# Informe trabajo práctico número uno - Aprendizaje Automático

Omar Ernesto Cabrera Rosero
Universidad de Buenos Aires
Email: omarcabrera@udenar.edu.co

Jimmy Mateo Guerrero Restrepo
Universidad de Buenos Aires
Email: jimaguere@gmail.com

***Resumen*—En este trabajo práctico se analizan las particularidades de la utilización de algoritmos para la generación de árboles de decisión, para la aplicación se utilizó un conjunto de datos de las pruebas de estado de calidad de la educación superior Saber Pro en Colombia, según el decreto 3963 del 14 de octubre de 2009 [1], a estudiantes próximos a culminar los programas académicos de pregrado que ofrecen las instituciones de educación superior.**

***Keywords*—*Árboles de decisión, J48, Saber Pro, sobreajuste***

## I. Introducción

El objetivo del presente informe es presentar los resultados del análisis del comportamiento del algoritmo de aprendizaje de árboles de decisión J48 en función del Confidence Factor (CF) y evaluar aspectos como el sobreajuste y su robustez ante variaciones en el conjunto de datos. La variaciones en el conjunto de datos que fueron tenidas en cuenta fueron: datos faltantes, la tolerancia al ruido y la discretización de atributos numéricos.

El conjunto de datos utilizado es de las pruebas de estado Saber Pro 2012-1 en Colombia, uno de los objetivos del examen de estado de calidad de la educación superior Saber Pro, según el decreto 3963 del 14 de octubre de 2009, Ministerio de Educación Nacional [1], es comprobar el grado de desarrollo de competencias de los estudiantes próximos a culminar los programas académicos de pregrado que ofrecen las instituciones de educación superior. El examen está compuesto por pruebas que evalúan competencias genéricas y específicas. De acuerdo a los lineamientos Saber Pro del Instituto colombiano para el Fomento de la Educación Superior [2], todos los estudiantes deben presentar los módulos de competencias genéricas sin importar el programa de formación que cursen, que incluye competencias de razonamiento cuantitativo, lectura crítica, escritura e inglés.

En la competencia de razonamiento cuantitativo se evalúan los desempeños relacionados con uso de lenguaje cuantitativo y solución de problemas [3]. En la competencia de lectura crítica se evalúan los desempeños asociados a lectura, pensamiento crítico y entendimiento interpersonal [3]. En escritura se evalúa la competencia para comunicar ideas por escrito referidas a un tema dado [2] [3]. En inglés se evalúa la competencia del estudiante para comunicarse efectivamente en inglés.

El conjunto de datos pertenece a los datos de las pruebas Saber Pro 2012-1, la cual cuenta con 94 variables y 97.068 registros, a este conjunto de datos se le realizó un tratamiento de transformación de variables para reducir la dimesión, con esto se obtuvo un nuevo conjunto de datos con 31 variables y 96.775 registros.

Las variables que se usaron para el análisis representan, información personal del estudiante como lo muestra la tabla I, información familiar del estudiante como lo muestra la tabla II, información de la institución que cursa el estudiante como lo muestra la tabla III y la información socio-económica del estudiante como lo muestra la tabla IV.

La elección del conjunto de datos se fundó en las características enunciadas en [4] con respecto a la clase de problemas que son apropiados para trabajar con árboles de decisión particularmente el hecho de que cada atributo toma un número pequeño de valores posibles.

## II. Diseño experimental

El diseño experimental se lo realizó usando el algoritmo J48, el cual es una implementación de [5]

Tabla I. Información personal estudiante

| Atributo/Clase | Nombre | Tipo | Descripción | Estadística |
|---|---|---|---|---|
| Clase | mod_razona_cuantitativo | Cualitativa Nominal | Nivel asignado al modulo de Razonamiento Cuantitativo. | mode = BAJO LA MEDIA (48757), least = SOBRE LA MEDIA (48018) |
| Atributo | estu_genero | Cualitativa Nominal | Género alumno. | mode = F – Femenino(40084),least= F – Masculino(56691) |
| Atributo | estu_edad | Cuantitativa | Edad alumno al momento de tomar la prueba. | Min=9.00, 1st Qu=22, Median=24, Mean=26.03, 3rd Qu=28, Max=74. |
| Atributo | estu_estado_civil | Cualitativa Nominal | Estado civil alumno. | mode = Soltero(a)(77732), least = Viudo(a)(163) |
| Atributo | estu_hogar_actual | Cualitativa Nominal | Su hogar actual. | mode = Es el habitual-permanente(79298), least = Es temporal por razones de estudio u otra razón(17477) |
| Atributo | estu_sn_cabeza_fmlia | Cualitativa Nominal | Es cabeza de familia. | mode = No(80380), least = Si(16395) |
| Atributo | estu_grupo_referencia | Cualitativa Nominal | Nombre del grupo de referencia al que pertenece el programa académico del evaluado. | mode = CIENCIAS ECONOMICAS Y ADMINISTRATIVAS(26557), least = ARTES - DISEÑO - COMUNICACION(30) |
| Atributo | estu_pje_creditos | Cualitativa ordinal | Porcentaje de créditos cursados y aprobados. | mode = MAS DE 90 %(46506), least = MENOS DEL 75 %(2883) |
| Atributo | estu_titulo_bto | Cualitativa Nominal | Título de bachiller obtenido. | mode = Académico(73955), least = Técnico(4267) |
| Atributo | estu_financiacion_matricula | Cualitativa Nominal | Fuente de los recursos con que canceló la Matrícula. | mode = PADRES(38622), least =PROPIO, BECA O SUBSIDIO(232) |
| Atributo | estu_estrato | Cualitativa ordinal | Estrato socioeconómico de la vivienda donde reside actualmente su hogar habitual o permanente según el recibo del servicio de energía Eléctrica? | mode = Estrato3(36274), least= Vive en una zona rural donde no hay estratificación socioeconómica(112) |
| Atributo | estu_trabaja | Cualitativa Nominal | Si el alumno usted actualmente? | mode NO(42914), least = SI, POR SER PRACTICA OBLIGATORIA DEL PROGRAMA(7300) |
| Atributo | estu_metodo_prgm | Cualitativa Nominal | Metodología del programa académico que pertenece el evaluado. | mode = PRESENCIAL(84059), least = SEMIPRESENCIAL(3) |
| Atributo | estu_area_conoc | Cualitativa Nominal | Nombre del área de conocimiento a la que pertenece el programa académico del evaluado. | mode = ECONOMIA, ADMINISTRACION, CONTADURIA Y AFINES(27034), least = AGRONOMIA VETERINARIA Y AFINES(1523) |
| Atributo | num_estu_zona | Cualitativa ordinal | Nivel estudiantes por zona | mode = Media(56900), least=Baja(6408) |

