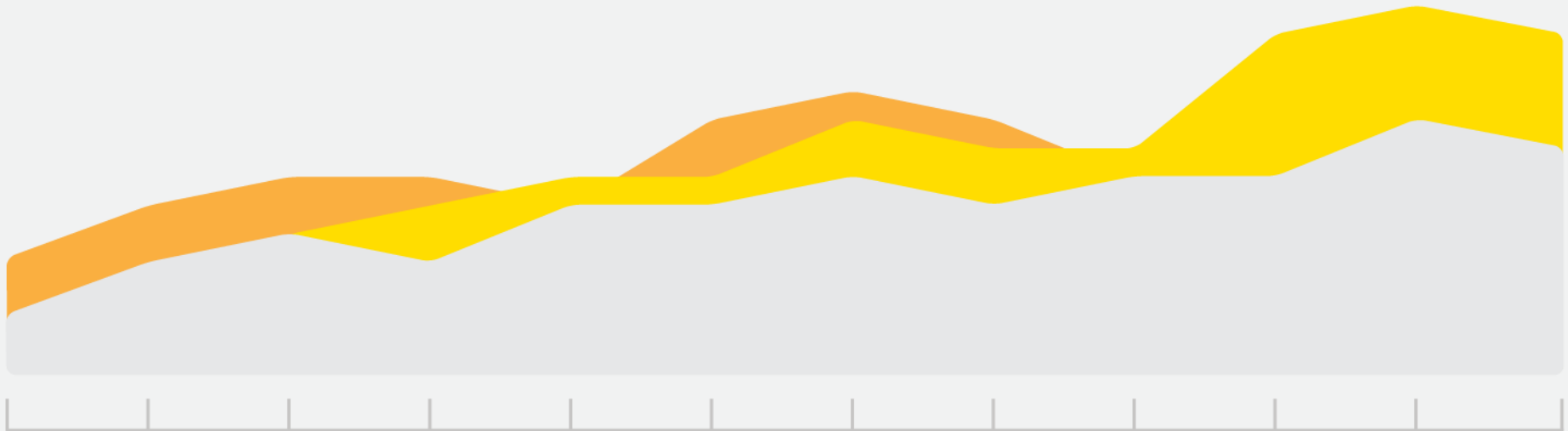


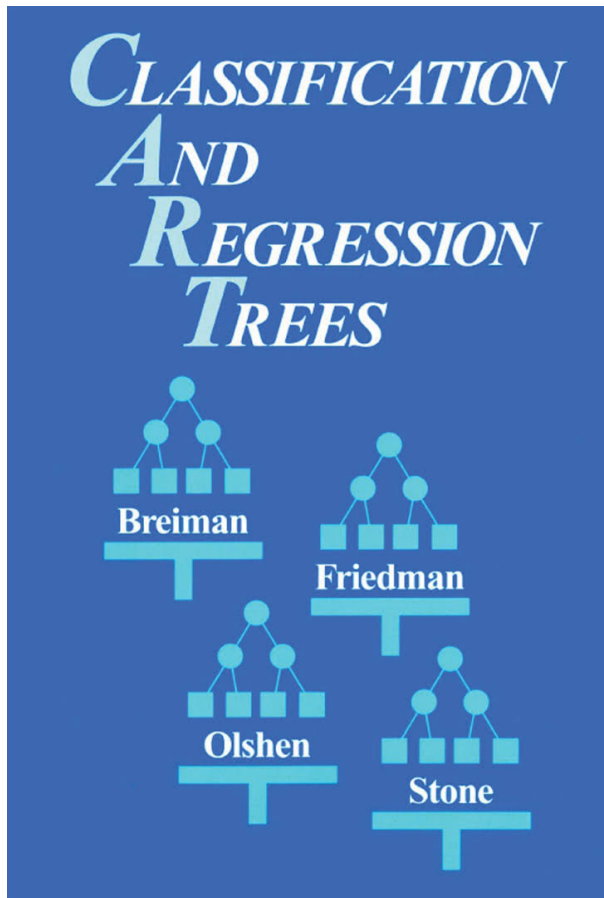


Aprendizaje Supervisado Árboles de Decisión

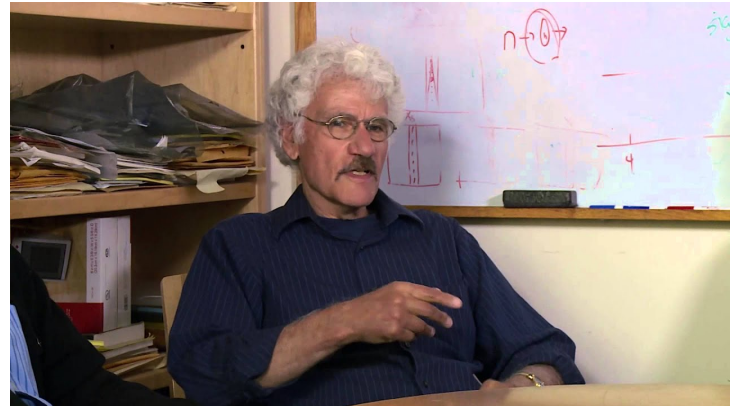


Método CART

Classification And Regression Trees



L. Breiman



J. Friedman



Decision Tree Induction

(most popular prediction method in DM)

Continually reinvented idea ~ 30 years

Others:

principal components → Latent Semantic
indexing
KL expansion

Ex proj pursuit → ICA, BSS

PRR → neural networks

Lección de:
J. Friedman

Statistics:

AID → THAID → CHAID → CART
(1967) (1973) (1979) (1983)

