grandes corporaciones.

Primer experimento de recolección de datos para predecir sucesos posteriores fue en 1663. El estadístico inglés John Graunt recopiló información sobre la mortalidad en Londres y gracias a ello pudo alertar con antelación del resurgimiento de la peste bubónica en Europa.

Primer experimento de recolección de datos para predecir sucesos posteriores fue en 1663. El estadístico inglés John Graunt recopiló información sobre la mortalidad en Londres y gracias a ello pudo alertar con antelación del resurgimiento de la peste bubónica en Europa.

En 1939 empleados de una empresa de transportes de Londres examinaron más de cuatro millones de billetes usados de metro.

Primer experimento de recolección de datos para predecir sucesos posteriores fue en 1663. El estadístico inglés John Graunt recopiló información sobre la mortalidad en Londres y gracias a ello pudo alertar con antelación del resurgimiento de la peste bubónica en Europa.

En 1939 empleados de una empresa de transportes de Londres examinaron más de cuatro millones de billetes usados de metro.

Primer experimento de recolección de datos para predecir sucesos posteriores fue en 1663. El estadístico inglés John Graunt recopiló información sobre la mortalidad en Londres y gracias a ello pudo alertar con antelación del resurgimiento de la peste bubónica en Europa.

En 1939 empleados de una empresa de transportes de Londres examinaron más de cuatro millones de billetes usados de metro.

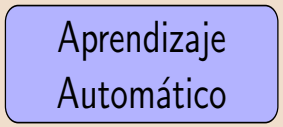
Se buscaba encontrar cuáles eran las rutas más o menos utilizadas y así poder ayudar a desarrollar nuevas infraestruturas.

# *Aprendizaje automático y patrones*

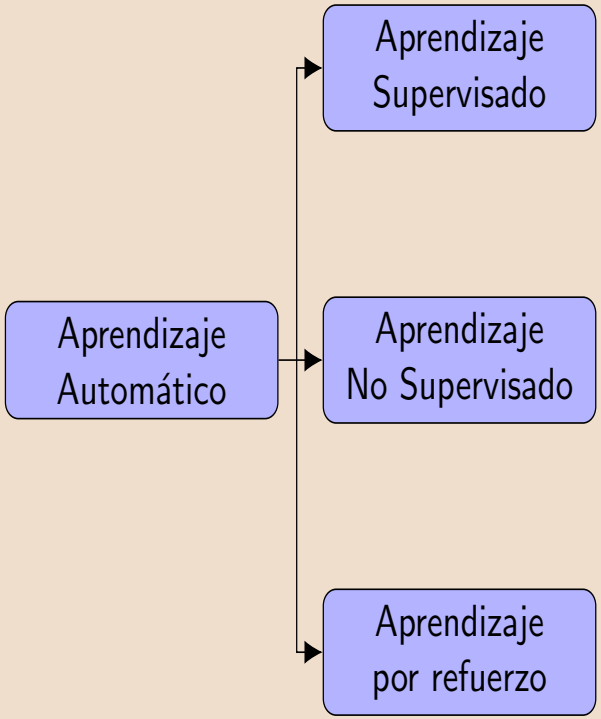
Kevin P. Murphy [2] define aprendizaje automático como el conjunto de métodos que automáticamente detectan patrones en los datos, y los usan para predecir el futuro o realizar otros tipos de decisiones bajo incertidumbre.

Es habitual también hablar de patrones para designar regularidades en los datos.

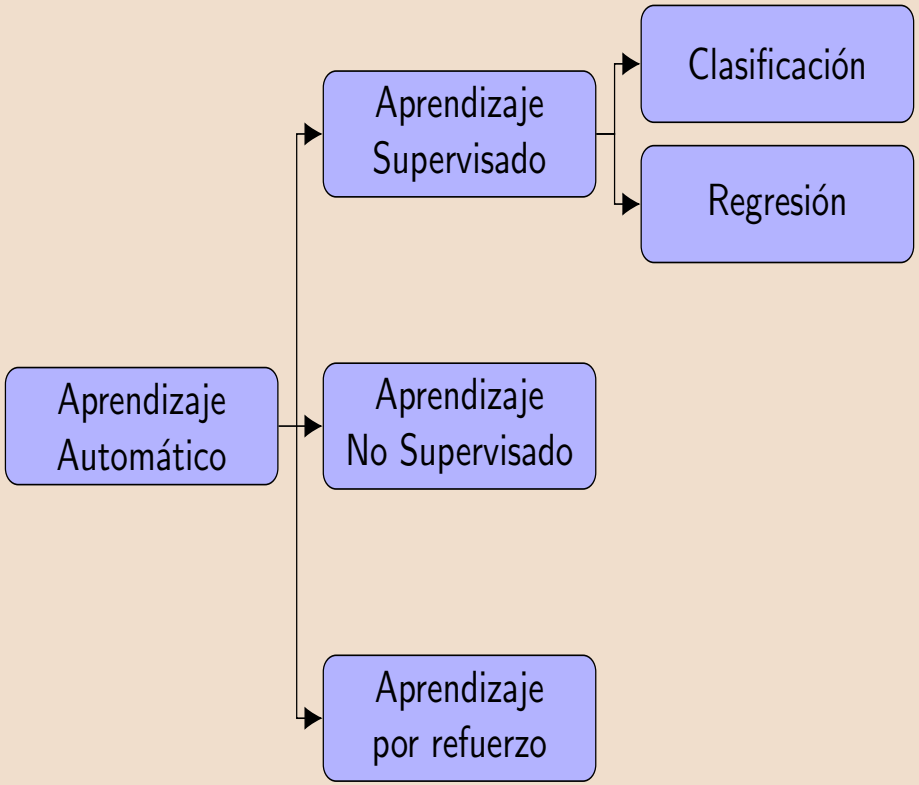
# *Ramas principales del aprendizaje automático*



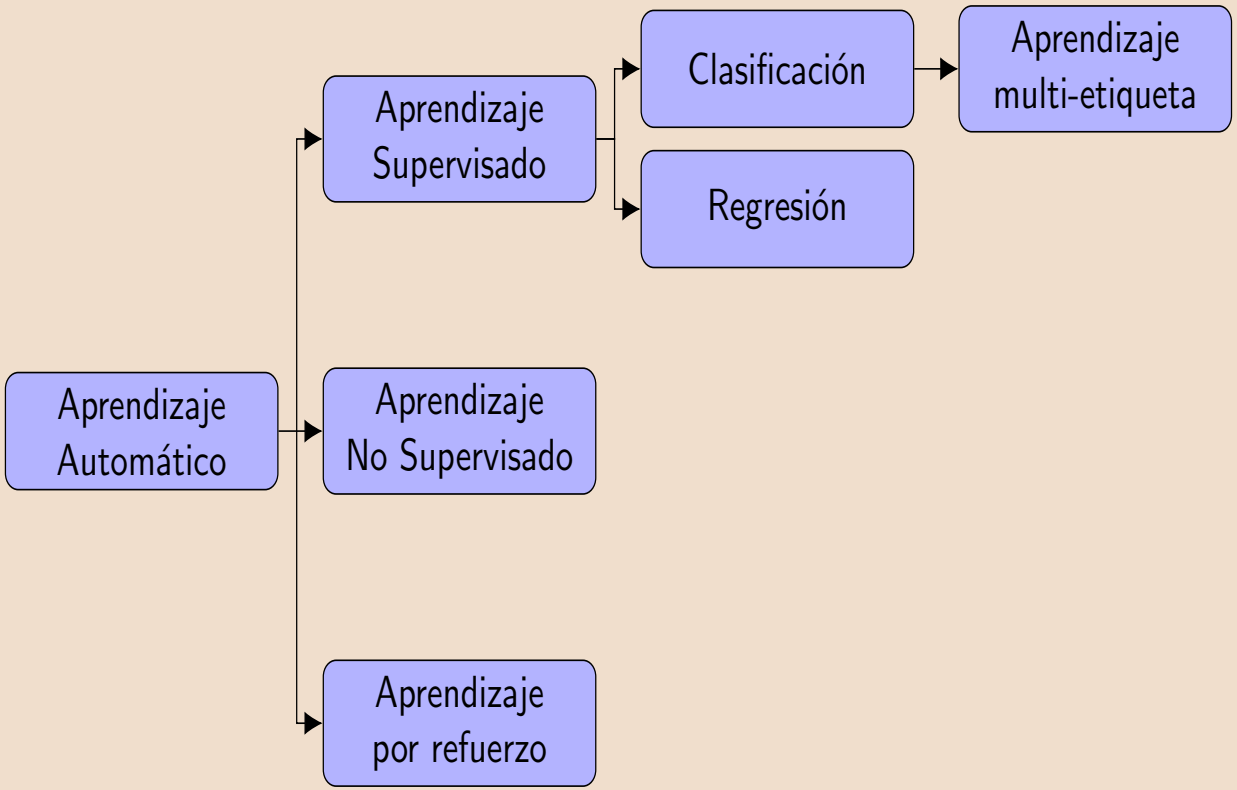
# Ramas principales del aprendizaje automático



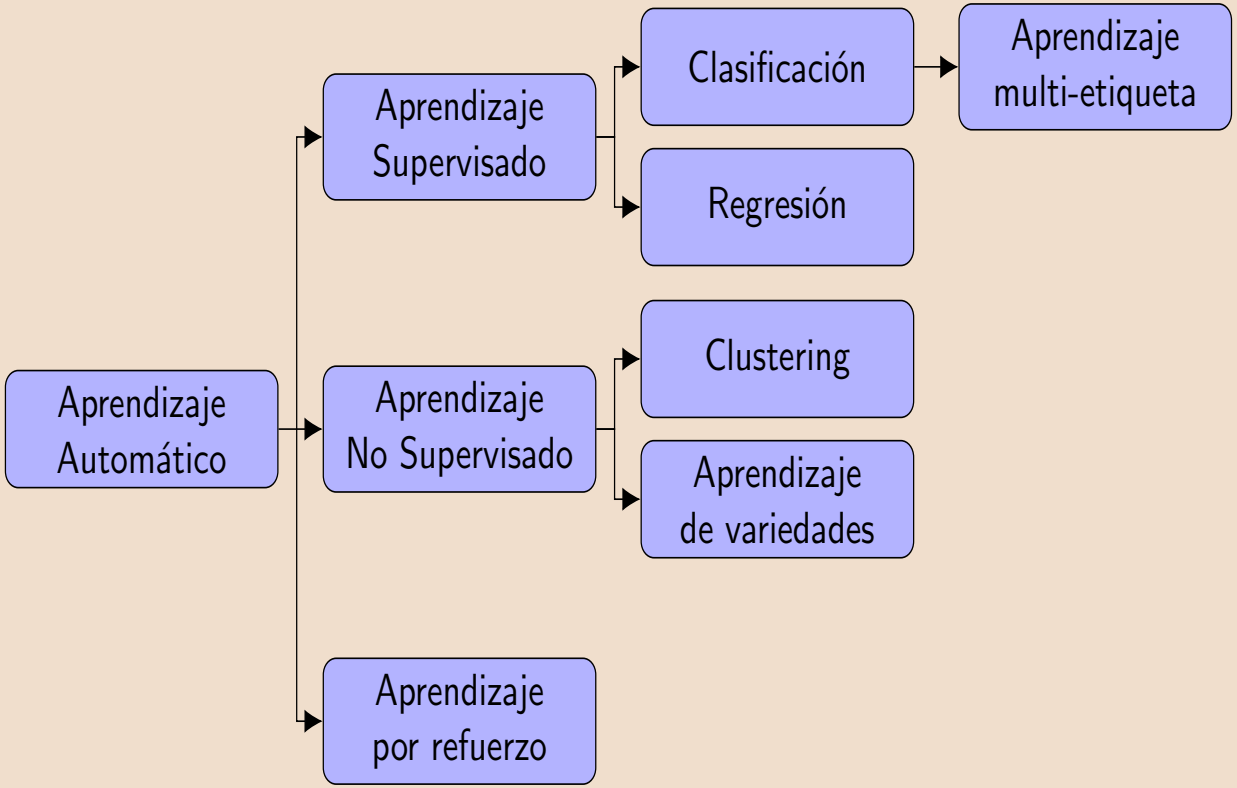
# Ramas principales del aprendizaje automático



# Ramas principales del aprendizaje automático



# Ramas principales del aprendizaje automático



# *Aprendizaje supervisado*

# *Aprendizaje supervisado*

El nombre de aprendizaje supervisado proviene del hecho que es necesaria la intervención de un maestro o supervisor que asigne correctamente el valor de la etiqueta en casos previamente adquiridos.

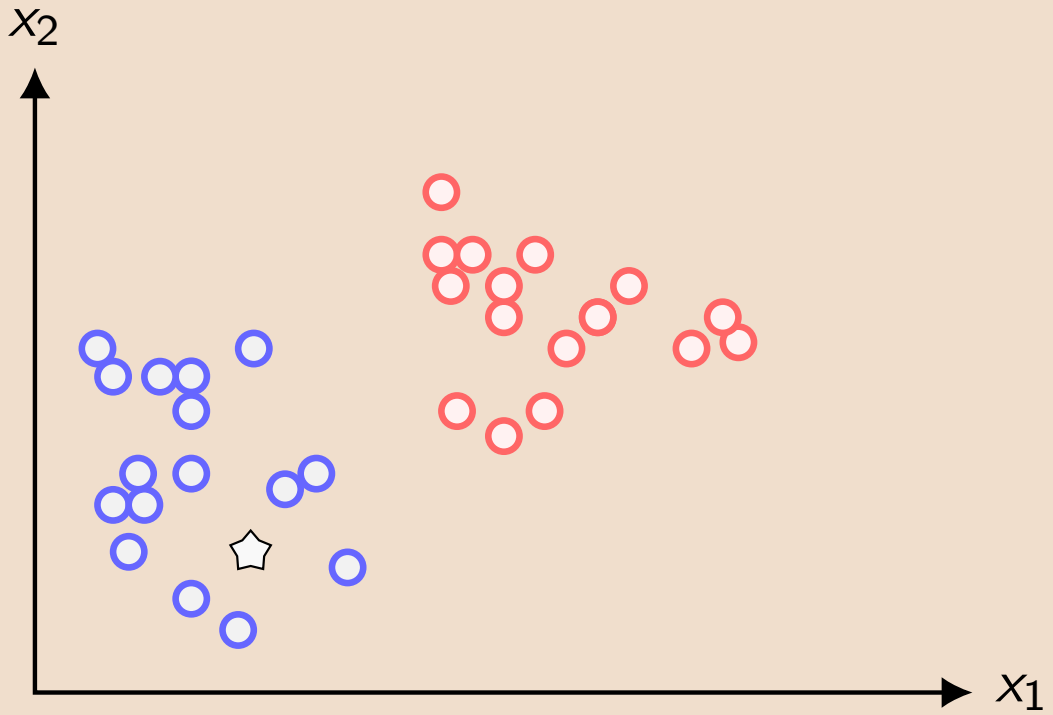
# *Aprendizaje supervisado*

El nombre de aprendizaje supervisado proviene del hecho que es necesaria la intervención de un maestro o supervisor que asigne correctamente el valor de la etiqueta en casos previamente adquiridos.

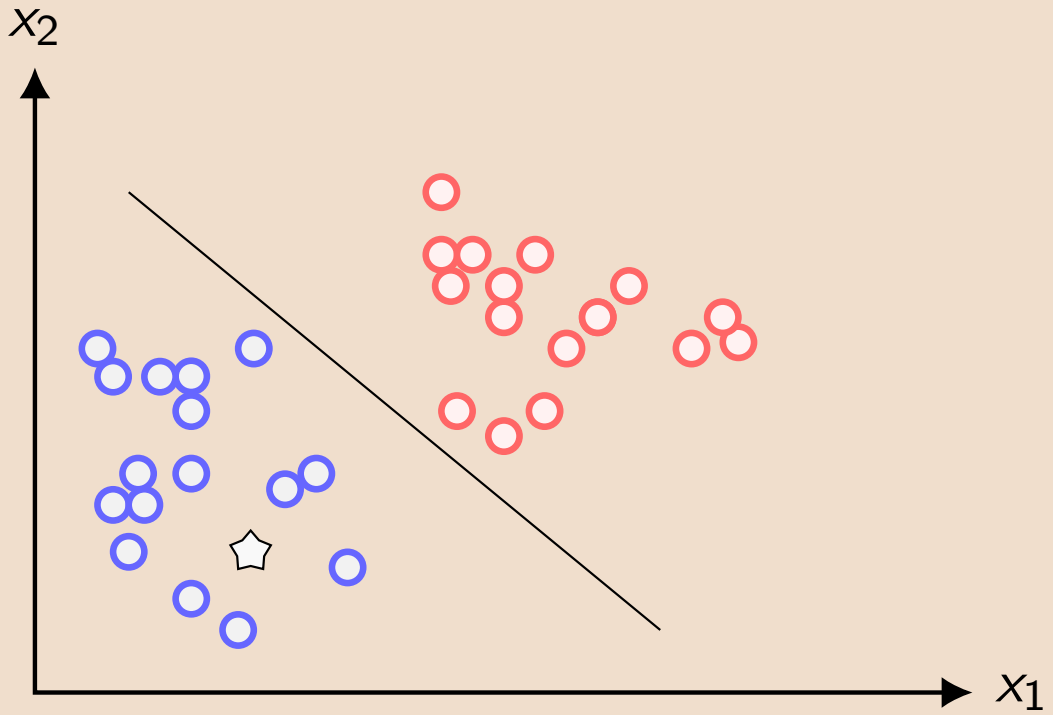
Desde un punto de vista formal, dado un conjunto de parejas dato-etiqueta, el aprendizaje supervisado busca un modelo que permita realizar una correspondencia de los datos a las etiquetas de tal forma que dado un nuevo dato que no se haya visto anteriormente el algoritmo de aprendizaje supervisado permita predecir la etiqueta que le correspondería.

