

Árboles de decisión

AGUSTÍN MISTA

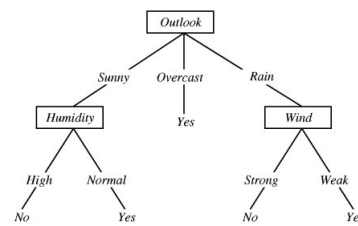
Universidad Nacional de Rosario

Introducción a la Inteligencia Artificial

Rosario, 2 de Mayo de 2017

Introducción

En este trabajo práctico realizamos un análisis estadístico del funcionamiento y performance del modelo predictivo conocido como Árbol de Decisión. En particular, analizamos los resultados obtenidos utilizando C4.5, un algoritmo de generación de árboles de decisión desarrollado por Ross Quinlan. El mismo es una extensión del algoritmo ID3 desarrollado anteriormente por el mismo Quinlan. C4.5 genera árboles de decisión utilizando un conjunto de datos de entrenamiento, basándose en el concepto de *entropía de la información*. Cada nodo del árbol generado por C4.5 es elegido como aquel que maximiza la *ganancia de información* o, en otras palabras, la diferencia de entropía. Algunos de los aspectos que analizamos son la eficiencia de la predicción respecto del tamaño del conjunto de entrenamiento y la resistencia al ruido. Como conclusión de nuestro análisis, planteamos un conjunto de datos para el cual éste modelo predictivo resulta completamente inadecuado.

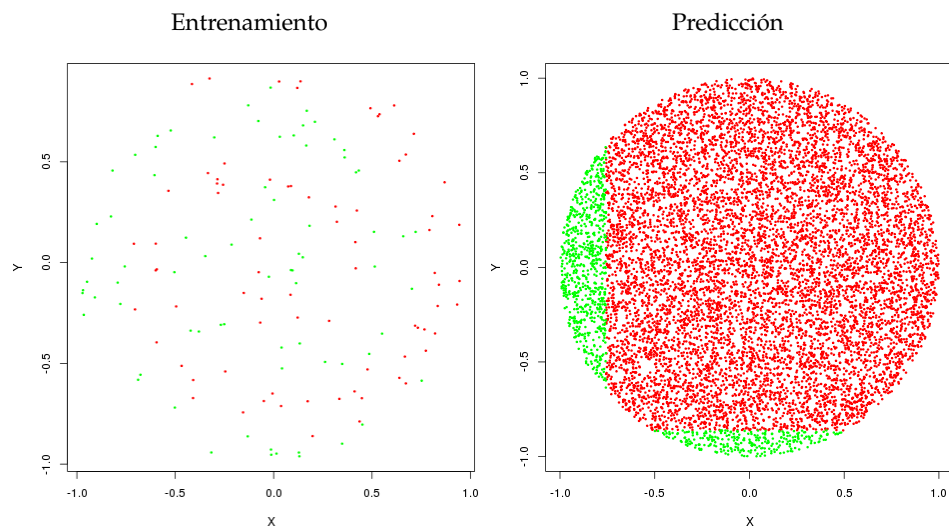


Apartado 4.

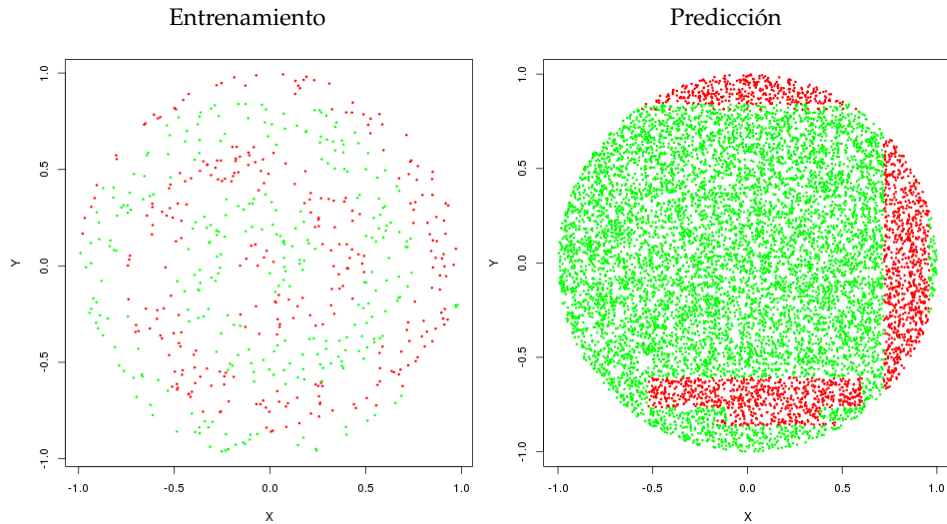
Genere tres conjuntos de datos de entrenamiento correspondientes al problema de las espirales anidadas de la práctica 0, uno de longitud 150, otro de 600 y un tercero de 3000. Genere un conjunto de test de longitud 10000. A partir de cada uno de los conjuntos de entrenamiento, desarrolle el árbol de decisión correspondiente y grafique las predicciones sobre el conjunto de test. Comente los resultados.