Morgen, Sonquist, Messenger
(bad rep. in statistics)
social science data

BFOs
pruning
validation
missing
values



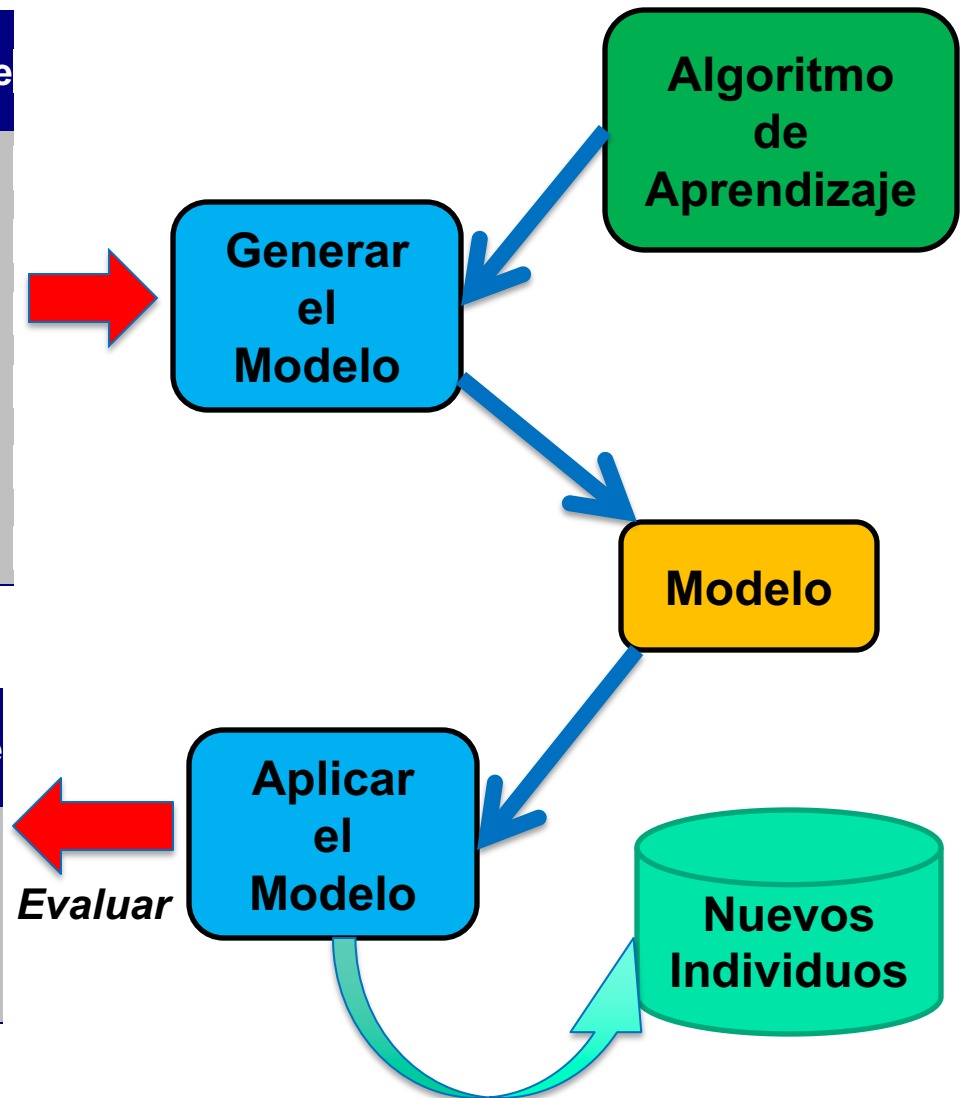
Modelo general de los métodos de Clasificación

Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1	Sí	Soltero	125K	No
2	No	Casado	100K	No
3	No	Soltero	70K	No
4	Sí	Casado	120K	No
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No	Casado	60K	No

Tabla de Aprendizaje

Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
7	No	Soltero	80K	No
8	Si	Casado	100K	No
9	No	Soltero	70K	No

Tabla de Testing



Un ejemplo de un árbol de decisión

categorica

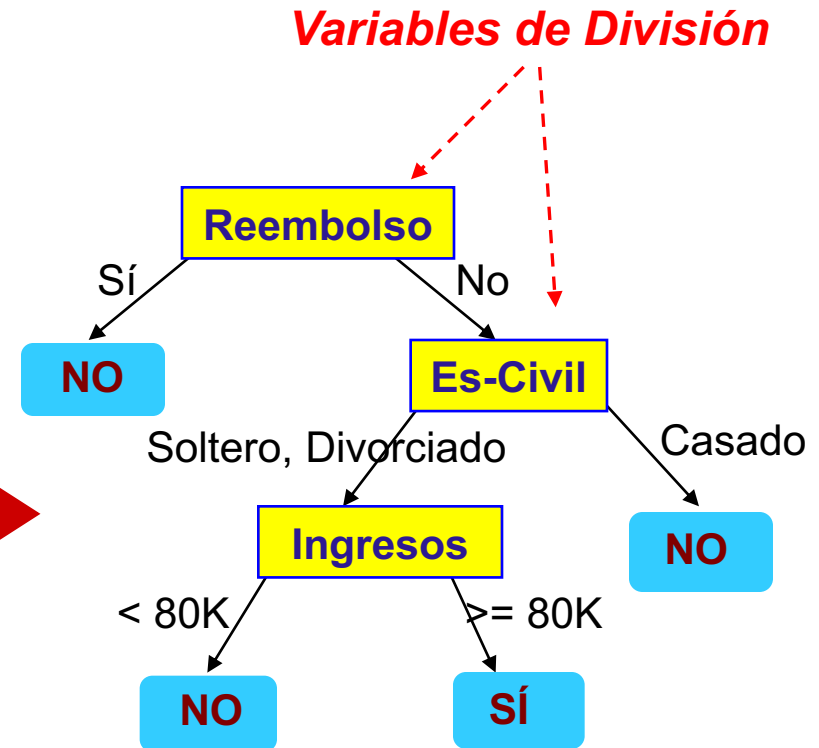
categorica

continua

clase

Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1	Sí	Soltero	125K	No
2	No	Casado	100K	No
3	No	Soltero	70K	No
4	Sí	Casado	120K	No
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No	Casado	60K	No
7	Sí	Divorciado	220K	No
8	No	Soltero	85K	Sí
9	Sí	Casado	75K	No
10	No	Soltero	90K	Sí

Tabla de Aprendizaje

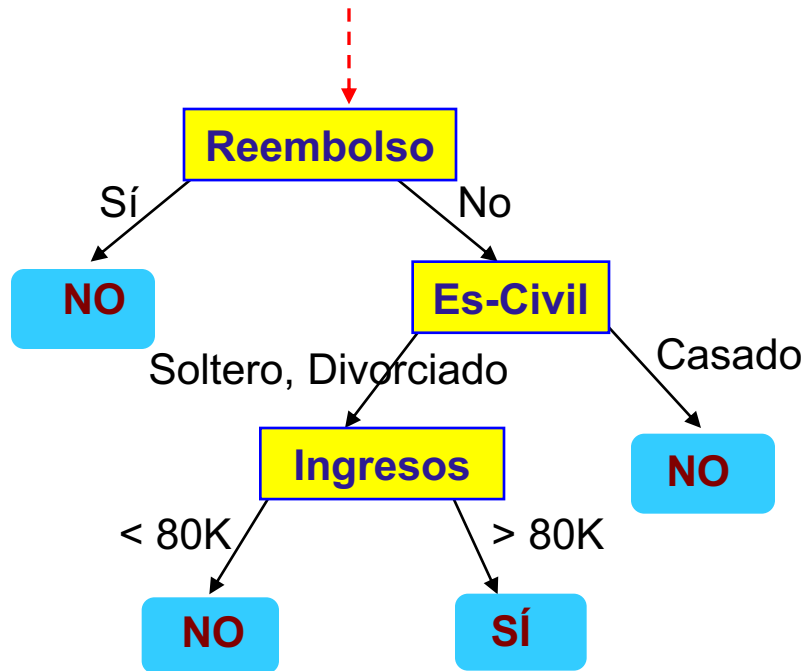


Modelo: Árbol de Decisión



Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Inicia desde la raíz del árbol



