

Modelos Supervisados de Clasificación

Una introducción

Emilio Henao Bedoya

Universidad de Antioquia

29 de octubre de 2025

1. ¿Por qué hablar de clasificación?

- Clasificar es una actividad cotidiana: reconocer rostros, distinguir sonidos, decidir si un mensaje es urgente o no.

1. ¿Por qué hablar de clasificación?

- Clasificar es una actividad cotidiana: reconocer rostros, distinguir sonidos, decidir si un mensaje es urgente o no.
- En el aprendizaje automático, **clasificar** significa enseñar a un sistema a distinguir entre tipos de casos a partir de ejemplos previos.

1. ¿Por qué hablar de clasificación?

- Clasificar es una actividad cotidiana: reconocer rostros, distinguir sonidos, decidir si un mensaje es urgente o no.
- En el aprendizaje automático, **clasificar** significa enseñar a un sistema a distinguir entre tipos de casos a partir de ejemplos previos.
- Este tipo de aprendizaje permite detectar patrones en grandes volúmenes de información que una persona no podría revisar manualmente.

1. ¿Por qué hablar de clasificación?

- Clasificar es una actividad cotidiana: reconocer rostros, distinguir sonidos, decidir si un mensaje es urgente o no.
- En el aprendizaje automático, **clasificar** significa enseñar a un sistema a distinguir entre tipos de casos a partir de ejemplos previos.
- Este tipo de aprendizaje permite detectar patrones en grandes volúmenes de información que una persona no podría revisar manualmente.
- En el estudio de fenómenos sociales, la clasificación ayuda a organizar información sobre comportamientos, discursos, interacciones o grupos, buscando regularidades.

1. ¿Por qué hablar de clasificación?

- Clasificar es una actividad cotidiana: reconocer rostros, distinguir sonidos, decidir si un mensaje es urgente o no.
- En el aprendizaje automático, **clasificar** significa enseñar a un sistema a distinguir entre tipos de casos a partir de ejemplos previos.
- Este tipo de aprendizaje permite detectar patrones en grandes volúmenes de información que una persona no podría revisar manualmente.
- En el estudio de fenómenos sociales, la clasificación ayuda a organizar información sobre comportamientos, discursos, interacciones o grupos, buscando regularidades.
- La clasificación no sustituye el juicio humano: lo traduce en un conjunto de decisiones que el modelo puede aplicar de forma consistente y replicable.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.
 - Educación: identificar estilos de aprendizaje en estudiantes.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.
 - Educación: identificar estilos de aprendizaje en estudiantes.
 - Medios: clasificar noticias según su fuente o nivel de confiabilidad.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.
 - Educación: identificar estilos de aprendizaje en estudiantes.
 - Medios: clasificar noticias según su fuente o nivel de confiabilidad.
 - Medio ambiente: diferenciar zonas de riesgo o tipos de cobertura vegetal.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.
 - Educación: identificar estilos de aprendizaje en estudiantes.
 - Medios: clasificar noticias según su fuente o nivel de confiabilidad.
 - Medio ambiente: diferenciar zonas de riesgo o tipos de cobertura vegetal.
- Clasificar implica definir categorías y, con ello, tomar decisiones sobre cómo entender un fenómeno.

1.1 Clasificación como herramienta para comprender lo social

- Los modelos de clasificación aprenden a reconocer **patrones** que diferencian una categoría de otra.
- Esto puede aplicarse a múltiples campos:
 - Salud: distinguir entre síntomas leves o graves.
 - Educación: identificar estilos de aprendizaje en estudiantes.
 - Medios: clasificar noticias según su fuente o nivel de confiabilidad.
 - Medio ambiente: diferenciar zonas de riesgo o tipos de cobertura vegetal.
- Clasificar implica definir categorías y, con ello, tomar decisiones sobre cómo entender un fenómeno.
- Por eso, la clasificación no es sólo técnica: es también una forma de construir conocimiento sobre la realidad social.

1.2 ¿Por qué es útil aprender sobre clasificación?

- Permite combinar observación empírica y análisis conceptual en una misma herramienta.

1.2 ¿Por qué es útil aprender sobre clasificación?

- Permite combinar observación empírica y análisis conceptual en una misma herramienta.
- Ayuda a formular preguntas que conectan teoría y evidencia: ¿qué características distinguen ciertos comportamientos o discursos?

1.2 ¿Por qué es útil aprender sobre clasificación?

- Permite combinar observación empírica y análisis conceptual en una misma herramienta.
- Ayuda a formular preguntas que conectan teoría y evidencia: ¿qué características distinguen ciertos comportamientos o discursos?
- Facilita el análisis de grandes bases de datos, generando resúmenes o agrupaciones comprensibles.

1.2 ¿Por qué es útil aprender sobre clasificación?

- Permite combinar observación empírica y análisis conceptual en una misma herramienta.
- Ayuda a formular preguntas que conectan teoría y evidencia: ¿qué características distinguen ciertos comportamientos o discursos?
- Facilita el análisis de grandes bases de datos, generando resúmenes o agrupaciones comprensibles.
- Hace visible lo que no siempre se percibe a simple vista: tendencias, sesgos, o patrones de cambio.

1.2 ¿Por qué es útil aprender sobre clasificación?

- Permite combinar observación empírica y análisis conceptual en una misma herramienta.
- Ayuda a formular preguntas que conectan teoría y evidencia: ¿qué características distinguen ciertos comportamientos o discursos?
- Facilita el análisis de grandes bases de datos, generando resúmenes o agrupaciones comprensibles.
- Hace visible lo que no siempre se percibe a simple vista: tendencias, sesgos, o patrones de cambio.
- Comprender cómo funciona la clasificación ayuda a usar la inteligencia artificial de manera informada, crítica y responsable.

2. ¿Qué es aprendizaje supervisado?

- El aprendizaje supervisado es una forma de enseñar a un modelo a **reconocer relaciones** entre ejemplos conocidos y sus resultados.

2. ¿Qué es aprendizaje supervisado?

- El aprendizaje supervisado es una forma de enseñar a un modelo a **reconocer relaciones** entre ejemplos conocidos y sus resultados.
- Se llama “supervisado” porque el proceso parte de información ya clasificada o etiquetada.

2. ¿Qué es aprendizaje supervisado?

- El aprendizaje supervisado es una forma de enseñar a un modelo a **reconocer relaciones** entre ejemplos conocidos y sus resultados.
- Se llama “supervisado” porque el proceso parte de información ya clasificada o etiquetada.
- A partir de esos ejemplos, el modelo aprende a identificar patrones que le permiten predecir la categoría de nuevos casos.

2. ¿Qué es aprendizaje supervisado?

- El aprendizaje supervisado es una forma de enseñar a un modelo a **reconocer relaciones** entre ejemplos conocidos y sus resultados.
- Se llama “supervisado” porque el proceso parte de información ya clasificada o etiquetada.
- A partir de esos ejemplos, el modelo aprende a identificar patrones que le permiten predecir la categoría de nuevos casos.
- Es similar a cómo una persona aprende observando: ve ejemplos, compara situaciones y generaliza lo aprendido.

2. ¿Qué es aprendizaje supervisado?

- El aprendizaje supervisado es una forma de enseñar a un modelo a **reconocer relaciones** entre ejemplos conocidos y sus resultados.
- Se llama “supervisado” porque el proceso parte de información ya clasificada o etiquetada.
- A partir de esos ejemplos, el modelo aprende a identificar patrones que le permiten predecir la categoría de nuevos casos.
- Es similar a cómo una persona aprende observando: ve ejemplos, compara situaciones y generaliza lo aprendido.
- En el estudio de fenómenos sociales, permite analizar grandes cantidades de información que han sido previamente descritas o clasificadas por investigadores.

2.1 Cómo se desarrolla el aprendizaje supervisado

- **Primero:** se reúnen ejemplos que ya tienen una etiqueta conocida (por ejemplo, mensajes positivos y negativos, barrios con alto o bajo nivel de riesgo).

2.1 Cómo se desarrolla el aprendizaje supervisado

- **Primero:** se reúnen ejemplos que ya tienen una etiqueta conocida (por ejemplo, mensajes positivos y negativos, barrios con alto o bajo nivel de riesgo).
- **Después:** el modelo observa esos ejemplos y busca regularidades que expliquen las diferencias entre ellos.

2.1 Cómo se desarrolla el aprendizaje supervisado

- **Primero:** se reúnen ejemplos que ya tienen una etiqueta conocida (por ejemplo, mensajes positivos y negativos, barrios con alto o bajo nivel de riesgo).
- **Después:** el modelo observa esos ejemplos y busca regularidades que expliquen las diferencias entre ellos.
- **Luego:** se pone a prueba con nuevos casos para ver si logra reconocerlos correctamente.

2.1 Cómo se desarrolla el aprendizaje supervisado

- **Primero:** se reúnen ejemplos que ya tienen una etiqueta conocida (por ejemplo, mensajes positivos y negativos, barrios con alto o bajo nivel de riesgo).
- **Después:** el modelo observa esos ejemplos y busca regularidades que expliquen las diferencias entre ellos.
- **Luego:** se pone a prueba con nuevos casos para ver si logra reconocerlos correctamente.
- Este proceso se ajusta de manera progresiva, corrigiendo errores hasta que el modelo logra un desempeño aceptable.

2.1 Cómo se desarrolla el aprendizaje supervisado

- **Primero:** se reúnen ejemplos que ya tienen una etiqueta conocida (por ejemplo, mensajes positivos y negativos, barrios con alto o bajo nivel de riesgo).
- **Después:** el modelo observa esos ejemplos y busca regularidades que expliquen las diferencias entre ellos.
- **Luego:** se pone a prueba con nuevos casos para ver si logra reconocerlos correctamente.
- Este proceso se ajusta de manera progresiva, corrigiendo errores hasta que el modelo logra un desempeño aceptable.
- En términos sencillos: aprende de la experiencia, como lo hacemos las personas al practicar una tarea.

2.2 Por qué es importante entenderlo

- Comprender cómo aprende un modelo permite interpretar sus resultados de manera crítica.

2.2 Por qué es importante entenderlo

- Comprender cómo aprende un modelo permite interpretar sus resultados de manera crítica.
- El modelo no “piensa” ni “entiende”: simplemente busca patrones en los datos que se le entregan.

2.2 Por qué es importante entenderlo

- Comprender cómo aprende un modelo permite interpretar sus resultados de manera crítica.
- El modelo no “piensa” ni “entiende”: simplemente busca patrones en los datos que se le entregan.
- Si los datos contienen sesgos o errores, el modelo también los aprenderá.

2.2 Por qué es importante entenderlo

- Comprender cómo aprende un modelo permite interpretar sus resultados de manera crítica.
- El modelo no “piensa” ni “entiende”: simplemente busca patrones en los datos que se le entregan.
- Si los datos contienen sesgos o errores, el modelo también los aprenderá.
- En el análisis de fenómenos sociales, esto implica una responsabilidad: reflexionar sobre qué tipo de ejemplos usamos y qué significan nuestras etiquetas.