Cuando la etiqueta puede tomar un número finito de valores estamos frente a un problema de clasificación.

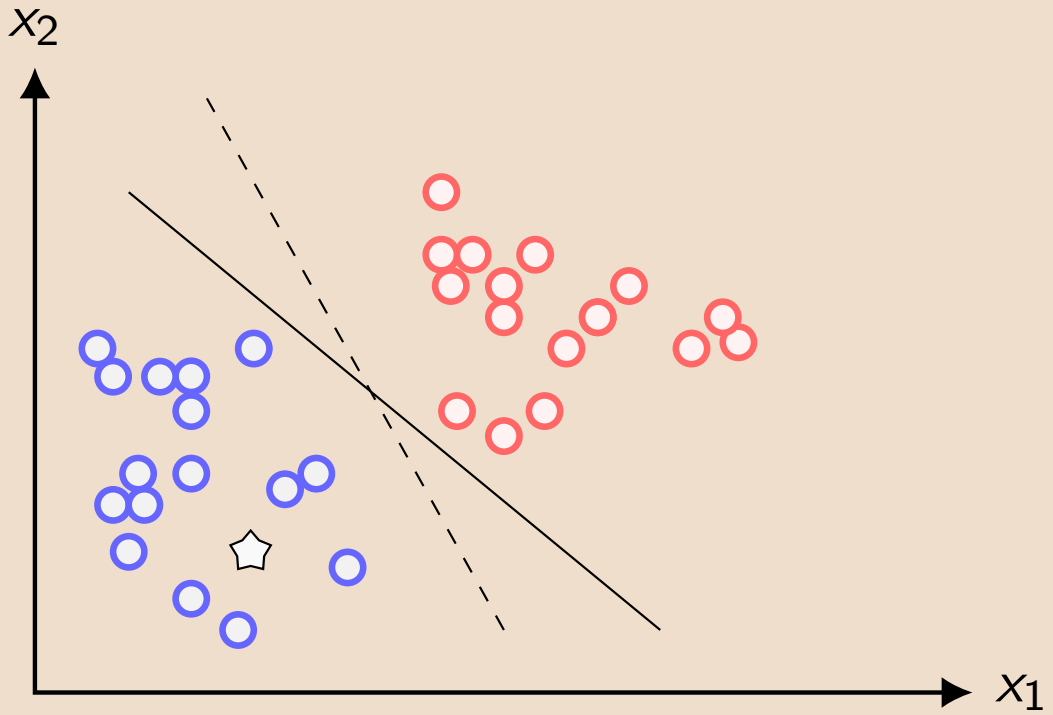
Cuando la etiqueta puede tomar un número finito de valores estamos frente a un problema de clasificación.



Cuando la etiqueta puede tomar un número finito de valores estamos frente a un problema de clasificación.



Cuando la etiqueta puede tomar un número finito de valores estamos frente a un problema de clasificación.

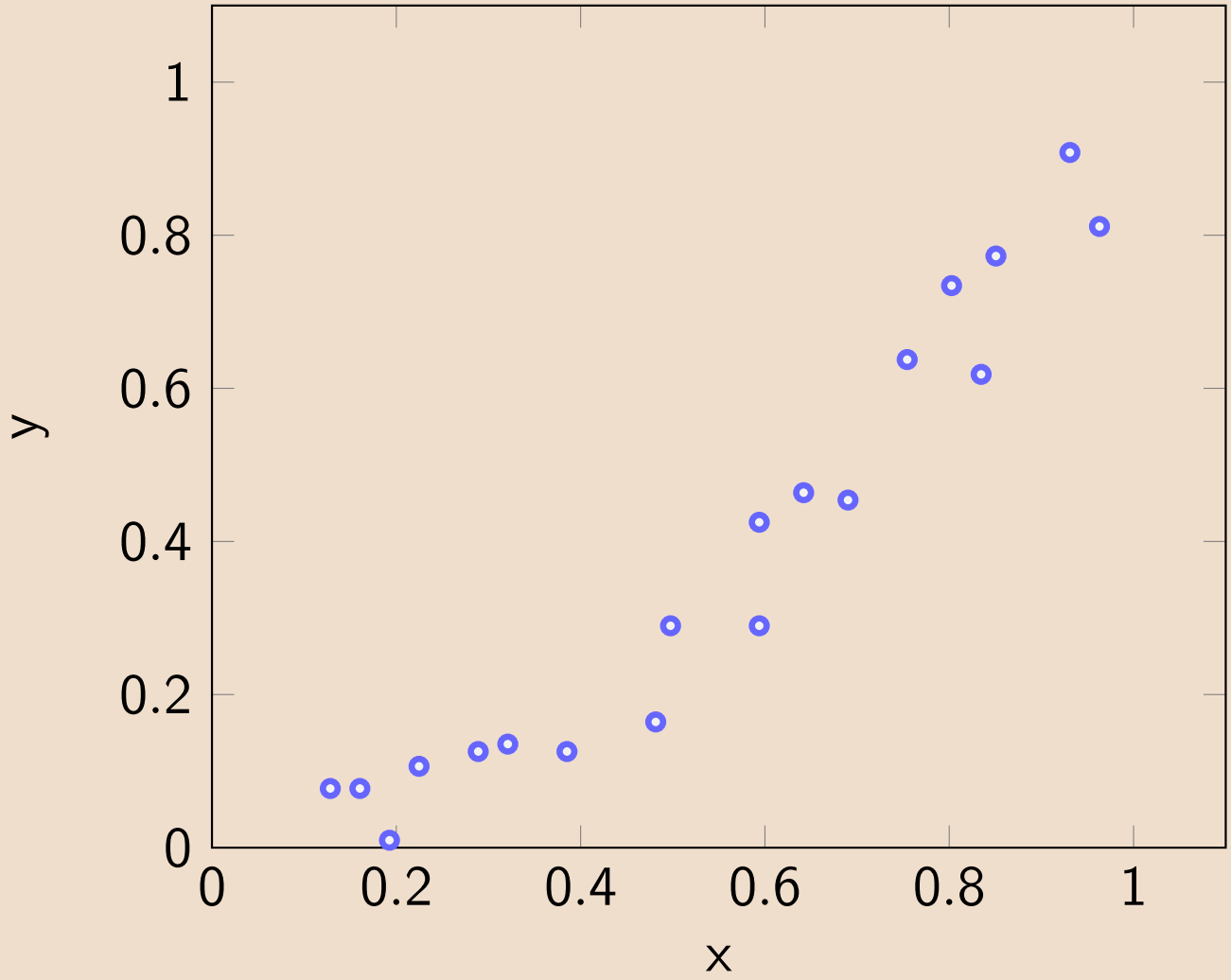


En ocasiones los datos pueden tener más de una etiqueta. Por ejemplo, en una misma película se pueden considerar varios géneros.

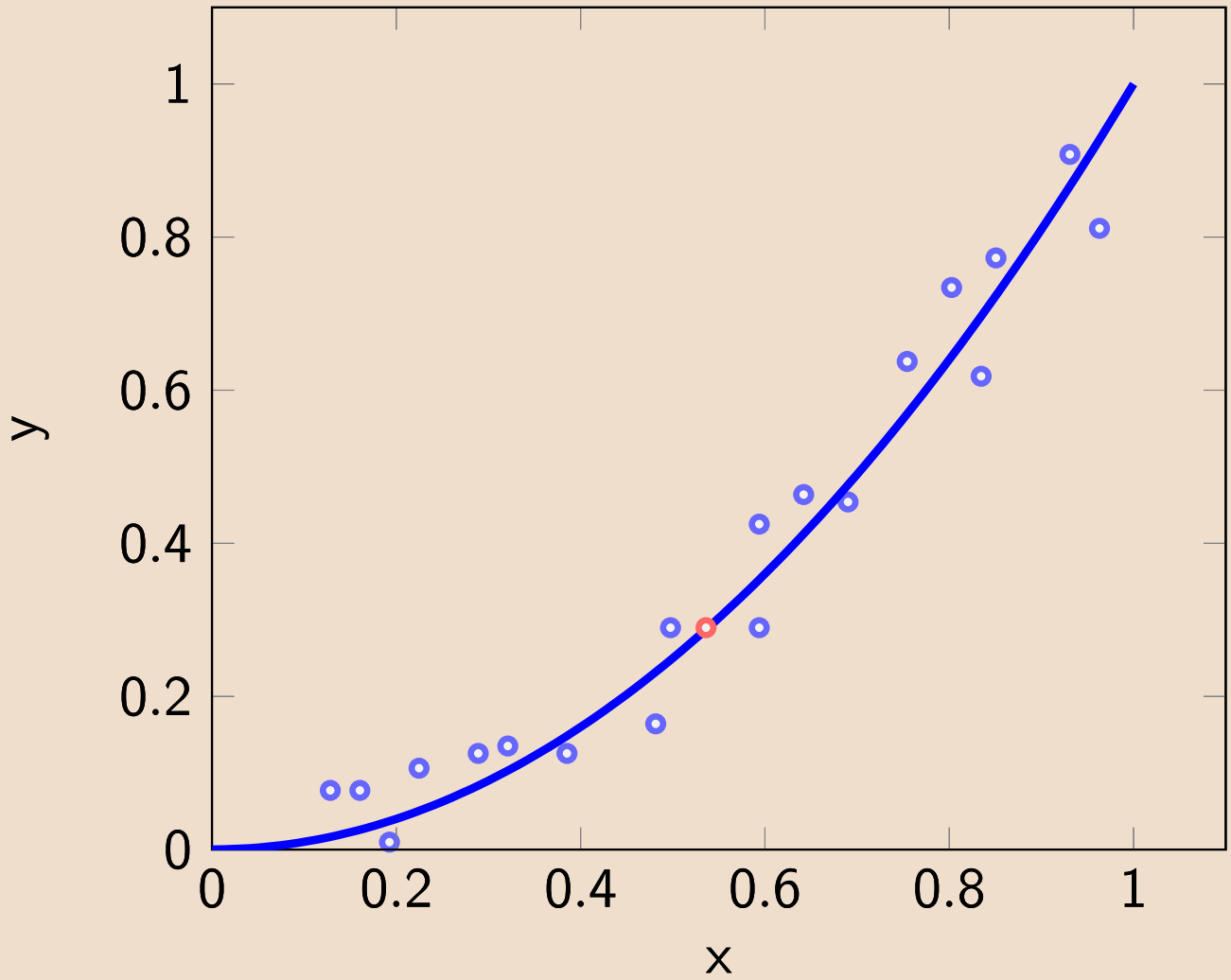
*Figura:* Aprendizaje Multi-etiqueta.

Si la etiqueta puede tomar un número infinito de valores, por ejemplo la predicción de un número real, llamamos a ese problema, regresión.

Si la etiqueta puede tomar un número infinito de valores, por ejemplo la predicción de un número real, llamamos a ese problema, regresión.



Si la etiqueta puede tomar un número infinito de valores, por ejemplo la predicción de un número real, llamamos a ese problema, regresión.



# *Aprendizaje no supervisado*

# *Aprendizaje no supervisado*

Este tipo de aprendizaje se distingue del supervisado por que no existe etiqueta que se quiera predecir, ni un tutor que anote previamente los datos e identifique cual es el resultado deseado.

# *Aprendizaje no supervisado*

Este tipo de aprendizaje se distingue del supervisado por que no existe etiqueta que se quiera predecir, ni un tutor que anote previamente los datos e identifique cual es el resultado deseado.

El aprendizaje no supervisado es importante cuando objetivo del aprendizaje es explorar y ganar más informacíon sobre los datos.

# *Aprendizaje no supervisado*

Este tipo de aprendizaje se distingue del supervisado por que no existe etiqueta que se quiera predecir, ni un tutor que anote previamente los datos e identifique cual es el resultado deseado.

El aprendizaje no supervisado es importante cuando objetivo del aprendizaje es explorar y ganar más informacíon sobre los datos.

Su componente clave es el concepto de similitud entre los datos.

# *Aprendizaje no supervisado*

Este tipo de aprendizaje se distingue del supervisado por que no existe etiqueta que se quiera predecir, ni un tutor que anote previamente los datos e identifique cual es el resultado deseado.

El aprendizaje no supervisado es importante cuando objetivo del aprendizaje es explorar y ganar más informacíon sobre los datos.

Su componente clave es el concepto de similitud entre los datos.

Se pueden distinguir dos grandes sub-familias dentro de este grupo:

## Métodos de agrupación o mixturas o clustering

Pretende dividir los datos en grupos excluyentes (un dato en un solo grupo) o no excluyentes (un dato puede pertenecer a diversos grupos con distinto indice de pertenencia).

## Métodos de agrupación o mixturas o clustering

Pretende dividir los datos en grupos excluyentes (un dato en un solo grupo) o no excluyentes (un dato puede pertenecer a diversos grupos con distinto indice de pertenencia).

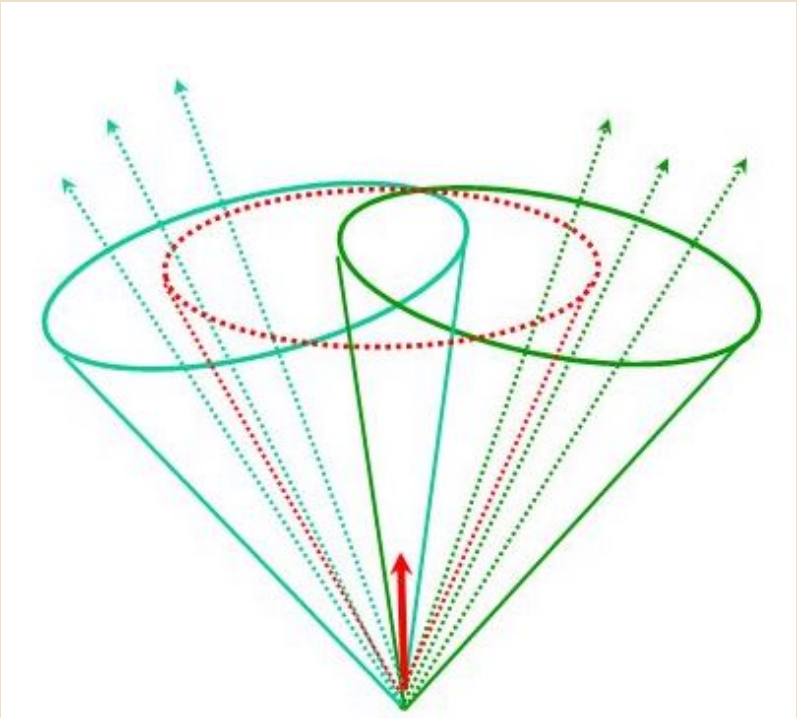


*Figura:* Una partícula puede o no pertenecer a jet dependiendo de parámetros geométricos.

## Aprendizaje de variedades

Desde un punto de vista informal e intuitivo, una variedad es un espacio tal que nuestra intuición sobre lo que está cerca y lejos se mantiene.

# *Aprendizaje por refuerzo*

# *Aprendizaje por refuerzo*

Este tipo de aprendizaje se basa en recompensas y penalizaciones.

# *Aprendizaje por refuerzo*

Este tipo de aprendizaje se basa en recompensas y penalizaciones.

En el aprendizaje por refuerzo no se especifica aquello que se busca como en el aprendizaje supervisado, sino que cuando el sistema de aprendizaje realiza una acción aceptable o correcta se le recompensa y se le penaliza en el caso contrario.

# *La representación del conocimiento*

Acaricien sus datos.