Datos de Prueba

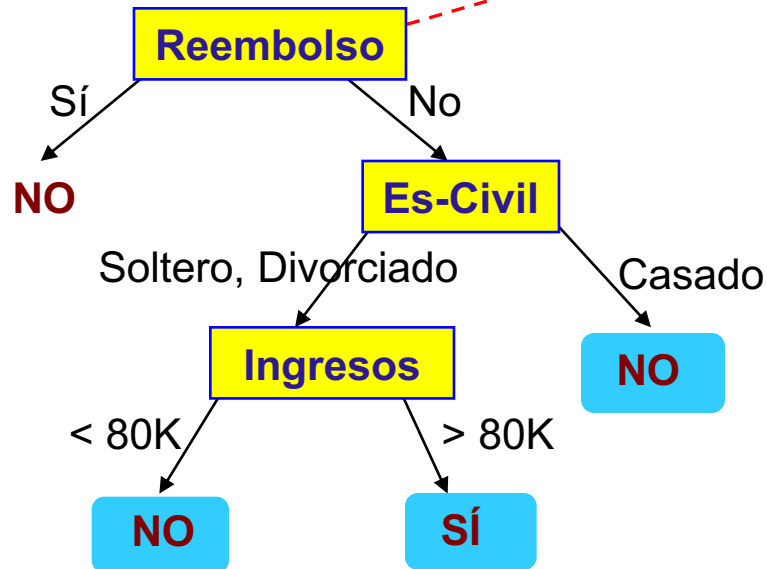
Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?



Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Datos de Prueba

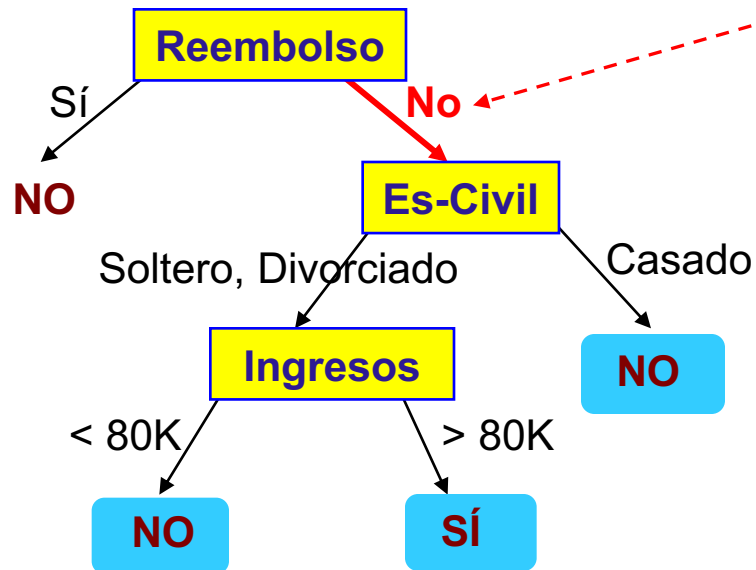
Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?



Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Datos de Prueba

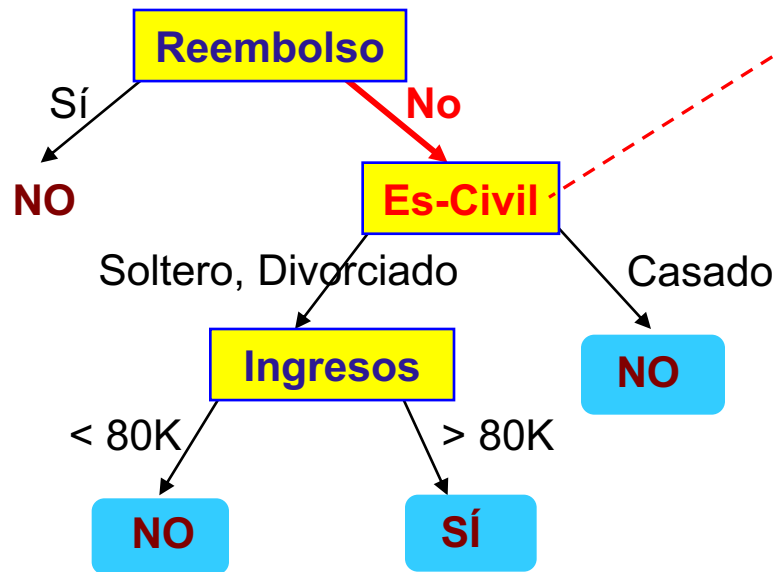
Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?



Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Datos de Prueba

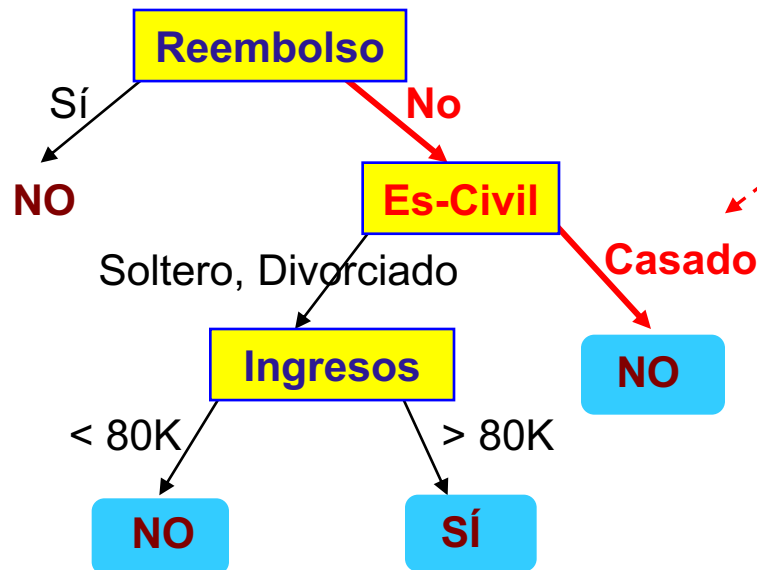
Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?



Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Datos de Prueba

Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?