La siguiente figura muestra los distintos conjuntos de entrenamiento utilizados para generar árboles de decisión que clasifican valores en el problema de las espirales anidadas. Cada par de figuras muestra el conjunto de entrenamiento y su respectiva predicción para nuestro universo de 10000 elementos. Se aprecia que, claramente el tamaño del conjunto de entrenamiento es un factor fundamental a la hora de generar árboles de decisión. Las predicciones de aquellos árboles entrenados con 150, y 600 elementos resultan absolutamente inadecuadas. La predicción del árbol de decisión entrenado con 3000 elementos llega a predecir de manera aceptable los valores de nuestro universo, aunque se siguen observando límites *escalonados* entre ambas espirales. Ésto último podría deberse a priori a la discretización de las variables continuas efectuadas por C4.5 (para obtener límites más suaves entre ambas espirales se debería utilizar algún método más sofisticado que no discretice las reglas de decisión).

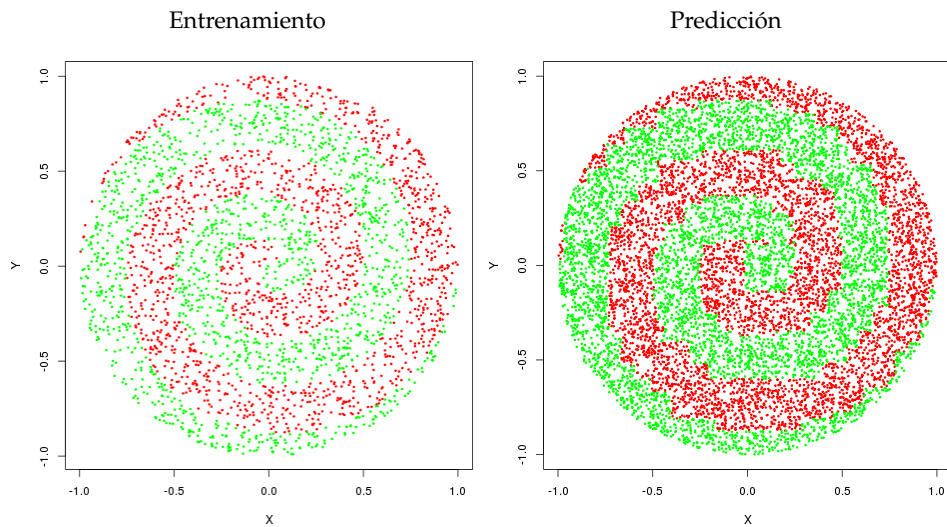
Entrenamiento con n=150.



Entrenamiento con $n=600$.



Entrenamiento con $n=3000$.



Apartado 5.

Dependencia con la longitud del conjunto de entrenamiento. Sobreajuste y pruning:

Genere datasets usando el programa diagonal y paralelo, con $C = 0.78$ y $d = 2$. Genere un único conjunto de test con $n = 10000$. Genere 20 conjuntos de entrenamiento para cada uno de los siguientes valores de n : 100, 200, 300, 500, 1000, 5000. Corra el c4.5 sobre estos datos, y con los resultados obtenidos genere dos

pares de gráficas: en el primer par, usando los resultados "before pruning", la primera gráfica tiene el training error y test error (porcentuales), y la segunda la cantidad de nodos en el árbol, todos como función de la longitud del conjunto de entrenamiento (utilice siempre el promedio de los 20 conjuntos de cada longitud dada). En el segundo par de gráficas repita el proceso para los resultados "after pruning". Finalmente, repita todo el procedimiento completo usando como generador de datos el paralelo. Incluya los resultados correspondientes en las mismas gráficas del diagonal. Discuta brevemente los resultados.