Tabla II. Información familiar estudiante

| Atributo | Nombre | Tipo | Descripción | Estadística |
|---|---|---|---|---|
| Atributo | fami_num_pers_cargo | Cuantitativa | Tiene personas a cargo (cuando es cabeza de familia). | mode = No(68472), least = Si(28303) |
| Atributo | fami_nivel_educa_padres | Cualitativa Nominal | Nivel educativo de los padres. | mode = SECUNDARIA (BACHILLERATO) COMPLETA(19899),least = NINGUNO(661) |
| Atributo | fami_ocup_madre | Cualitativa Nominal | Cuál es actualmente la ocupación de su madre? (o última si Falleció?). | mode = Hogar r(41120), least = Empleado-con cargo-como-director(a)(1487) |
| Atributo | fami_ocup_padre | Cualitativa Nominal | Cuál es actualmente la ocupación de su padre? (o última si Falleció?) | mode = trabajador por cuenta propia(23955), Least = Hogar(1943) |
| Atributo | fami_nivel_sisben | Cualitativa ordinal | Su familia está clasificada en el nivel 1, 2 ó 3 del SISBEN? | mode = No está clasificada por el SISBEN(54353), least = Está clasificada en otro nivel(804) |
| Atributo | fami_ing_fmliar_mensual | Cualitativa ordinal | Cuál es el total de ingresos mensuales de su hogar habitual o permanente (por trabajo u otros conceptos) en salarios mínimos:SM-? | mode = DOS SALARIOS(30151), least = SIETE SALARIOS(4033) |

Tabla III. Información institución estudiante

| Atributo | Nombre | Tipo | Descripción | Estadística |
|---|---|---|---|---|
| Atributo | inst_tipo | Cualitativa Nominal | Tipo institución | mode = PRIVADA(58025), least = REGIMEN ESPECIAL(47) |
| Atributo | inst_caracter_academico | Cualitativa Nominal | Carácter Académico. | mode = ACADEMICO(73955) ,least = ESCUELA TECNOLOGICA(4267) |
| Atributo | inst_acreditada | Cualitativa Nominal | Institución alumno acreditada? | mode = INSTITUCION NO ACREDITADA(79807), least = INSTITUCION ACREDITADA(16968) |
| Atributo | inst_programa_zona | Cualitativa Nominal | Zona del programa de estudio del alumno. | mode = BOGOTA(33467) , least = MARINILLA(2) |
| Atributo | num_instituciones_zona | Cualitativa ordinal | Nivel instituciones por zona | mode = Alta(49946), least = Baja (19903) |

Tabla IV. Información socioeconómica estudiante

| Atributo | Nombre | Tipo | Descripción | Estadística |
|---|---|---|---|---|
| Atributo | eco_condicion_vivienda | Cualitativa ordinal | Condición económica vivienda. | mode = BUENA(78857), least = REGULAR(2721) |
| Atributo | eco_condicion_hogar | Cualitativa ordinal | Condición económica hogar. | mode = CONDICION VIVIENDA BUENA(53131), least = CONDICION VIVIENDA MALA(9139) |
| Atributo | eco_condicion_transporte | Cualitativa ordinal | Condición económica de transporte. | mode = CONDICION TRANSPORTE PUBLICO(63499), least =CONDICION TRANSPORTE PARTICULAR(33276) |
| Atributo | eco_condicion_tic | Cualitativa ordinal | Condición tecnológica hogar. | mode = CONDICION HOGAR BUENA(85270), least = CONDICION HOGAR MALA(4706) |
| Atributo | eco_condicion_vive | Cualitativa ordinal | Condición hacinamiento vivienda. | mode = SIN HACINAMIENTO(93333), least = HACINAMIENTO CRITICO(445) |

desarrollado por Ross Quinlan. Éste a su vez es una extensión del algoritmo ID3, del mismo autor.

En los diseños experimentales se dividieron en dos dos partes, un 80 % de las instancias se utilizaron para el entrenamiento del árbol, mientras que el 20 % restante se utilizó para testearlo. La división se hizo de forma aleatoria, manteniendo la misma proporción de clases en cada uno de los subconjuntos de datos.

Para la implementación de los experimentos se utilizó la biblioteca 'RWeka' [6], una implementación de los algoritmos de WEKA para lenguaje de programación R, el código fuente de la implementación puede ser consultada en el repositorio[1].

### *A. Sobreajuste y poda*

Se conoce como sobreajuste u overfitting, al efecto que consiste en pegarse mucho a los datos de entrenamiento, dicho en otros términos, sobre-entrenar el árbol, perjudicando la performance sobre el conjunto de validación. [4] define el overfitting como: "A hypothesis overfits the training examples if some other hypothesis that fits training examples less well actually performs better over the entire distribution of instances."