2.2 Por qué es importante entenderlo

- Comprender cómo aprende un modelo permite interpretar sus resultados de manera crítica.
- El modelo no “piensa” ni “entiende”: simplemente busca patrones en los datos que se le entregan.
- Si los datos contienen sesgos o errores, el modelo también los aprenderá.
- En el análisis de fenómenos sociales, esto implica una responsabilidad: reflexionar sobre qué tipo de ejemplos usamos y qué significan nuestras etiquetas.
- Entender el aprendizaje supervisado es, en el fondo, aprender cómo se construye conocimiento a partir de la experiencia empírica.

Fei-Fei Li: la mente detrás del aprendizaje visual



- Investigadora clave en el desarrollo del aprendizaje automático y la visión por computadora.

Fei-Fei Li: la mente detrás del aprendizaje visual



- Investigadora clave en el desarrollo del aprendizaje automático y la visión por computadora.
- Propuso que las máquinas podían “ver” si se les mostraban suficientes ejemplos bien organizados.

Fei-Fei Li: la mente detrás del aprendizaje visual



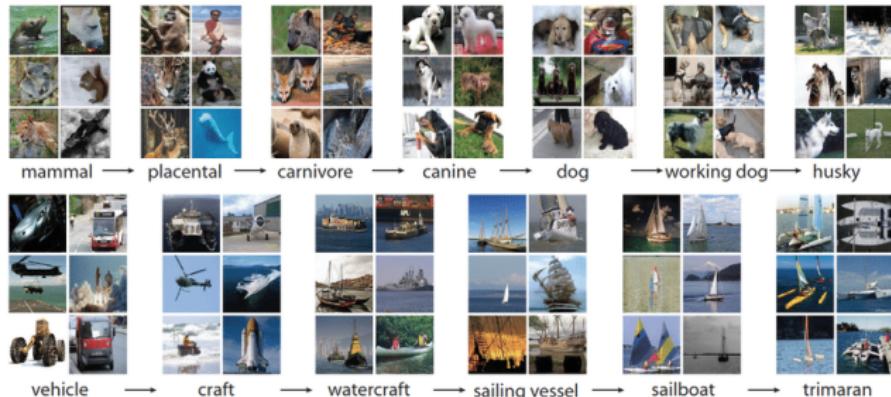
- Investigadora clave en el desarrollo del aprendizaje automático y la visión por computadora.
- Propuso que las máquinas podían “ver” si se les mostraban suficientes ejemplos bien organizados.
- Lideró la creación de grandes bases de imágenes que transformaron los modelos de clasificación.

Fei-Fei Li: la mente detrás del aprendizaje visual



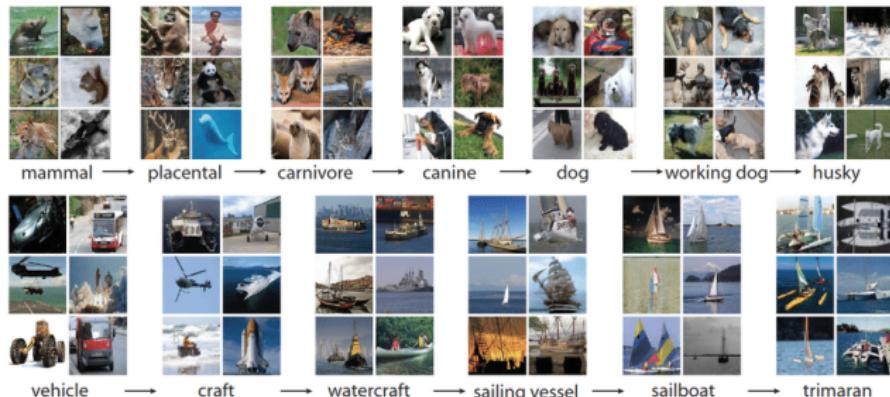
- Investigadora clave en el desarrollo del aprendizaje automático y la visión por computadora.
- Propuso que las máquinas podían “ver” si se les mostraban suficientes ejemplos bien organizados.
- Lideró la creación de grandes bases de imágenes que transformaron los modelos de clasificación.
- Su trabajo destacó que los avances tecnológicos también dependen de la participación y el criterio humano.

ImageNet: cuando los datos cambiaron todo



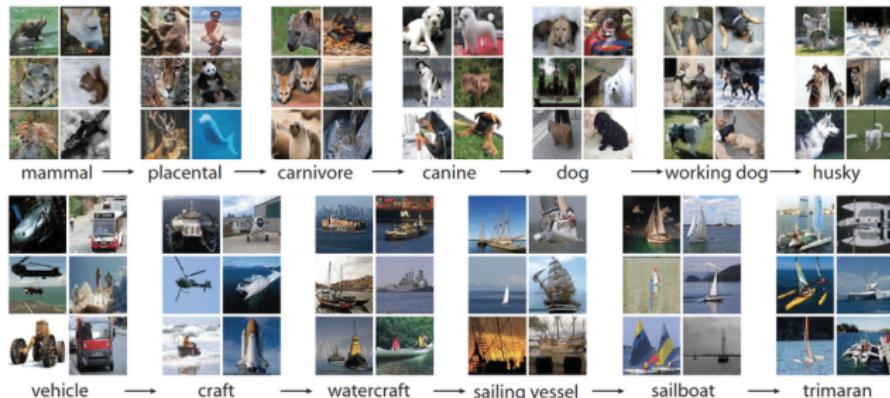
- Proyecto liderado por Fei-Fei Li que reunió millones de imágenes cuidadosamente etiquetadas.

ImageNet: cuando los datos cambiaron todo



- Proyecto liderado por Fei-Fei Li que reunió millones de imágenes cuidadosamente etiquetadas.
- Gracias a este esfuerzo, los modelos aprendieron a reconocer objetos, rostros y escenas con gran precisión.

ImageNet: cuando los datos cambiaron todo



- Proyecto liderado por Fei-Fei Li que reunió millones de imágenes cuidadosamente etiquetadas.
- Gracias a este esfuerzo, los modelos aprendieron a reconocer objetos, rostros y escenas con gran precisión.
- ImageNet marcó un punto de inflexión: mostró que **la calidad y diversidad de los datos** puede transformar la capacidad de los modelos para clasificar.

El trabajo invisible detrás de los datos

- Detrás de los modelos de clasificación hay miles de personas que realizan tareas simples pero esenciales: identificar, etiquetar y clasificar información.

El trabajo invisible detrás de los datos

- Detrás de los modelos de clasificación hay miles de personas que realizan tareas simples pero esenciales: identificar, etiquetar y clasificar información.
- En plataformas como **Amazon Mechanical Turk**, estas personas revisan millones de imágenes, textos o sonidos y asignan etiquetas que luego usan los algoritmos para aprender.

El trabajo invisible detrás de los datos

- Detrás de los modelos de clasificación hay miles de personas que realizan tareas simples pero esenciales: identificar, etiquetar y clasificar información.
- En plataformas como **Amazon Mechanical Turk**, estas personas revisan millones de imágenes, textos o sonidos y asignan etiquetas que luego usan los algoritmos para aprender.
- Cada tarea suele pagarse con una pequeña fracción de dólar, lo que convierte este trabajo en una forma de **microtrabajo digital**.

El trabajo invisible detrás de los datos

- Detrás de los modelos de clasificación hay miles de personas que realizan tareas simples pero esenciales: identificar, etiquetar y clasificar información.
- En plataformas como **Amazon Mechanical Turk**, estas personas revisan millones de imágenes, textos o sonidos y asignan etiquetas que luego usan los algoritmos para aprender.
- Cada tarea suele pagarse con una pequeña fracción de dólar, lo que convierte este trabajo en una forma de **microtrabajo digital**.
- Este proceso muestra que el aprendizaje automático no es completamente “automático”: depende de la intervención humana a gran escala.

El trabajo invisible detrás de los datos

- Detrás de los modelos de clasificación hay miles de personas que realizan tareas simples pero esenciales: identificar, etiquetar y clasificar información.
- En plataformas como **Amazon Mechanical Turk**, estas personas revisan millones de imágenes, textos o sonidos y asignan etiquetas que luego usan los algoritmos para aprender.
- Cada tarea suele pagarse con una pequeña fracción de dólar, lo que convierte este trabajo en una forma de **microtrabajo digital**.
- Este proceso muestra que el aprendizaje automático no es completamente “automático”: depende de la intervención humana a gran escala.
- Reconocer este trabajo permite entender que los datos no son neutrales, sino el resultado de decisiones, interpretaciones y contextos sociales específicos.

3. Lógica de la clasificación

- Clasificar significa aprender a **distinguir** entre distintos tipos de casos observando ejemplos previos.

3. Lógica de la clasificación

- Clasificar significa aprender a **distinguir** entre distintos tipos de casos observando ejemplos previos.
- El modelo analiza muchos ejemplos y busca qué características suelen aparecer juntas en cada tipo.

3. Lógica de la clasificación

- Clasificar significa aprender a **distinguir** entre distintos tipos de casos observando ejemplos previos.
- El modelo analiza muchos ejemplos y busca qué características suelen aparecer juntas en cada tipo.
- Con esa información “traza una frontera” que separa los grupos: un lado representa una categoría y el otro una diferente.

3. Lógica de la clasificación

- Clasificar significa aprender a **distinguir** entre distintos tipos de casos observando ejemplos previos.
- El modelo analiza muchos ejemplos y busca qué características suelen aparecer juntas en cada tipo.
- Con esa información “traza una frontera” que separa los grupos: un lado representa una categoría y el otro una diferente.
- En fenómenos sociales, estas fronteras pueden reflejar diferencias en comportamientos, discursos o contextos.

3. Lógica de la clasificación

- Clasificar significa aprender a **distinguir** entre distintos tipos de casos observando ejemplos previos.
- El modelo analiza muchos ejemplos y busca qué características suelen aparecer juntas en cada tipo.
- Con esa información “traza una frontera” que separa los grupos: un lado representa una categoría y el otro una diferente.
- En fenómenos sociales, estas fronteras pueden reflejar diferencias en comportamientos, discursos o contextos.
- Comprender esta lógica ayuda a interpretar por qué el modelo asigna una etiqueta a ciertos casos y no a otros.

3.1 Cómo decide un modelo de clasificación

- Cada vez que se le presenta un nuevo caso, el modelo compara sus rasgos con los patrones que aprendió.

3.1 Cómo decide un modelo de clasificación

- Cada vez que se le presenta un nuevo caso, el modelo compara sus rasgos con los patrones que aprendió.
- Si el caso se parece más a los ejemplos de una categoría que a los de otra, lo clasifica en esa categoría.

3.1 Cómo decide un modelo de clasificación

- Cada vez que se le presenta un nuevo caso, el modelo compara sus rasgos con los patrones que aprendió.
- Si el caso se parece más a los ejemplos de una categoría que a los de otra, lo clasifica en esa categoría.
- No es una decisión exacta, sino una estimación: el modelo “cree” que pertenece a un grupo según las evidencias disponibles.

3.1 Cómo decide un modelo de clasificación

- Cada vez que se le presenta un nuevo caso, el modelo compara sus rasgos con los patrones que aprendió.
- Si el caso se parece más a los ejemplos de una categoría que a los de otra, lo clasifica en esa categoría.
- No es una decisión exacta, sino una estimación: el modelo “cree” que pertenece a un grupo según las evidencias disponibles.
- Este proceso se parece a la forma en que las personas tomamos decisiones rápidas con base en experiencias previas.