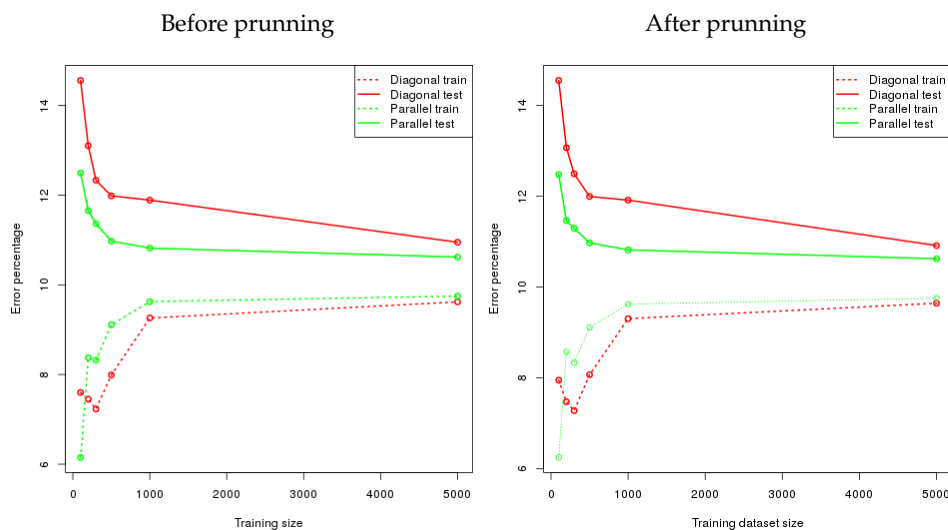
El siguiente par de figuras muestra, por un lado, el error porcentual en la predicción de los árboles de decisión generados para los problemas diagonal y paralelo, y por el otro los tamaños de los árboles resultantes antes y después de ser podados, usando conjuntos de entrenamiento de 100, 200, 300, 500, 1000, y 5000 elementos en ambos casos.

En el caso del error porcentual, puede apreciarse que el problema diagonal obtiene predicciones en el conjunto de entrenamiento muy similares al del problema paralelo para cada tamaño del conjunto de entrenamiento dado. Sin embargo, cuando se analizan las predicciones en el conjunto de test, se aprecia que el árbol de decisión generado para el problema paralelo tiene una precisión de entre $\sim 1\%$ y un $\sim 2\%$ mayor que el correspondiente al problema diagonal, para cada tamaño del conjunto de entrenamiento dado.

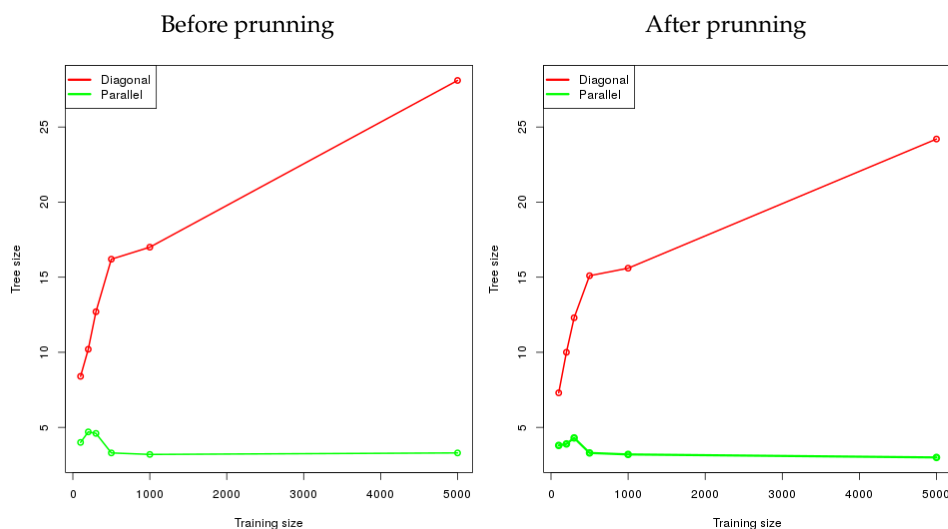
Si analizamos las predicciones para ambos problemas vs. el tamaño del conjunto de entrenamiento, se aprecia que la precisión de las predicciones aumenta dramáticamente a medida que se amplía el tamaño del conjunto de entrenamiento para tamaños menores a 1000 elementos, pero que luego tiende a reducirse la mejoría al variar entre conjuntos de entrenamiento mucho más poblados. Esto sugeriría que la mayor precisión de la predicción se alcanza con valores entre 1000 y 5000 elementos en el conjunto de entrenamiento, sin llegar a sobreajustar el árbol de decisión generado.