**Metodología utilizada:** Se ejecutaron corridas del algoritmo J48 variando la función de poda. Para ello, se utilizó como parámetro el ConfidenceFactor (CF). Se iteró desde 2,5 % a 50 %, con intervalos de 2,5 %. A menor porcentaje de CF, el algoritmo incurre en un mayor nivel de poda.

**Resultados esperados:** En función de lo enunciado en la descripción precedente, se espera que a medida que crezca el tamaño del árbol, medido en función de la cantidad de nodos, crezca monótonamente la performance sobre el conjunto de entrenamiento, y luego disminuya sobre el de validación. Asi mismo, por cómo opera el CF, el tamaño del árbol debería aumentar a medida que crece su valor.

**Análisis de los resultados:** Los resultados obtenidos una vez realizado el experimento se pueden resumir en las figuras presentadas a continuación:

La figura 1a se observa que a medida que se incrementa el valor del CF la cantidad de nodos también crece, mostrando una clara relación positiva entre el CF y el tamaño del árbol; en ese sentido cabe recordar

[1] Repositorio tp1AA https://github.com/poldrosky/tp1AA

que “The default confidence value is set at 25 % and works reasonably well in most cases; possibly it should be altered to a lower value, which causes more drastic pruning” [7]; es decir que un valor bajo del CF implica una poda muy grande y por otro lado un valor muy alto señalaría que el árbol no sufriría poda alguna. Es razonable entonces que en el gráfico una poda muy grande esté asociada a una poca cantidad de nodos y por el contrario una poda pequeña se vincule a una cantidad grande de nodos, debido a que se dejó crecer el árbol sin ninguna restricción; sin embargo esta figura, tomada de manera aislada, no dice absolutamente nada acerca de la performance de la técnica predictiva sobre el conjunto de entrenamiento y de validación.

La figura 1b es la que muestra la relación entre la performance y el CF. Es importante recordar que un CF mayor significa un menor nivel de poda y, teniendo en cuenta la relación puesta en evidencia en el gráfico anterior, un incremento del tamaño del árbol. De este gráfico es importante destacar que a medida que el árbol es más grande la performance sobre el conjunto de entrenamiento es mayor, en tanto que en el caso del conjunto de validación, el rendimiento también crece hasta un cierto nivel, para luego disminuir y finalmente estabilizarse manteniéndose casi constante. Todo lo mencionado hace suponer que si se toman valores muy grande de CF se colapsaría en el fenómeno conocido como overfitting, donde el árbol de decisión clasifica muy bien las instancias pertenecientes al conjunto de entrenamiento, sin embargo no llega a tener una predicción adecuada sobre nuevas instancias no conocidas.

**Conclusión:** Los resultados obtenidos se alinean con los esperados. Para el conjunto de datos utilizado en el experimento, el árbol crecerá a medida que los niveles de poda se restrinjan mediante la elección del valor del CF. Este crecimiento del árbol influirá positivamente sobre la performance en el conjunto de entrenamiento; sin embargo en el caso de los datos de validación el crecimiento del árbol tendrá un efecto positivo sobre su performance hasta un cierto punto, siendo perjudicial una vez superado ese límite. Por lo que parece recomendable elegir un valor de CF entre 0.1 y 0.2, que maximizaría los niveles de predicción sobre los datos no conocidos. Asimismo esto se traducirá en árboles con lenguajes de hipótesis no tan expresivos, pero que explicarán mejor los hechos; los cuales según Occam son las teorías preferibles en condiciones similares. “Occam’s Razor shaves philosophical hairs off a theory”.

En la figura 1c se muestra la grafica de la curva ROC para el mejor árbol, el cual tiene una precisión 0.714.

### *B. Tratamiento de datos faltantes*

**Descripción**: En la práctica, es común encontrarse y tener que trabajar con datasets que contienen datos nulos o incompletos. Existen distintos métodos para tratar con ellos, en esta sección se exploraron dos. Los cuales tratan de rellenar los datos faltantes con el valor modal del atributo, y se diferencian en que uno toma en cuenta el valor de la clase para el individuo o registro analizado, mientras que el otro no tiene en cuenta el valor de la clase.

**Metodología utilizada**: Para el tratamiento de datos faltantes se indujo valores nulos al 80 % del dataset en los atributos con mayor GainRatio, se preservó el 20 % de los datos para validación. A continuación se detallan las características de los atributos contemplados:

