Ensemble Learning

Introducción + Voting Classifiers

Luis Norberto Zúñiga Morales

28 de enero de 2024

Motivación

Pregunta

¿Alguien sabe qué es un *paradigma* en la ciencia?

Motivación

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

Motivación

- *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".

Motivación

- «...'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'.»

Motivación

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

Motivación

- *Paradigma* 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.

Motivación

Ejercicio

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

Motivación

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

Motivación

- ¿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?

Motivación

- ¿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»?

Ensemble Learning

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

Ensemble Learning

- 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].

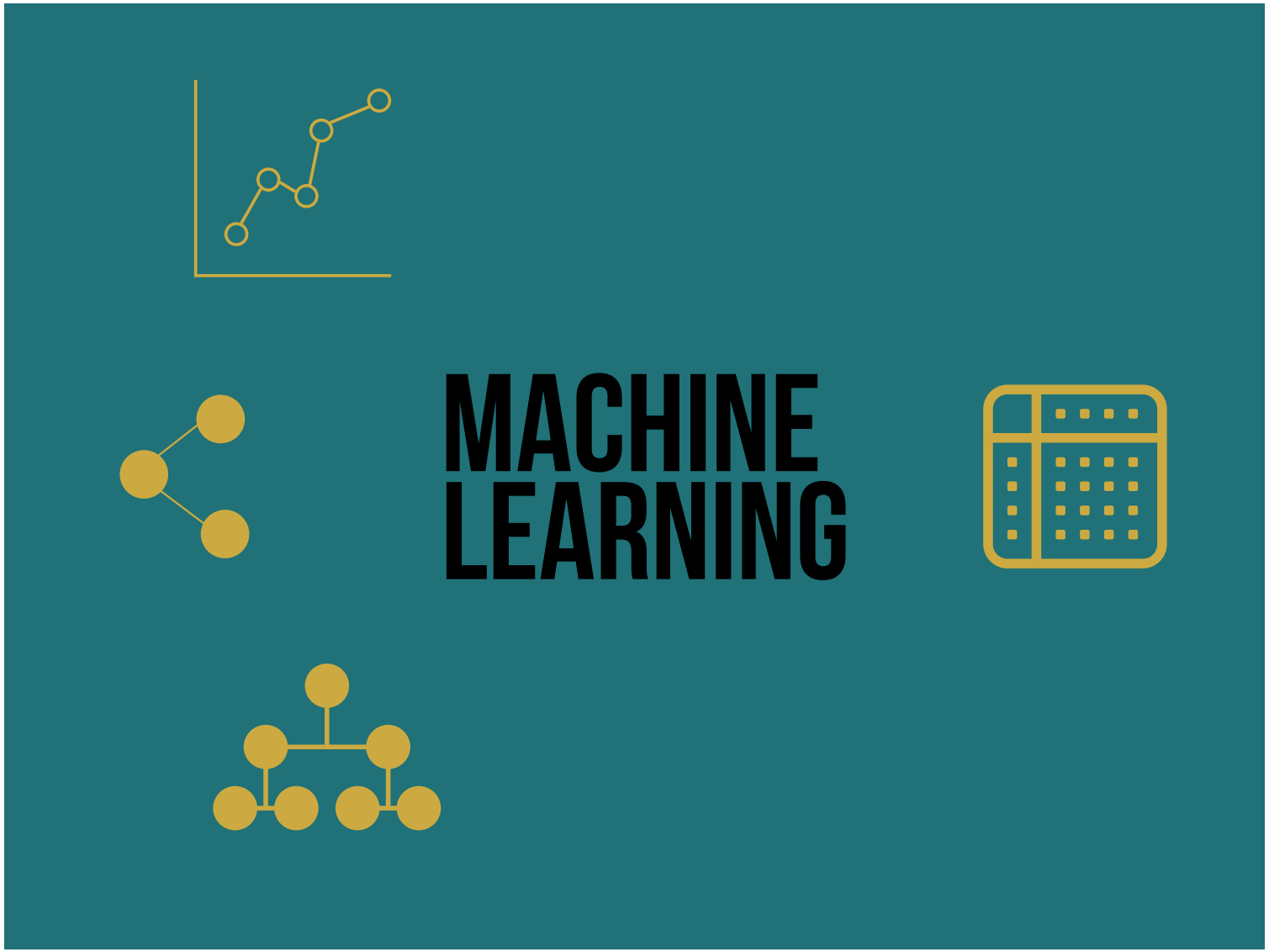
Ensemble Learning

- 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.

