Árboles de decisión



Árboles de decisión

 Dada una base de datos se fabrican diagramas de construcciones lógicas, muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que ocurren de forma sucesiva, para la resolución de un problema.

Ejemplo: Conjunto de datos

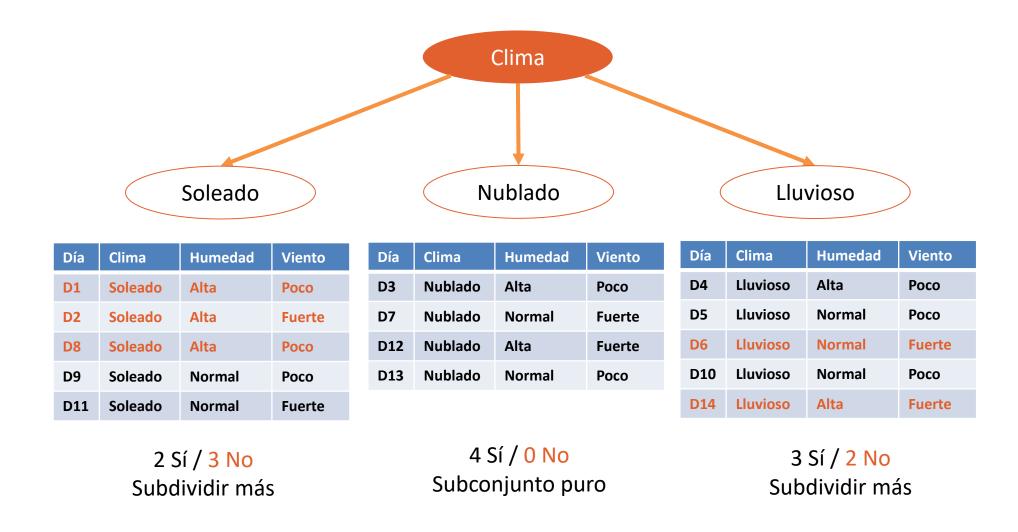
Ejemplos: 9 Sí / 5 No

Día	Clima	Humedad	Viento	Jugó
D1	Soleado	Alta	Poco	No
D2	Soleado	Alta	Fuerte	No
D3	Nublado	Alta	Poco	Sí
D4	Lluvioso	Alta	Poco	Sí
D5	Lluvioso	Normal	Poco	Sí
D6	Lluvioso	Normal	Fuerte	No
D7	Nublado	Normal	Fuerte	Sí
D8	Soleado	Alta	Poco	No
D9	Soleado	Normal	Poco	Sí
D10	Lluvioso	Normal	Poco	Sí
D11	Soleado	Normal	Fuerte	Sí
D12	Nublado	Alta	Fuerte	Sí
D13	Nublado	Normal	Poco	Sí
D14	Lluvioso	Alta	Fuerte	No