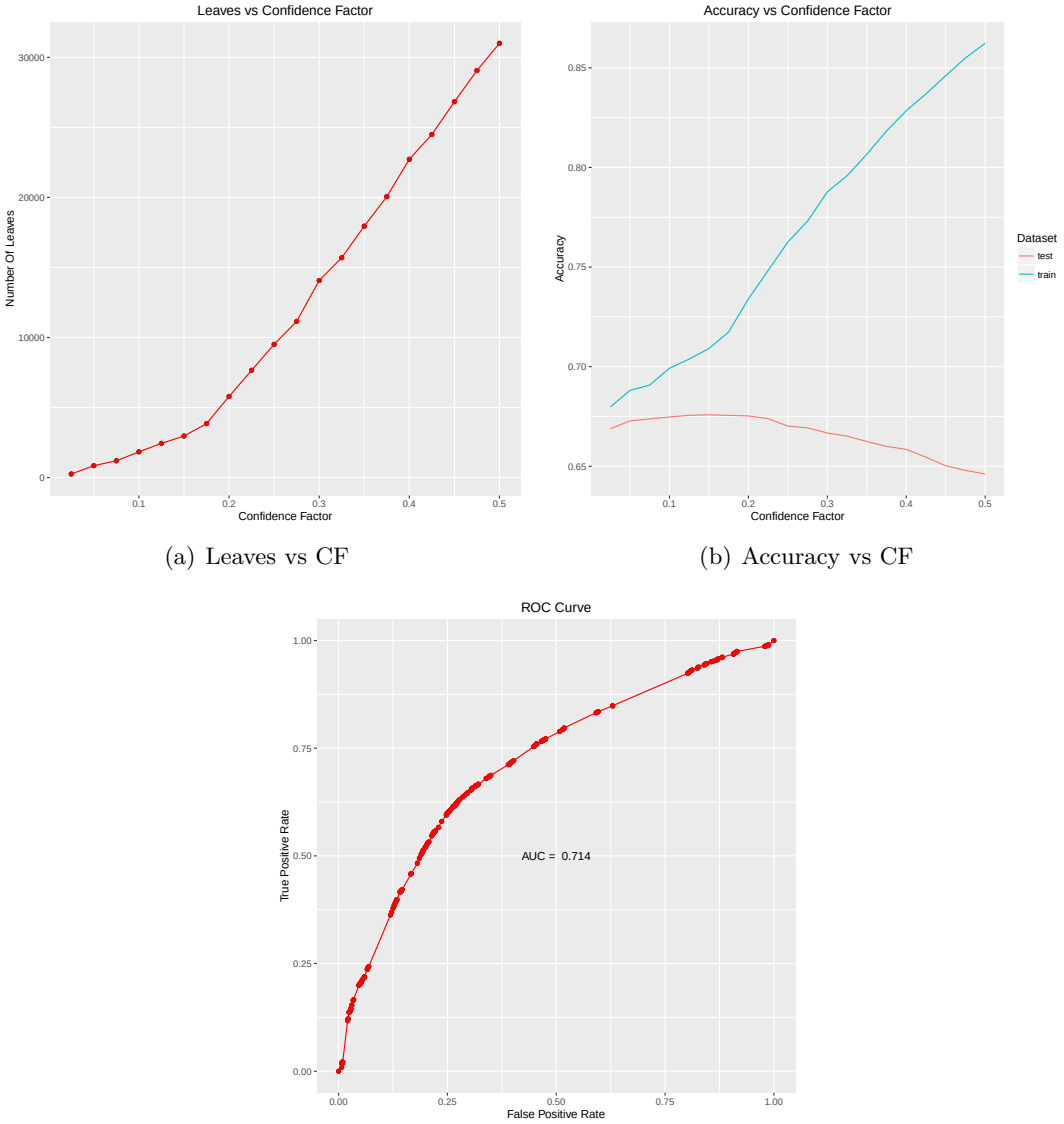
Tabla V. Atributos con mayor GainRatio

| Atributo | GainRatio |
|---|---|
| inst_acreditada | 0.0436292021 |
| estu_metodo_prgm | 0.0295357038 |

El porcentaje de imputación de datos faltantes fue variando de 0 a 0.85 con incrementos de 0.025 generando 36 datasets con datos faltantes. En cada generación de datos faltantes, se relleno con la moda los datos nulos del atributo inst_acreditada y con la modaclase para los valores nulos del atributo estu_metodo_prgm. Después se construyeron modelos con las estrategias de relleno de datos faltantes anteriormente descritas variando el CF (Confidence Factor) de 0 a 0.5 y finalmente se evaluaron los mismos con el set de validación.

**Resultados esperados**: La performance sobre el set de validación no debería verse sensiblemente afectada, al menos al introducir proporciones bajas o medias de datos faltantes, dada la robustez del algoritmo J48 para lidiar con esta problemática.

Con respecto al tamaño del árbol, es de esperar que el mismo aumente a medida que aumenta la función de poda y no por el porcentaje inducido de datos faltantes.




(a) Leaves vs CF

(b) Accuracy vs CF

(c) ROC curve better tree

Figura 1. overfitting and pruning

**Análisis de los resultados**: En la figura 2a, se observa un patrón de comportamiento en las curvas de entrenamiento y validación para la accuracy, dicho patron es similar a las curvas generadas en las corridas donde no se imputaron datos faltantes, esto nos dice que el algoritmo J48 presenta resistencia y robustez a datos faltantes, ya que la performance se ve afectada más por la función de poda que por la imputación de datos faltantes.

En la figura 2b, se observa claramente que el tamaño del árbol incrementa debido al aumento de la función de poda (confidence factor), respecto al porcentaje de datos faltantes no se mira que este afecte en el tamaño del arbol.

En la figura 2c, se observa un comportamiento similar para los diferentes porcentajes de datos faltantes imputados, la presición se comporta de igual forma manteniendo la variación debido a la función de poda independientemente del porcentaje de datos faltantes.

Los anteriores supuestos los podemos confirmar claramente en la figura 2d, donde se puede mirar que a valores bajos CF hay un alto performance en el set de datos de validación, y a medida que aumenta el valor de CF (eje x), también aumenta el valor de la performance del set de entrenamiento (tamaño

de la burbuja) así como baja la performance del set de testing (color de la burbuja) por este motivo el arbol se sobre ajusta al conjunto de entrenamiento. Esta lectura es posible realizarla según el porcentaje de datos faltantes (de 0 a 0,85, en el eje Y; Cada serie de burbujas horizontales corresponden al mismo experimento).

**Conclusión:** Los resultados se presentaron, en mayor o menor medida, en línea con lo esperado. La performance no se vio sensiblemente deteriorada al igual que el tamaño del árbol, aliniandose a los resultados esperados. Por tanto el algoritmo de árboles J48 es robusto a datos faltantes, ya que el rendimiento y tamaño del árbol observados en los gráficos se ven afectados por la función de poda y no por la variación de datos faltantes.

### *C. Tratamiento de ruido*

**Descripción:** Se entiende por ruido a la descripción de objetos que podrían incluir atributos basados en mediciones o juicios subjetivos, estos pueden llevar errores en sus valores. Otra forma de caracterizar el mismo fenómeno, consiste en describirlo como un conjunto de individuos o registros que han sido mal clasificados.