Ensemble Learning

- 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].

Ensemble Learning



Ensemble Learning

- **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.

Ensemble Learning

- **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.

Ensemble Learning

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.

Voting Classifiers

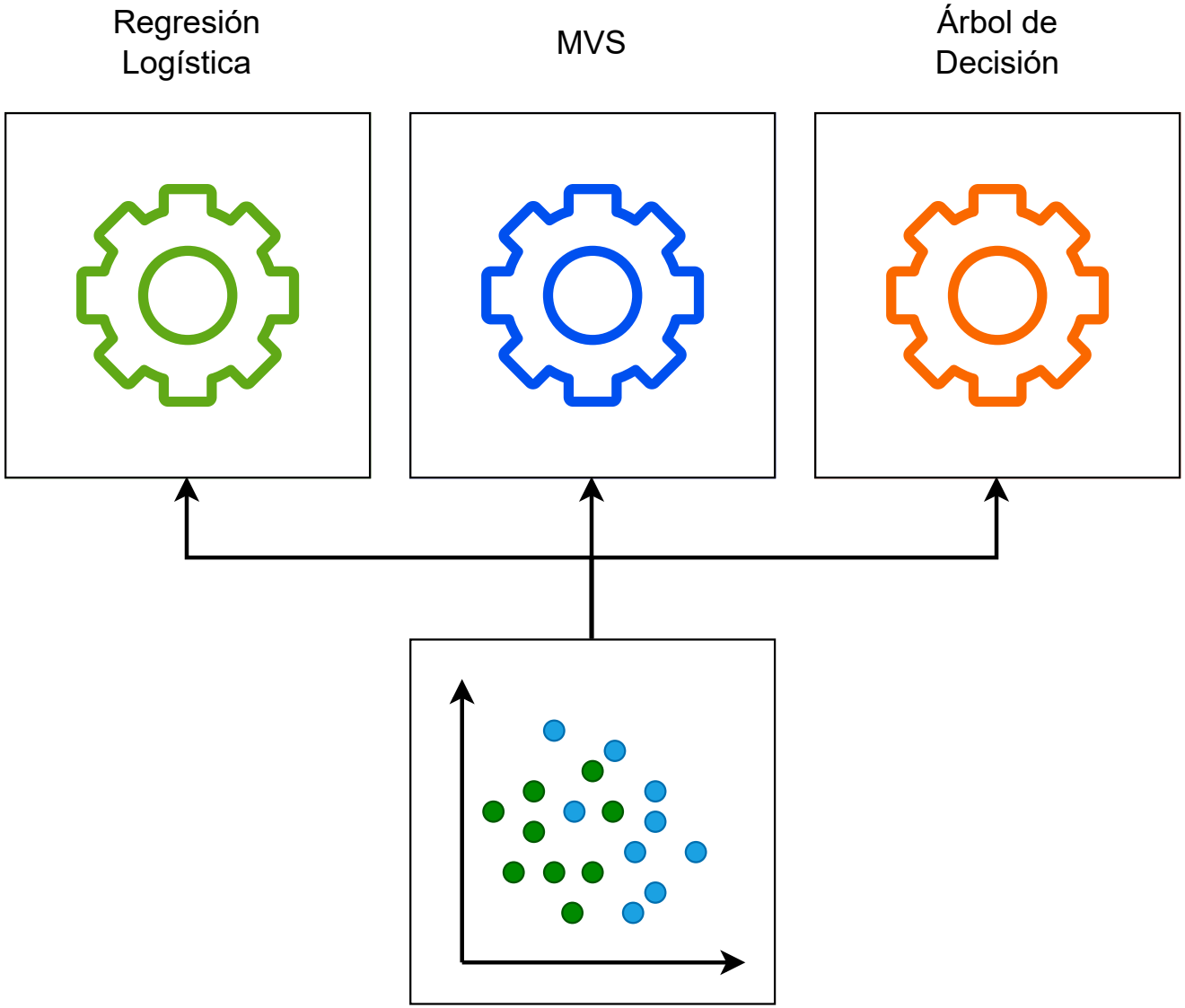


Figura: Diversos modelos entrenados, listos para la acción.