---

*Jesús Martínez.*

# Datos sin ordenar (ninguna caricia previa)

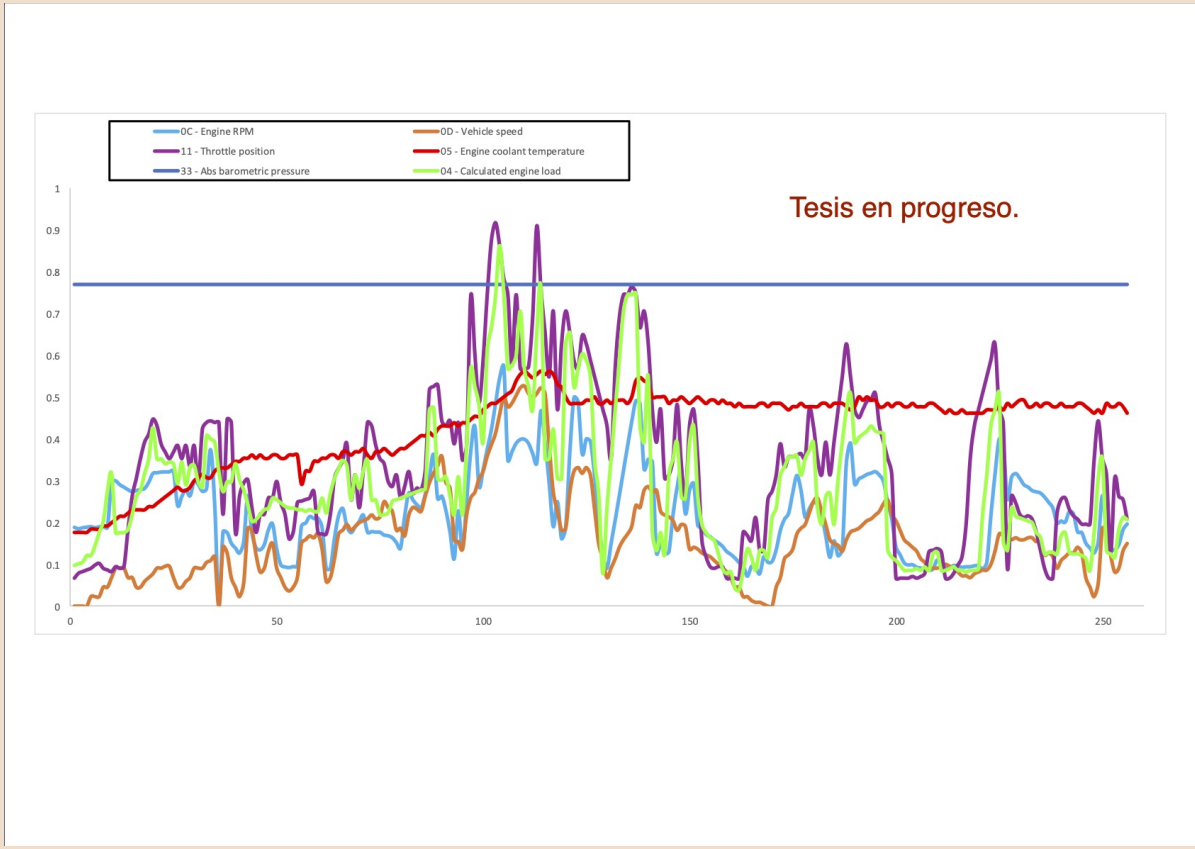



*Figura:* Diversos parámetros de conducción [1].

[1] Gracias a Raúl Castillo Luna por permitirnos mostrar sus gráficas

# Datos etiquetados

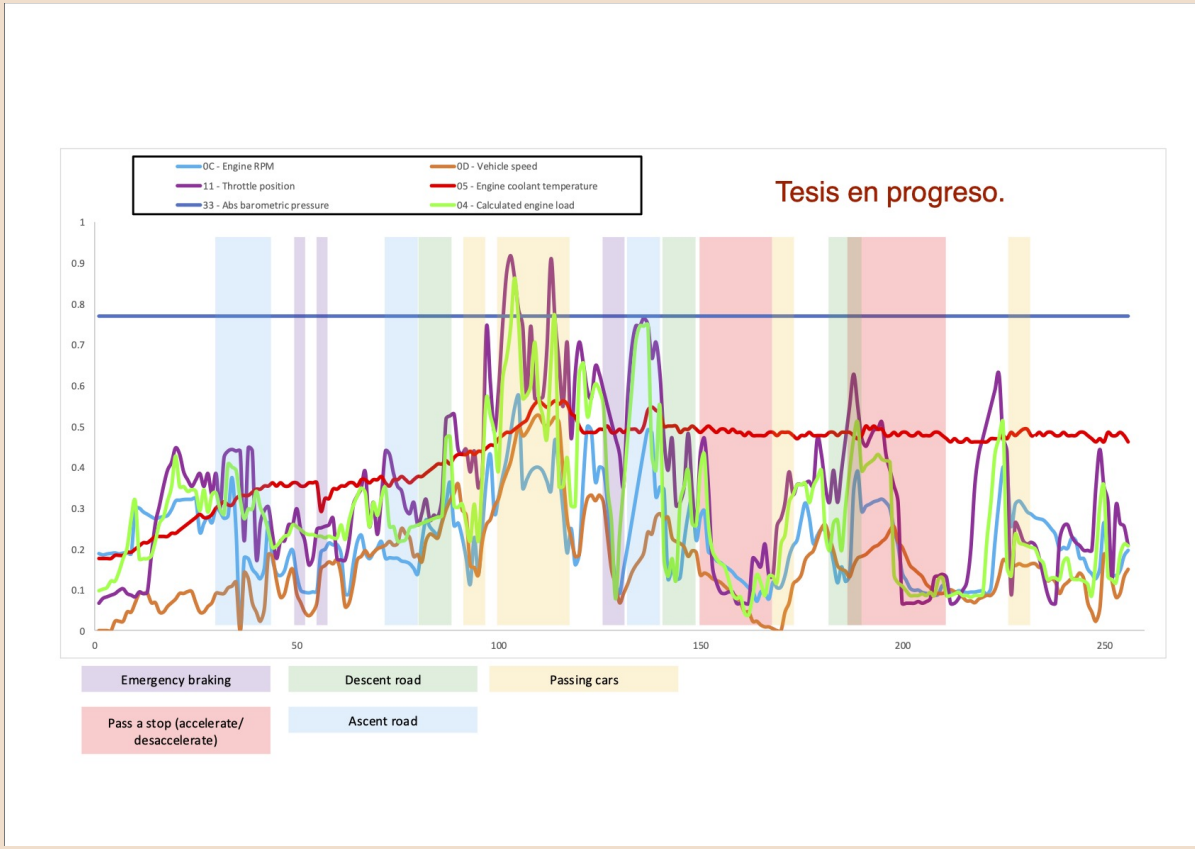


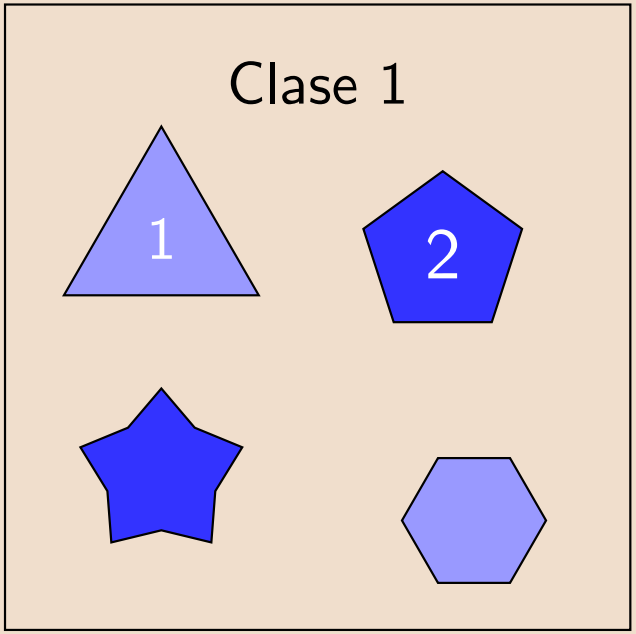

*Figura:* Diversos parámetros de conducción segmentados [2].

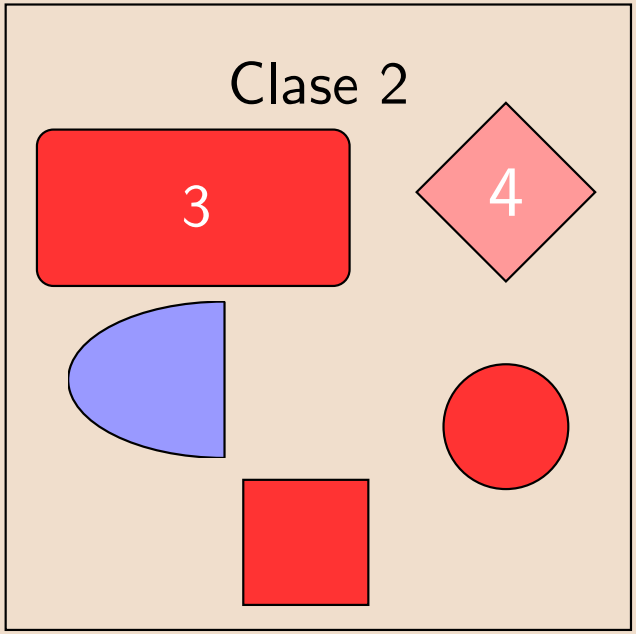
[2] Gracias a Raúl Castillo Luna por permitirnos mostrar sus gráficas

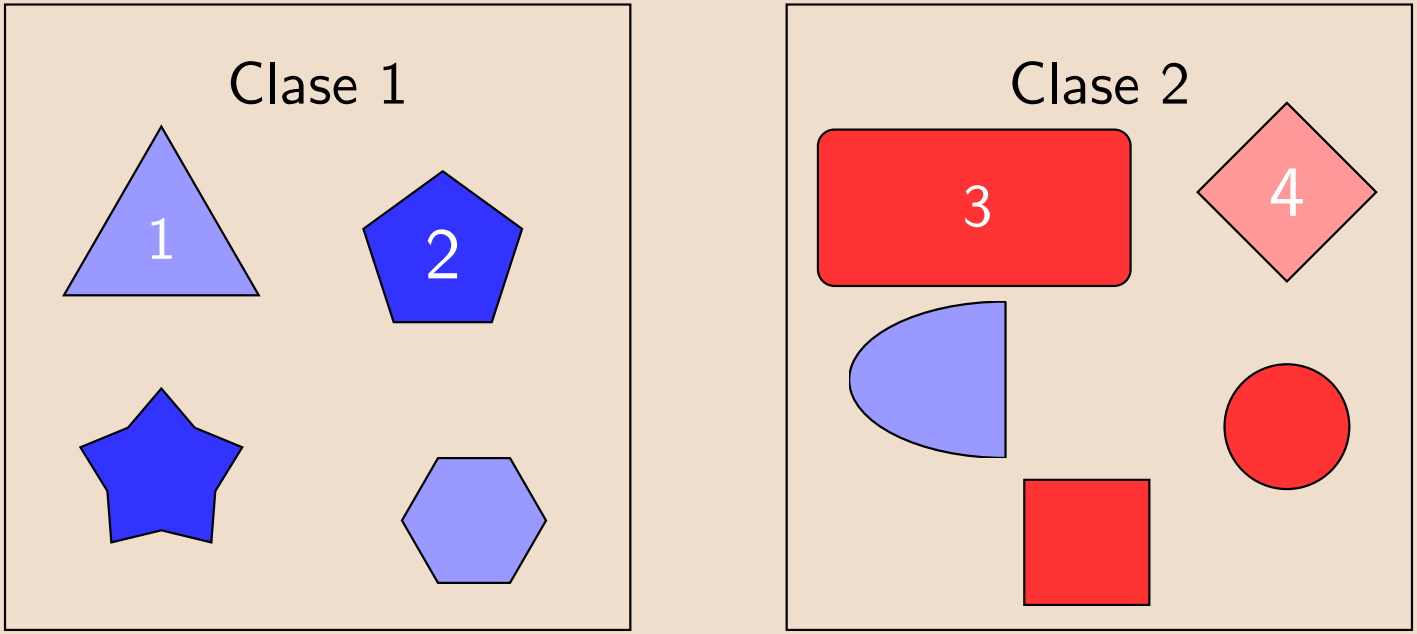
El primer paso necesario para el diseño y uso de los algoritmos de aprendizaje automático es la representación del conocimiento o de la experiencia previa.

Para ello se necesita, en general, una representación numérica de los conceptos y de las abstracciones de la vida real.

A este proceso se le conoce como extracción de características y consiste en la descripción de rasgos relevantes de los objetos de interes en relación a la tarea que debe llevarse a cabo y su posterior representación numérica.