**Metodología utilizada:** Se generó diferentes familias de datasets con ruido sobre la clase en los datos de entrenamiento, variando desde 0 % hasta 35 %, en intervalos de 0,05 %,en los cuales se intercambiaron los valores de la clase. Posteriormente se ejecutó el algoritmo J48 sobre los datos de entrenamiento con los diversos niveles ruido y con los mismos porcentajes de CF del primer experimento. Finalmente se evaluaron los mismos con el set de validación.

**Resultados esperados:** Se espera que a medida que los niveles de ruido sobre la clase se incrementen el tamaño del árbol aumente y la performance sobre los datos de validación disminuya, debido a que se produce un efecto de overfitting sobre los datos de entrenamiento.

**Análisis de los resultados**: El efecto sobre la cantidad de nodos por los diversos niveles de ruido y poda se observan en la figura 3a. En el eje las abscisas se representan los diferentes porcentajes de ruido inducido sobre la clase, sobre el eje de ordenadas se encuentra el número de nodos del árbol.

Se observan relaciones claras entre el porcentaje de ruido y el número de nodos del árbol, hay incrementos en el tamaño del árbol a medida que el nivel de ruido incrementa.

En la figura 3b, se observa claramente que la presición para el conjunto de validación es superior a la presición del conjunto de entrenamiento para los valores iniciales de la función de poda, a medida que el confidence factor aumenta, la presición del arbol se sobre ajusta al conjunto de entrenamiento.

En la figura 3c, Se puede observar que a medida que aumenta el porcentaje de ruido, la presición en el conjunto de validación disminuye drásticamente, por lo tanto se afirma que el porcentaje de ruido inducido influye negativamente sobre la presición del modelo en el conjunto de validación.

En la figura 3d, se puede observar que la performance sobre el conjunto de validación tiene un comportamiento muy variable con valores de CF pequeños o niveles de poda fuerte, pero con una tendencia a disminuir a medida que el nivel de ruido aumenta. Con podas leves o valores de CF grandes se ve con más certeza que la predicción de clases sobre el conjunto de validación decrece a medida que aumenta el ruido.

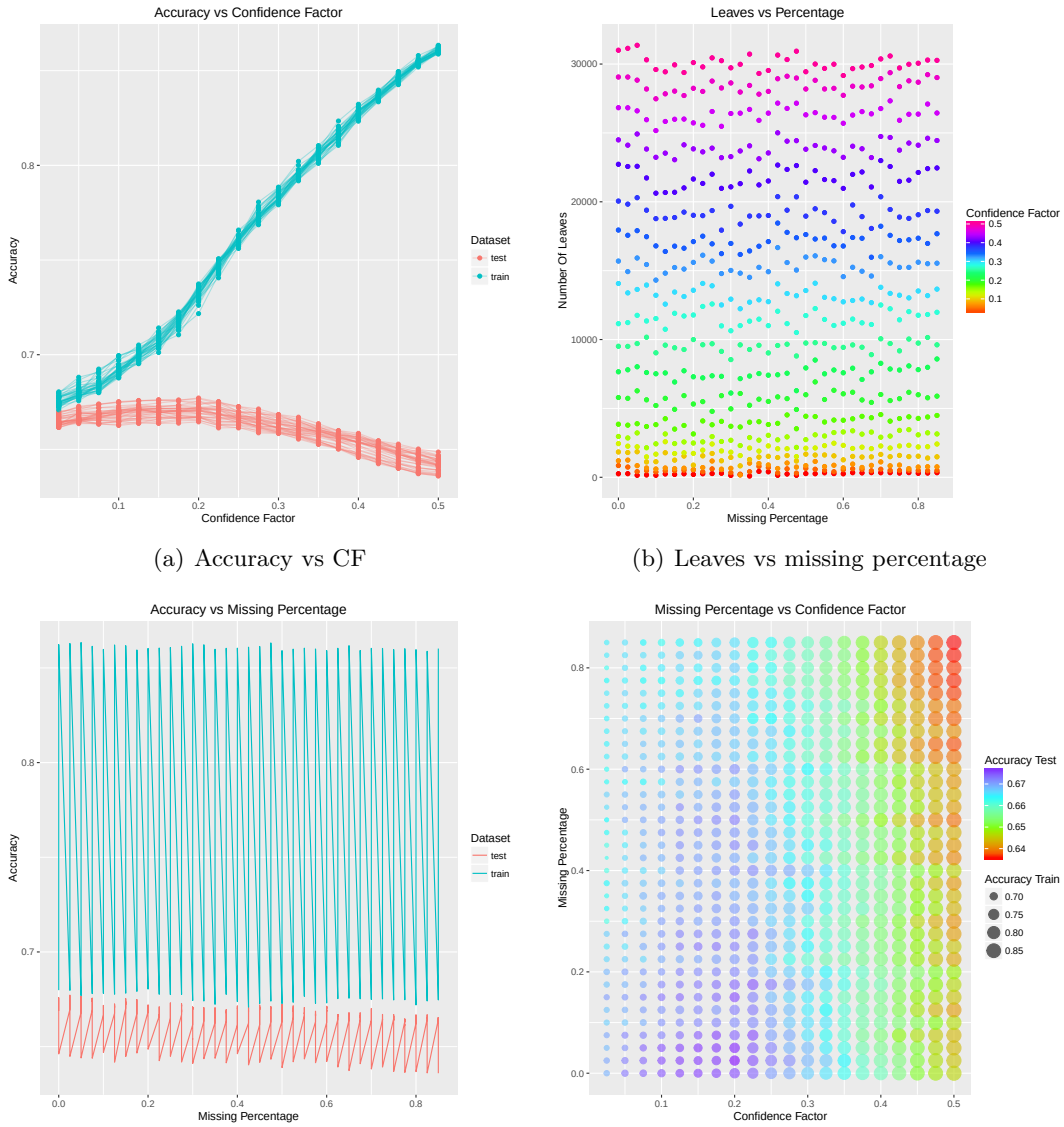
**Conclusión:** Los niveles de ruido sobre la clase afectan el tamaño del árbol medido en nodos, los árboles con podas severas no muestran un incremento claro en la cantidad de nodos; sin embargo a medida que la función de poda se va flexibilizando el aumento del tamaño del árbol se hace más evidente.