Voting Classifiers

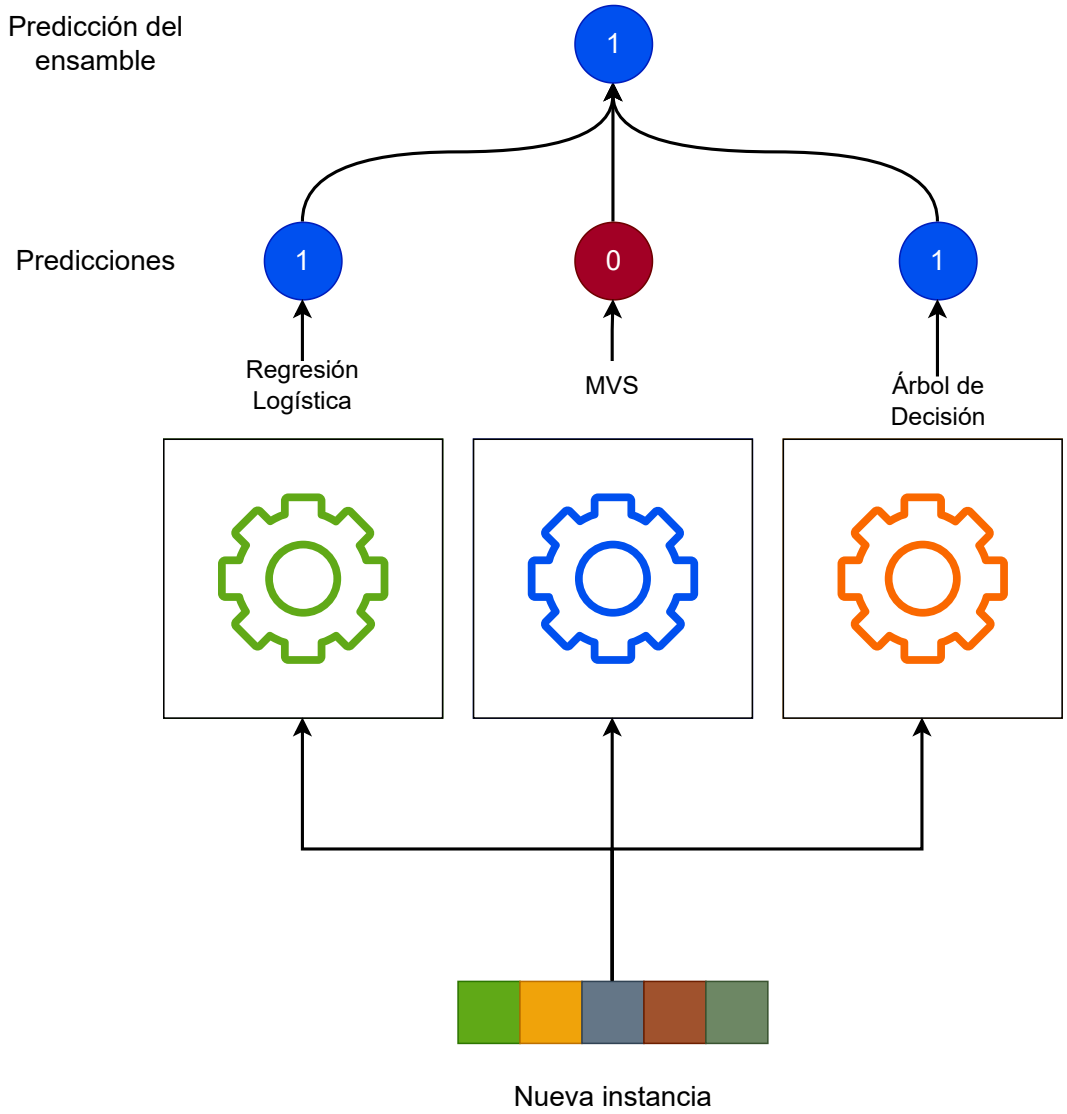


Figura: Predicción de un ensamble mediante voto duro.