3.1 Cómo decide un modelo de clasificación

- Cada vez que se le presenta un nuevo caso, el modelo compara sus rasgos con los patrones que aprendió.
- Si el caso se parece más a los ejemplos de una categoría que a los de otra, lo clasifica en esa categoría.
- No es una decisión exacta, sino una estimación: el modelo “cree” que pertenece a un grupo según las evidencias disponibles.
- Este proceso se parece a la forma en que las personas tomamos decisiones rápidas con base en experiencias previas.
- En el estudio de lo social, esta lógica permite identificar regularidades sin asumir que los límites entre grupos son fijos o naturales.

3.2 La frontera entre lo técnico y lo interpretativo

- La clasificación combina dos dimensiones:
 - **Técnica:** cómo el modelo organiza la información y detecta patrones.

3.2 La frontera entre lo técnico y lo interpretativo

- La clasificación combina dos dimensiones:
 - **Técnica:** cómo el modelo organiza la información y detecta patrones.
 - **Interpretativa:** cómo nosotros damos sentido a las categorías que el modelo utiliza.

3.2 La frontera entre lo técnico y lo interpretativo

- La clasificación combina dos dimensiones:
 - **Técnica:** cómo el modelo organiza la información y detecta patrones.
 - **Interpretativa:** cómo nosotros damos sentido a las categorías que el modelo utiliza.
- Las etiquetas que definimos influyen en lo que el modelo aprende; por eso, su resultado siempre refleja una forma particular de mirar la realidad.

3.2 La frontera entre lo técnico y lo interpretativo

- La clasificación combina dos dimensiones:
 - **Técnica:** cómo el modelo organiza la información y detecta patrones.
 - **Interpretativa:** cómo nosotros damos sentido a las categorías que el modelo utiliza.
- Las etiquetas que definimos influyen en lo que el modelo aprende; por eso, su resultado siempre refleja una forma particular de mirar la realidad.
- Comprender la lógica de la clasificación permite usarla como una herramienta para explorar preguntas sobre comportamiento, cultura o sociedad, sin perder de vista que sus categorías son construcciones humanas.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.
- Comprender los tipos de clasificación ayuda a elegir la forma más adecuada según la pregunta o el fenómeno que se quiera estudiar.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.
- Comprender los tipos de clasificación ayuda a elegir la forma más adecuada según la pregunta o el fenómeno que se quiera estudiar.
- Los tres tipos más comunes son:
 - **Binaria** — cuando solo existen dos categorías posibles.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.
- Comprender los tipos de clasificación ayuda a elegir la forma más adecuada según la pregunta o el fenómeno que se quiera estudiar.
- Los tres tipos más comunes son:
 - **Binaria** — cuando solo existen dos categorías posibles.
 - **Multiclasificación** — cuando hay varias categorías y cada caso pertenece a una sola.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.
- Comprender los tipos de clasificación ayuda a elegir la forma más adecuada según la pregunta o el fenómeno que se quiera estudiar.
- Los tres tipos más comunes son:
 - **Binaria** — cuando solo existen dos categorías posibles.
 - **Multiclasificación** — cuando hay varias categorías y cada caso pertenece a una sola.
 - **Multietiqueta** — cuando un mismo caso puede tener más de una categoría al mismo tiempo.

4. Tipos de clasificación

- No todos los problemas de clasificación son iguales: los modelos pueden organizar la información de distintas maneras.
- Comprender los tipos de clasificación ayuda a elegir la forma más adecuada según la pregunta o el fenómeno que se quiera estudiar.
- Los tres tipos más comunes son:
 - **Binaria** — cuando solo existen dos categorías posibles.
 - **Multiclasificación** — cuando hay varias categorías y cada caso pertenece a una sola.
 - **Multietiqueta** — cuando un mismo caso puede tener más de una categoría al mismo tiempo.

4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.

4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.
- Ejemplos de fenómenos sociales donde podría aplicarse:
 - Identificar si una noticia es confiable o no.

4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.
- Ejemplos de fenómenos sociales donde podría aplicarse:
 - Identificar si una noticia es confiable o no.
 - Distinguir entre mensajes positivos o negativos en redes sociales.

4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.
- Ejemplos de fenómenos sociales donde podría aplicarse:
 - Identificar si una noticia es confiable o no.
 - Distinguir entre mensajes positivos o negativos en redes sociales.
 - Determinar si una comunidad presenta o no riesgo frente a cierto evento.

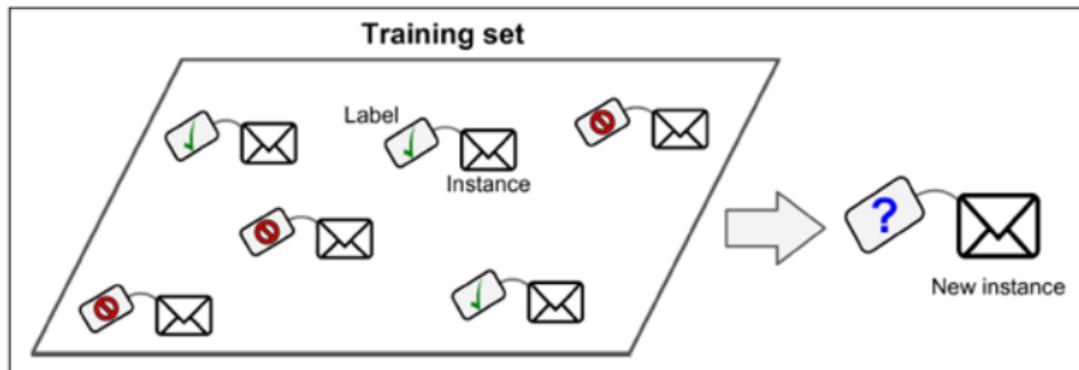
4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.
- Ejemplos de fenómenos sociales donde podría aplicarse:
 - Identificar si una noticia es confiable o no.
 - Distinguir entre mensajes positivos o negativos en redes sociales.
 - Determinar si una comunidad presenta o no riesgo frente a cierto evento.
- Es el tipo más común porque muchas decisiones cotidianas se basan en elegir entre dos opciones.

4.1 Clasificación binaria

- Se utiliza cuando hay solo dos grupos posibles y cada observación pertenece a uno u otro.
- Ejemplos de fenómenos sociales donde podría aplicarse:
 - Identificar si una noticia es confiable o no.
 - Distinguir entre mensajes positivos o negativos en redes sociales.
 - Determinar si una comunidad presenta o no riesgo frente a cierto evento.
- Es el tipo más común porque muchas decisiones cotidianas se basan en elegir entre dos opciones.
- Aun así, simplificar demasiado la realidad puede ocultar matices: por eso, conviene usarlo con criterio.

Clasificación binaria



Fuente: Géron (2022).

4.2 Clasificación multiclasse

- Se aplica cuando existen más de dos categorías y cada caso pertenece a una sola de ellas.

4.2 Clasificación multiclas

- Se aplica cuando existen más de dos categorías y cada caso pertenece a una sola de ellas.
- Ejemplos:
 - Clasificar textos según el tema principal (educación, salud, trabajo, medio ambiente).

4.2 Clasificación multiclas

- Se aplica cuando existen más de dos categorías y cada caso pertenece a una sola de ellas.
- Ejemplos:
 - Clasificar textos según el tema principal (educación, salud, trabajo, medio ambiente).
 - Agrupar territorios por nivel de vulnerabilidad: bajo, medio o alto.

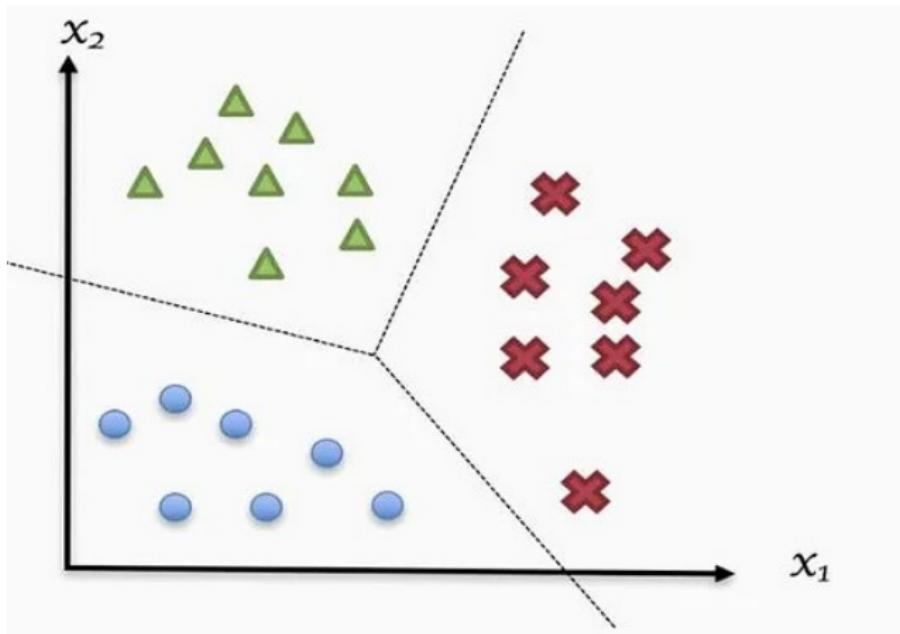
4.2 Clasificación multiclas

- Se aplica cuando existen más de dos categorías y cada caso pertenece a una sola de ellas.
- Ejemplos:
 - Clasificar textos según el tema principal (educación, salud, trabajo, medio ambiente).
 - Agrupar territorios por nivel de vulnerabilidad: bajo, medio o alto.
 - Organizar comentarios ciudadanos en categorías de satisfacción: buena, regular o mala experiencia.

4.2 Clasificación multiclas

- Se aplica cuando existen más de dos categorías y cada caso pertenece a una sola de ellas.
- Ejemplos:
 - Clasificar textos según el tema principal (educación, salud, trabajo, medio ambiente).
 - Agrupar territorios por nivel de vulnerabilidad: bajo, medio o alto.
 - Organizar comentarios ciudadanos en categorías de satisfacción: buena, regular o mala experiencia.
- Este tipo de clasificación refleja mejor la diversidad social, pero también requiere más cuidado en la definición de las categorías y su equilibrio.

Clasificación multiclas



Fuente: Géron (2022).

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.
- Por ejemplo:
 - Un texto puede tratar simultáneamente sobre economía y medio ambiente.

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.
- Por ejemplo:
 - Un texto puede tratar simultáneamente sobre economía y medio ambiente.
 - Un mensaje puede ser emocional y, al mismo tiempo, crítico.

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.
- Por ejemplo:
 - Un texto puede tratar simultáneamente sobre economía y medio ambiente.
 - Un mensaje puede ser emocional y, al mismo tiempo, crítico.
 - Una publicación puede contener información y opinión al mismo tiempo.

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.
- Por ejemplo:
 - Un texto puede tratar simultáneamente sobre economía y medio ambiente.
 - Un mensaje puede ser emocional y, al mismo tiempo, crítico.
 - Una publicación puede contener información y opinión al mismo tiempo.
- Este tipo de clasificación es más flexible y realista, pues reconoce que las fronteras entre categorías sociales no siempre son claras.