La performance sobre el conjunto de validación sufre una disminución en la predicción en los valores de la clase cada vez que el ruido aumenta, con valores de CF bajos la tendencia a la disminución no es muy clara; sin embargo a medida que el CF crece como en la parte derecha de la última figura presentada en esta sección, la tendencia se observa más fácilmente.

### *D. Discretización de datos numéricos*

**Descripción:** La discretización consistió en convertir atributos numéricos en categóricos, las estrategias de discretización que se utilizaron fueron: por frecuencia (generan bins en cantidades similares de instancias en cada uno), densidad (con bins del mismo ancho), y supervisado (utiliza un modelo de discretización que toma en cuenta la clase en el armado de los bins)

**Metodología utilizada:** para este experimento, se crearon conjuntos de datos para cada una de las




(a) Accuracy vs CF

(b) Leaves vs missing percentage

(c) Accuracy vs missing percentage

(d) Missing percentage vs CF

Figura 2. Missing data

tres estrategias de discretización previamente comentadas, para crear los bins por frecuencia y densidad se utilizo la biblioteca 'arules', y para la discretización supervisada se uso la biblioteca 'RWeka'.

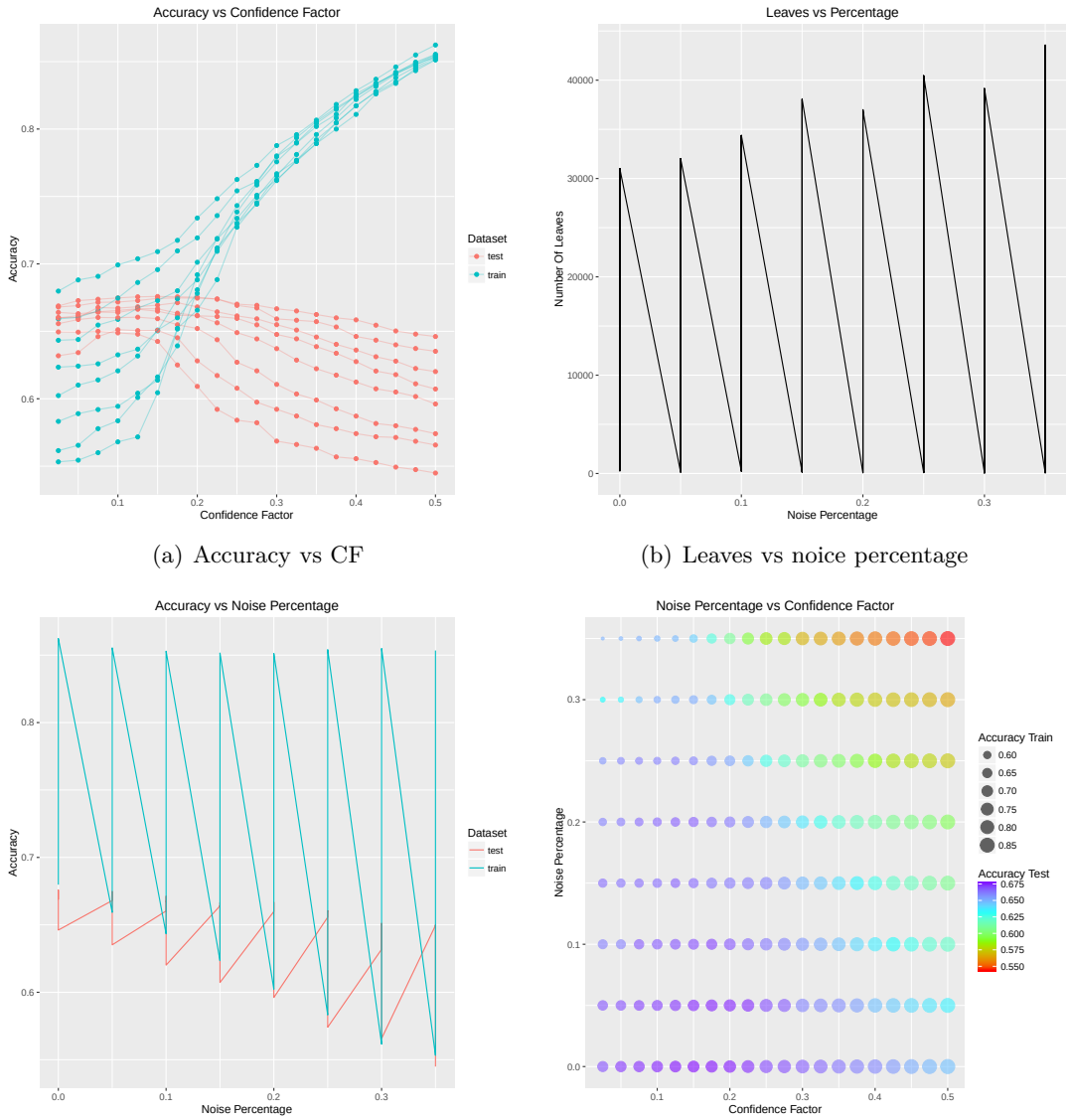
Para la discretización por frecuencia y densidad se varió la cantidad de bins entre 1 y 20. Cabe resaltar que elegir 1 bin implica prescindir del atributo discretizado a la hora de construir el árbol, ya que el mismo tomaría un solo valor.