Voting Classifiers

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

Voting Classifiers

Voto Duro

La votación dura se expresa de la siguiente manera:

$$\psi_{\phi_1,\ldots,\phi_m}(\boldsymbol{x}) = \underset{c \in y}{\operatorname{argmax}} \sum_{m=1}^{M} 1(\phi_m(\boldsymbol{x}) = c) \tag{1}$$

Voting Classifiers

Voto Suave

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

$$\psi_{\phi_1,\ldots,\phi_m}(\boldsymbol{x}) = \underset{c \in y}{\text{argmax}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \hat{p}_L(Y = c|X = \boldsymbol{x}) \tag{2}$$

Voting Classifiers

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.

Voting Classifiers

- 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.

Voting Classifiers

¿Por qué es posible esto?

- Supongamos que tenemos una moneda con pesos 51-49 de que caiga cara/cruz.

Voting Classifiers

¿Por qué es posible esto?

- Supongamos que tenemos una moneda con pesos 51-49 de que caiga cara/cruz.
- Por la ley de los grandes números, entre más lanzamientos se hagan, la razón de las monedas que resultaron en cara se acerca al 51 %.

Voting Classifiers

¿Por qué es posible esto?

- Supongamos que tenemos una moneda con pesos 51-49 de que caiga cara/cruz.
- Por la ley de los grandes números, entre más lanzamientos se hagan, la razón de las monedas que resultaron en cara se acerca al 51 %.
- Por ejemplo, si lanzamos 1000 veces la moneda, podemos obtener más o menos 510 caras y 490 cruces, o una mayoría de caras.

Voting Classifiers

¿Por qué es posible esto?

- Supongamos que tenemos una moneda con pesos 51-49 de que caiga cara/cruz.
- Por la ley de los grandes números, entre más lanzamientos se hagan, la razón de las monedas que resultaron en cara se acerca al 51 %.
- Por ejemplo, si lanzamos 1000 veces la moneda, podemos obtener más o menos 510 caras y 490 cruces, o una mayoría de caras.
- La probabilidad de obtener una mayoría de caras después de 1000 lanzamientos es cercana a 75 %. Este número aumenta conforme aumenta el número de lanzamientos.

Voting Classifiers

- Supongamos que construimos un ensamble de 1000 clasificadores que predicen correctamente un resultado el 51 % de las veces.

Voting Classifiers

- Supongamos que construimos un ensamble de 1000 clasificadores que predicen correctamente un resultado el 51 % de las veces.
- Si se predice la clase más votada, ¡podemos esperar un 75 % de precisión en los resultados!

Voting Classifiers

- Supongamos que construimos un ensamble de 1000 clasificadores que predicen correctamente un resultado el 51 % de las veces.
- Si se predice la clase más votada, ¡podemos esperar un 75 % de precisión en los resultados!
- Esto solo funciona si los modelos son independientes, i.e., cometen errores no correlacionados. Es complejo, ya que todos se entrenan con los mismos datos.

Voting Classifiers

- Supongamos que construimos un ensamble de 1000 clasificadores que predicen correctamente un resultado el 51 % de las veces.
- Si se predice la clase más votada, ¡podemos esperar un 75 % de precisión en los resultados!
- Esto solo funciona si los modelos son independientes, i.e., cometen errores no correlacionados. Es complejo, ya que todos se entrenan con los mismos datos.
- Por lo tanto, es mejor usar modelos distintos para los miembros del ensamble. Esto se traduce en que los errores que cometen son diferentes entre ellos.

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.