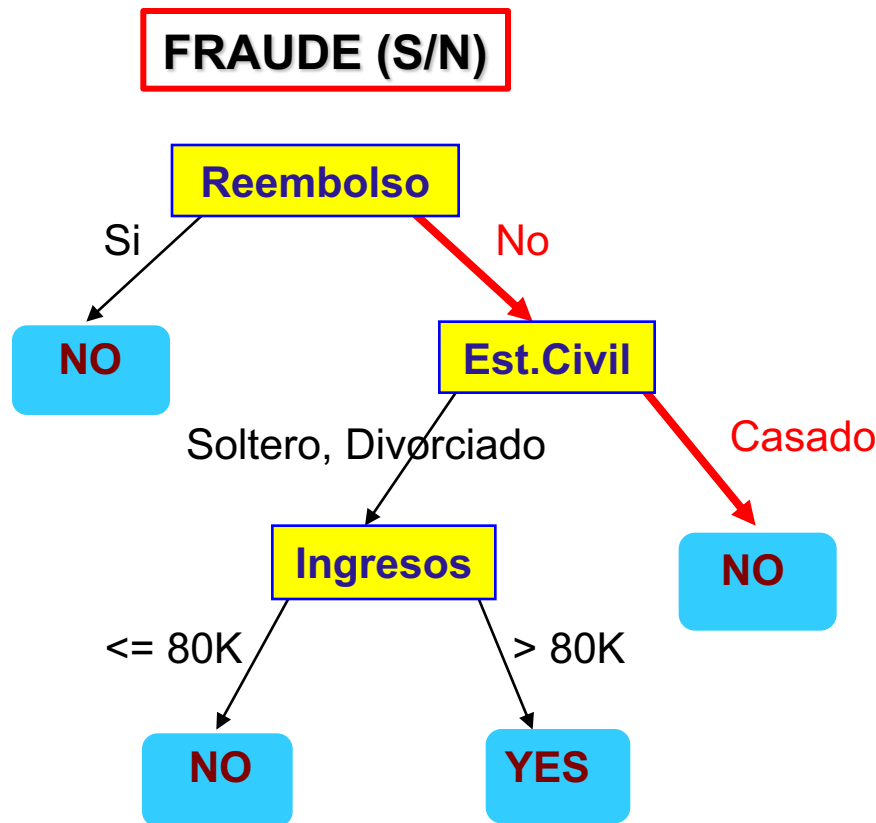


Aplicando el modelo de árbol para predecir la clase para una nueva observación

Datos de Prueba

Reembolso	Estado Civil	Ingresos	Fraude
No	Casado	80K	?

Asigna "No" a la variable de Clase "Fraude"



¿Cómo se generan los árboles de decisión?

- Muchos algoritmos usan una versión con un enfoque "top-down" o "dividir y conquista" conocido como Algoritmo de Hunt.
- Sea D_t el conjunto de registros de entrenamiento en un nodo t dado.
- Sea $y_t = \{y_1, y_2, \dots, y_c\}$ el conjunto de etiquetas de las clases.

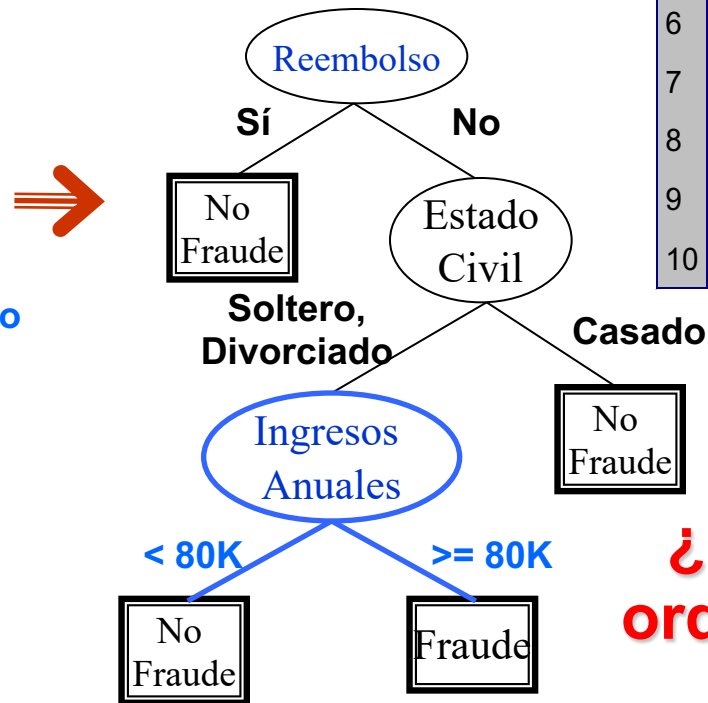
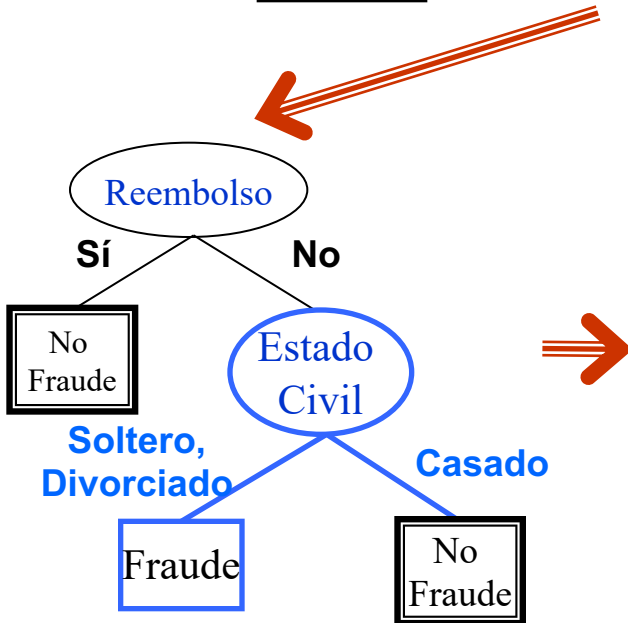
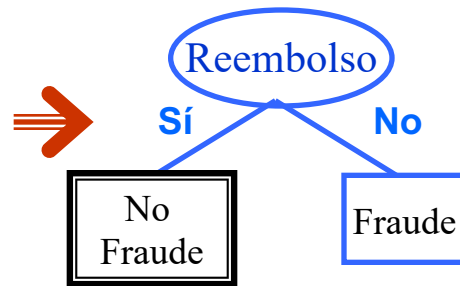


Algoritmo de Hunt:

- Si todos los registros D_t pertenecen a la misma clase y_t , entonces t es un nodo hoja que se etiqueta como y_t
- Si D_t contiene registros que pertenecen a más de una clase, se escoge una variable (atributo) para dividir los datos en subconjuntos más pequeños.
- Recursivamente se aplica el procedimiento a cada subconjunto.



Un ejemplo del algoritmo de Hunt



Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1				
2	No			
3	No	Soltero	70K	No
4				
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No			
7				
8	No	Soltero	85K	Sí
9				
10	No	Soltero	90K	Sí

¿Cómo se escoge el orden de las variables?



¿Cómo aplicar el algoritmo de Hunt?

- Por lo general, se lleva a cabo de manera que la separación que se elige en cada etapa sea óptima de acuerdo con algún criterio.
- Sin embargo, puede no ser óptima al final del algoritmo (es decir no se encuentre un árbol óptimo como un todo). Aún así, este el enfoque computacional es eficiente por lo que es muy popular.



¿Cómo aplicar el algoritmo de Hunt?

- ✓ Utilizando el enfoque de optimización aún se tienen que decidir tres cosas:
 1. ¿Cómo dividiremos las variables?
 2. ¿Qué variables (atributos) utilizar y en que orden? ¿Qué criterio utilizar para seleccionar la "mejor" división?
 3. ¿Cuándo dejar de dividir? Es decir, ¿Cuándo termina el algoritmo?



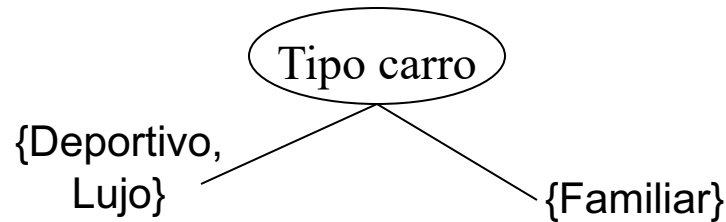
¿Cómo aplicar el algoritmo de Hunt?