Para la discretización supervisada, no es posible seleccionar la cantidad de bins de salida ya que la misma es determinada por el propio filtro utilizando un criterio de entropía sobre ganancia de información.

Se hicieron corridas sobre las tres familias utilizando el algoritmo J48 variando el CF de forma análoga a lo hecho en la Sección II.

Con las salidas, se analizó, para los casos de discretización no supervisada, la relación entre la cantidad de bins, la cantidad de nodos del árbol de clasificación y su performance. Asimismo, se compararon las distintas estrategias entre sí, y contra los resultados de la Sección II.

**Análisis de los resultados:** Los resultados obtenidos una vez realizado el experimento se pueden




(a) Accuracy vs CF

(b) Leaves vs noice percentage

(c) Accuracy vs noise percentage

(d) Noise percentage vs CF

Figura 3. Noise data

resumir en las figuras presentadas a continuación.

La figura 4, hace referencia a la discretización supervisada, se puede dar cuenta que son muy similares a la figuras de sobreajuste y poda sin discretización.

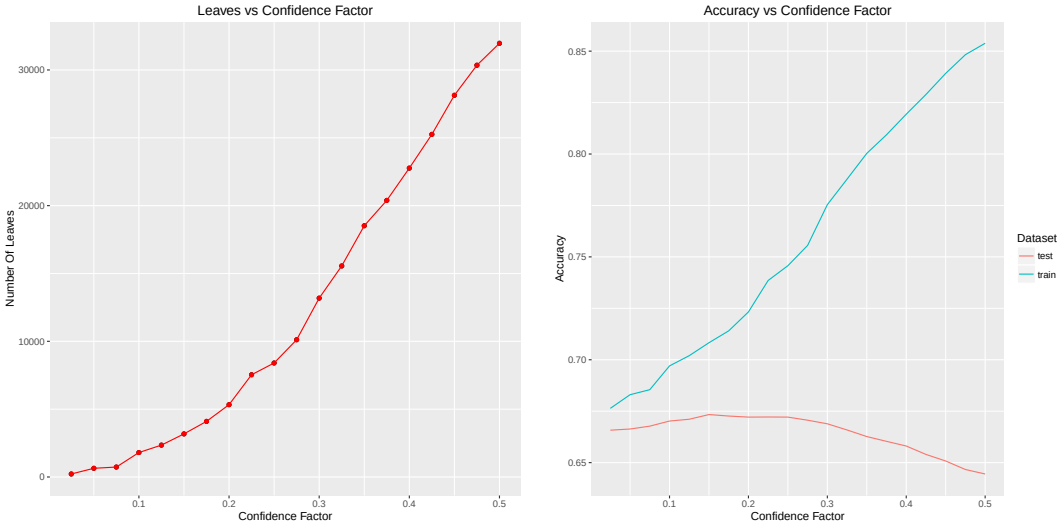
En la figura 5 se observa que hay un nivel de asociación positivo entre los bins utilizados en la estrategia de discretización y los nodos del árbol de clasificación, en línea con lo esperado. Las líneas, que representan la estrategia empleada se cruzan en varios tramos de la representación, lo que no permite determinar si la asociación enunciada es más fuerte en una o en otra.

En la figura 6 muetran la precisión del árbol en función del CF para la discretización por frecuencia y densidad respectivamente, se observa que las precisiones se encuentran en la discretización por densidad pero la diferencia es muy mínima.

## III. Conclusiones

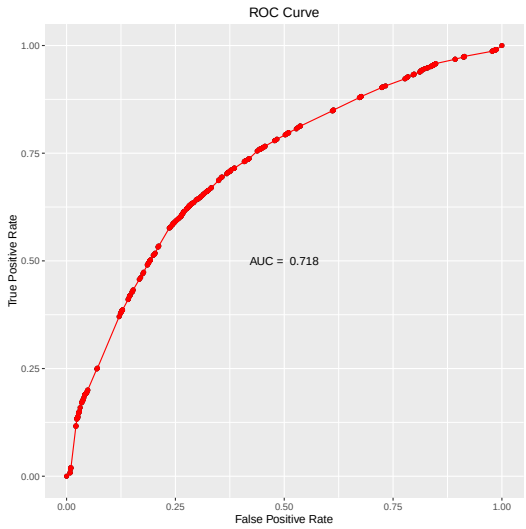
Para el conjunto de datos con el que se realizaron los diversos experimentos se concluye que:

- A nivel general, en los distintos experimentos el algoritmo de clasificación se mostró robusto ante las distintas perturbaciones inducidas (datos faltantes, ruido, discretización).