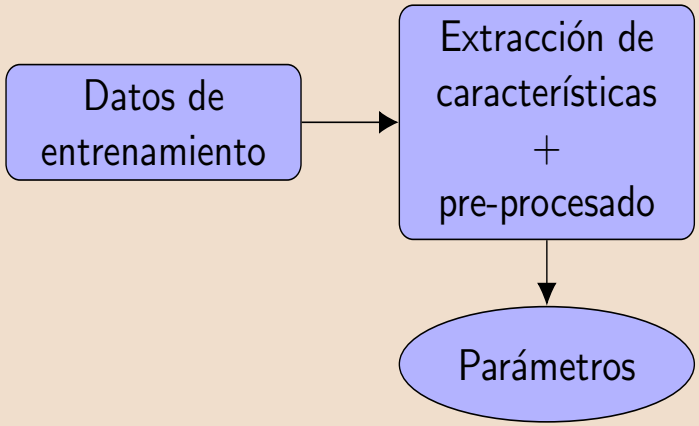

Clase 1
1
2

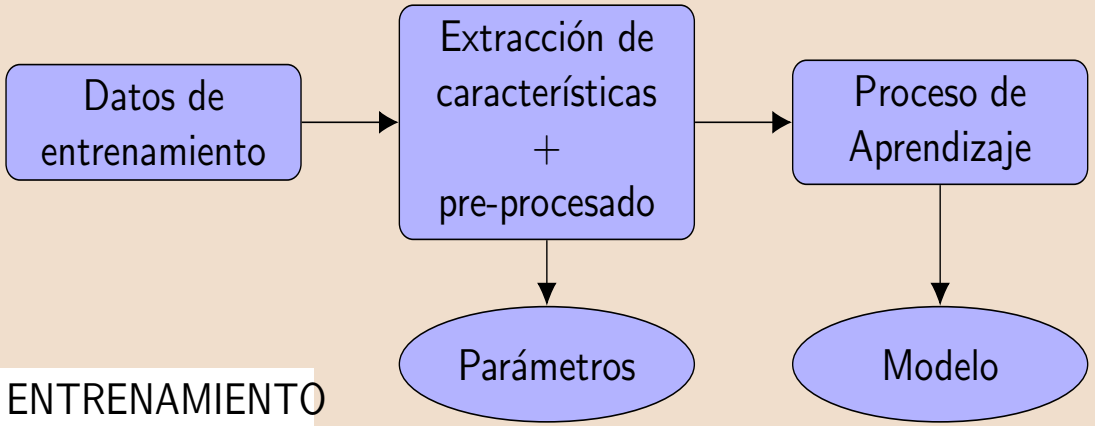

Clase 2
3
4

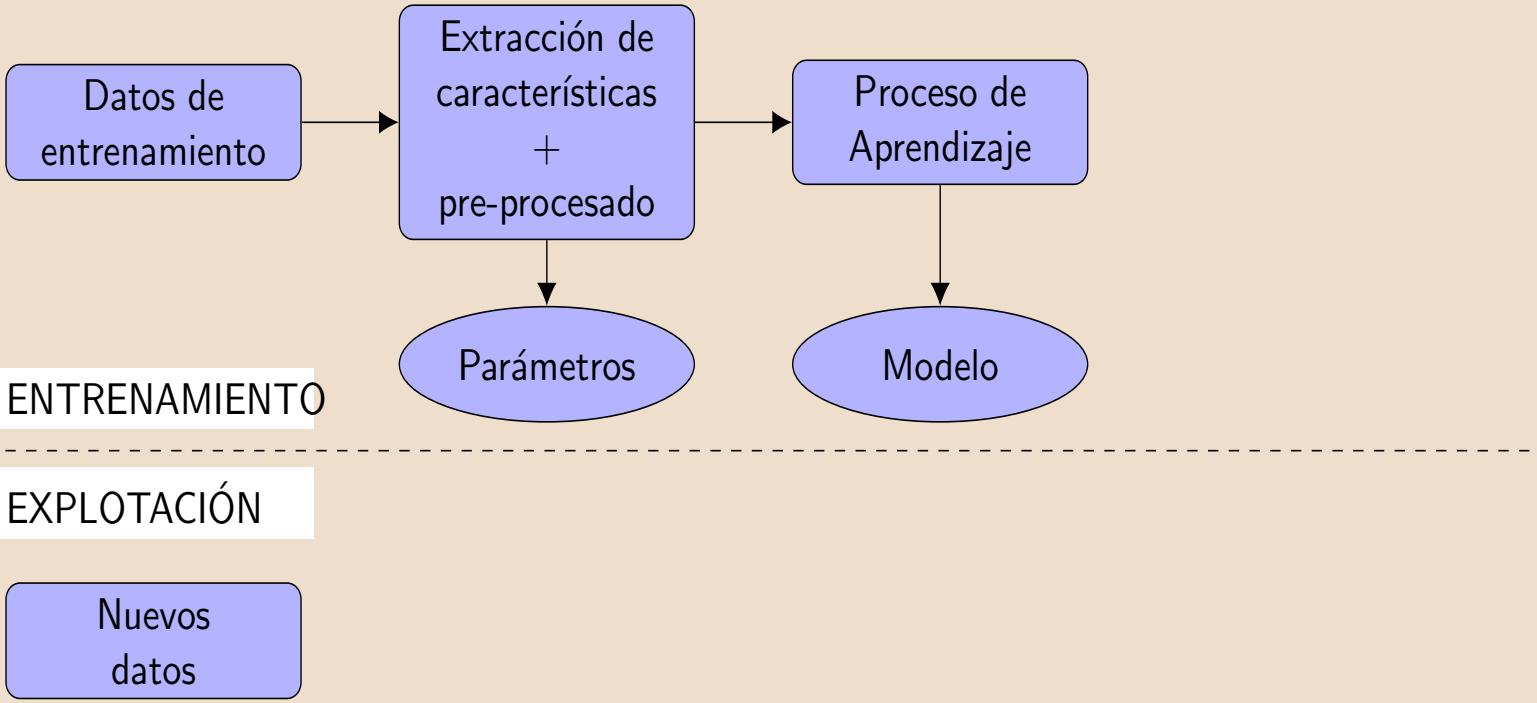


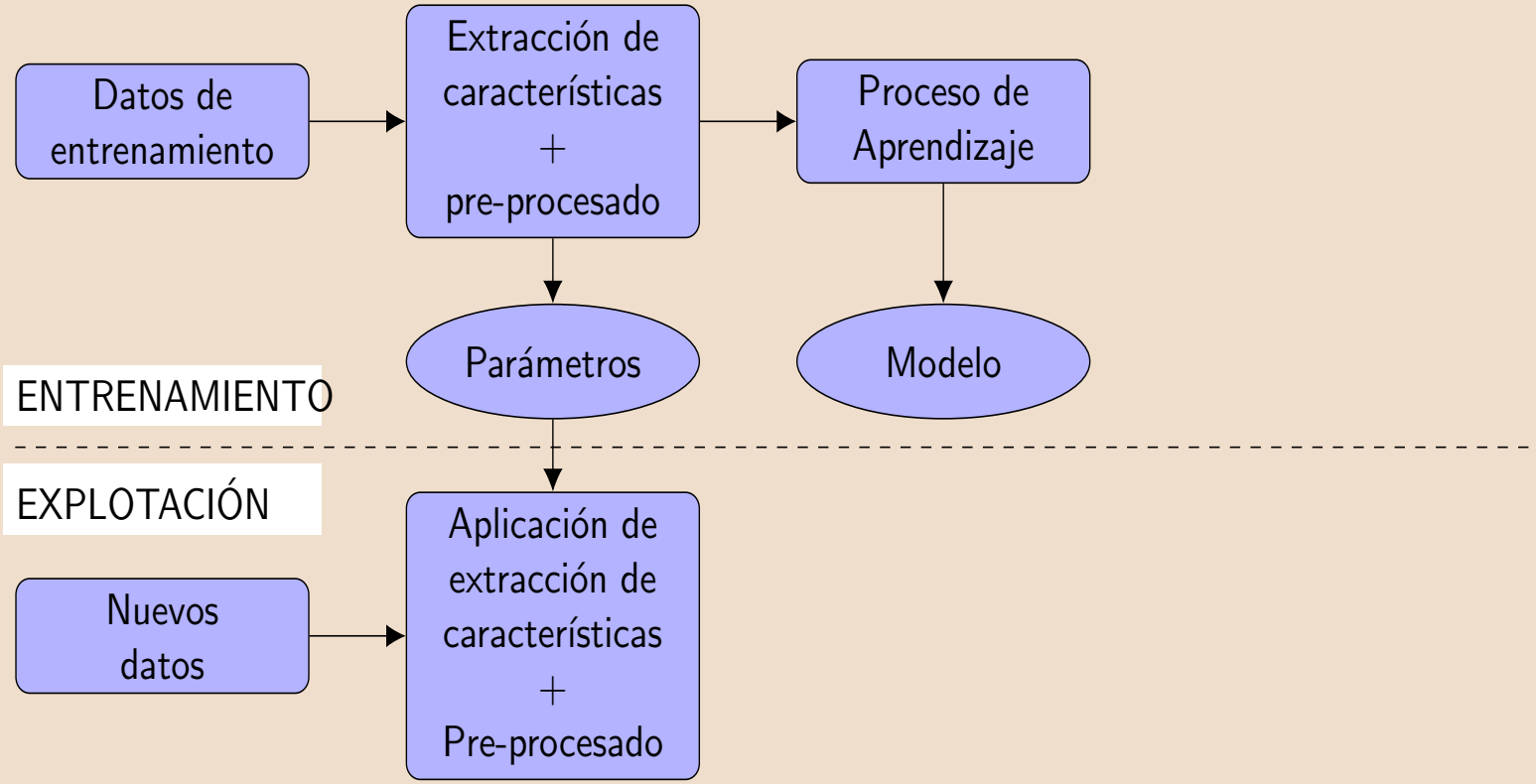

| Elemento | Color | Número de vértices | Vértices redondos | Clase |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Azul claro | 3 | no | 1 |
| 2 | Azul obscuro | 5 | no | 1 |
| 3 | Rojo obscuro | 4 | sí | 2 |
| 4 | Rojo claro | 4 | no | 2 |

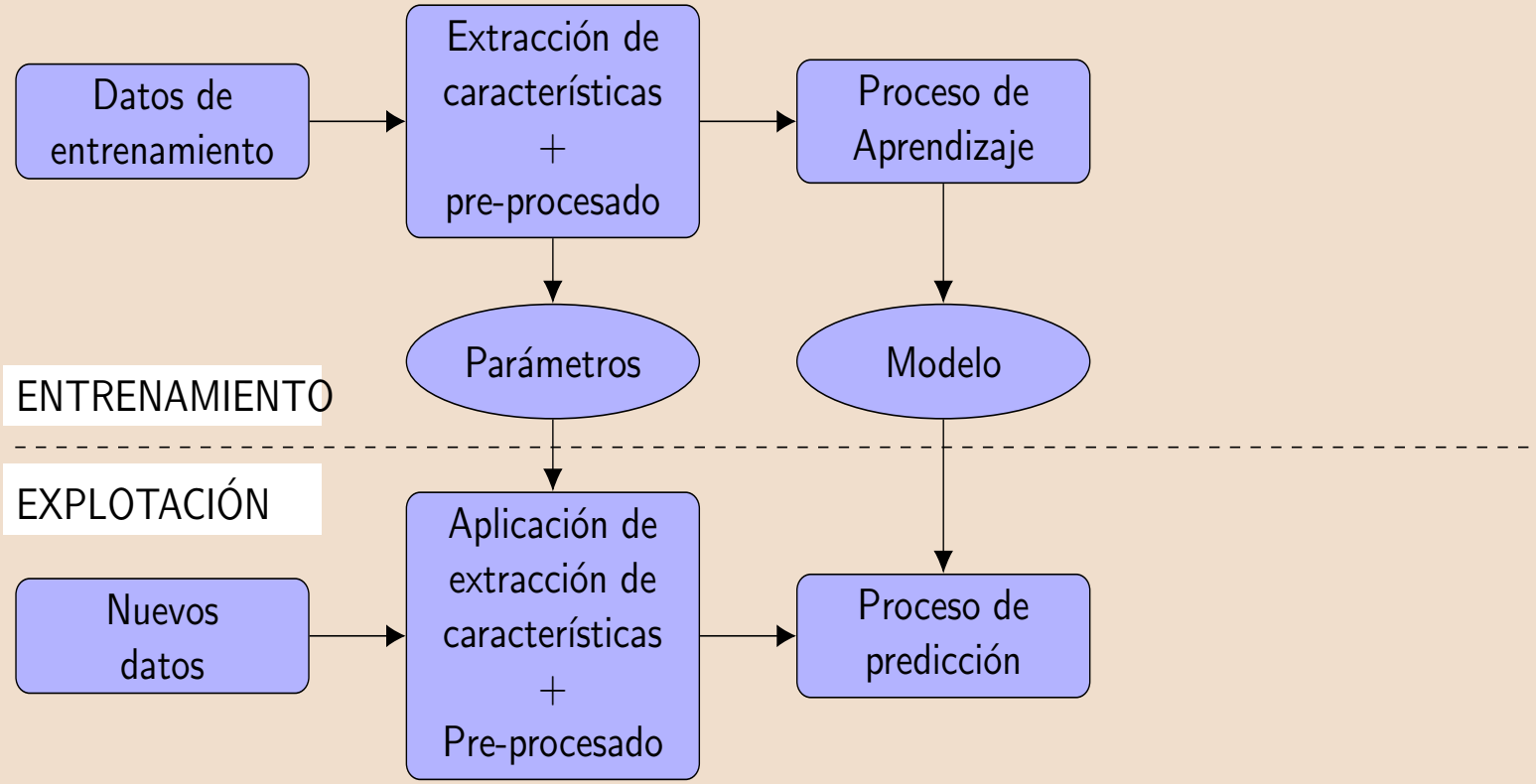
Datos de entrenamiento

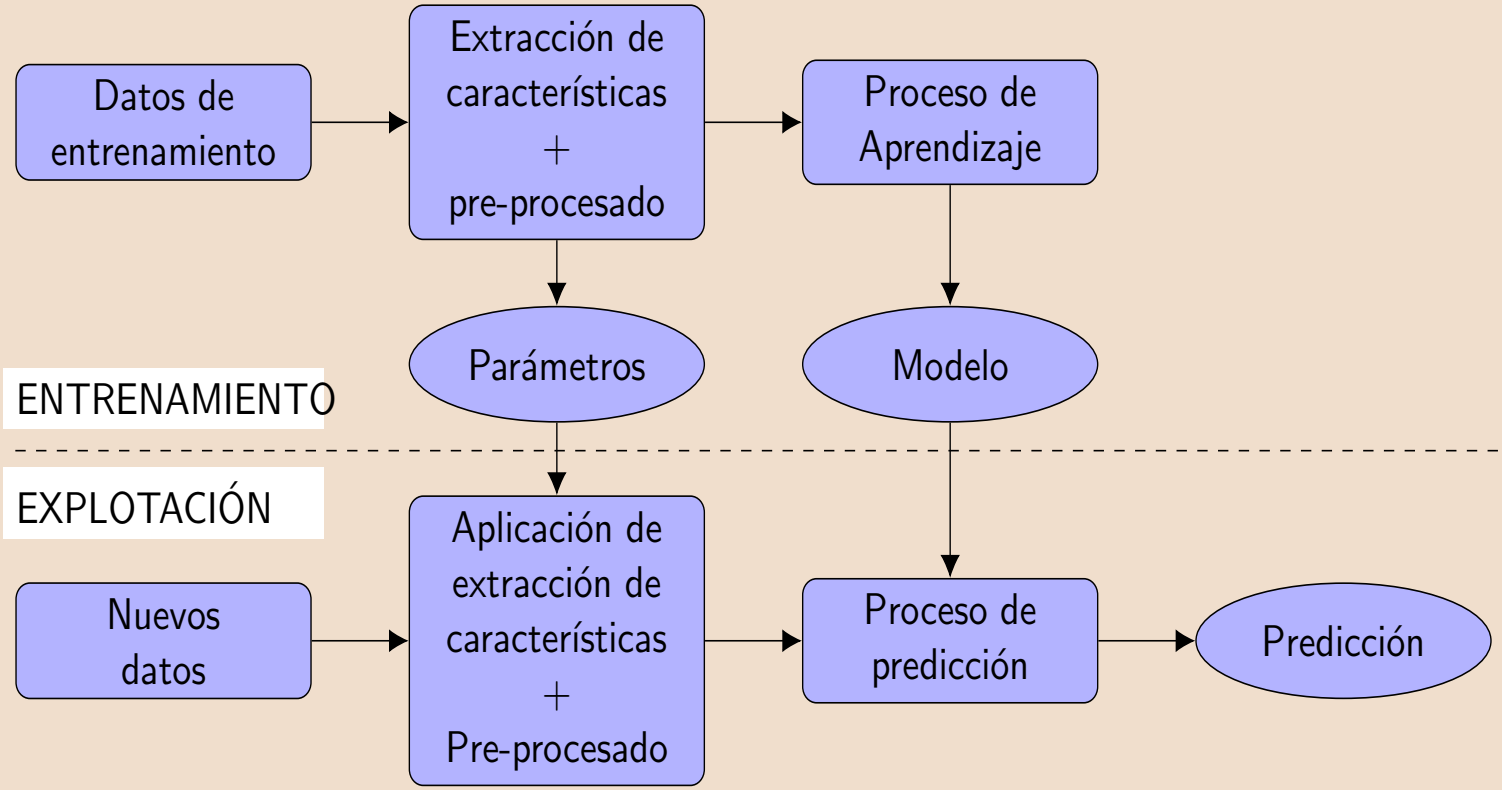

Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Parámetros


Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Proceso de Aprendizaje
Parámetros
Modelo
ENTRENAMIENTO


Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Proceso de Aprendizaje
Parámetros
Modelo
ENTRENAMIENTO
EXPLOTACIÓN
Nuevos datos


Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Proceso de Aprendizaje
Parámetros
Modelo
ENTRENAMIENTO
EXPLOTACIÓN
Nuevos datos
Aplicación de extracción de características + Pre-procesado


Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Proceso de Aprendizaje
Parámetros
Modelo
ENTRENAMIENTO
EXPLOTACIÓN
Nuevos datos
Aplicación de extracción de características + Pre-procesado
Proceso de predicción


Datos de entrenamiento
Extracción de características + pre-procesado
Proceso de Aprendizaje
Parámetros
Modelo
ENTRENAMIENTO
EXPLOTACIÓN
Nuevos datos
Aplicación de extracción de características + Pre-procesado
Proceso de predicción
Predicción

# *Métodos usados en Aprendizaje Automático*

## Regresión lineal[3]

Pros: Resultados fáciles de interpretar, computacionalmente barato.

Cons: No es muy bueno modelando información no lineal.

Usar con: Valores numéricos y nominales.

## Agrupamiento por k-medias (kNN) [3]

Pros: Fácil de implementar.

Cons: Puede converger a un mínimo local, lento en conjuntos grandes.

Usar con: Valores numéricos.

### Máquinas de vectores de soporte

Pros: Error de generalización bajo, computacionalmente barato y fácil de interpretar.

Cons: Sensible a ajustes en los parámetros y al kernel elegido. De forma nativa, solo trabaja con clasificación binaria.

Usar con: Valores numéricos y nominales.

### Regresión basada en árboles[3]

Pros: Se ajusta a información compleja y no lineal.

Cons: Los resultados son difíciles de interpretar.

Usar con: Valores numéricos y nominales.

# *Redes neuronales*

Es un sistema capaz de aprender las mejores características para un determinado problema, y es la base de la rama de aprendizaje automático conocida como aprendizaje profundo.

# Perceptrón

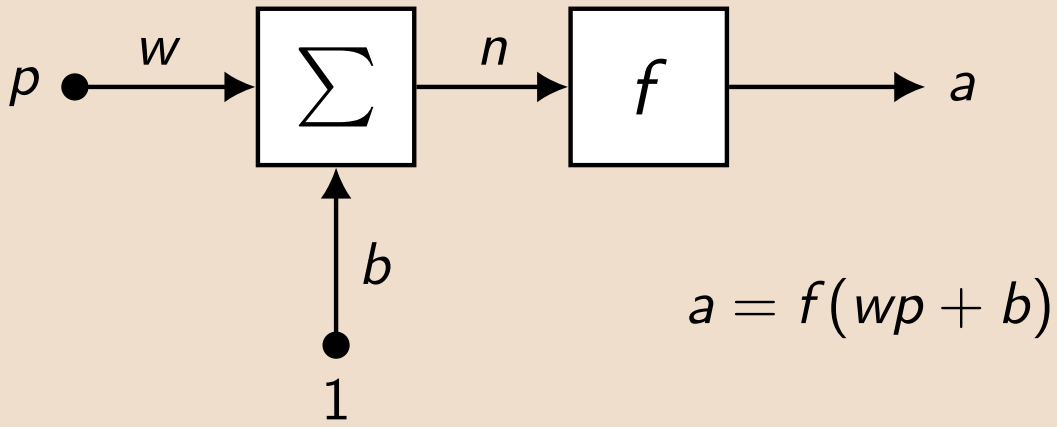



*Figura:* Una neurona.

