Introducción + Voting Classifiers

Luis Norberto Zúñiga Morales

8 de febrero de 2022

#### Pregunta

¿Alguien sabe qué es un paradigma en la ciencia?

 Paradigma tiende a ser sinónimo de ejemplo o, en algunas instancias, modelo.



- Paradigma tiende a ser sinónimo de ejemplo o, en algunas instancias, modelo.
- En 1960, Thomas S. Kuhn redefine el concepto en el libro "La Estructura de las Revoluciones Científicas".



«...'ciencia normal' significa investigación basada firmemente en una o más realizaciones científicas pasadas, realizaciones que alguna comunidad científica particular reconoce, durante cierto tiempo, como fundamento para su práctica posterior. [...] Voy a llamar, de ahora en adelante, a las realizaciones que comparten esas dos características, 'paradigmas', término que se relaciona estrechamente con 'ciencia normal'.»



 Paradgima se adoptó para referirse al conjunto de prácticas y saberes que definen una disciplina científica durante un período específico.



- Paradgima se adoptó para referirse al conjunto de prácticas y saberes que definen una disciplina científica durante un período específico.
- Se manifiesta a través de los libros de texto propios de una ciencia o disciplina y las teorías aceptadas por las comunidades científicas.



#### **Ejercicio**

Mencionen brevemente un paradigma en su campo de estudio (probabilidad, ciencia de datos, actuaría, matemáticas, etc.).

 ¿Alguna vez han consultado opiniones o comentarios sobre un producto antes de adquirirlo?



- ¿Alguna vez han consultado opiniones o comentarios sobre un producto antes de adquirirlo?
- ¿Qué clase de productos tienden a ser analizados cuidadosamente antes de su compra?



- ¿Alguna vez han consultado opiniones o comentarios sobre un producto antes de adquirirlo?
- ¿Qué clase de productos tienden a ser analizados cuidadosamente antes de su compra?
- ¿Por qué creen que de esta manera llegan a una decisión «correcta»?

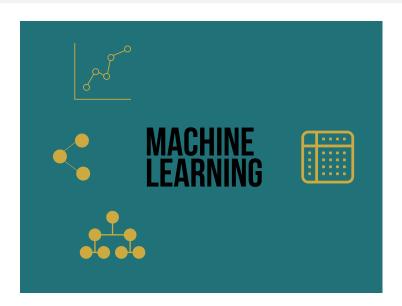


 El Ensemble Learning (EL) es un paradigma de aprendizaje automático (Machine Learning) donde múltiples modelos de aprendizaje se entrenan para resolver un problema.

- El Ensemble Learning (EL) es un paradigma de aprendizaje automático (Machine Learning) donde múltiples modelos de aprendizaje se entrenan para resolver un problema.
- En conjunto, los modelos intentan construir múltiples hipótesis para resolver el problema de aprendizaje, en lugar de una única hipótesis si se trabajara con un modelo en específico [3].

 La idea básica del EL surge al imitar el comportamiento de aprendizaje social humano donde se busca el consejo u opinión de otros miembros de nuestro entorno social para realizar una decisión crucial o importante.

- La idea básica del EL surge al imitar el comportamiento de aprendizaje social humano donde se busca el consejo u opinión de otros miembros de nuestro entorno social para realizar una decisión crucial o importante.
- De forma similar, el EL combina distintos modelos de aprendizaje (modelos base) que combinan sus formas de aprendizaje, la forma en la que manejan los datos u otras características particulares para obtener mejores resultados [1].

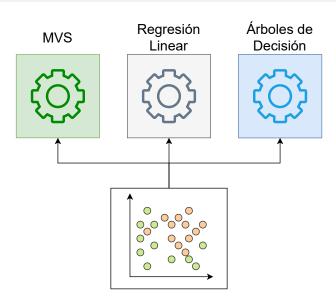


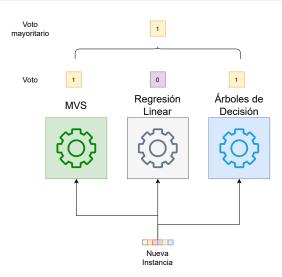
- Métodos que promedian (Averaging Methods), los cuales construyen distintos modelos de clasificación independientes entre ellos para promediar las predicciones que realizan.
- En esta clase entran los métodos de Bagging, Árboles y Bosques Aleatorios, entre otros.

- Métodos que aumentan (Boosting Methods), los cuales combinan diferentes modelos débiles para que, en conjunto, puedan formar un modelo robusto reduciendo el error de entrenamiento.
- En esta clase entran modelos como AdaBoost, Gradient Boosting, XGBoosting, entre otros.

#### Existen otras formas de clasificar:

- Una de las más famosas es Bagging vs Boosting.
- Re y Valentini [2] consideran dos grandes clases: métodos generativos y no generativos
  - La principal diferencia consiste en si generan o no nuevos modelos base como parte del proceso del ensamble.





- Supongamos que se tienen M distintos modelos de aprendizaje  $\{\phi_m \mid m=1,...,M\}$  todos utilizando el conjunto de datos L.
- El ensamble, representado como  $\psi_{\phi_1,\dots,\phi_m}$ , busca reducir el error de generalización al considerar el error esperado de cada modelo individual.

#### Voto Duro

La votación dura se expresa de la siguiente manera:

$$\psi_{\phi_1,\dots,\phi_m}(\boldsymbol{x}) = \underset{c \in \mathcal{Y}}{\operatorname{argmax}} \sum_{m=1}^{M} 1(\phi_m(\boldsymbol{x}) = c)$$
 (1)

#### Voto Suave

Cuando algún modelo de aprendizaje individualmente estima una probabilidad  $\hat{p}_L(Y = c|X = x)$  para cada clase, es posible promediar la probabilidad estimada para cada una de ellas y después asignar aquella que sea la más probable:

$$\psi_{\phi_1,...,\phi_m}(\mathbf{x}) = \underset{c \in \mathcal{Y}}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \hat{p}_L(Y = c | X = \mathbf{x})$$
 (2)

#### Principio del Jurado de Condorcet

Suponga que se tiene un jurado compuesto por M personas las cuales desean llegar a un veredicto por medio de una mayoría en una votación. Si cada jurado tiene una probabilidad independiente  $p>\frac{1}{2}$  de elegir la decisión correcta, añadir más votantes incrementa la probabilidad de que la decisión colectiva sea la correcta. Cuando  $M\to\infty$ , la probabilidad de que se tome la decisión correcta tiende a 1. Por otro lado, si  $p<\frac{1}{2}$ , cada votante es más propenso a votar de forma incorrecta e incrementar M empeora las cosas.

- El teorema anterior recalca un punto importante.
- Los modelos de aprendizaje deben ser débiles (weak learners), i.e., su desempeño debe ser ligeramente mejor que el baseline aleatorio.
- En conjunto, se transforman en un modelo de aprendizaje fuerte (strong learner).
- Eso lleva al resultado que un modelo débil es equivalente a uno fuerte.

#### Tarea

- Demostrar el Principio del Jurado de Condorcet.
  - Pista: usen la computadora.

# Bibliografía

- [1] Thomas G. Dietterich. Ensemble methods in machine learning. In *Proceedings of the First International Workshop on Multiple Classifier Systems*, MCS '00, page 1–15, Berlin, Heidelberg, 2000. Springer-Verlag.
- [2] Matteo Re and Giorgio Valentini. *Ensemble methods: A review*, pages 563–594. 01 2012.
- [3] Zhi-Hua Zhou. *Ensemble Learning*, pages 270–273. Springer US, Boston, MA, 2009.