4.3 Clasificación multietiqueta

- En algunos fenómenos, un mismo caso puede pertenecer a varias categorías a la vez.
- Por ejemplo:
 - Un texto puede tratar simultáneamente sobre economía y medio ambiente.
 - Un mensaje puede ser emocional y, al mismo tiempo, crítico.
 - Una publicación puede contener información y opinión al mismo tiempo.
- Este tipo de clasificación es más flexible y realista, pues reconoce que las fronteras entre categorías sociales no siempre son claras.
- Trabajar con modelos multietiqueta implica aceptar la complejidad y coexistencia de significados en los datos.

4.4 Elegir el tipo adecuado

- La elección depende de la **pregunta de investigación** y del tipo de información disponible.

4.4 Elegir el tipo adecuado

- La elección depende de la **pregunta de investigación** y del tipo de información disponible.
- No se trata solo de aplicar un modelo, sino de pensar qué forma de clasificación representa mejor el fenómeno que se estudia.

4.4 Elegir el tipo adecuado

- La elección depende de la **pregunta de investigación** y del tipo de información disponible.
- No se trata solo de aplicar un modelo, sino de pensar qué forma de clasificación representa mejor el fenómeno que se estudia.
- En ciencias sociales, los límites entre categorías suelen ser difusos, por lo que conviene explorar distintas formas de clasificar antes de decidir.

4.4 Elegir el tipo adecuado

- La elección depende de la **pregunta de investigación** y del tipo de información disponible.
- No se trata solo de aplicar un modelo, sino de pensar qué forma de clasificación representa mejor el fenómeno que se estudia.
- En ciencias sociales, los límites entre categorías suelen ser difusos, por lo que conviene explorar distintas formas de clasificar antes de decidir.
- Entender los tipos de clasificación ayuda a mantener el equilibrio entre la simplicidad del modelo y la riqueza de la realidad.

5. Principales modelos de clasificación supervisada

- Existen distintos modelos que pueden aprender a clasificar según el tipo de información y la complejidad del fenómeno.

5. Principales modelos de clasificación supervisada

- Existen distintos modelos que pueden aprender a clasificar según el tipo de información y la complejidad del fenómeno.
- No todos los modelos funcionan igual: algunos son más fáciles de interpretar, otros más precisos pero menos transparentes.

5. Principales modelos de clasificación supervisada

- Existen distintos modelos que pueden aprender a clasificar según el tipo de información y la complejidad del fenómeno.
- No todos los modelos funcionan igual: algunos son más fáciles de interpretar, otros más precisos pero menos transparentes.
- Lo importante no es memorizar nombres, sino comprender la lógica general que comparten: **aprender a reconocer patrones y asignar categorías.**

5. Principales modelos de clasificación supervisada

- Existen distintos modelos que pueden aprender a clasificar según el tipo de información y la complejidad del fenómeno.
- No todos los modelos funcionan igual: algunos son más fáciles de interpretar, otros más precisos pero menos transparentes.
- Lo importante no es memorizar nombres, sino comprender la lógica general que comparten: **aprender a reconocer patrones y asignar categorías.**
- A continuación se presentan los modelos más comunes.

5.1 Regresión logística — Decisiones con tendencia

- Este modelo aprende a estimar la probabilidad de que algo pertenezca a una categoría.

5.1 Regresión logística — Decisiones con tendencia

- Este modelo aprende a estimar la probabilidad de que algo pertenezca a una categoría.
- Ejemplo:
 - Un programa social quiere identificar hogares en riesgo de deserción escolar.

5.1 Regresión logística — Decisiones con tendencia

- Este modelo aprende a estimar la probabilidad de que algo pertenezca a una categoría.
- Ejemplo:
 - Un programa social quiere identificar hogares en riesgo de deserción escolar.
 - Se analizan variables como ingreso, distancia a la escuela y número de hijos.

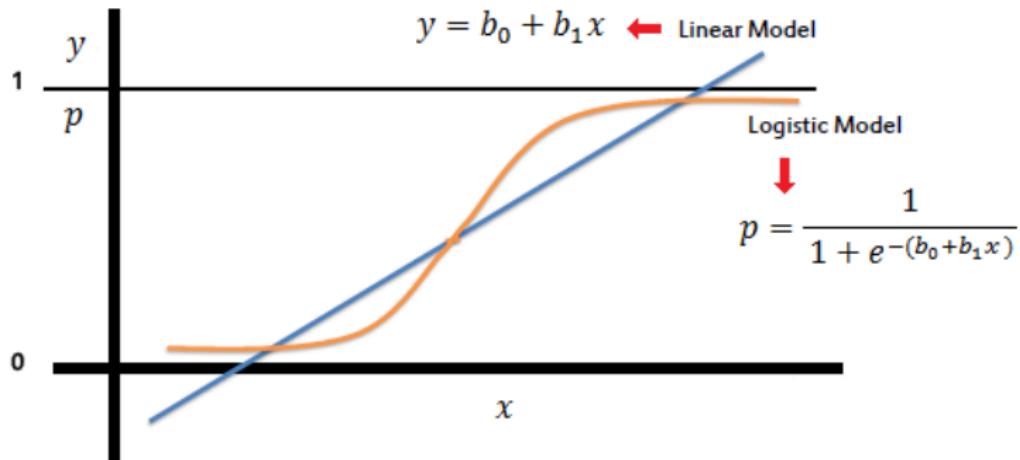
5.1 Regresión logística — Decisiones con tendencia

- Este modelo aprende a estimar la probabilidad de que algo pertenezca a una categoría.
- Ejemplo:
 - Un programa social quiere identificar hogares en riesgo de deserción escolar.
 - Se analizan variables como ingreso, distancia a la escuela y número de hijos.
 - El modelo aprende que ciertos patrones aumentan la probabilidad de deserción y otros la reducen.

5.1 Regresión logística — Decisiones con tendencia

- Este modelo aprende a estimar la probabilidad de que algo pertenezca a una categoría.
- Ejemplo:
 - Un programa social quiere identificar hogares en riesgo de deserción escolar.
 - Se analizan variables como ingreso, distancia a la escuela y número de hijos.
 - El modelo aprende que ciertos patrones aumentan la probabilidad de deserción y otros la reducen.
- No dice “sí o no” directamente, sino “qué tan probable” es que ocurra un caso, lo que ayuda a priorizar decisiones.

Regresión logística



Fuente: [The machine learners](#)

5.2 Árboles de decisión — Reglas claras y comprensibles

- Funcionan como una serie de preguntas encadenadas que llevan a una conclusión.

5.2 Árboles de decisión — Reglas claras y comprensibles

- Funcionan como una serie de preguntas encadenadas que llevan a una conclusión.
- Ejemplo:
 - Un observatorio local quiere clasificar solicitudes ciudadanas según urgencia.

5.2 Árboles de decisión — Reglas claras y comprensibles

- Funcionan como una serie de preguntas encadenadas que llevan a una conclusión.
- Ejemplo:
 - Un observatorio local quiere clasificar solicitudes ciudadanas según urgencia.
 - El árbol puede preguntar: “*¿Afecta la seguridad?*” → sí/no → “*¿Involucra servicios básicos?*” → sí/no → Resultado: prioridad alta, media o baja.

5.2 Árboles de decisión — Reglas claras y comprensibles

- Funcionan como una serie de preguntas encadenadas que llevan a una conclusión.
- Ejemplo:
 - Un observatorio local quiere clasificar solicitudes ciudadanas según urgencia.
 - El árbol puede preguntar: “*¿Afecta la seguridad?*” → sí/no → “*¿Involucra servicios básicos?*” → sí/no → Resultado: prioridad alta, media o baja.
- Este modelo es útil cuando se necesita explicar de manera sencilla cómo se llegó a una decisión.

Árboles de decisión

Working of Decision Tree

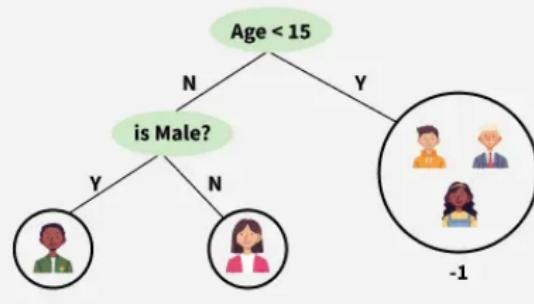
The model checks conditions like age and gender to split users into groups. Each group (leaf node) gets a prediction score based on user preferences for computer games.

Input: Age, Gender, Occupation,..



Does the person likes computer games

Prediction score in each leaf



Fuente: [Geeks for geeks](#)

5.3 Bosques aleatorios — Aprender del consenso

- Un bosque aleatorio combina muchos árboles y toma la decisión que más se repite entre ellos.

5.3 Bosques aleatorios — Aprender del consenso

- Un bosque aleatorio combina muchos árboles y toma la decisión que más se repite entre ellos.
- Ejemplo:
 - En un estudio de empleo, varios “árboles” analizan distintos factores: edad, formación, experiencia, región.

5.3 Bosques aleatorios — Aprender del consenso

- Un bosque aleatorio combina muchos árboles y toma la decisión que más se repite entre ellos.
- Ejemplo:
 - En un estudio de empleo, varios “árboles” analizan distintos factores: edad, formación, experiencia, región.
 - Cada uno propone una clasificación: alta, media o baja probabilidad de empleo.

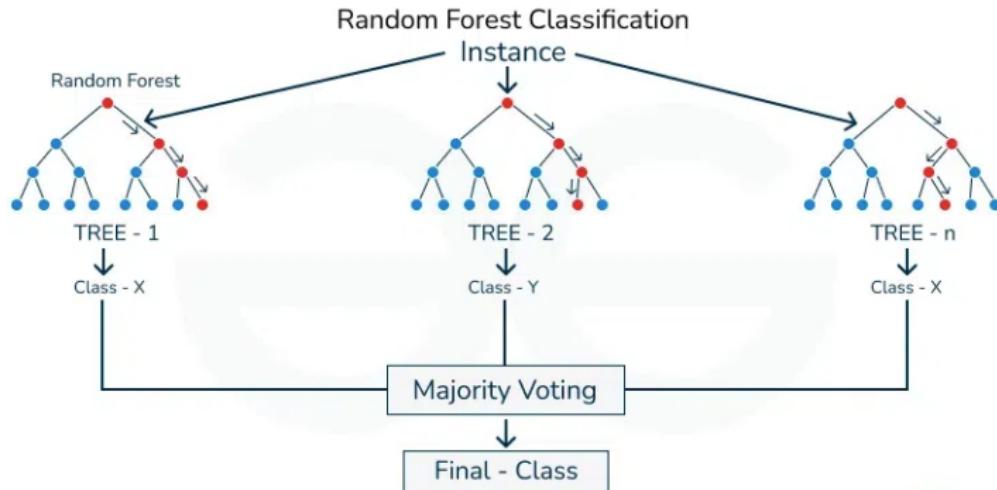
5.3 Bosques aleatorios — Aprender del consenso

- Un bosque aleatorio combina muchos árboles y toma la decisión que más se repite entre ellos.
- Ejemplo:
 - En un estudio de empleo, varios “árboles” analizan distintos factores: edad, formación, experiencia, región.
 - Cada uno propone una clasificación: alta, media o baja probabilidad de empleo.
 - El modelo final toma la decisión mayoritaria: un promedio de muchas perspectivas.