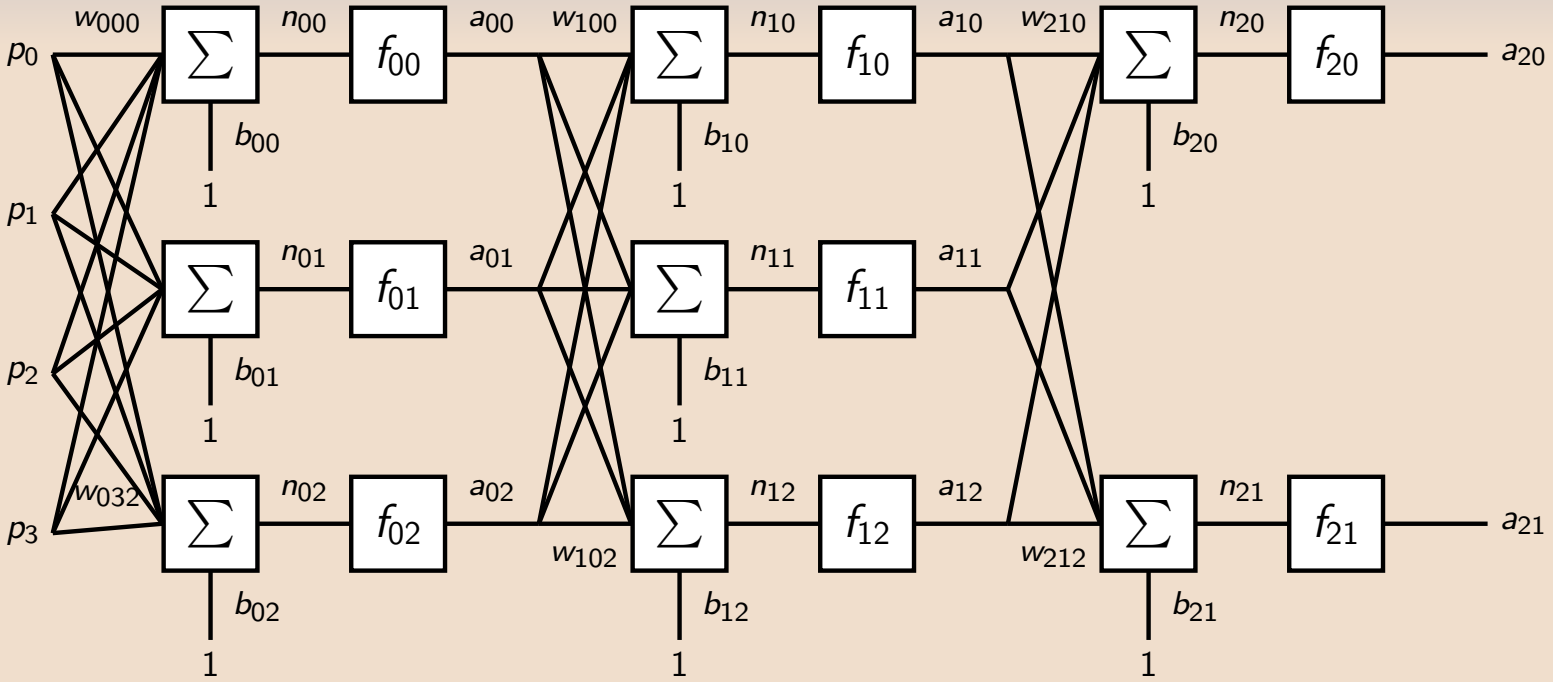



*Figura:* Perceptrón multicapa.

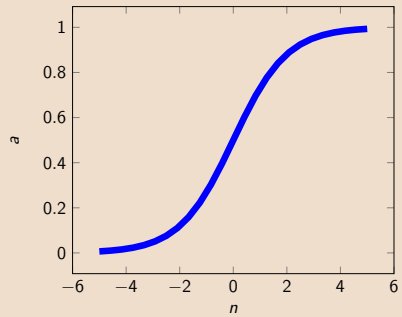
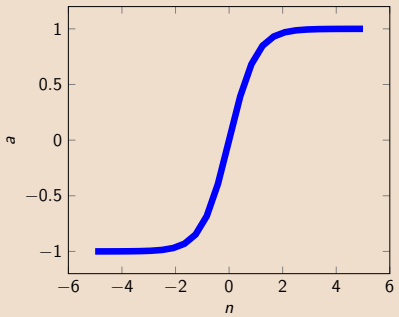
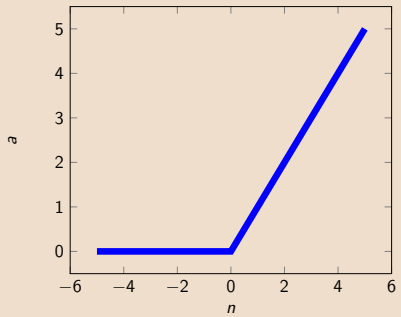
$$a_0 = f_0(W_0 p + b_0), \quad a_1 = f_1(W_1 a_0 + b_1), \quad a_2 = f_2(W_2 a_1 + b_2)$$

$$p = \begin{pmatrix} p_0 \\ \vdots \\ p_r \end{pmatrix}, a_i = \begin{pmatrix} a_{i0} \\ \vdots \\ a_{i_r} \end{pmatrix}, W_i = \begin{pmatrix} w_{i00} & \cdots & w_{i0c} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{ir0} & \cdots & w_{irc} \end{pmatrix}, b_i = \begin{pmatrix} b_{i0} \\ \vdots \\ b_{i_r} \end{pmatrix}$$

# Funciones de activación

¿Por qué? Incorporan la no linealidad que le da poder a una red neuronal.

¿Cuáles? Existen muchas, pero las que usaremos son:

| Sigmoide | Tangente hiperbólica | ReLU |
|---|---|---|
| $1/(1+e^{-n})$ | $\tanh(n)$ | $\max(0, n)$ |
|  |  |  |

# *Más información en...*


- Peter Harrington. *Machine Learning in Action.* Manning Publications Co., USA, 2012
- Howard B. Demuth, Mark H. Beale, Orlando de Jesús, and Martin T. Hagan. *Neural Network Design.* Martin Hagan, Stillwater, OK, USA, 2nd Edition, 2014

Los ejercicios contemplados para el día de mañana son:

- Clasificación de imágenes usando Keras (redes neuronales).
- Entrenamiento supervisado usando Tensorflow. Requerimientos.

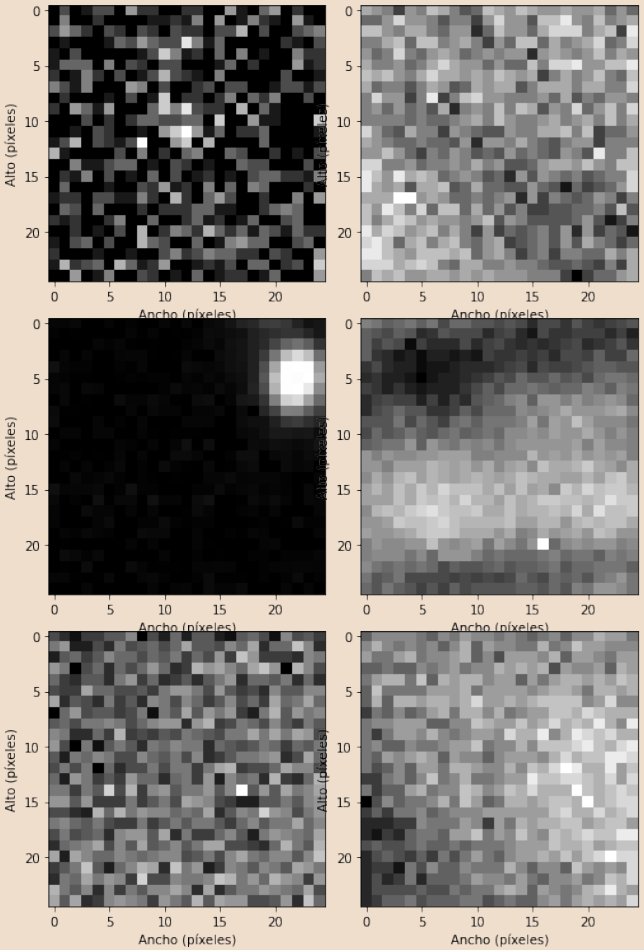
# Ejemplo 1

# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

¿Podrían usarse para clasificar imágenes?

# Análisis de imágenes y Aprendizaje automático

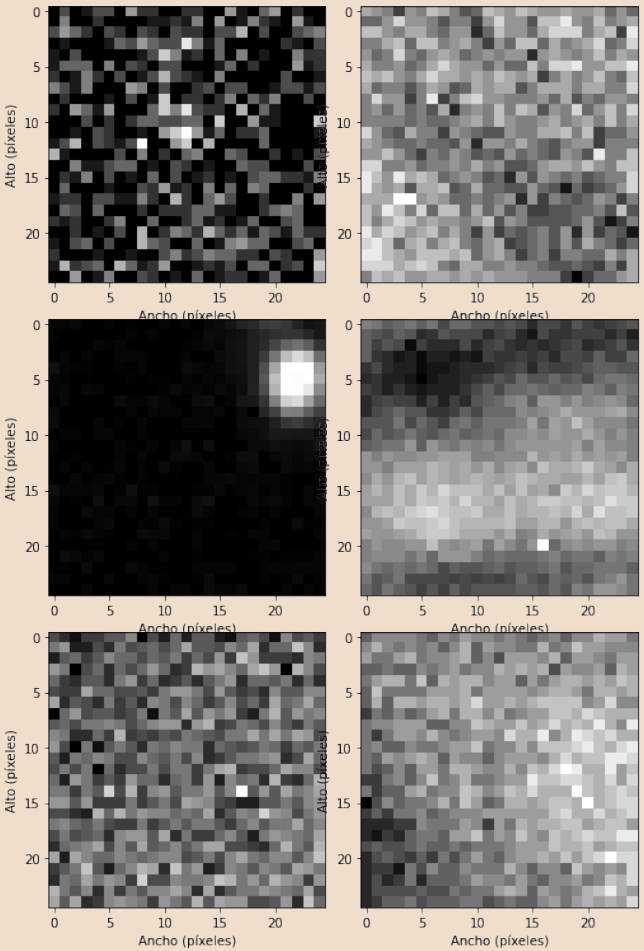
## ¿Podrían usarse para clasificar imágenes?




?

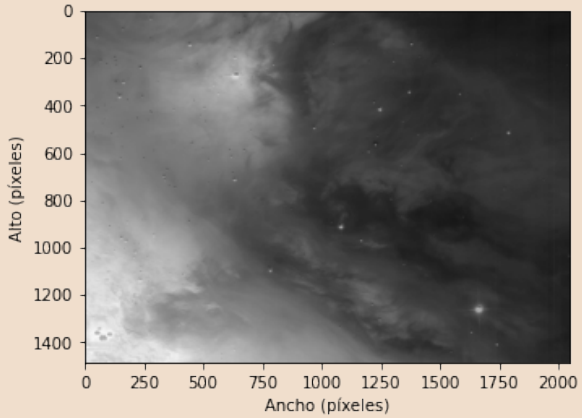
# Análisis de imágenes y Aprendizaje automático

## ¿Podrían usarse para clasificar imágenes?

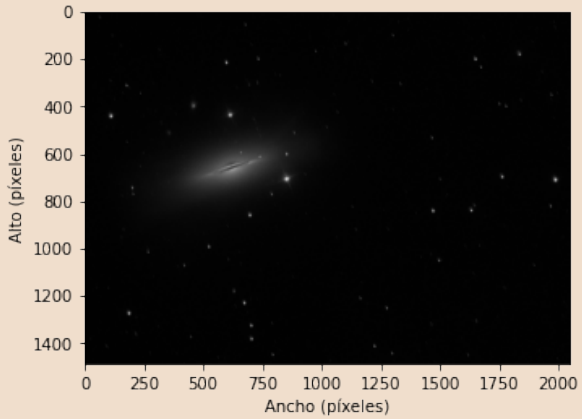



?

Nebulosa

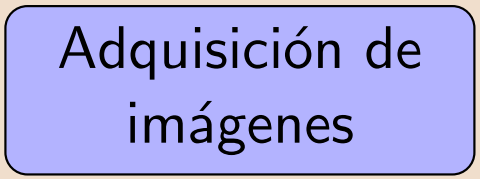



Galaxia



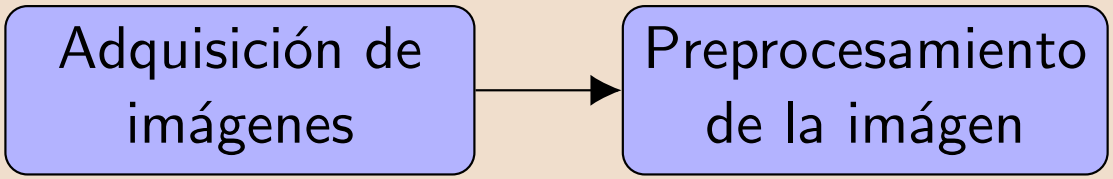
# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*



# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*

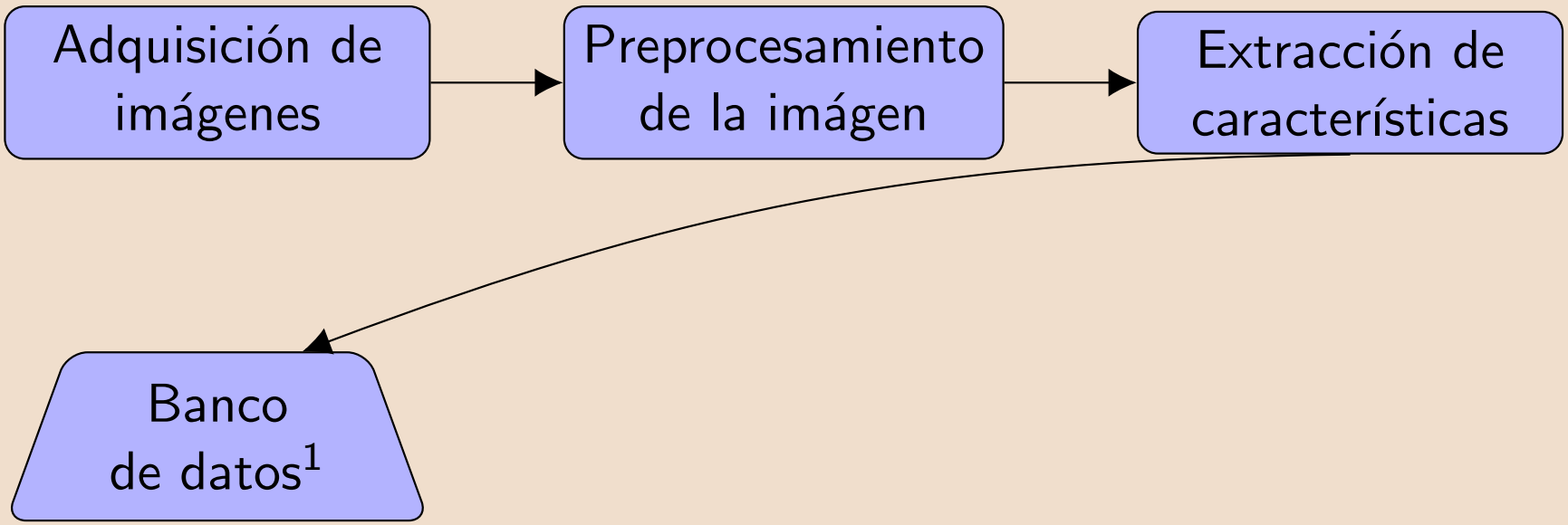


# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*

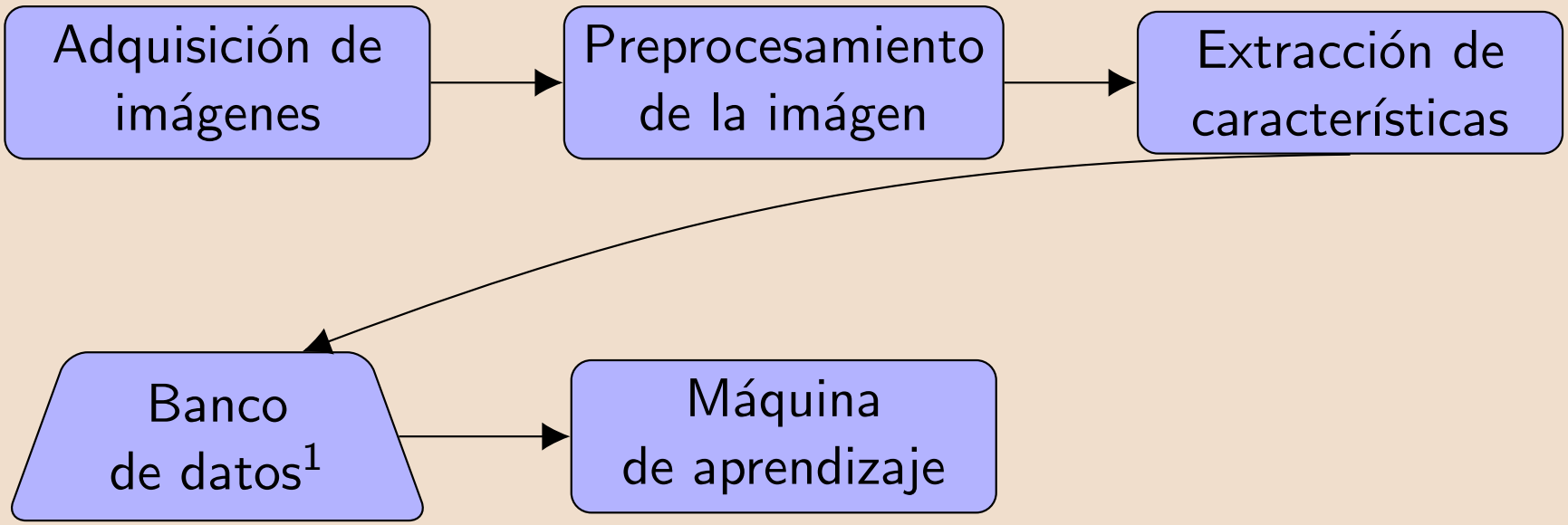
# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*