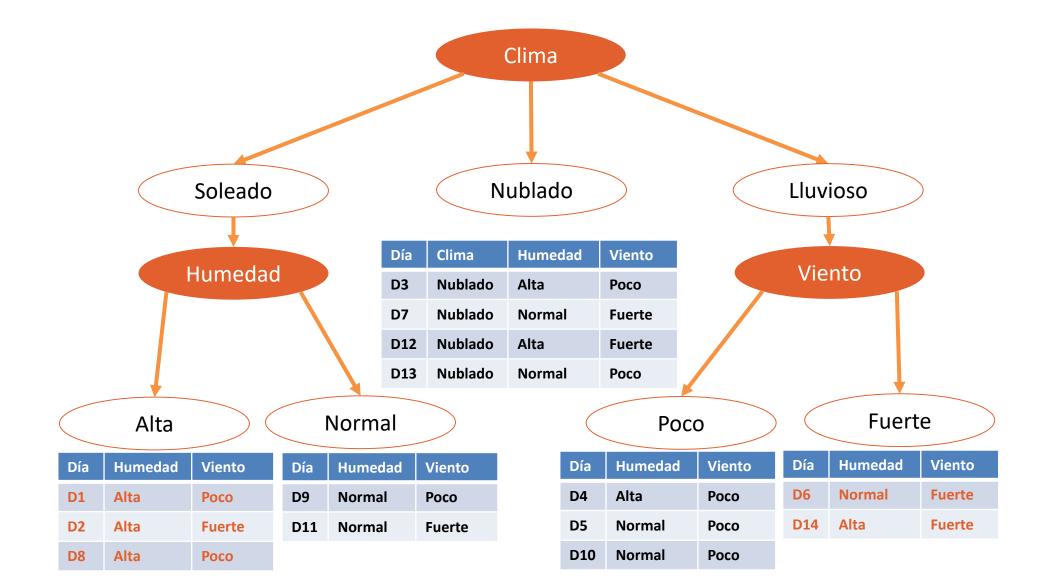
Ejemplo: Definición del problema

- Si el día 15 está lloviendo, la humedad es alta y hay poco viento, ¿Juan jugará o no?
 - Es difícil adivinar simplemente viendo los datos
 - Podemos seguir una estrategia divide y vencerás
 - Dividir en subconjuntos
 - Si no hay incertidumbre en el subconjunto paramos, si no seguimos dividiendo
 - Verificamos en que subconjunto cae la pregunta que estamos realizando

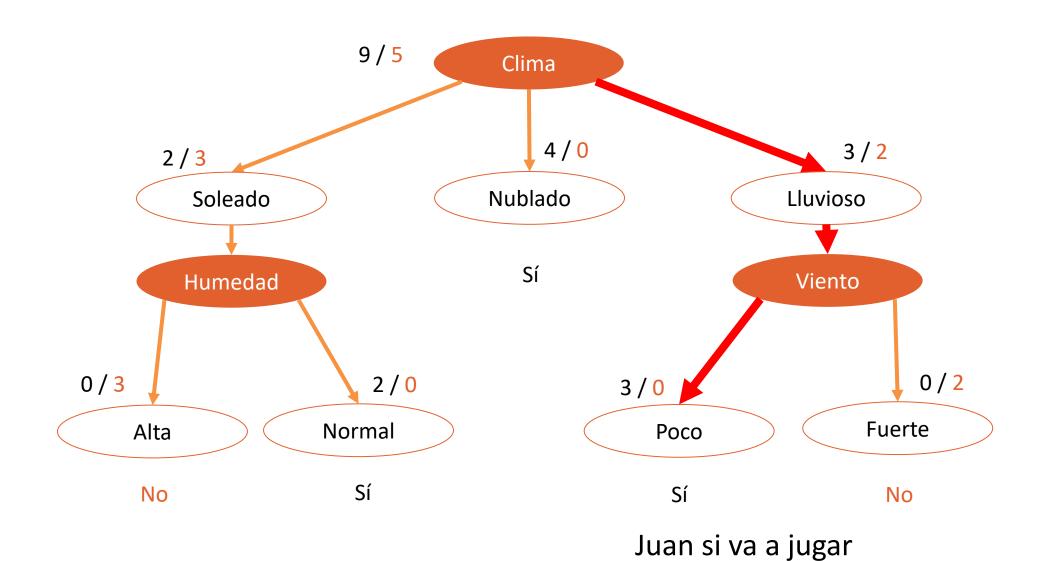
Ejemplo: Creación del árbol



Ejemplo: Creación del árbol



Ejemplo: Árbol final



Algoritmos

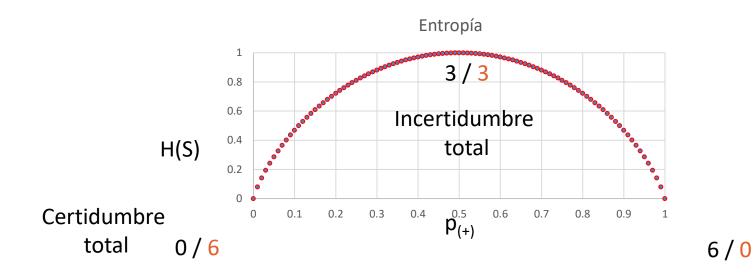
Algoritmos

- Ross Quinlan (ID3 Iterative Dichotomiser: 1986), (C4.5: 1993)
- Breiman et al (CaRT Classification and Regression Trees: 1984)