5.3 Bosques aleatorios — Aprender del consenso

- Un bosque aleatorio combina muchos árboles y toma la decisión que más se repite entre ellos.
- Ejemplo:
 - En un estudio de empleo, varios “árboles” analizan distintos factores: edad, formación, experiencia, región.
 - Cada uno propone una clasificación: alta, media o baja probabilidad de empleo.
 - El modelo final toma la decisión mayoritaria: un promedio de muchas perspectivas.
- Es más estable que un solo árbol, porque evita que una decisión aislada domine el resultado.

Bosques aleatorios



Fuente: [Geeks for geeks](#)

5.4 Máquinas de soporte vectorial — Encontrar la frontera más clara

- Este modelo busca la línea que mejor separa dos grupos distintos.

5.4 Máquinas de soporte vectorial — Encontrar la frontera más clara

- Este modelo busca la línea que mejor separa dos grupos distintos.
- Ejemplo:
 - Se estudian publicaciones en redes sociales para saber si son informativas o emocionales.

5.4 Máquinas de soporte vectorial — Encontrar la frontera más clara

- Este modelo busca la línea que mejor separa dos grupos distintos.
- Ejemplo:
 - Se estudian publicaciones en redes sociales para saber si son informativas o emocionales.
 - Algunas son claramente informativas y otras muy emocionales, pero muchas están entre ambas.

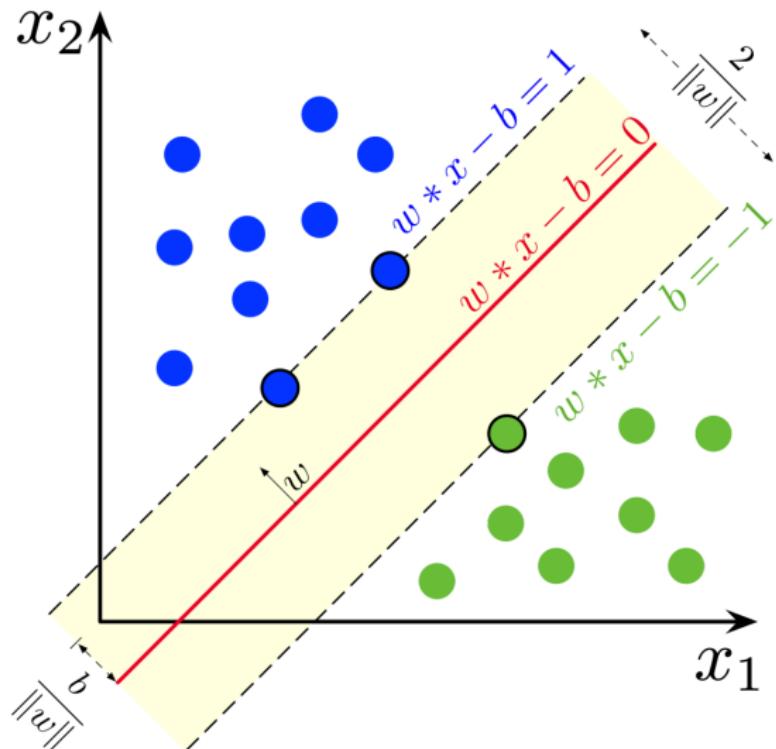
5.4 Máquinas de soporte vectorial — Encontrar la frontera más clara

- Este modelo busca la línea que mejor separa dos grupos distintos.
- Ejemplo:
 - Se estudian publicaciones en redes sociales para saber si son informativas o emocionales.
 - Algunas son claramente informativas y otras muy emocionales, pero muchas están entre ambas.
 - El modelo identifica la frontera más equilibrada que separa los dos tipos de mensajes.

5.4 Máquinas de soporte vectorial — Encontrar la frontera más clara

- Este modelo busca la línea que mejor separa dos grupos distintos.
- Ejemplo:
 - Se estudian publicaciones en redes sociales para saber si son informativas o emocionales.
 - Algunas son claramente informativas y otras muy emocionales, pero muchas están entre ambas.
 - El modelo identifica la frontera más equilibrada que separa los dos tipos de mensajes.
- Es especialmente útil cuando las diferencias entre grupos no son obvias a simple vista.

Máquinas de soporte vectorial



Fuente: Wikipedia

5.5 Redes neuronales — Aprender de la complejidad

- Inspiradas en el cerebro, estas redes aprenden a reconocer patrones más complejos o sutiles.

5.5 Redes neuronales — Aprender de la complejidad

- Inspiradas en el cerebro, estas redes aprenden a reconocer patrones más complejos o sutiles.
- Ejemplo:
 - En un proyecto cultural se analizan miles de reseñas de películas para identificar emociones (alegría, tristeza, sorpresa).

5.5 Redes neuronales — Aprender de la complejidad

- Inspiradas en el cerebro, estas redes aprenden a reconocer patrones más complejos o sutiles.
- Ejemplo:
 - En un proyecto cultural se analizan miles de reseñas de películas para identificar emociones (alegría, tristeza, sorpresa).
 - Las palabras y expresiones se combinan de formas muy diversas.

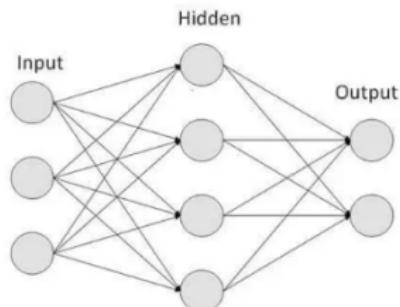
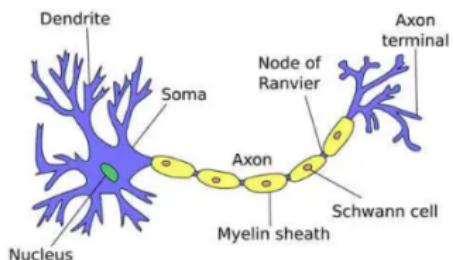
5.5 Redes neuronales — Aprender de la complejidad

- Inspiradas en el cerebro, estas redes aprenden a reconocer patrones más complejos o sutiles.
- Ejemplo:
 - En un proyecto cultural se analizan miles de reseñas de películas para identificar emociones (alegría, tristeza, sorpresa).
 - Las palabras y expresiones se combinan de formas muy diversas.
 - La red neuronal aprende a relacionar combinaciones de palabras con emociones, incluso cuando no aparecen explícitamente.

5.5 Redes neuronales — Aprender de la complejidad

- Inspiradas en el cerebro, estas redes aprenden a reconocer patrones más complejos o sutiles.
- Ejemplo:
 - En un proyecto cultural se analizan miles de reseñas de películas para identificar emociones (alegría, tristeza, sorpresa).
 - Las palabras y expresiones se combinan de formas muy diversas.
 - La red neuronal aprende a relacionar combinaciones de palabras con emociones, incluso cuando no aparecen explícitamente.
- Aunque sus resultados suelen ser más precisos, es difícil explicar exactamente cómo llega a cada decisión.

Redes neuronales



Fuente: Clevertap

6. Evaluar el desempeño del modelo

- Una vez que un modelo de clasificación ha aprendido, es necesario saber qué tan bien logra distinguir entre las categorías.

6. Evaluar el desempeño del modelo

- Una vez que un modelo de clasificación ha aprendido, es necesario saber qué tan bien logra distinguir entre las categorías.
- Evaluar el desempeño no significa buscar la perfección, sino entender **qué aciertos y errores comete el modelo**.

6. Evaluar el desempeño del modelo

- Una vez que un modelo de clasificación ha aprendido, es necesario saber qué tan bien logra distinguir entre las categorías.
- Evaluar el desempeño no significa buscar la perfección, sino entender **qué aciertos y errores comete el modelo**.
- Este paso permite decidir si el modelo realmente ayuda a comprender el fenómeno o si necesita ajustes.

6. Evaluar el desempeño del modelo

- Una vez que un modelo de clasificación ha aprendido, es necesario saber qué tan bien logra distinguir entre las categorías.
- Evaluar el desempeño no significa buscar la perfección, sino entender **qué aciertos y errores comete el modelo**.
- Este paso permite decidir si el modelo realmente ayuda a comprender el fenómeno o si necesita ajustes.
- Evaluar también es una forma de reflexión crítica: nos muestra los límites del modelo y los sesgos que puede reproducir.

6.1 Qué observamos al evaluar

- Cuántas veces el modelo acierta en su clasificación y cuántas se equivoca.

6.1 Qué observamos al evaluar

- Cuántas veces el modelo acierta en su clasificación y cuántas se equivoca.
- Si confunde ciertas categorías con otras (por ejemplo, mensajes neutros con negativos).

6.1 Qué observamos al evaluar

- Cuántas veces el modelo acierta en su clasificación y cuántas se equivoca.
- Si confunde ciertas categorías con otras (por ejemplo, mensajes neutros con negativos).
- Si tiende a favorecer una clase más que otra, lo que puede indicar un sesgo en los datos.

6.1 Qué observamos al evaluar

- Cuántas veces el modelo acierta en su clasificación y cuántas se equivoca.
- Si confunde ciertas categorías con otras (por ejemplo, mensajes neutros con negativos).
- Si tiende a favorecer una clase más que otra, lo que puede indicar un sesgo en los datos.
- Si los errores del modelo son comprensibles o preocupantes según el contexto social o institucional donde se aplica.

6.1 Qué observamos al evaluar

- Cuántas veces el modelo acierta en su clasificación y cuántas se equivoca.
- Si confunde ciertas categorías con otras (por ejemplo, mensajes neutros con negativos).
- Si tiende a favorecer una clase más que otra, lo que puede indicar un sesgo en los datos.
- Si los errores del modelo son comprensibles o preocupantes según el contexto social o institucional donde se aplica.
- Evaluar no es solo medir, es **interpretar los resultados** para mejorar el modelo o redefinir las categorías.

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:
 - Clasificar algo como perteneciente a una categoría cuando no lo es.

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:
 - Clasificar algo como perteneciente a una categoría cuando no lo es.
 - No reconocer un caso que sí pertenece a una categoría.

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:
 - Clasificar algo como perteneciente a una categoría cuando no lo es.
 - No reconocer un caso que sí pertenece a una categoría.
- En fenómenos sociales, estos errores pueden tener implicaciones éticas: etiquetar injustamente o pasar por alto casos importantes.

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:
 - Clasificar algo como perteneciente a una categoría cuando no lo es.
 - No reconocer un caso que sí pertenece a una categoría.
- En fenómenos sociales, estos errores pueden tener implicaciones éticas: etiquetar injustamente o pasar por alto casos importantes.
- Lo relevante no es eliminar los errores por completo, sino entender qué tipo de errores son más aceptables o más graves en cada contexto.

6.2 Tipos de errores y lo que significan

- En toda clasificación hay dos formas básicas de equivocarse:
 - Clasificar algo como perteneciente a una categoría cuando no lo es.
 - No reconocer un caso que sí pertenece a una categoría.
- En fenómenos sociales, estos errores pueden tener implicaciones éticas: etiquetar injustamente o pasar por alto casos importantes.
- Lo relevante no es eliminar los errores por completo, sino entender qué tipo de errores son más aceptables o más graves en cada contexto.
- Un buen modelo no es el que nunca falla, sino el que **falla de forma comprensible y corregible**.