A la hora de analizar el tamaño del árbol de decisión generado para ambos problemas antes y después del podado del mismo, podemos notar que el tamaño del árbol para el problema diagonal tiene a crecer continuamente a medida que se aumenta el tamaño del conjunto de entrenamiento, mientras que para el caso del problema paralelo el árbol generado tiene un tamaño prácticamente constante, incluso antes de ser podado. Esta diferencia podría deberse a la naturaleza más predecible del problema paralelo, en el cual podría clasificarse un valor de manera aceptable teniendo en cuenta únicamente su valor sobre la componente X.

Error porcentual vs. tamaño del conjunto de entrenamiento.



Tamaño del árbol de decisión vs. tamaño del conjunto de entrenamiento.



Apartado 6

Resistencia al ruido: *Genere datasets con $d = 5$, $n = 250$ para el conjunto de entrenamiento y $n = 10000$ para el de test, variando el valor de C (overlapping de las clases) de 0.5 a 2.5 con incrementos de 0.5. Como en el punto 5, para cada valor dado de C cree 20 conjuntos distintos de entrenamiento, pero uno solo de*

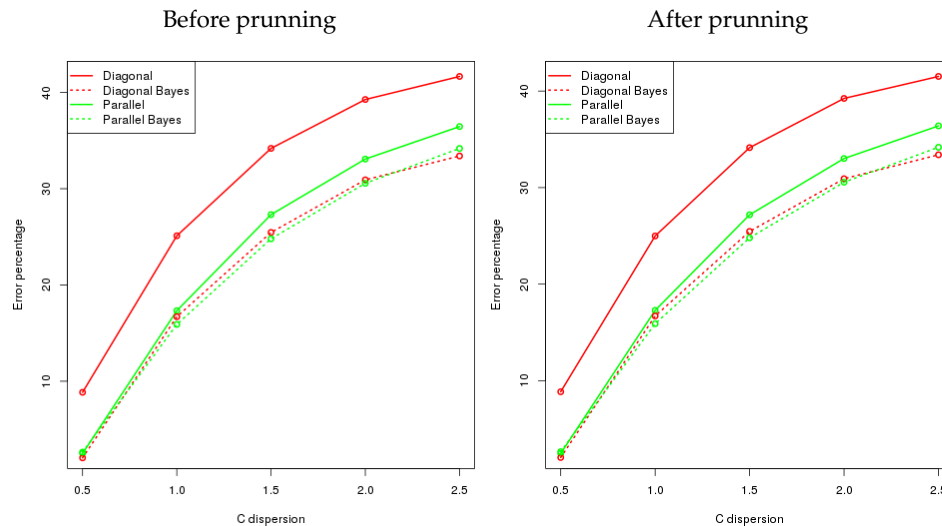
*test. Genere una gráfica del test-error porcentual en función de C para el problema paralelo y el diagonal (sólo los promedios de los 20 conjuntos para cada valor de C , los resultados de los dos problemas en la misma gráfica). También incluya en la gráfica los valores mínimos que se piden en el opcional 6.1. Discuta los resultados. **Opcional:** Puede calcular para cada valor de C cuál es el mínimo error que se puede conseguir? Cómo se comparan dichos valores con los obtenidos con el c4.5? Obtenga una curva de error mínimo y agréguela a la gráfica anterior. Hay varias maneras de hacerlo. Una simple es imaginando cual es el clasificador ideal o de mínimo error para este problema (a ese clasificador se lo llama "clasificador de Bayes") y midiendo directamente sobre un conjunto de test grande (10000 puntos para $d=5$) cuántos puntos son mal clasificados por ese clasificador ideal.*

El siguiente par de figuras muestra el error porcentual en la predicción vs. la dispersión de los valores C para los problemas diagonal y paralelo tanto antes como después de podar los árboles generados.

Para obtener una estimación del mínimo error posible, se implementaron clasificadores óptimos para cada problema, que determinan la clase de un punto en el espacio basándose en la distancia euclídea del mismo al centro de la nube de puntos (y por ende la clase) más cercana.

En ambas gráficas se advierte algo que suena lógico, a mayor dispersión, se torna más difícil clasificar un punto, ya que las nubes de puntos correspondientes a cada clase comienzan a solaparse. Por otro lado, se observa que el problema paralelo tiende a obtener mejores clasificadores para cada valor de dispersión que el problema diagonal, acercándose mucho a ser clasificadores óptimos.

Error porcentual vs. dispersión.