ID3

- Divide(nodo, {ejemplos})
 - A ← el mejor atributo para dividir {ejemplos}
 - Atributo decisor de nodo ← A
 - Para cada valor de A crea un nodo hijo
 - Divide (ejemplos) para cada nodo hijo en subconjuntos
 - Para cada nodo hijo / subconjunto:
 - Si subconjunto es puro: termina
 - Si no: Divide(nodo_hijo,{ subconjunto })

Entropía



Certidumbre

total

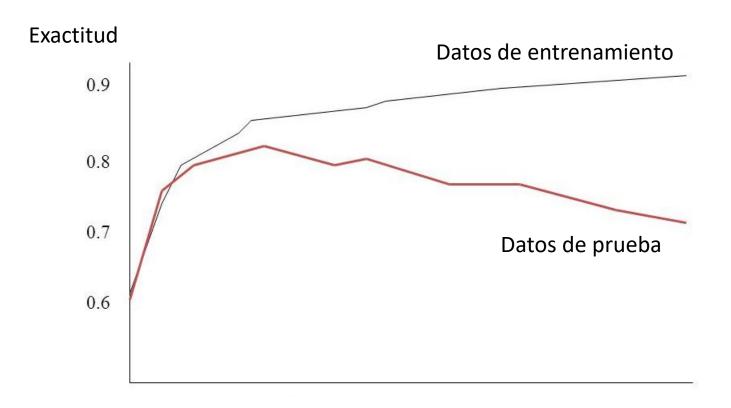
Ganancia

Ganancia(
$$S,A$$
) = $H(S)$ - $\sum_{v \in Valores(A)} \frac{\left|S_v\right|}{\left|S\right|} H(S_v)$
 $H(S) = -\frac{9}{14} \log \frac{9}{14} - \frac{5}{14} \log \frac{5}{14}$ 9 sí / 5 no
 $H(S) = 0.94$ Viento
 $6/2$ $3/3$ Fuerte
 $H(S_{poco}) = -\frac{6}{8} \log \frac{6}{8} - \frac{2}{8} \log \frac{2}{8}$ $H(S_{fuerte}) = -\frac{3}{6} \log \frac{3}{6} - \frac{3}{6} \log \frac{3}{6}$ $H(S_{poco}) = 0.81$ $H(S_{fuerte}) = 1.0$

 $Ganancia(S, Viento) = H(S) - \frac{8}{14}H(S_{poco}) - \frac{6}{14}H(S_{fuerte})$

Ganancia(S, Viento) = 0.049

Sobre ajuste en árboles de decisión



Número de nodos en el árbol Siempre pueden clasificar los datos de entrenamiento perfectamente

- Continua la división hasta tener un solo registro (singleton)
- Es bueno clasificando lo que ha visto en el pasado, pero no nuevos datos

Sobre ajuste en árboles de decisión

- La solución es no dejar crecer mucho los árboles:
 - Parar la división cuando no sea estadísticamente significativa (no hay atributos predictivos cuya correlación con la clase sea significativa)
 - Dejar que crezca y después se poda
 - Basado en los datos de prueba
 - Para cada nodo
 - Probar como se comporta el árbol sin un nodo y todos sus hijos
 - Medimos desempeño con los datos de prueba
 - Quitamos el nodo que resulte en la mejora más grande
 - Repetimos hasta que la poda empeore el desempeño.



©2014 Microsoft Corporation. All rights reserved. Microsoft, Windows, Office, Azure, System Center, Dynamics and other product names are or may be registered trademarks and/or trademarks in the U.S. and/or other countries. The information herein is for informational purposes only and represents the current view of Microsoft Corporation as of the date of this presentation. Because Microsoft must respond to changing market conditions, it should not be interpreted to be a commitment on the part of Microsoft, and Microsoft cannot guarantee the accuracy of any information provided after the date of this presentation. MICROSOFT MAKES NO WARRANTIES, EXPRESS, IMPLIED OR STATUTORY, AS TO THE INFORMATION IN THIS PRESENTATION.