- Para la pregunta 1, se tendrán en cuenta sólo divisiones binarias tanto para predictores numéricos como para los categóricos, esto se explica más adelante (Método CART).
- Para la pregunta 2 se considerarán el *Error de Clasificación*, el *Índice de Gini* y la *Entropía*.
- La pregunta 3 tiene una respuesta difícil de dar porque implica la selección del modelo. Se debe tomar en cuenta qué tanto se quieren afinar las reglas generadas.

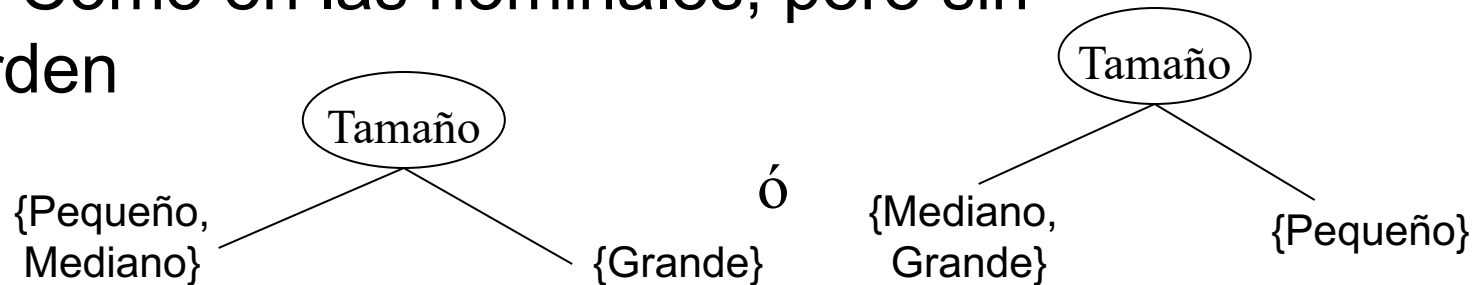


Pregunta #1: Solamente se usarán divisiones Binarias (Método CART):

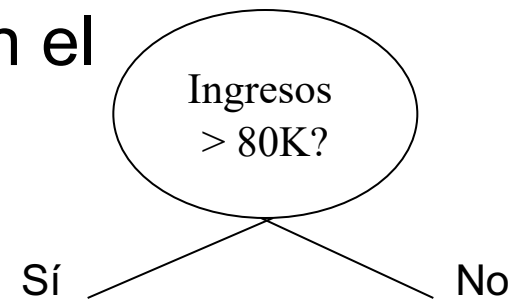
Nominales:



Ordinales: Como en las nominales, pero sin violar el orden



Numéricas: Frecuentemente se divide en el punto medio



Pregunta #2: Se usarán los siguientes criterios de IMPUREZA: el *Error de Clasificación*, el *Índice de Gini* y la *Entropía*, para esto se define la siguiente probabilidad:

- $p(j|t)$ = *La probabilidad de pertenecer a la clase “j” estando en el nodo t.*
- *Muchas veces simplemente se usa p_j*



Pregunta #2: Se usarán el *Error de Clasificación*, el Índice de *Gini* y la *Entropía*

Error de clasificación:

$$Error(t) = 1 - \max_j [p(j | t)]$$

Índice de Gini:

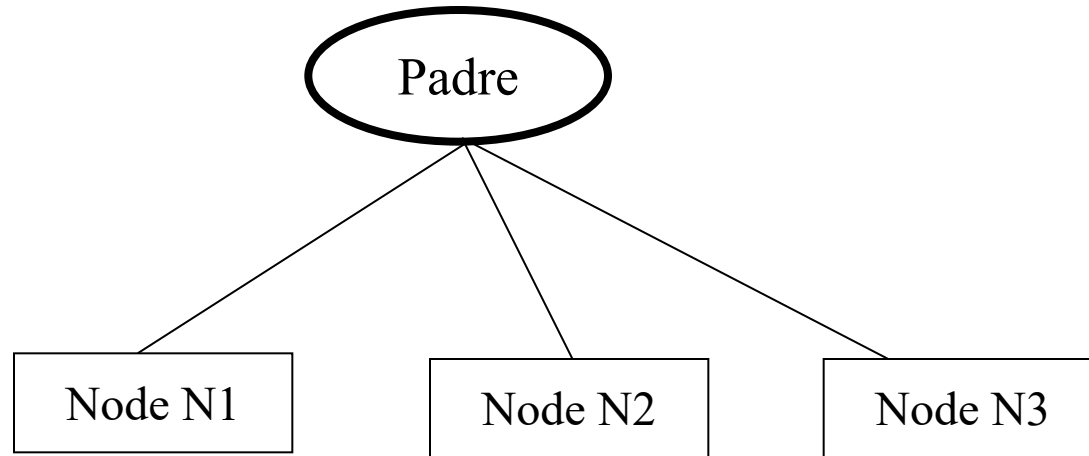
$$GINI(t) = 1 - \sum_j [p(j | t)]^2$$

Entropía:

$$Entropía(t) = - \sum_j p(j | t) \log_2 p(j | t)$$



Ejemplo de cálculo de índices:



	N1	N2	N3
C1	0	1	2
C2	6	5	4



Ejemplo de cálculo de *Gini*

$$GINI(t) = 1 - \sum_j [p(j | t)]^2$$

N1

C1	0
C2	6

$$P(C1|N1) = 0/6 = 0 \quad P(C2|N1) = 6/6 = 1$$

$$Gini(N1) = 1 - P(C1|N1)^2 - P(C2|N1)^2 = 1 - 0 - 1 = 0$$

N2

C1	1
C2	5

$$P(C1|N2) = 1/6 \quad P(C2|N2) = 5/6$$

$$Gini(N2) = 1 - (1/6)^2 - (5/6)^2 = 0.278$$

N3

C1	2
C2	4

$$P(C1|N3) = 2/6 \quad P(C2|N3) = 4/6$$

$$Gini(N3) = 1 - (2/6)^2 - (4/6)^2 = 0.444$$



Ejemplo de cálculo de la *Entropía*

N1

C1	0
C2	6

$$P(C1|N1) = 0/6 = 0 \quad P(C2|N1) = 6/6 = 1$$

$$\text{Entropía}(N1) = - 0 \log_2 0 - 1 \log_2 1 = - 0 - 0 = 0$$

N2

C1	1
C2	5

$$P(C1|N2) = 1/6 \quad P(C2|N2) = 5/6$$

$$\text{Entropía}(N2) = - (1/6) \log_2 (1/6) - (5/6) \log_2 (5/6) = 0.65$$

N3

C1	2
C2	4

$$P(C1|N1) = 2/6 \quad P(C2|N2) = 4/6$$

$$\text{Entropía}(N3) = - (2/6) \log_2 (2/6) - (4/6) \log_2 (4/6) = 0.92$$



Ejemplo de cálculo del *Error de Clasificación*

N1

C1	0
C2	6

$$\text{Error Clasificación(N1)} = 1 - \max[0/6, 6/6] = 0$$

N2

C1	1
C2	5

$$\text{Error Clasificación(N2)} = 1 - \max[1/6, 5/6] = 0,167$$

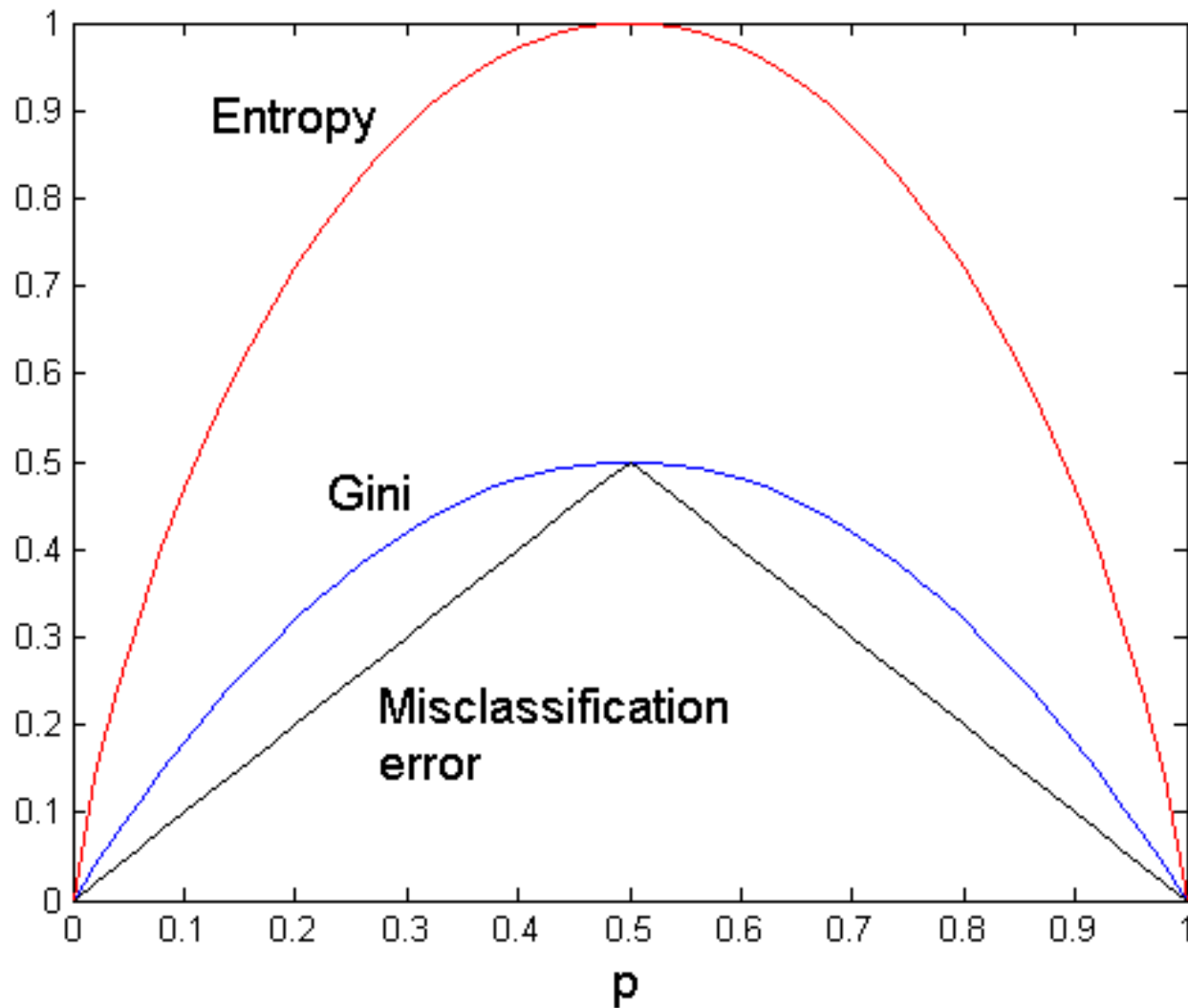
N3

C1	2
C2	4

$$\text{Error Clasificación(N3)} = 1 - \max[2/6, 4/6] = 0,333$$



Comparación Gráfica



Gini Split

- ❖ Después de que el índice de Gini se calcula en cada nodo, el valor total del índice de Gini se calcula como el promedio ponderado del índice de Gini en cada nodo:

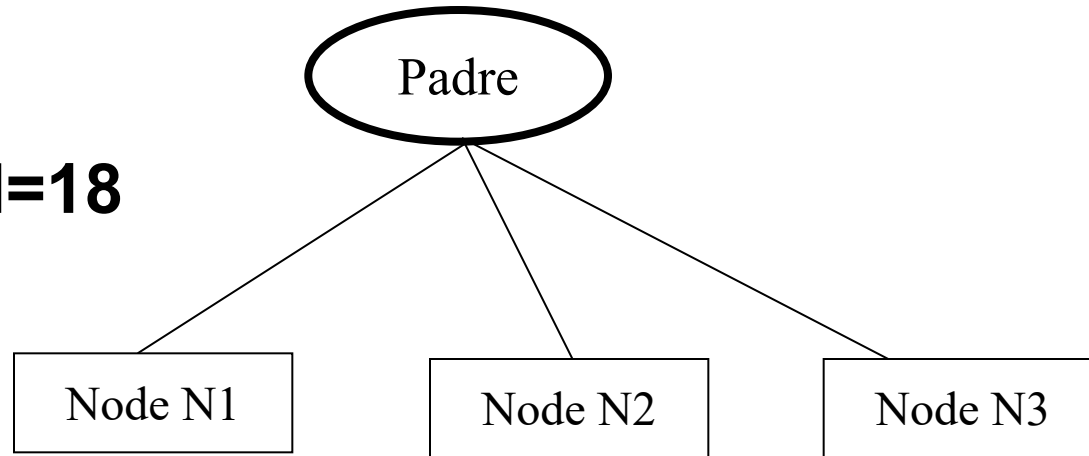
$$GINI_{split} = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} GINI(i)$$



Ejemplo de cálculo $GINI_{Split}$

$|padre|=18$

Cardinalidad=18



	N1	N2	N3
C1	0	1	2
C2	6	5	4



Ejemplo de cálculo de $GINI_{split}$

N1

C1	0
C2	6

$$P(C1|N1) = 0/6 = 0 \quad P(C2|N1) = 6/6 = 1$$

$$Gini(N1) = 1 - P(C1)^2 - P(C2)^2 = 1 - 0 - 1 = 0$$

N2

C1	1
C2	5

$$P(C1|N2) = 1/6 \quad P(C2|N2) = 5/6$$

$$Gini(N2) = 1 - (1/6)^2 - (5/6)^2 = 0.278$$

N3

C1	2
C2	4

$$P(C1|N3) = 2/6 \quad P(C2|N3) = 4/6$$

$$Gini(N3) = 1 - (2/6)^2 - (4/6)^2 = 0.444$$

$$GINI_{split} = (6/18)*0 + (6/18)*0.278 + (6/18)*0.444 = 0.24$$

En este caso todos los pesos son iguales porque todas las clases tienen 6 elementos