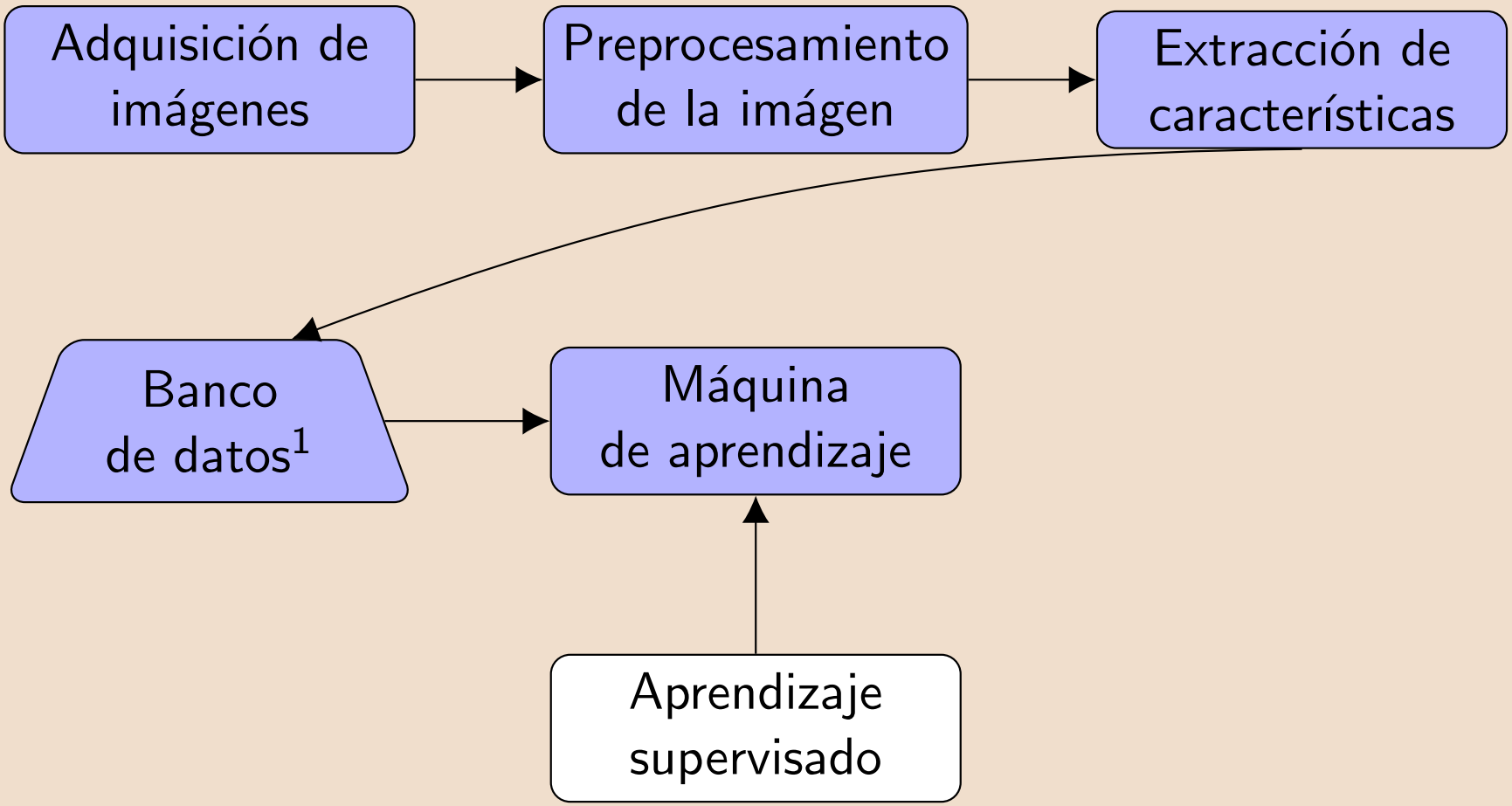
# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*



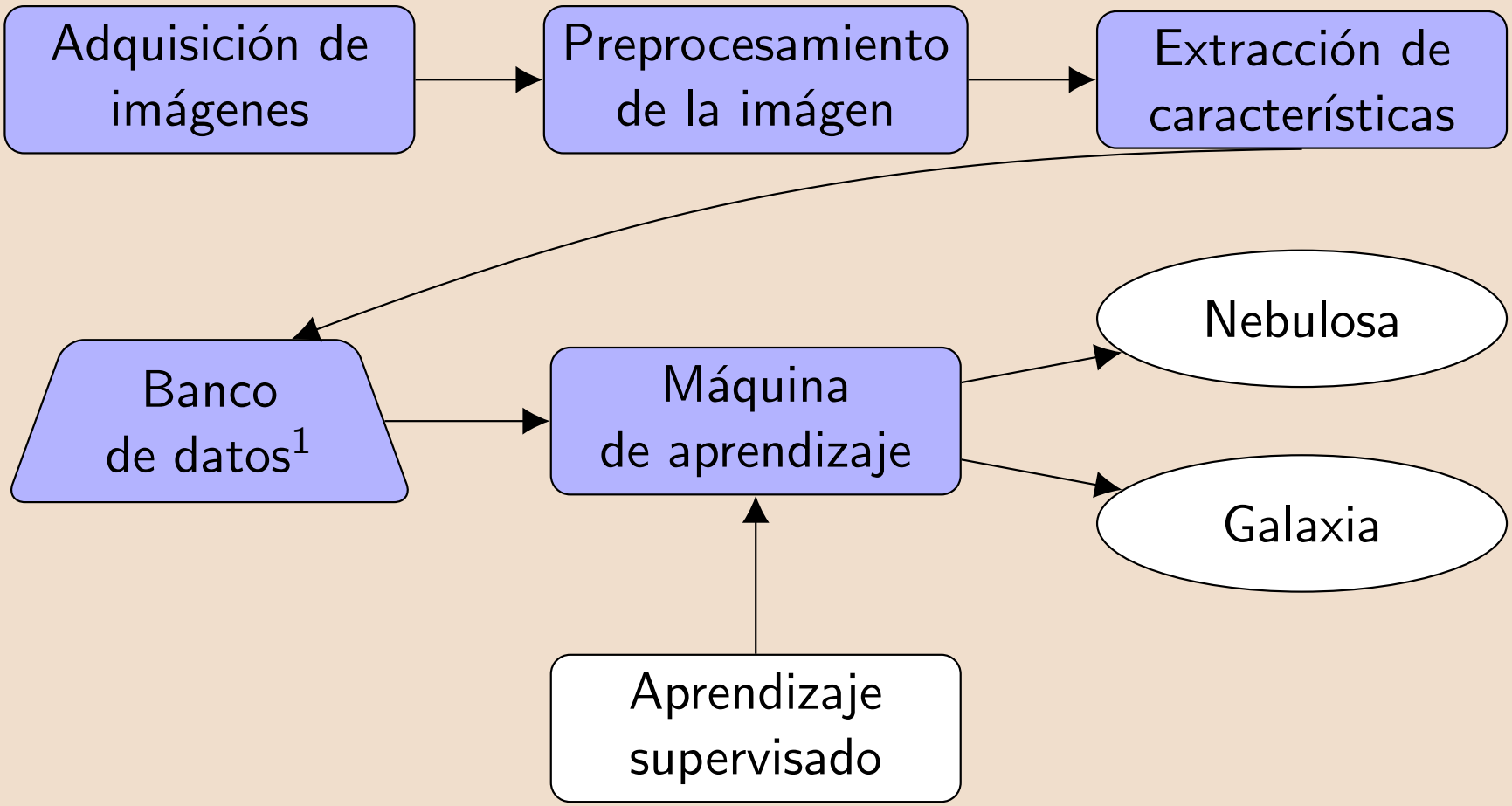
# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*



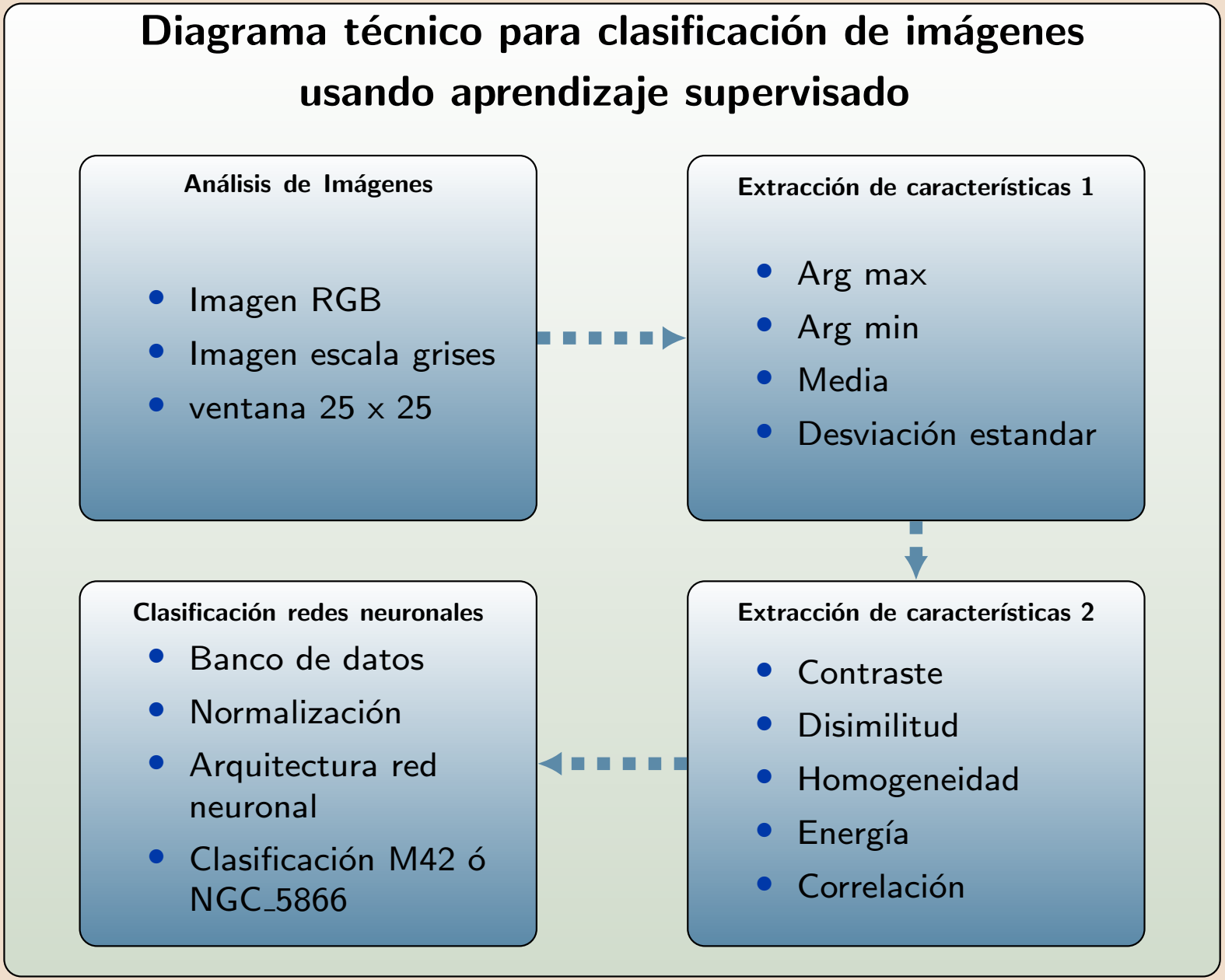
# *Análisis de imágenes y Aprendizaje automático*

*Diagrama para clasificar fragmentos de imágenes que pertenecen a una nebulosa o a una galaxia*




[1] Holdout: criterio para separar banco de datos

# Análisis de imágenes y Aprendizaje automático



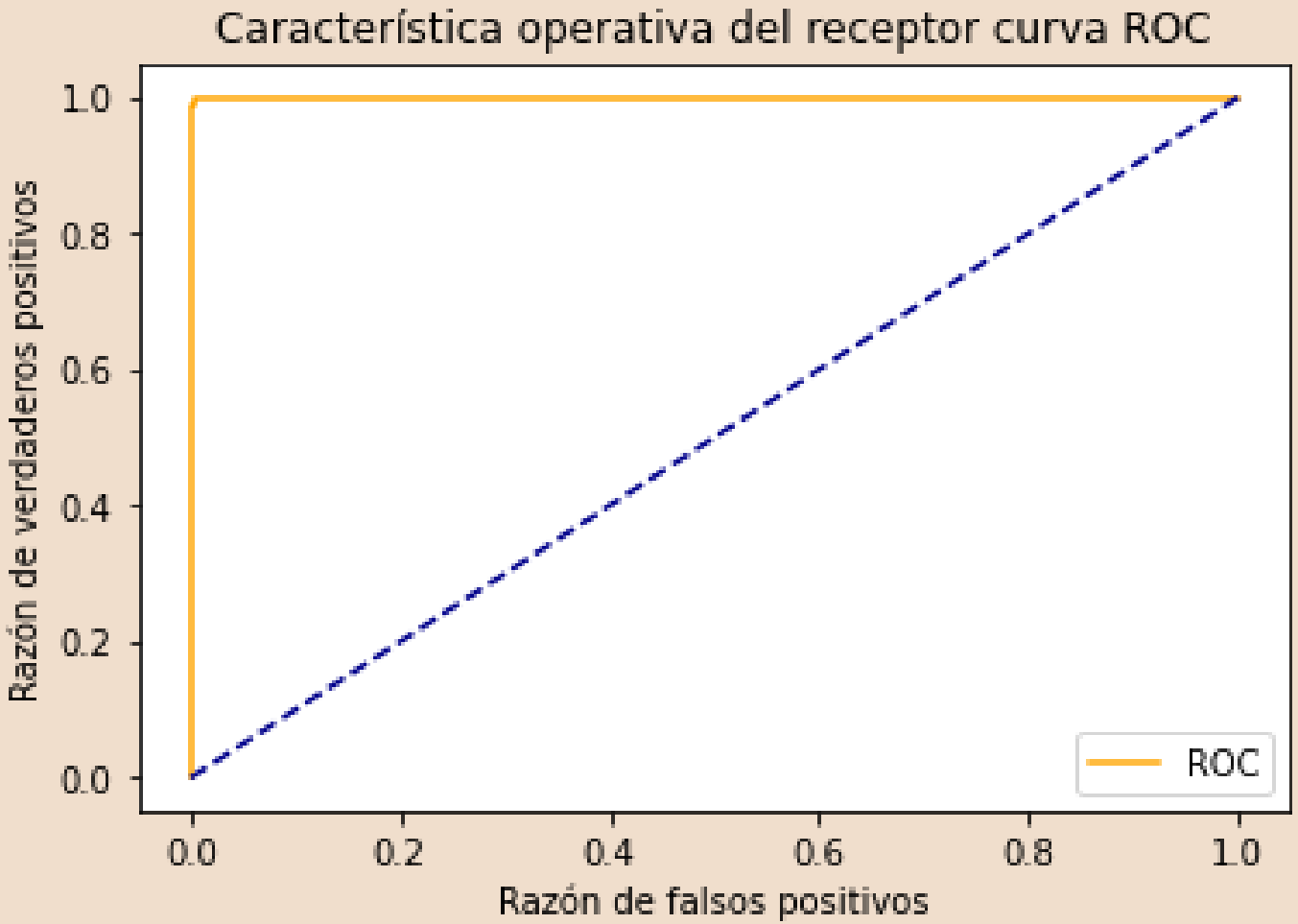
# *Matriz de confusión*

| valor real \ salida del predictor | M42 | NGC 5866 |
|---|---|---|
| M42 | 756 | 4 |
| NGC 5866 | 0 | 716 |

**Exactitud:**[4]

$$\frac{(VP + VN)}{(VP + FP + FN + VN)} = \frac{(756 + 716)}{(756 + 0 + 4 + 716)} = 0.99$$