(a) Leaves vs CF

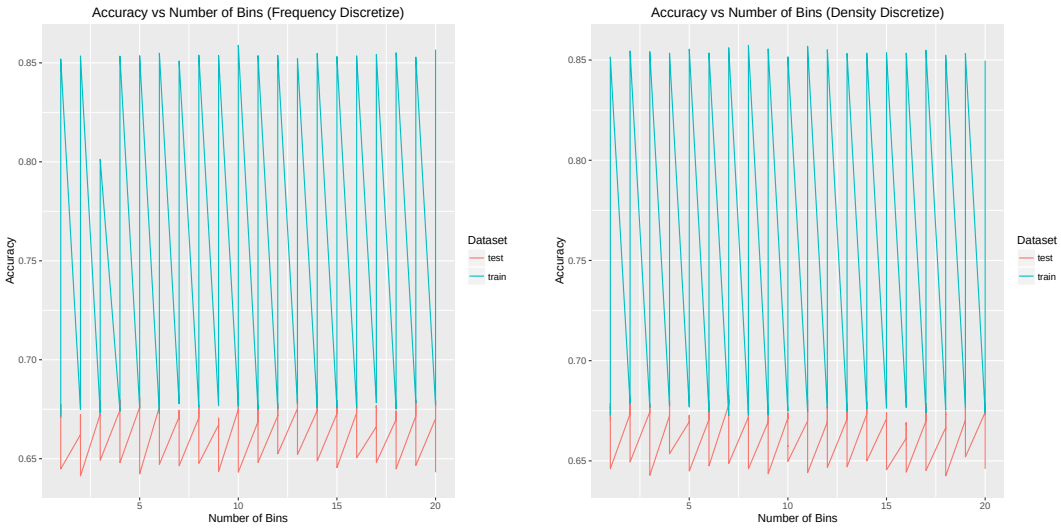
(b) Accuracy vs CF




(c) ROC curve better tree

Figura 4. overfitting and pruning discretize

- Los valores de CF tienen una relación positiva con el tamaño del árbol medido en cantidad de nodos, a mayores valores de CF el árbol es más grande. Asimismo que al dejarse crecer el árbol la performance sobre el conjunto de entrenamiento mejora, mientras que sobre el conjunto de validación mejora ligeramente hasta un cierto punto (CF entre 15 y 18 %) y luego disminuye hasta mantenerse casi constante. Todo esto pone de manifiesto la importancia que tiene la función de poda para evitar el efecto de overfitting y la obtención de hipótesis cortas pero robustas en relación al conjunto de validación.
- Al trabajar con datos faltantes, la performance sobre el set de validación no se vio afectada de forma significativa, en especial a niveles medios / altos de CF (desde 25 % en adelante). Se observó una relación inversa entre el tamaño del árbol y el porcentaje de faltantes. En cuanto a las estrategias de relleno, con modaclase los resultados fueron notoriamente mejores a los de moda, consiguiendo incluso niveles de clasificación por encima de los obtenidos al trabajar con el dataset original. Este fenómeno podría ser objeto de un análisis más específico.




(a) Frequency discretize

(b) Density discretize

Figura 6. Accuracy vs CF (Discretización)

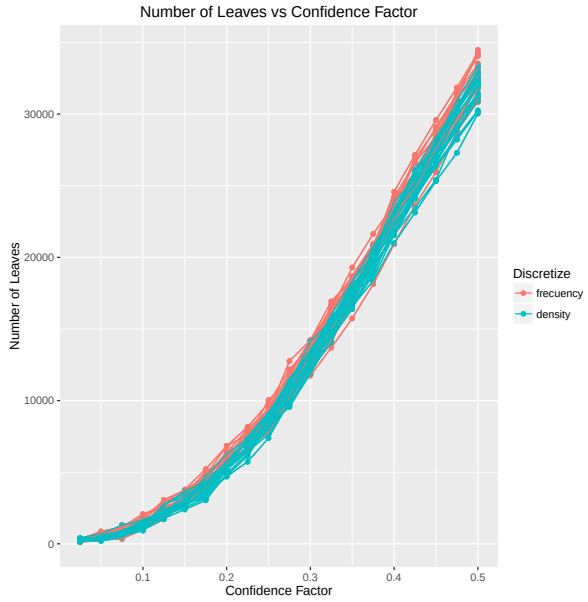



Figura 5. Leaves vs missing percentage with discretize

- Para bajos porcentajes ruido y podas severas, los efectos tanto sobre la cantidad de nodos o tamaño de árbol y la performance en el conjunto de validación no siguen una tendencia clara, manteniéndose en valores similares a los iniciales; sin embargo para valores extremos tanto de ruido como de CF, se hace evidente el incremento en la cantidad de nodos y la disminución de performance sobre el conjunto de validación. Se puede decir que el árbol es robusto al ruido hasta un cierto punto, el cual una vez superado tiende al fenómeno conocido como overfitting.

- En cuanto al apartado de discretización, los resultados no fueron concluyentes. Con las dos estrategias no supervisadas empleadas se obtuvieron resultados similares en términos de tamaño del árbol y performance, imposibilitando elegir una por sobre la otra. La discretización supervisada mostró ser la técnica adecuada para niveles de CF superiores al 25 %, con un nivel de performance por encima de la obtenida al trabajar con el dataset sin discretizar

## Referencias

[1] MEN, "Decreto 3963 de octubre 14 de 2009, por el cual se reglamenta el examen de estado de calidad de la educación superior," http://www.mineducacion.gov.co/1621/article-205955.html, Ministerio de Educación Nacional (MEN), 2009, accessed: 2014-08-20.

[2] ICFES, "Lineamientos saber pro," http://aprendeenlinea.udea.edu.co/lms/moodle/file.php/532/Lineamientos_SABER_PRO_2011_2_30_08_1_.pdf, 2011, accessed: 2014-08-20.

[3] ——, "Examen saber pro, junio de 2012–i. módulos de competencias genéricas y especificas disponibles. evaluación de la calidad de la educaciónsuperior. bogotá," http://www.icfes.gov.co/examenes/component/docman/doc_download/, 2012, accessed: 2014-08-20.

[4] T. Mitchell, *Machine Learning*, ser. McGraw-Hill International Editions. McGraw-Hill, 1997. [Online]. Available: https://books.google.com.ar/books?id=EoYBngEACAAJ

[5] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten, "The weka data mining software: an update," *ACM SIGKDD explorations newsletter*, vol. 11, no. 1, pp. 10–18, 2009.

[6] K. Hornik, C. Buchta, and A. Zeileis, "Open-source machine learning: R meets Weka," *Computational Statistics*, vol. 24, no. 2, pp. 225–232, 2009.

[7] I. Witten and E. Frank, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition*, ser. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Elsevier Science, 2005. [Online]. Available: https://books.google.com.ar/books?id=QTnOcZJzlUoC