6.3 Evaluar como ejercicio interpretativo

- Evaluar un modelo también implica preguntarse:
 - ¿Qué tipo de realidad está construyendo esta clasificación?

6.3 Evaluar como ejercicio interpretativo

- Evaluar un modelo también implica preguntarse:
 - ¿Qué tipo de realidad está construyendo esta clasificación?
 - ¿A quién benefician o perjudican sus errores?

6.3 Evaluar como ejercicio interpretativo

- Evaluar un modelo también implica preguntarse:
 - ¿Qué tipo de realidad está construyendo esta clasificación?
 - ¿A quién benefician o perjudican sus errores?
 - ¿Qué categorías podrían replantearse o complementarse?

6.3 Evaluar como ejercicio interpretativo

- Evaluar un modelo también implica preguntarse:
 - ¿Qué tipo de realidad está construyendo esta clasificación?
 - ¿A quién benefician o perjudican sus errores?
 - ¿Qué categorías podrían replantearse o complementarse?
- Evaluar el desempeño es parte del pensamiento crítico: conecta la técnica con la comprensión social del fenómeno.

6.3 Evaluar como ejercicio interpretativo

- Evaluar un modelo también implica preguntarse:
 - ¿Qué tipo de realidad está construyendo esta clasificación?
 - ¿A quién benefician o perjudican sus errores?
 - ¿Qué categorías podrían replantearse o complementarse?
- Evaluar el desempeño es parte del pensamiento crítico: conecta la técnica con la comprensión social del fenómeno.
- En última instancia, la evaluación no cierra el proceso, sino que lo reinicia: sirve para mejorar los datos, ajustar las etiquetas y refinar las preguntas.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.
- Métricas:
 - **Accuracy:** porcentaje total de aciertos.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.
- Métricas:
 - **Accuracy:** porcentaje total de aciertos.
 - **Precision:** de los positivos predichos, cuántos son reales.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.
- Métricas:
 - **Accuracy:** porcentaje total de aciertos.
 - **Precision:** de los positivos predichos, cuántos son reales.
 - **Recall:** de los positivos reales, cuántos detectó el modelo.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.
- Métricas:
 - **Accuracy:** porcentaje total de aciertos.
 - **Precision:** de los positivos predichos, cuántos son reales.
 - **Recall:** de los positivos reales, cuántos detectó el modelo.
 - **F1-score:** equilibrio entre precisión y cobertura.

6. Evaluar un clasificador

- No basta con saber si acierta: importa cómo lo hace.
- Métricas:
 - **Accuracy:** porcentaje total de aciertos.
 - **Precision:** de los positivos predichos, cuántos son reales.
 - **Recall:** de los positivos reales, cuántos detectó el modelo.
 - **F1-score:** equilibrio entre precisión y cobertura.
- **Matriz de confusión:** muestra aciertos y errores (por ejemplo, confundir “falsa” con “verdadera”).

Matriz de confusión: clasificación

Predicción del modelo		
	Positivo	Negativo
Casos positivos	TP	FN
Casos negativos	FP	TN

- **TP (True Positives)**: casos positivos que el modelo predijo bien.
- **TN (True Negatives)**: casos negativos que el modelo predijo bien.
- **FP (False Positives)**: negativos que el modelo predijo erróneamente como positivos.
- **FN (False Negatives)**: positivos que el modelo predijo erróneamente como negativos.

Métricas de evaluación: clasificación

- **Accuracy (Exactitud):**

- Porcentaje de predicciones correctas.
- *Fórmula:* Accuracy = $\frac{TP+TN}{Total}$
- Útil cuando las clases están balanceadas.

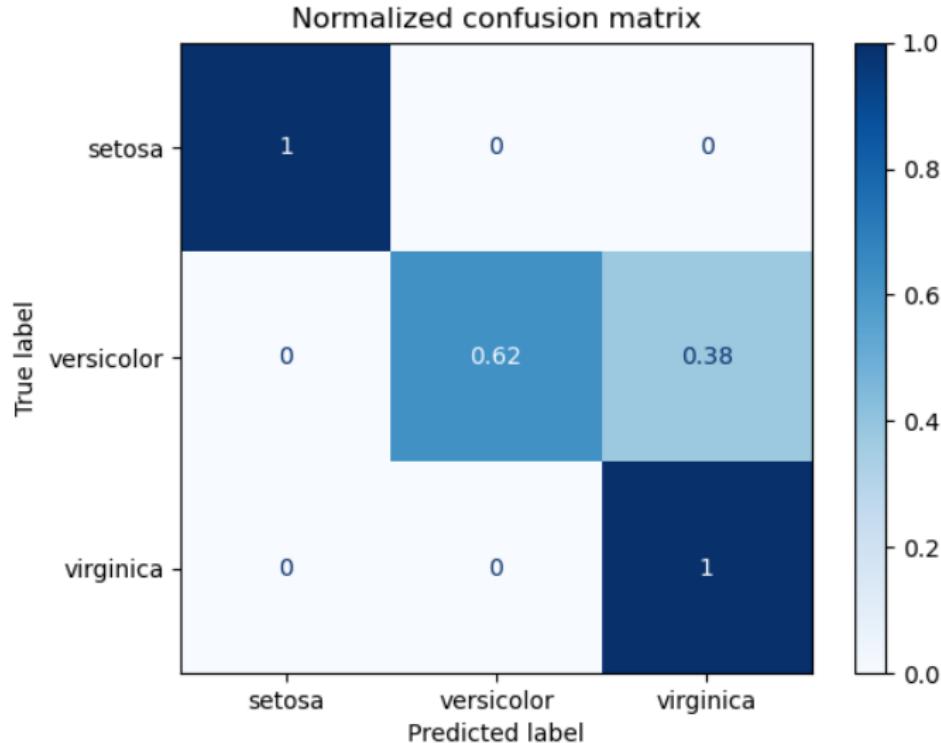
- **Precisión (Precision):**

- Proporción de predicciones positivas que fueron correctas.
- *Fórmula:* Precision = $\frac{TP}{TP+FP}$
- Alta precisión = pocos falsos positivos.

- **Recall (Sensibilidad):**

- Proporción de positivos reales que fueron detectados.
- *Fórmula:* Recall = $\frac{TP}{TP+FN}$
- Alto recall = pocos falsos negativos.

Matriz de confusión en Python



7. Preparar los datos y definir las etiquetas

- Antes de entrenar un modelo, los datos deben estar organizados, limpios y bien definidos.

7. Preparar los datos y definir las etiquetas

- Antes de entrenar un modelo, los datos deben estar organizados, limpios y bien definidos.
- En el aprendizaje supervisado, los ejemplos deben incluir una etiqueta o categoría conocida.

7. Preparar los datos y definir las etiquetas

- Antes de entrenar un modelo, los datos deben estar organizados, limpios y bien definidos.
- En el aprendizaje supervisado, los ejemplos deben incluir una etiqueta o categoría conocida.
- Preparar los datos no es un paso mecánico: es una tarea conceptual y ética.

7. Preparar los datos y definir las etiquetas

- Antes de entrenar un modelo, los datos deben estar organizados, limpios y bien definidos.
- En el aprendizaje supervisado, los ejemplos deben incluir una etiqueta o categoría conocida.
- Preparar los datos no es un paso mecánico: es una tarea conceptual y ética.
- Las decisiones sobre qué conservar, qué eliminar y cómo clasificar influyen directamente en lo que el modelo aprenderá.

7. Preparar los datos y definir las etiquetas

- Antes de entrenar un modelo, los datos deben estar organizados, limpios y bien definidos.
- En el aprendizaje supervisado, los ejemplos deben incluir una etiqueta o categoría conocida.
- Preparar los datos no es un paso mecánico: es una tarea conceptual y ética.
- Las decisiones sobre qué conservar, qué eliminar y cómo clasificar influyen directamente en lo que el modelo aprenderá.
- Por eso, la preparación de los datos es también una forma de construir el objeto de estudio.

7.1 La limpieza de los datos

- Los datos reales casi nunca llegan listos: suelen tener errores, repeticiones o vacíos.

7.1 La limpieza de los datos

- Los datos reales casi nunca llegan listos: suelen tener errores, repeticiones o vacíos.
- Limpiar significa revisar, corregir y unificar formatos.

7.1 La limpieza de los datos

- Los datos reales casi nunca llegan listos: suelen tener errores, repeticiones o vacíos.
- Limpiar significa revisar, corregir y unificar formatos.
- Ejemplo:
 - En una base de encuestas, los nombres de municipios pueden estar escritos de varias formas (“Medellín”, “Medellin”, “Medellín-ANT”).

7.1 La limpieza de los datos

- Los datos reales casi nunca llegan listos: suelen tener errores, repeticiones o vacíos.
- Limpiar significa revisar, corregir y unificar formatos.
- Ejemplo:
 - En una base de encuestas, los nombres de municipios pueden estar escritos de varias formas (“Medellín”, “Medellin”, “Medellín-ANT”).
 - Si no se corrige, el modelo tratará cada forma como si fuera un municipio distinto.

7.1 La limpieza de los datos

- Los datos reales casi nunca llegan listos: suelen tener errores, repeticiones o vacíos.
- Limpiar significa revisar, corregir y unificar formatos.
- Ejemplo:
 - En una base de encuestas, los nombres de municipios pueden estar escritos de varias formas (“Medellín”, “Medellin”, “Medellín-ANT”).
 - Si no se corrige, el modelo tratará cada forma como si fuera un municipio distinto.
- La limpieza de los datos no mejora solo la técnica: mejora la comprensión del fenómeno.

7.2 El proceso de etiquetado

- Etiquetar significa asignar una categoría a cada observación: es la base del aprendizaje supervisado.

7.2 El proceso de etiquetado

- Etiquetar significa asignar una categoría a cada observación: es la base del aprendizaje supervisado.
- Pero etiquetar no es neutral: implica interpretar los datos según ciertos criterios.

7.2 El proceso de etiquetado

- Etiquetar significa asignar una categoría a cada observación: es la base del aprendizaje supervisado.
- Pero etiquetar no es neutral: implica interpretar los datos según ciertos criterios.
- Ejemplo:
 - Clasificar noticias como “informativas” u ^{.º}opiniones.^{exige} definir qué cuenta como información y qué como opinión.

7.2 El proceso de etiquetado

- Etiquetar significa asignar una categoría a cada observación: es la base del aprendizaje supervisado.
- Pero etiquetar no es neutral: implica interpretar los datos según ciertos criterios.
- Ejemplo:
 - Clasificar noticias como “informativas” u ^{.º}opiniones.^{exige} definir qué cuenta como información y qué como opinión.
 - Diferentes personas podrían etiquetar el mismo texto de maneras distintas.

7.2 El proceso de etiquetado

- Etiquetar significa asignar una categoría a cada observación: es la base del aprendizaje supervisado.
- Pero etiquetar no es neutral: implica interpretar los datos según ciertos criterios.
- Ejemplo:
 - Clasificar noticias como “informativas” u opiniones.^{exige} definir qué cuenta como información y qué como opinión.
 - Diferentes personas podrían etiquetar el mismo texto de maneras distintas.
- Por eso es importante establecer criterios claros y consistentes, preferiblemente revisados por más de una persona.