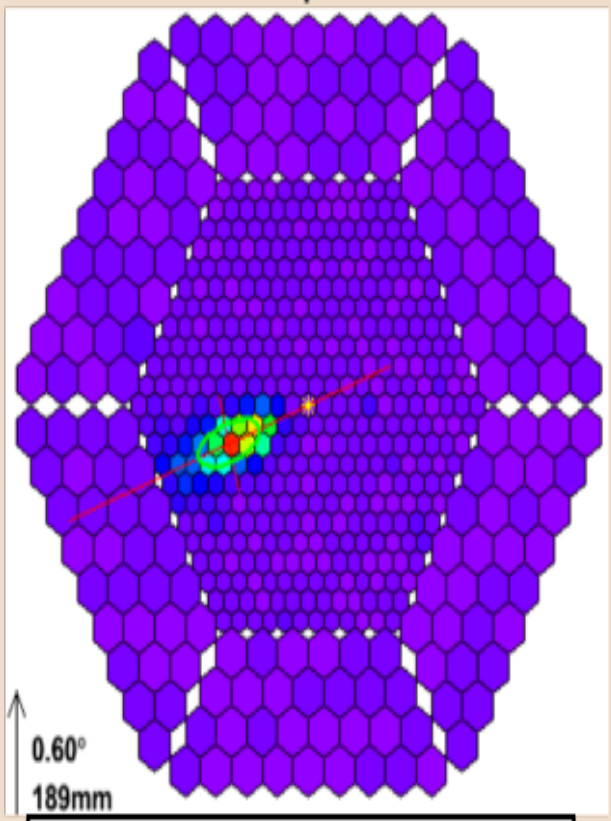
# *Curva ROC* [1]



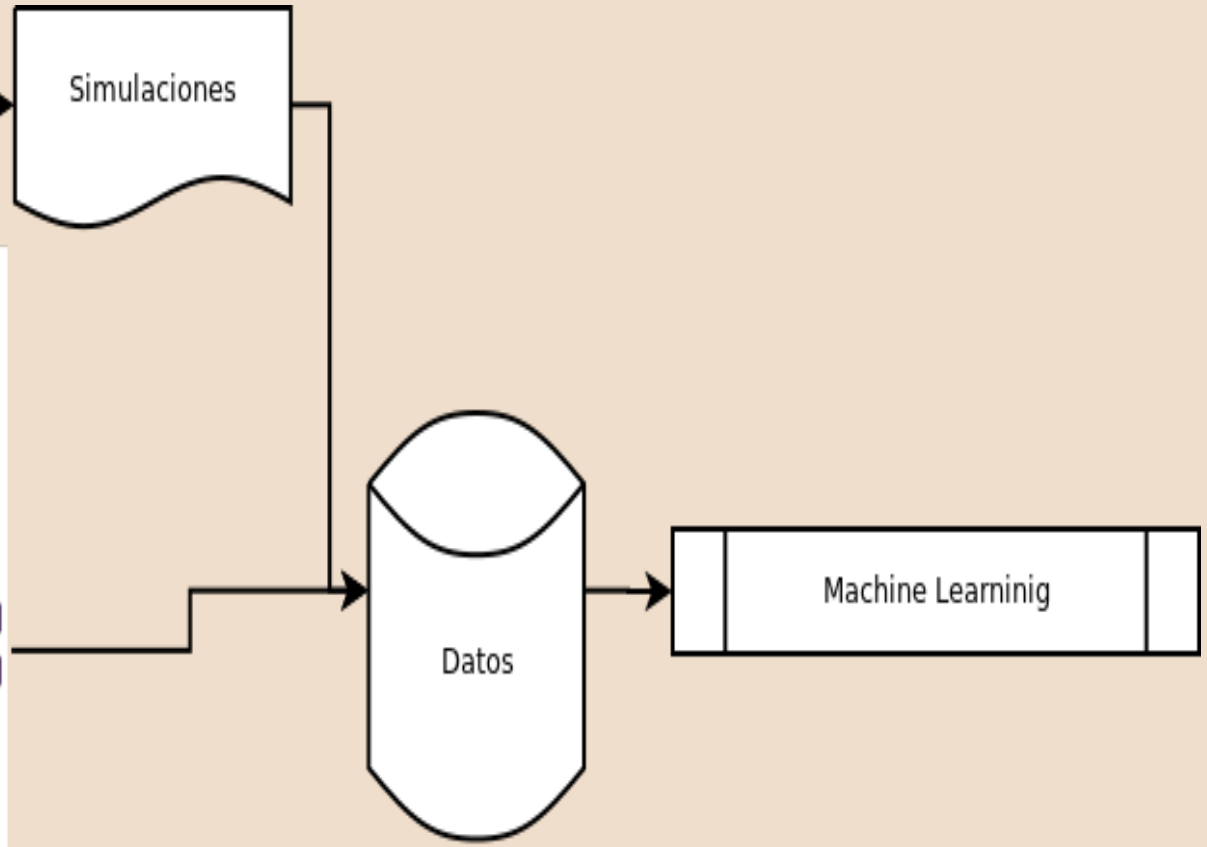

[1] ROC:Receiver Operating Characteristic

# Ejemplo 2

# Predicción de energía

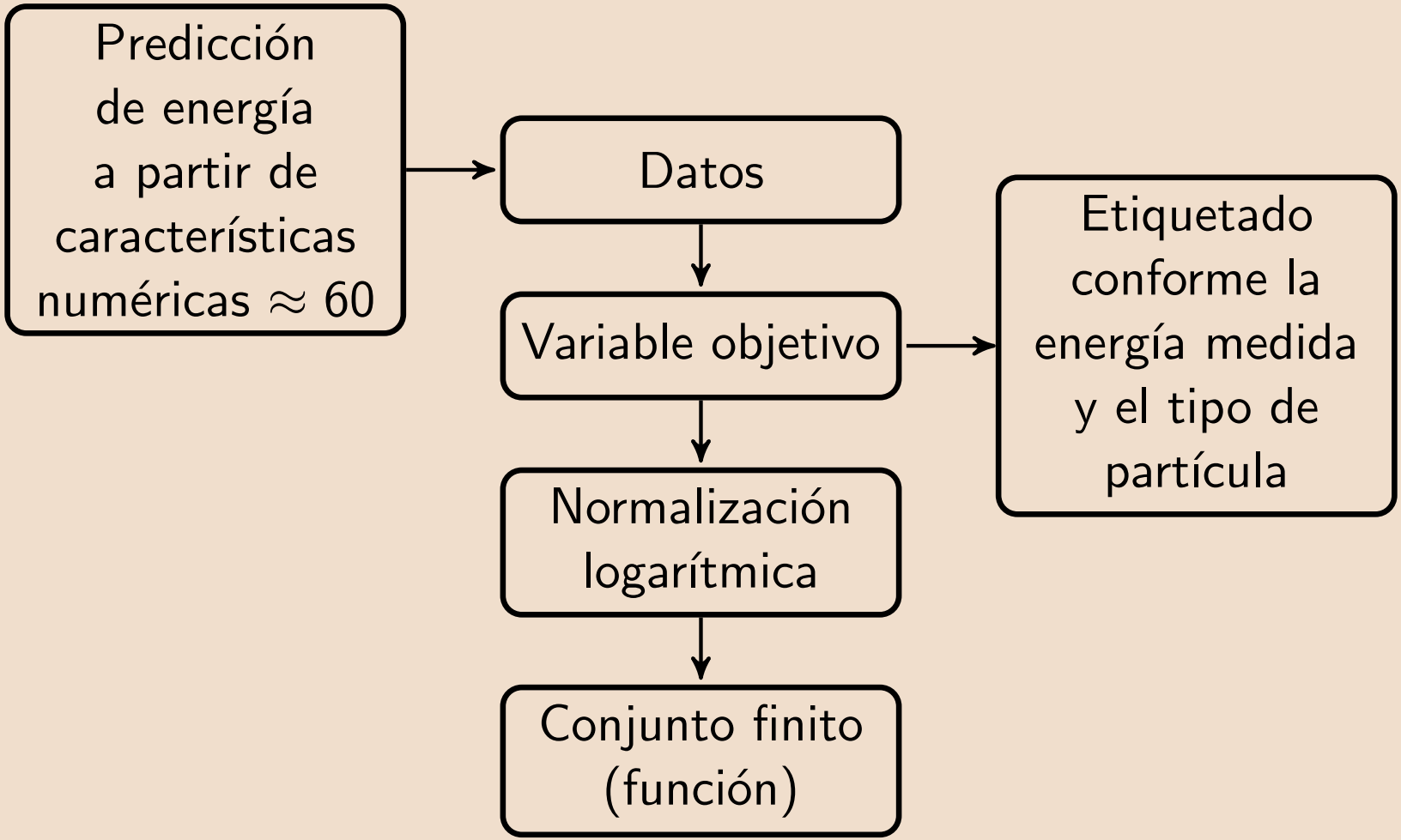



Formas del impacto de energía tanto de rayos gammas como de hadrones.

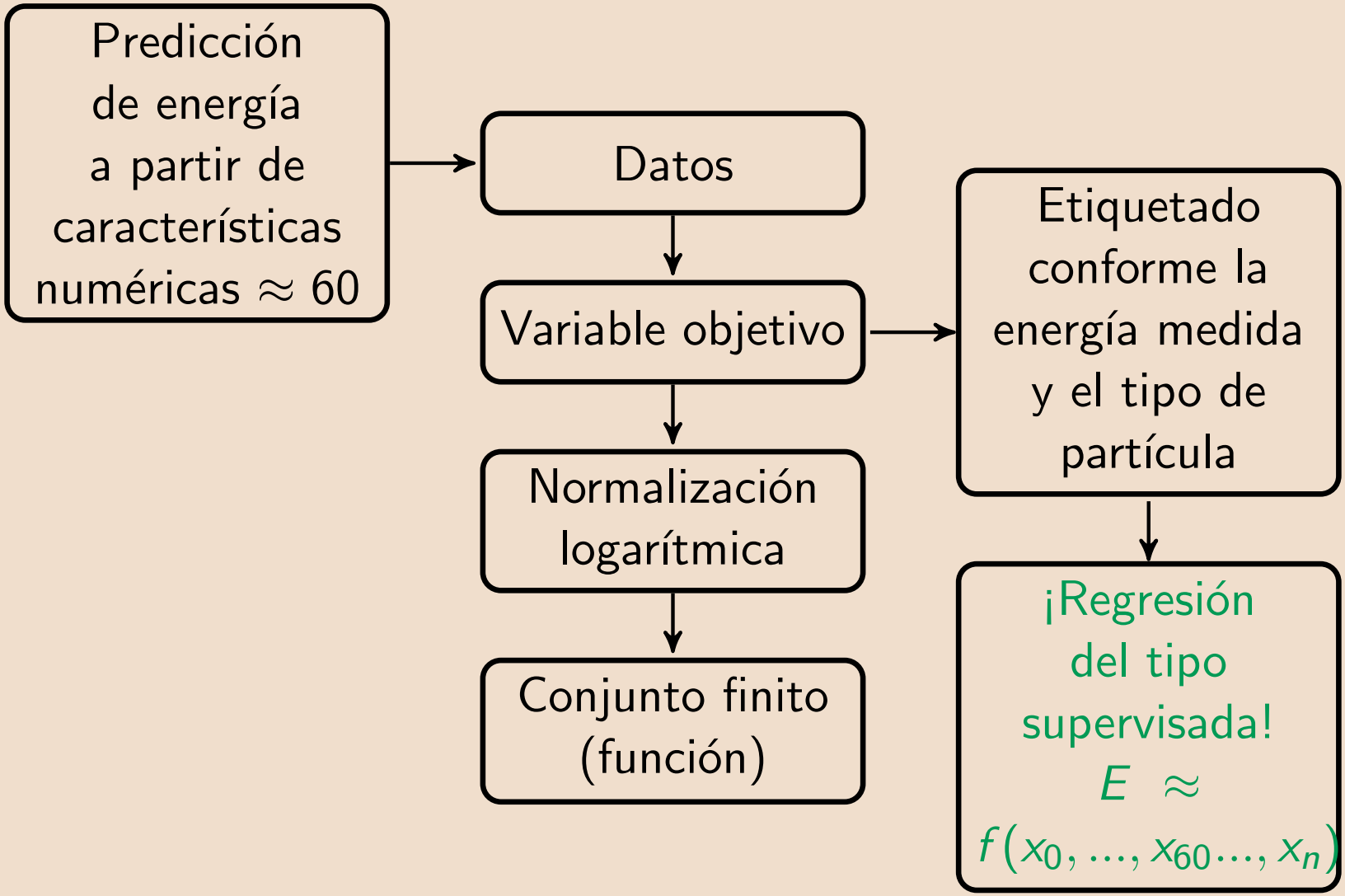



* Valores de energía finito.
*Set de características no nulas.
*No se cuenta con formas explícitas con suficiente exactitud de predicción de la energía detectada en función de sus características.

# *Problema particular*



# *Problema particular*



# *Modelos de predicción y sus métricas*

- Ciertas características son más importantes que otras. ¿Alguna característica se puede descartar?,
  ¿ Valdría la pena?

# *Modelos de predicción y sus métricas*

- Ciertas características son más importantes que otras. ¿Alguna característica se puede descartar?,
  ¿ Valdría la pena? **Sí (proceso de descubrimiento).**

# *Modelos de predicción y sus métricas*

- Ciertas características son más importantes que otras. ¿Alguna característica se puede descartar?,
  ¿ Valdría la pena? **Sí (proceso de descubrimiento).**
- ¿La importancia de las características depende del algoritmo empleado?

# *Modelos de predicción y sus métricas*

- Ciertas características son más importantes que otras. ¿Alguna característica se puede descartar?,
  ¿ Valdría la pena? **Sí (proceso de descubrimiento).**
- ¿La importancia de las características depende del algoritmo empleado? **Sí (depende de los patrones encontrados).**

# Modelos de predicción y sus métricas

- Ciertas características son más importantes que otras. ¿Alguna característica se puede descartar?,
  ¿ Valdría la pena? **Sí (proceso de descubrimiento).**
- ¿La importancia de las características depende del algoritmo empleado? **Sí (depende de los patrones encontrados).**

- Factor de correlación 👍$\approx 1$ 👎$\approx 0$:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

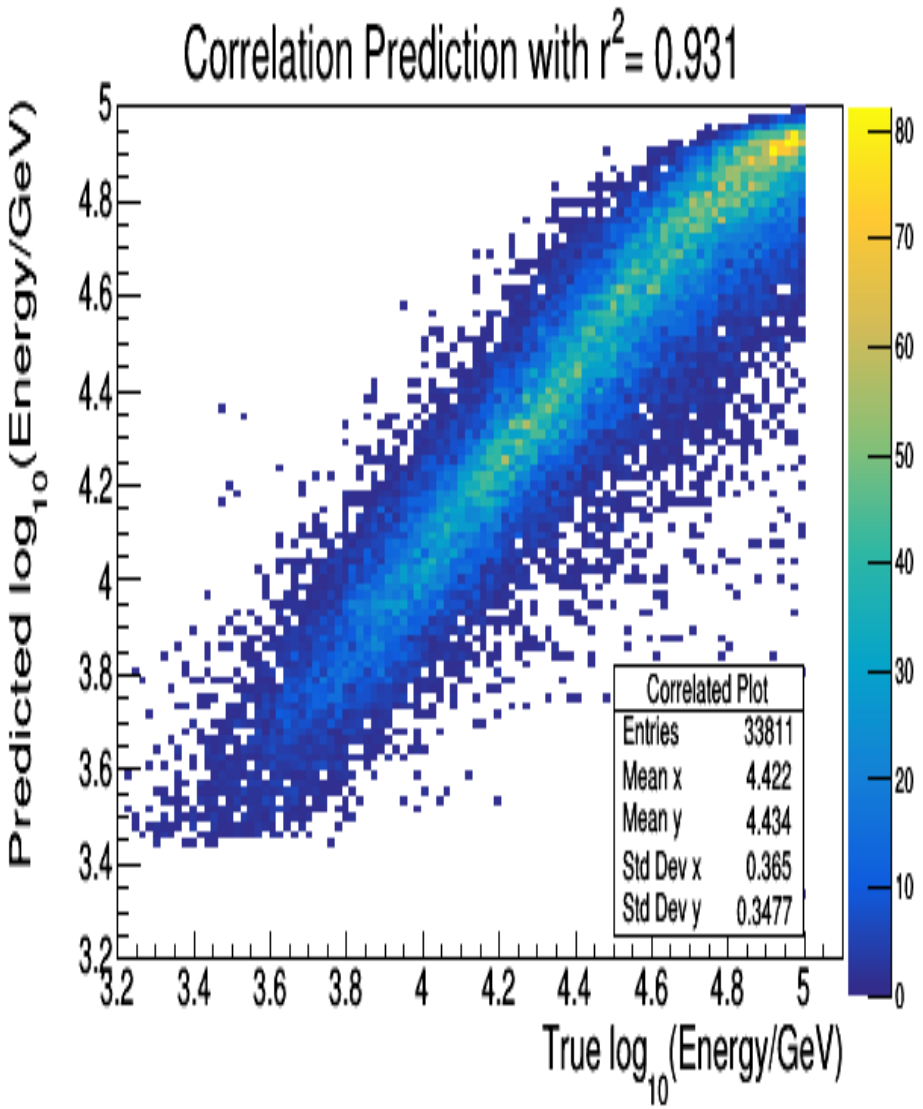
- Error absoluto medio 👍$\approx 0$ 👎$\approx +/-\infty$:

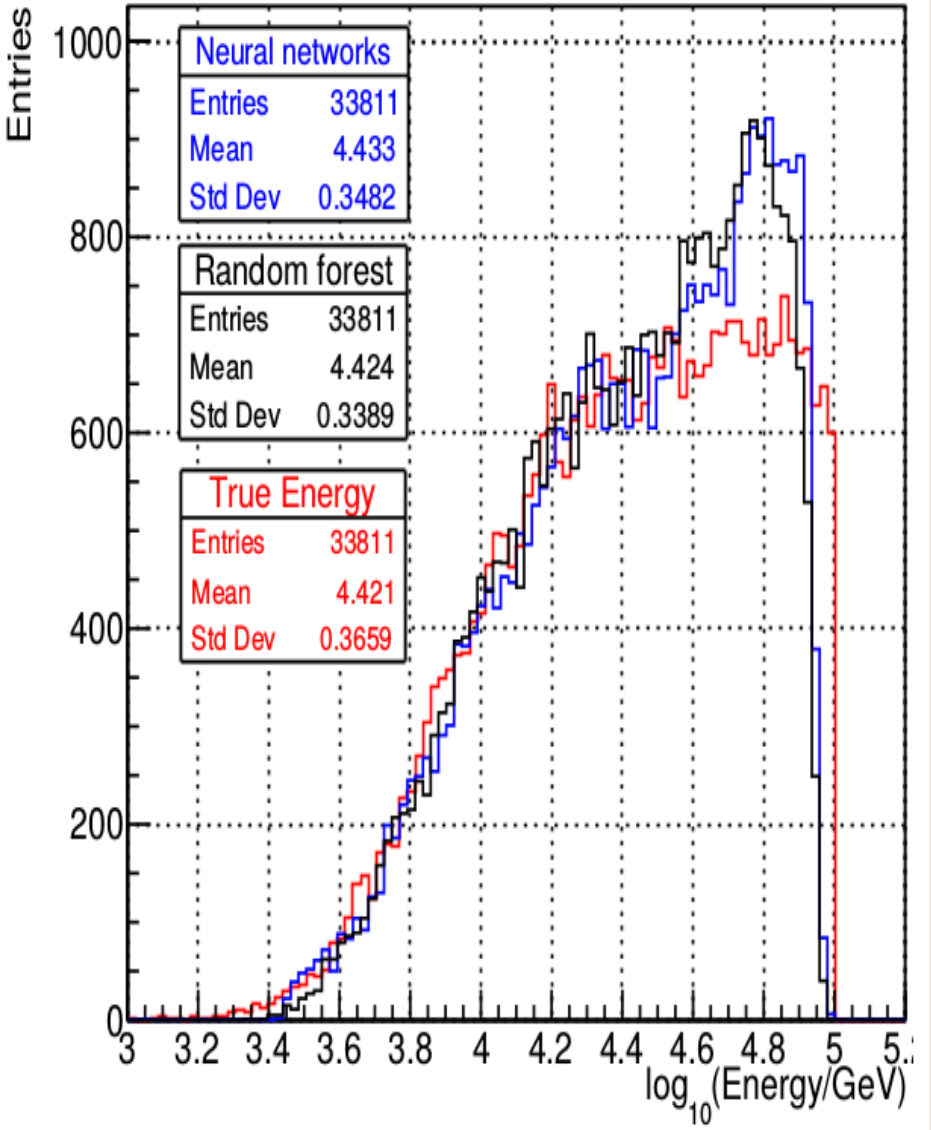
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mid y_i - x_i \mid}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mid e_i \mid}{n} \quad (2)$$

- Bias, desviación o sesgo 👍$\approx 0$ 👎$\approx +/-\infty$:

$$B \equiv \langle E_{Objetivo} - E_{predicho} \rangle \quad (3)$$

# ¿Qué tan bien predice y qué aprendimos?



Si el tiempo lo permite...

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Simulación*

En el LHC se requiere simular trillones de colisiones para probar alguna hipótesis, y cada simulación puede tomar varios minutos[5].

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Simulación*

En el LHC se requiere simular trillones de colisiones para probar alguna hipótesis, y cada simulación puede tomar varios minutos[5].

Algunos métodos para reducir estos tiempos de simulación son:

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Simulación*

En el LHC se requiere simular trillones de colisiones para probar alguna hipótesis, y cada simulación puede tomar varios minutos[5].

Algunos métodos para reducir estos tiempos de simulación son:

- Usar parametrizaciones más simples.

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Simulación*

En el LHC se requiere simular trillones de colisiones para probar alguna hipótesis, y cada simulación puede tomar varios minutos[5].

Algunos métodos para reducir estos tiempos de simulación son:

- Usar parametrizaciones más simples.
- Usar Redes Generativas Antagónicas (GANs) y Autoencoders Variacionales (VAEs).

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Simulación*

En el LHC se requiere simular trillones de colisiones para probar alguna hipótesis, y cada simulación puede tomar varios minutos[5].

Algunos métodos para reducir estos tiempos de simulación son:

- Usar parametrizaciones más simples.
- Usar Redes Generativas Antagónicas (GANs) y Autoencoders Variacionales (VAEs).

Otra área que se puede mejorar es la generación de eventos [5], en donde la optimización Bayesiana ayuda a acelerar la generación de muestras con poco conocimiento de los detalles internos.

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Disparadores*

LHC: ($10^9$ colisiones protón-protón por segundo)[6] $*$ (1 MB de información por colisión) $=$ ¡1 TB de información por segundo!

[1] FPGA: Field-Programmable Gate Array

[2] ASIC: Application Specific Integrated Circuit

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Disparadores*

LHC: ($10^9$ colisiones protón-protón por segundo)[6] $*$ (1 MB de información por colisión) $=$ ¡1 TB de información por segundo!

¿Cómo se enfrenta el LHC a tal cantidad de información?

[1] FPGA: Field-Programmable Gate Array

[2] ASIC: Application Specific Integrated Circuit

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Disparadores*

LHC: ($10^9$ colisiones protón-protón por segundo)[6] $*$ (1 MB de información por colisión) = ¡1 TB de información por segundo!

¿Cómo se enfrenta el LHC a tal cantidad de información?

El L1T es un filtro de eventos en tiempo real que decide en O(1) $\mu$s si una colisión es relevante o si deberá ser descartada. Para lograr esa velocidad, el L1T hace uso de FPGAs[1] y ASICs[2]. De las $10^9$ colisiones, se obtienen $\sim 2.5x10^6$ muestras relevantes [7].

[1] FPGA: Field-Programmable Gate Array

[2] ASIC: Application Specific Integrated Circuit

## ¿Cómo lo hace?

Hasta hace un tiempo, se usaba un conjunto de reglas simples, lo cual reducía la precisión del disparador.

Hoy se hace uso de Árboles de Decisión Potenciada (BDTs), que muestran una mayor precisión respetando las restricciones de tiempo.

**¿Cómo lo hace?**

Hasta hace un tiempo, se usaba un conjunto de reglas simples, lo cual reducía la precisión del disparador.

Hoy se hace uso de Árboles de Decisión Potenciada (BDTs), que muestran una mayor precisión respetando las restricciones de tiempo.

**¿Por qué FPGAs y ASICs?**

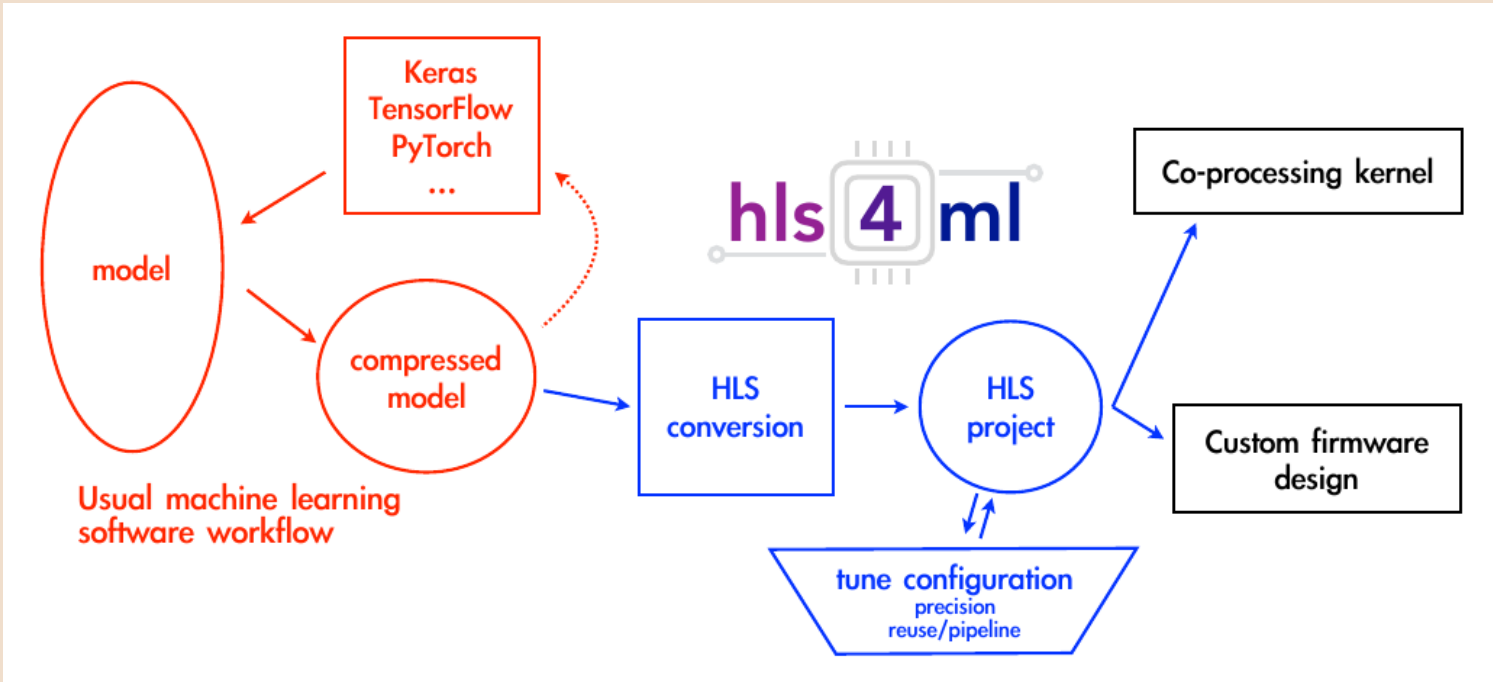
- Usan menos energía y procesan más información por segundo (Ambos).
- Son reconfigurables (FPGAs).

## Desarrollo en FPGA para HEP

- Vivado HLS y Vitis AI (Xilinx).
- hls4ml[8] (CERN).

## Desarrollo en FPGA para HEP

- Vivado HLS y Vitis AI (Xilinx).
- hls4ml[8] (CERN).



# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Reconstrucción*

En una colisión no se analiza la partícula producida, sino los productos de decaimiento de la misma. Un mejor conocimiento de dichos productos resulta en una mayor precisión en la reconstrucción.

Anteriormente se usaban BDTs para realizar esta tarea, aunque ahora se ha volteado a mirar hacia las Redes Neuronales Profundas (DNNs), ya que se ajustan más a la reconstrucción; que se puede tratar como una tarea de visión computacional [5].

# *Aprendizaje Automático en el LHC*

## *Asignación de incertidumbre*

La asignación de incertidumbre[5] es un asunto crítico y juega un papel clave en la física de partículas, ya que con ella se puede corroborar la calidad de los resultados.

Para resolver este problema se deben unir físicos, matemáticos y computólogos y usar métodos como el muestreo Hamiltoniano Monte Carlo y métodos que puedan aprovechar el paralelismo de las nuevas computadoras, como la programación probabilista profunda.

An educated mind is satisfied with the degree of precision that the nature of the subject admits and does not seek exactness where only approximation is possible.

---

*Aristotele*

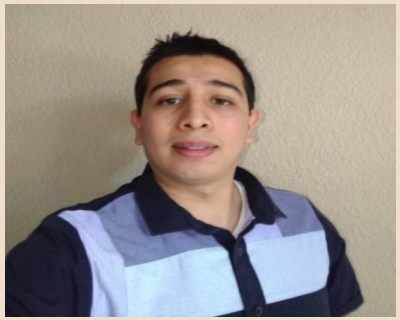
**Oscar Roberto Chaparro Amaro**

**Linkedin** **a170611@sagitario.cic.ipn.mx**

**Orcid** **saga9211@hotmail.com**

**Curriculum Vitae resumido. Perfil:**

Ingeniero biomédico egresado de **UPIBI-IPN** con maestría en ciencias de la computación en **CIC-IPN** enfocado en proteómica y bioinformática con colaboración en un proyecto de rehabilitación de hueso en UPIBI, cuenta con experiencia como ingeniero de servicio en equipo médico, con colaboraciones con **FermiLab** en los proyectos de **GeantV** y **VecCore**, teniendo una estancia de investigación en el **ICN2** en nanopartículas magnéticas en aplicaciones biomédicas. Actualmente estudia un doctorado en en ciencias de la computación en el CIC-IPN, colaborando con el observatorio **HAWC** en un proyecto de aprendizaje automático.



**Alberto Maldonado Romo**

**Linkedin** **amaldonador1300@alumno.ipn.mx**

**Orcid** **alberto.maldo1312@gmaill.com**

**Curriculum Vitae resumido. Perfil:**

Ingeniero en sistemas computacionales egresado de **ESCOM-IPN**, actualmente cursa la maestría en ciencias de la computación en **CIC-IPN** enfocado en la computación cuántica, generando un algoritmo de procesamiento de imágenes, cuenta con colaboraciones con **FermiLab** y **CERN** en los proyectos de **GeantV**. Actualmente colabora con el observatorio **HAWC** en un proyecto de aprendizaje automático.

**Miguel de Jesús Martínez Felipe**

**Linkedin** **mmartinezf2002@alumno.ipn.mx**

**Orcid** **mjmf2402@hotmail.com**

**Curriculum Vitae resumido. Perfil:**

Ingeniero en informática egresado de **UPIICSA-IPN** con maestría en ciencias de la computación en **CIC-IPN** enfocado al área de análisis de imágenes y máquinas de aprendizaje, cuenta con experiencia como desarrollador de cómputo en la nube en el tribunal federal de justicia administrativa, Actualmente estudia un doctorado en ciencias de la computación en el CIC-IPN, colaborando con el observatorio **HAWC** en un proyecto de aprendizaje automático.

**Ricardo Balderas Paredes**

**rbalderas1800@alumno.ipn.mx**

**balderas_ricardo@hotmail.com**

**Perfil:**

Ingeniero en Sistemas Computacionales egresado de la **ESCOM-IPN** estudiando una maestría en Ciencias e Ingeniería de Cómputo en el **CIC-IPN**, donde desarrolla un simulador de una computadora cuántica en un FPGA. Tiene experiencia como desarrollador de aplicaciones que calculan reservas para seguros y fianzas. Interesado en programación de sistemas embebidos y cómputo cuántico.

# *Referencias bibliográficas I*


E.P. Prats, O.P. Vila, S.S. Mesquida, J.V. Marca, and National Geographic Society.
*El Poder de los datos: del big data al aprendizaje profundo*.
El mundo es matemático. RBA Coleccionables, 2017.


Ian H. Witten, Eibe Frank, and Mark A. Hall.
*Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*.
Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Morgan Kaufmann, Amsterdam, 3 edition, 2011.


Peter Harrington.
*Machine Learning in Action*.
Manning Publications Co., USA, 2012.

# *Referencias bibliográficas II*


Atulya Nagar, Durga Prasad Mohapatra, and Nabendu Chaki.
*Proceedings of 3rd International Conference on Advanced Computing, Networking and Informatics: ICACNI 2015, Volume 1*, volume 43.
Springer, 2015.


Kim Albertsson et al.
Machine learning in high energy physics community white paper, 2019.


LHC Collaboration.
Facts and figures about the lhc.
https://home.cern/resources/faqs/facts-and-figures-about-lhc.
Accessed: 2020-11-15.

# *Referencias bibliográficas III*


Yutaro Iiyama et al.
Distance-weighted graph neural networks on fpgas for real-time particle reconstruction in high energy physics, 2020.


J. Duarte et al.
Fast inference of deep neural networks in fpgas for particle physics.
*Journal of Instrumentation*, 13(07):P07027–P07027, Jul 2018.