Apartado 7

Dimensionalidad: Genere datasets con $C = 0.78$, $n = 250$ para el conjunto de entrenamiento y $n = 10000$ para el de test, variando esta vez el valor de d según la siguiente lista: 2, 4, 8, 16, 32. Para cada valor de d cree 20 conjuntos distintos de entrenamiento, y uno solo de test. Genere una gráfica del train y test error porcentual en función de d para el problema paralelo y el diagonal (todos en la misma gráfica). Discuta los resultados.

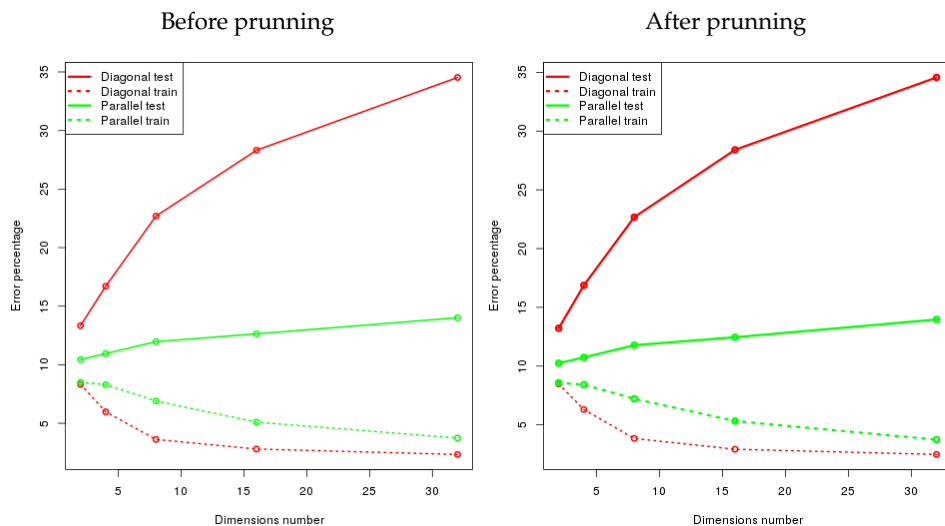
En el siguiente par de gráficas se muestran los errores porcentuales en la predicción sobre el conjunto de entrenamiento y sobre el conjunto de test vs. la cantidad de variables independientes en los datos.

Se puede apreciar que en los conjuntos de entrenamiento, a mayor cantidad de variables independientes, el error disminuye. Pero dado que en el conjunto de test se produce el efecto contrario, se puede suponer que los árboles de decisión generados comienzan a sobreajustarse a los valores de entrenamiento, volviéndose cada vez más imprecisos a la hora de predecir nuestro universo.

Por otro lado, el error porcentual en la predicción sobre el conjunto de test crece de distinta manera para los problemas diagonal y paralelo a medida que se aumenta la cantidad de variables. Se puede notar que el problema diagonal se vuelve impreciso más rápidamente, lo cual podría deberse a que nuestros generadores poseen distinta dispersión de datos dependiendo de la dimensionalidad elegida. El generador de datos para el

problema diagonal posee una dispersión proporcional al valor d , mientras que en el generador de datos para el problema paralelo la dispersión se mantiene constante.

Error porcentual vs. dimensionalidad.



Apartado 8

Baje de la página de datasets los archivos correspondientes al problema XOR. Grafique las clases. Observando el problema, indique cuál es el árbol más simple que clasifica correctamente todos los puntos. Aplique ahora el c4.5 a este problema, y explique el resultado obtenido.

El problema XOR representa un desafío para los algoritmos de clasificación convencionales. En el caso de C4.5, el algoritmo plantea dos particiones de los valores, cada una correspondiendo a uno de los ejes del plano. Dada la naturaleza de los datos, ninguna de las anteriores permite obtener una ganancia de información no nula, ya que cada partición contiene la misma cantidad de valores de cada clase. Por consiguiente, el algoritmo se detiene clasificando a todos los valores dentro de una misma clase (con una consiguiente tasa de error del 50%):


```

$ ./c4.5 -f datasets/xor/xor -v 2

...

Read 200 cases (6 attributes) from datasets/xor/xor.
data

200 items, total weight 200.0
    Att x    no gain
    Att y    no gain
    no sensible splits  200.0/100.0

Decision Tree:
0 (200.0/100.0)

```

Sin embargo, puede escribirse un árbol de decisión para el problema XOR muy sencillo, simplemente considerando en qué cuadrante se encuentra el punto a clasificar:

```

x <= 0 :
|   y <= 0 : 0
|   y > 0  : 1
x > 0  :
|   y <= 0 : 1
|   y < 0  : 0

```

XOR dataset