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.
- Algunos sesgos comunes:
 - Falta de representatividad (solo se incluyen ciertos grupos).

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.
- Algunos sesgos comunes:
 - Falta de representatividad (solo se incluyen ciertos grupos).
 - Errores de clasificación o etiquetas inconsistentes.

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.
- Algunos sesgos comunes:
 - Falta de representatividad (solo se incluyen ciertos grupos).
 - Errores de clasificación o etiquetas inconsistentes.
 - Lenguaje o variables que reproducen estereotipos.

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.
- Algunos sesgos comunes:
 - Falta de representatividad (solo se incluyen ciertos grupos).
 - Errores de clasificación o etiquetas inconsistentes.
 - Lenguaje o variables que reproducen estereotipos.
- Ejemplo:
 - Si un conjunto de mensajes en redes solo proviene de una región o sector social, el modelo no podrá generalizar a otros contextos.

7.3 Los sesgos en los datos

- Un modelo aprende lo que reflejan sus datos: si los datos están sesgados, el modelo también lo estará.
- Algunos sesgos comunes:
 - Falta de representatividad (solo se incluyen ciertos grupos).
 - Errores de clasificación o etiquetas inconsistentes.
 - Lenguaje o variables que reproducen estereotipos.
- Ejemplo:
 - Si un conjunto de mensajes en redes solo proviene de una región o sector social, el modelo no podrá generalizar a otros contextos.
- Identificar los sesgos es parte del proceso científico y ético, no un obstáculo.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.
- Los modelos de clasificación no son neutrales: reflejan los valores, prioridades y puntos de vista de quienes los construyen.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.
- Los modelos de clasificación no son neutrales: reflejan los valores, prioridades y puntos de vista de quienes los construyen.
- Por eso es importante:
 - Documentar cómo se obtuvieron y limpiaron los datos.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.
- Los modelos de clasificación no son neutrales: reflejan los valores, prioridades y puntos de vista de quienes los construyen.
- Por eso es importante:
 - Documentar cómo se obtuvieron y limpiaron los datos.
 - Explicar los criterios de clasificación utilizados.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.
- Los modelos de clasificación no son neutrales: reflejan los valores, prioridades y puntos de vista de quienes los construyen.
- Por eso es importante:
 - Documentar cómo se obtuvieron y limpiaron los datos.
 - Explicar los criterios de clasificación utilizados.
 - Revisar regularmente los resultados para evitar usos injustos o discriminatorios.

7.4 La dimensión ética del aprendizaje supervisado

- Cada decisión técnica —qué variable usar, cómo etiquetar, qué casos incluir— tiene consecuencias éticas.
- Los modelos de clasificación no son neutrales: reflejan los valores, prioridades y puntos de vista de quienes los construyen.
- Por eso es importante:
 - Documentar cómo se obtuvieron y limpiaron los datos.
 - Explicar los criterios de clasificación utilizados.
 - Revisar regularmente los resultados para evitar usos injustos o discriminatorios.
- La ética en el aprendizaje automático comienza mucho antes del modelo: empieza con los datos.

7.5 En síntesis

- Preparar y etiquetar datos no es una tarea menor: define el alcance y la validez del modelo.

7.5 En síntesis

- Preparar y etiquetar datos no es una tarea menor: define el alcance y la validez del modelo.
- Limpiar, revisar y discutir las categorías son formas de garantizar que los resultados sean más justos y útiles.

7.5 En síntesis

- Preparar y etiquetar datos no es una tarea menor: define el alcance y la validez del modelo.
- Limpiar, revisar y discutir las categorías son formas de garantizar que los resultados sean más justos y útiles.
- En ciencias sociales, esto significa reconocer que los datos son parte de la realidad que estudiamos, no solo un reflejo de ella.

7.5 En síntesis

- Preparar y etiquetar datos no es una tarea menor: define el alcance y la validez del modelo.
- Limpiar, revisar y discutir las categorías son formas de garantizar que los resultados sean más justos y útiles.
- En ciencias sociales, esto significa reconocer que los datos son parte de la realidad que estudiamos, no solo un reflejo de ella.
- Un buen modelo comienza con buenos datos, y buenos datos comienzan con una mirada crítica y cuidadosa.

8. Aplicaciones en ciencias sociales

- Los modelos de clasificación se utilizan cada vez más en las ciencias sociales para analizar grandes volúmenes de información.

8. Aplicaciones en ciencias sociales

- Los modelos de clasificación se utilizan cada vez más en las ciencias sociales para analizar grandes volúmenes de información.
- Permiten reconocer patrones en textos, opiniones, encuestas, comportamientos o territorios.

8. Aplicaciones en ciencias sociales

- Los modelos de clasificación se utilizan cada vez más en las ciencias sociales para analizar grandes volúmenes de información.
- Permiten reconocer patrones en textos, opiniones, encuestas, comportamientos o territorios.
- No buscan reemplazar la interpretación humana, sino ofrecer nuevas formas de observar fenómenos complejos.

8. Aplicaciones en ciencias sociales

- Los modelos de clasificación se utilizan cada vez más en las ciencias sociales para analizar grandes volúmenes de información.
- Permiten reconocer patrones en textos, opiniones, encuestas, comportamientos o territorios.
- No buscan reemplazar la interpretación humana, sino ofrecer nuevas formas de observar fenómenos complejos.
- El valor está en conectar los resultados del modelo con preguntas teóricas y contextuales sobre la sociedad.

8.1 Análisis de discursos y medios

- La clasificación de textos permite estudiar cómo se expresan ideas, emociones o valores en distintos contextos.

8.1 Análisis de discursos y medios

- La clasificación de textos permite estudiar cómo se expresan ideas, emociones o valores en distintos contextos.
- Ejemplos de uso:
 - Analizar cómo cambian los temas de conversación en redes sociales durante un evento público.

8.1 Análisis de discursos y medios

- La clasificación de textos permite estudiar cómo se expresan ideas, emociones o valores en distintos contextos.
- Ejemplos de uso:
 - Analizar cómo cambian los temas de conversación en redes sociales durante un evento público.
 - Clasificar noticias según su tono: informativo, alarmista o neutral.

8.1 Análisis de discursos y medios

- La clasificación de textos permite estudiar cómo se expresan ideas, emociones o valores en distintos contextos.
- Ejemplos de uso:
 - Analizar cómo cambian los temas de conversación en redes sociales durante un evento público.
 - Clasificar noticias según su tono: informativo, alarmista o neutral.
 - Detectar la presencia de estigmas o estereotipos en titulares de prensa.

8.1 Análisis de discursos y medios

- La clasificación de textos permite estudiar cómo se expresan ideas, emociones o valores en distintos contextos.
- Ejemplos de uso:
 - Analizar cómo cambian los temas de conversación en redes sociales durante un evento público.
 - Clasificar noticias según su tono: informativo, alarmista o neutral.
 - Detectar la presencia de estigmas o estereotipos en titulares de prensa.
- Estos análisis ayudan a comprender las dinámicas culturales y comunicativas de una sociedad.

8.2 Opinión pública y participación ciudadana

- Los modelos de clasificación se usan para interpretar grandes bases de comentarios, encuestas o publicaciones.

8.2 Opinión pública y participación ciudadana

- Los modelos de clasificación se usan para interpretar grandes bases de comentarios, encuestas o publicaciones.
- Ejemplos:
 - Clasificar mensajes en plataformas digitales según su nivel de acuerdo o desacuerdo con una política pública.

8.2 Opinión pública y participación ciudadana

- Los modelos de clasificación se usan para interpretar grandes bases de comentarios, encuestas o publicaciones.
- Ejemplos:
 - Clasificar mensajes en plataformas digitales según su nivel de acuerdo o desacuerdo con una política pública.
 - Detectar grupos de opinión con posturas similares ante un mismo tema.

8.2 Opinión pública y participación ciudadana

- Los modelos de clasificación se usan para interpretar grandes bases de comentarios, encuestas o publicaciones.
- Ejemplos:
 - Clasificar mensajes en plataformas digitales según su nivel de acuerdo o desacuerdo con una política pública.
 - Detectar grupos de opinión con posturas similares ante un mismo tema.
 - Identificar cambios de actitud a lo largo del tiempo.

8.2 Opinión pública y participación ciudadana

- Los modelos de clasificación se usan para interpretar grandes bases de comentarios, encuestas o publicaciones.
- Ejemplos:
 - Clasificar mensajes en plataformas digitales según su nivel de acuerdo o desacuerdo con una política pública.
 - Detectar grupos de opinión con posturas similares ante un mismo tema.
 - Identificar cambios de actitud a lo largo del tiempo.
- Este tipo de análisis complementa los métodos cualitativos, aportando una visión panorámica de las tendencias sociales.

8.3 Educación y bienestar social

- En el ámbito educativo, los modelos de clasificación ayudan a anticipar necesidades o riesgos.

8.3 Educación y bienestar social

- En el ámbito educativo, los modelos de clasificación ayudan a anticipar necesidades o riesgos.
- Ejemplos:
 - Predecir probabilidad de deserción escolar según variables académicas y familiares.

8.3 Educación y bienestar social

- En el ámbito educativo, los modelos de clasificación ayudan a anticipar necesidades o riesgos.
- Ejemplos:
 - Predecir probabilidad de deserción escolar según variables académicas y familiares.
 - Identificar patrones en trayectorias estudiantiles para orientar acompañamientos.

8.3 Educación y bienestar social

- En el ámbito educativo, los modelos de clasificación ayudan a anticipar necesidades o riesgos.
- Ejemplos:
 - Predecir probabilidad de deserción escolar según variables académicas y familiares.
 - Identificar patrones en trayectorias estudiantiles para orientar acompañamientos.
 - Clasificar respuestas abiertas de estudiantes según temas o percepciones comunes.

8.3 Educación y bienestar social

- En el ámbito educativo, los modelos de clasificación ayudan a anticipar necesidades o riesgos.
- Ejemplos:
 - Predecir probabilidad de deserción escolar según variables académicas y familiares.
 - Identificar patrones en trayectorias estudiantiles para orientar acompañamientos.
 - Clasificar respuestas abiertas de estudiantes según temas o percepciones comunes.
- En políticas sociales, pueden apoyar la priorización de recursos o la detección temprana de situaciones críticas.

8.4 Territorio y datos espaciales

- Los modelos de clasificación también pueden aplicarse a fenómenos espaciales.

8.4 Territorio y datos espaciales

- Los modelos de clasificación también pueden aplicarse a fenómenos espaciales.
- Ejemplos:
 - Clasificar zonas urbanas o rurales según condiciones de vulnerabilidad o acceso a servicios.

8.4 Territorio y datos espaciales

- Los modelos de clasificación también pueden aplicarse a fenómenos espaciales.
- Ejemplos:
 - Clasificar zonas urbanas o rurales según condiciones de vulnerabilidad o acceso a servicios.
 - Identificar patrones de desplazamiento o concentración de población.