Entropía Split

- ❖ Después de que el índice de Entropía se calcula en cada nodo, el valor total del índice de Entropía se calcula como el promedio ponderado del índice de Entropía en cada nodo:

$$Entropia_{split} = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} Entropia(i)$$



Error de Clasificación Split

- ❖ Después de que el Error de Clasificación (EC) se calcula en cada nodo, el valor total del índice del EC se calcula como el promedio ponderado del índice EC en cada nodo:

$$EC_{split} = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} EC(i)$$



Ejemplo con error de clasificación

<i>Ejemplo con error de clasificación</i>				
	N1	N2	N3	N4
C1	0	4	2	1
C2	6	4	3	5

- N1 es un nodo completamente puro
- N2 es un nodo completamente impuro
 - N3 es un nodo bastante impuro
 - N4 es un nodo bastante puro



Calculo para el nodo N1

Cálculos para N1	
C1	0
C2	6

Probabilidades:

- $P(C1|N1)=0/6=0$
- $P(C2|N1)=6/6=1$

Luego el error de clasificación es $1-\max(p(j/t))$:

$$EC(N1)=1-\max(0,1)=0$$



Calculo para el nodo N2

Cálculos para N2	
C1	4
C2	4

Probabilidades:

- $P(C1|N2)=4/8=0.5$
- $P(C2|N2)=4/8=0.5$

Luego el error de clasificación es $1-\max(p(j/t))$:

$$EC(N2)=1-\max(0.5,0.5)=0.5$$



Calculo para el nodo N3

Cálculos para N3	
C1	2
C2	3

Probabilidades:

- $P(C1|N3)=2/5=0.4$
- $P(C2|N3)=3/5=0.6$

Luego el error de clasificación es $1-\max(p(j/t))$:

$$EC(N3)=1-\max(0.4,0.6)=0.4$$



Calculo para el nodo N4

Cálculos para N4	
C1	1
C2	5

Probabilidades:

- $P(C1|N4)=1/6=0.1667$
- $P(C2|N4)=5/6=0.8333$

Luego el error de clasificación es $1-\max(p(j/t))$:

$$EC(N3)=1-\max(0.1667,0.8333)=0.1667$$



Error de clasificación Split

Datos previos

Total de individuos 25.

Individuos de $N1=6$, $EC(N1)=0$.

Individuos de $N2=8$, $EC(N2)=0.5$

Individuos de $N3=5$, $EC(N3)=0.4$.

Individuos de $N4=6$, $EC(N4)=0.1667$

$$ECS = (6/25)*0 + (8/25)*0.5 + (5/25)*0.4 + (6/25)*0.1667 = 0.280008$$



Información Ganada $\rightarrow IG_{\text{Split}}$

- ✓ Cada vez que se va a hacer una nueva división en el árbol (split the tree) se debe comparar el grado de impureza del nodo padre respecto al grado de impureza de los nodos hijos.
- ✓ Esto se calcula con el índice de Información Ganada (IG), que es la resta de la impureza del nodo padre menos el promedio ponderado de las impurezas de los nodos hijos.
- ✓ La idea en IG_{Split} sea máximo y esto se logra si el promedio ponderado de las impurezas de los nodos hijos es mínimo.

$$\Delta = IG_{\text{split}} = I(\text{padre}) - \left(\sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} I(i) \right)$$

- Donde I es el índice de GINI, la Entropía o el Error de Clasificación.



Ejemplo: Información Ganada $\rightarrow IG_{Split}$

	Padre
C1	7
C2	3
Gini = 0.42	

Gini(N1)

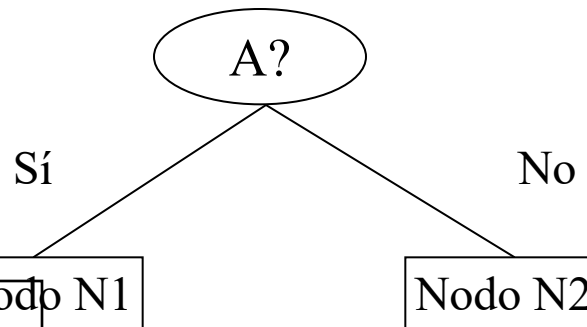
$$= 1 - (3/3)^2 - (0/3)^2$$

$$= 0$$

GINI_{split} =

$$= 3/10 * 0 + 7/10 * 0.49$$

$$= 0.343$$



	N1	N2
C1	3	4
C2	0	3

Gini(N2)

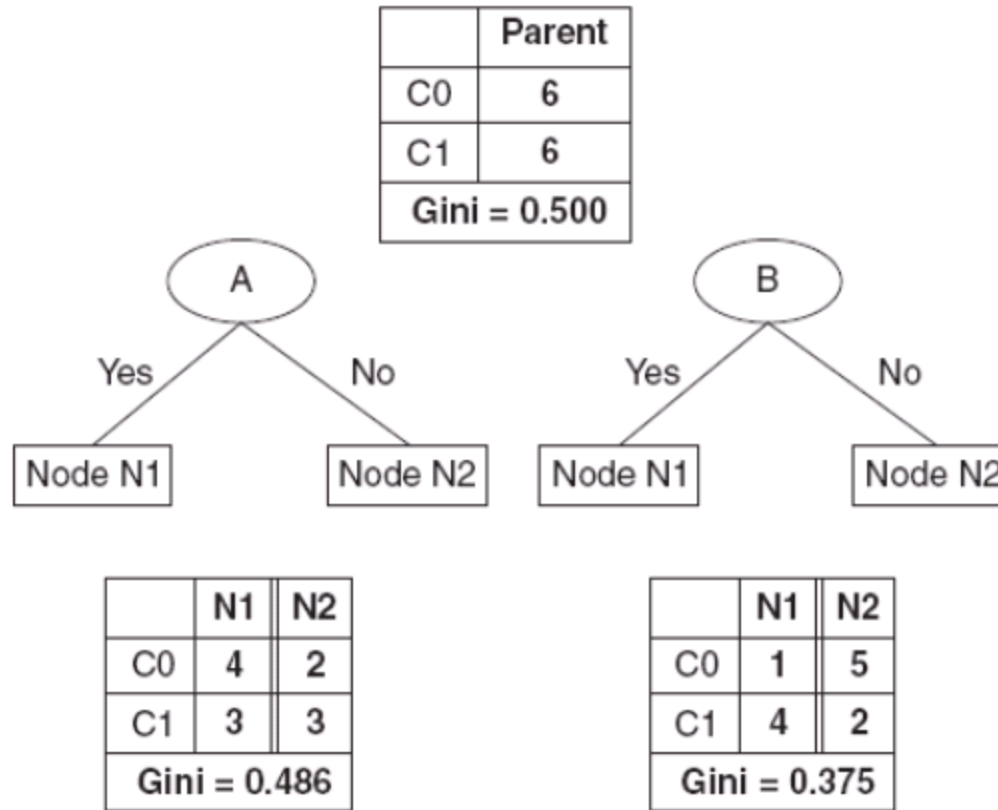
$$= 1 - (4/7)^2 - (3/7)^2$$

$$= 0.490$$

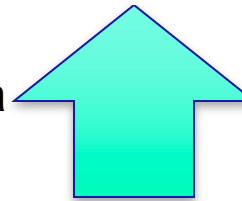
$$IG_{split} = I(padre) - \left(\sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} I(i) \right) = 0.42 - 0.343 = 0.077$$