8.4 Territorio y datos espaciales

- Los modelos de clasificación también pueden aplicarse a fenómenos espaciales.
- Ejemplos:
 - Clasificar zonas urbanas o rurales según condiciones de vulnerabilidad o acceso a servicios.
 - Identificar patrones de desplazamiento o concentración de población.
 - Analizar mapas de riesgos ambientales o sociales a partir de múltiples variables.

8.4 Territorio y datos espaciales

- Los modelos de clasificación también pueden aplicarse a fenómenos espaciales.
- Ejemplos:
 - Clasificar zonas urbanas o rurales según condiciones de vulnerabilidad o acceso a servicios.
 - Identificar patrones de desplazamiento o concentración de población.
 - Analizar mapas de riesgos ambientales o sociales a partir de múltiples variables.
- Estas aplicaciones ayudan a relacionar los resultados con realidades territoriales concretas y con políticas públicas locales.

8.5 Ética y responsabilidad en las aplicaciones sociales

- Toda aplicación debe considerar los efectos que las clasificaciones pueden tener sobre las personas y comunidades.

8.5 Ética y responsabilidad en las aplicaciones sociales

- Toda aplicación debe considerar los efectos que las clasificaciones pueden tener sobre las personas y comunidades.
- Un error en la clasificación no solo afecta la precisión estadística, sino también la comprensión de un fenómeno social.

8.5 Ética y responsabilidad en las aplicaciones sociales

- Toda aplicación debe considerar los efectos que las clasificaciones pueden tener sobre las personas y comunidades.
- Un error en la clasificación no solo afecta la precisión estadística, sino también la comprensión de un fenómeno social.
- Los investigadores deben preguntarse:
 - ¿Qué representa cada categoría y a quién incluye o excluye?

8.5 Ética y responsabilidad en las aplicaciones sociales

- Toda aplicación debe considerar los efectos que las clasificaciones pueden tener sobre las personas y comunidades.
- Un error en la clasificación no solo afecta la precisión estadística, sino también la comprensión de un fenómeno social.
- Los investigadores deben preguntarse:
 - ¿Qué representa cada categoría y a quién incluye o excluye?
 - ¿Qué consecuencias puede tener clasificar de una u otra forma?

8.5 Ética y responsabilidad en las aplicaciones sociales

- Toda aplicación debe considerar los efectos que las clasificaciones pueden tener sobre las personas y comunidades.
- Un error en la clasificación no solo afecta la precisión estadística, sino también la comprensión de un fenómeno social.
- Los investigadores deben preguntarse:
 - ¿Qué representa cada categoría y a quién incluye o excluye?
 - ¿Qué consecuencias puede tener clasificar de una u otra forma?
- La ética de la clasificación consiste en usar la tecnología como herramienta de comprensión, no de simplificación de lo social.

8.6 En síntesis

- La clasificación en ciencias sociales no busca etiquetar personas, sino **comprender patrones colectivos.**

8.6 En síntesis

- La clasificación en ciencias sociales no busca etiquetar personas, sino **comprender patrones colectivos.**
- Permite analizar comportamientos, discursos, decisiones y contextos desde nuevas escalas y perspectivas.

8.6 En síntesis

- La clasificación en ciencias sociales no busca etiquetar personas, sino **comprender patrones colectivos.**
- Permite analizar comportamientos, discursos, decisiones y contextos desde nuevas escalas y perspectivas.
- Combina la observación empírica con la interpretación teórica.

8.6 En síntesis

- La clasificación en ciencias sociales no busca etiquetar personas, sino **comprender patrones colectivos.**
- Permite analizar comportamientos, discursos, decisiones y contextos desde nuevas escalas y perspectivas.
- Combina la observación empírica con la interpretación teórica.
- Su mayor potencial surge cuando los resultados del modelo alimentan nuevas preguntas sobre la sociedad.

8.6 En síntesis

- La clasificación en ciencias sociales no busca etiquetar personas, sino **comprender patrones colectivos.**
- Permite analizar comportamientos, discursos, decisiones y contextos desde nuevas escalas y perspectivas.
- Combina la observación empírica con la interpretación teórica.
- Su mayor potencial surge cuando los resultados del modelo alimentan nuevas preguntas sobre la sociedad.
- Clasificar, en este sentido, es una forma de mirar lo social con la ayuda de la inteligencia artificial.

9. El rol del investigador social frente a los modelos

- Trabajar con modelos de clasificación no significa delegar la comprensión de lo social a una máquina.

9. El rol del investigador social frente a los modelos

- Trabajar con modelos de clasificación no significa delegar la comprensión de lo social a una máquina.
- Implica aprender a dialogar con los modelos: preguntarles, interpretarlos, corregirlos y entender sus límites.

9. El rol del investigador social frente a los modelos

- Trabajar con modelos de clasificación no significa delegar la comprensión de lo social a una máquina.
- Implica aprender a dialogar con los modelos: preguntarles, interpretarlos, corregirlos y entender sus límites.
- El investigador sigue siendo quien define las preguntas, los criterios y el sentido del análisis.

9. El rol del investigador social frente a los modelos

- Trabajar con modelos de clasificación no significa delegar la comprensión de lo social a una máquina.
- Implica aprender a dialogar con los modelos: preguntarles, interpretarlos, corregirlos y entender sus límites.
- El investigador sigue siendo quien define las preguntas, los criterios y el sentido del análisis.
- La inteligencia artificial aporta velocidad y alcance, pero el juicio humano aporta contexto, ética y significado.

9.1 Pensar con los modelos, no desde los modelos

- Un modelo no descubre la verdad: su papel es ayudar a ver patrones y contrastarlos con la teoría y la experiencia.

9.1 Pensar con los modelos, no desde los modelos

- Un modelo no descubre la verdad: su papel es ayudar a ver patrones y contrastarlos con la teoría y la experiencia.
- En ciencias sociales, los resultados siempre deben interpretarse a la luz de preguntas más amplias: **¿qué nos dicen sobre las relaciones, los discursos o los territorios?**

9.1 Pensar con los modelos, no desde los modelos

- Un modelo no descubre la verdad: su papel es ayudar a ver patrones y contrastarlos con la teoría y la experiencia.
- En ciencias sociales, los resultados siempre deben interpretarse a la luz de preguntas más amplias: **¿qué nos dicen sobre las relaciones, los discursos o los territorios?**
- Pensar con los modelos implica usarlos como herramientas de exploración, no como oráculos.

9.1 Pensar con los modelos, no desde los modelos

- Un modelo no descubre la verdad: su papel es ayudar a ver patrones y contrastarlos con la teoría y la experiencia.
- En ciencias sociales, los resultados siempre deben interpretarse a la luz de preguntas más amplias: **¿qué nos dicen sobre las relaciones, los discursos o los territorios?**
- Pensar con los modelos implica usarlos como herramientas de exploración, no como oráculos.
- El valor está en la conversación entre los datos y las interpretaciones que el investigador produce.

9.2 La mirada crítica y la responsabilidad

- Toda clasificación tiene efectos: puede visibilizar fenómenos, pero también reforzar desigualdades o sesgos.

9.2 La mirada crítica y la responsabilidad

- Toda clasificación tiene efectos: puede visibilizar fenómenos, pero también reforzar desigualdades o sesgos.
- Por eso, el investigador debe mantener una mirada crítica ante cada decisión técnica: qué datos usar, cómo clasificarlos, qué significan los resultados.

9.2 La mirada crítica y la responsabilidad

- Toda clasificación tiene efectos: puede visibilizar fenómenos, pero también reforzar desigualdades o sesgos.
- Por eso, el investigador debe mantener una mirada crítica ante cada decisión técnica: qué datos usar, cómo clasificarlos, qué significan los resultados.
- La responsabilidad no termina cuando el modelo funciona, sino cuando se asegura que sus resultados se comprendan y se utilicen con cuidado.

9.2 La mirada crítica y la responsabilidad

- Toda clasificación tiene efectos: puede visibilizar fenómenos, pero también reforzar desigualdades o sesgos.
- Por eso, el investigador debe mantener una mirada crítica ante cada decisión técnica: qué datos usar, cómo clasificarlos, qué significan los resultados.
- La responsabilidad no termina cuando el modelo funciona, sino cuando se asegura que sus resultados se comprendan y se utilicen con cuidado.
- Hacer ciencia con datos es también un acto ético: implica cuidar las representaciones que construimos sobre la sociedad.

9.3 Clasificar como forma de comprensión

- Clasificar no es reducir la complejidad, sino organizarla para pensarla mejor.

9.3 Clasificar como forma de comprensión

- Clasificar no es reducir la complejidad, sino organizarla para pensarla mejor.
- Los modelos de clasificación no sustituyen la mirada social, pero pueden ampliarla y ponerla a prueba.

9.3 Clasificar como forma de comprensión

- Clasificar no es reducir la complejidad, sino organizarla para pensarla mejor.
- Los modelos de clasificación no sustituyen la mirada social, pero pueden ampliarla y ponerla a prueba.
- Al final, lo que importa no es el algoritmo, sino las preguntas que inspira: ¿por qué ciertos patrones se repiten?, ¿qué nos dicen sobre cómo vivimos o decidimos?

9.3 Clasificar como forma de comprensión

- Clasificar no es reducir la complejidad, sino organizarla para pensarla mejor.
- Los modelos de clasificación no sustituyen la mirada social, pero pueden ampliarla y ponerla a prueba.
- Al final, lo que importa no es el algoritmo, sino las preguntas que inspira: ¿por qué ciertos patrones se repiten?, ¿qué nos dicen sobre cómo vivimos o decidimos?
- En este sentido, aprender sobre clasificación es también aprender a leer el mundo con nuevas herramientas.

9.4 Cierre

- Los modelos de aprendizaje supervisado muestran cómo la inteligencia artificial puede convertirse en una aliada de las ciencias sociales.

9.4 Cierre

- Los modelos de aprendizaje supervisado muestran cómo la inteligencia artificial puede convertirse en una aliada de las ciencias sociales.
- Nos invitan a unir pensamiento crítico, creatividad y rigor empírico.

9.4 Cierre

- Los modelos de aprendizaje supervisado muestran cómo la inteligencia artificial puede convertirse en una aliada de las ciencias sociales.
- Nos invitan a unir pensamiento crítico, creatividad y rigor empírico.
- Clasificar no es etiquetar la realidad, sino observarla desde nuevas perspectivas.

9.4 Cierre

- Los modelos de aprendizaje supervisado muestran cómo la inteligencia artificial puede convertirse en una aliada de las ciencias sociales.
- Nos invitan a unir pensamiento crítico, creatividad y rigor empírico.
- Clasificar no es etiquetar la realidad, sino observarla desde nuevas perspectivas.
- Como investigadores, nuestra tarea es mantener el control del sentido: hacer que los datos hablen, pero sin dejar que hablen por nosotros.

9.4 Cierre

- Los modelos de aprendizaje supervisado muestran cómo la inteligencia artificial puede convertirse en una aliada de las ciencias sociales.
- Nos invitan a unir pensamiento crítico, creatividad y rigor empírico.
- Clasificar no es etiquetar la realidad, sino observarla desde nuevas perspectivas.
- Como investigadores, nuestra tarea es mantener el control del sentido: hacer que los datos hablen, pero sin dejar que hablen por nosotros.
- **La comprensión sigue siendo una tarea humana, incluso cuando se apoya en modelos automatizados.**