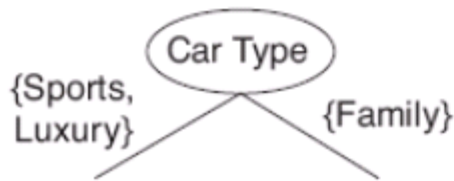
¿Cómo escoger la mejor división?



Se debe escoger la variable B ya que maximiza la Información Ganada al minimizar **GINI_{split}**

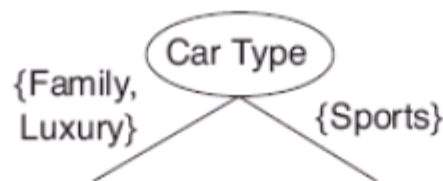


¿Cómo escoger la mejor división?



	Car Type	
	{Sports, Luxury}	{Family}
C0	9	1
C1	7	3
Gini	0.468	

(a) Binary split



	Car Type	
	{Sports}	{Family, Luxury}
C0	8	2
C1	0	10
Gini	0.167	



	Car Type		
	Family	Sports	Luxury
C0	1	8	1
C1	3	0	7
Gini	0.163		

(b) Multiway split

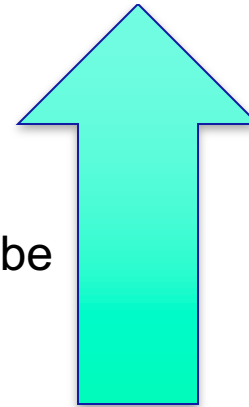
Pero si se tiene solamente división binaria se escoge esta división, ya que maximiza la Información Ganada al minimizar **GINI_{split}**.
 En caso de tener división múltiple se escoge esta división, ya que maximiza la Información Ganada al minimizar **GINI_{split}**.



¿Cómo escoger la mejor división?

Class	No		No		No		Yes		Yes		Yes		No		No		No		No			
Sorted Values →	Annual Income																					
	60		70		75		85		90		95		100		120		125		220			
	55		65		72		80		87		92		97		110		122		172		230	
Split Positions →	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>
Yes	0	3	0	3	0	3	0	3	1	2	2	1	3	0	3	0	3	0	3	0	3	0
No	0	7	1	6	2	5	3	4	3	4	3	4	3	4	4	3	5	2	6	1	7	0
Gini	0.420		0.400		0.375		0.343		0.417		0.400		<u>0.300</u>		0.343		0.375		0.400		0.420	

La variable “Annual Income” se debe dividir en “97” ya que maximiza la Información Ganada al minimizar **GINI_{split}**



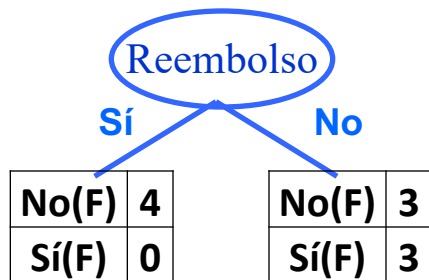
¿Por qué se escoge “Reembolso” como variable inicial?

R/ Tiene el menor $GINI_{split}$

(mayor información ganada)

Empatado con Estado Civil,

pero aparece de primero



Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1	Sí	Soltero	125K	No
2	No	Casado	100K	No
3	No	Soltero	70K	No
4	Sí	Casado	120K	No
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No	Casado	60K	No
7	Sí	Divorciado	220K	No
8	No	Soltero	85K	Sí
9	Sí	Casado	75K	No
10	No	Soltero	90K	Sí

$$GINI(No) = 1 - (3/6)^2 - (3/6)^2 = 1 - 0.25 - 0.25 = 0.5$$

$$GINI(Sí) = 1 - (0/4)^2 - (4/4)^2 = 1 - 0 - 1 = 0$$

$$GINI_{split} = (4/10) * 0 + (6/10) * 0.5 = \mathbf{0.3}$$

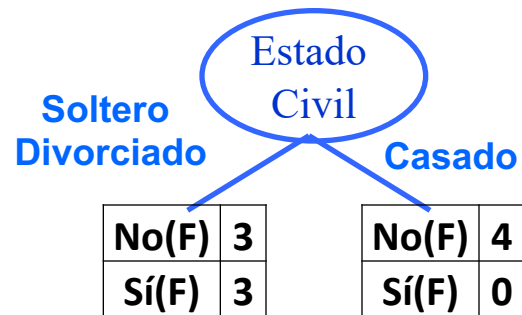
¿Por qué se escoge “Reembolso” como variable inicial?

R/ Tiene el menor $GINI_{split}$

(mayor información ganada)

Empatado con Estado Civil,

pero aparece de primero



Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1	Sí	Soltero	125K	No
2	No	Casado	100K	No
3	No	Soltero	70K	No
4	Sí	Casado	120K	No
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No	Casado	60K	No
7	Sí	Divorciado	220K	No
8	No	Soltero	85K	Sí
9	Sí	Casado	75K	No
10	No	Soltero	90K	Sí

$$GINI(\text{Casado}) = 1 - (0/4)^2 - (4/4)^2 = 0$$

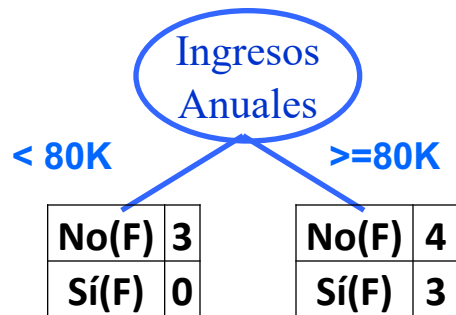
$$GINI(\text{Soltero/Divorciado}) = 1 - (3/6)^2 - (3/6)^2 = 1 - 0.25 - 0.25 = 0.5$$

$$GINI_{split} = (6/10) * 0.5 + (4/10) * 0 = 0.3$$

¿Por qué se escoge “Reembolso” como variable inicial?

R/ Tiene el menor $GINI_{split}$

**(mayor información ganada)
Empatado con Estado Civil,
pero aparece de primero**



Id	Reembolso	Estado Civil	Ingresos Anuales	Fraude
1	Sí	Soltero	125K	No
2	No	Casado	100K	No
3	No	Soltero	70K	No
4	Sí	Casado	120K	No
5	No	Divorciado	95K	Sí
6	No	Casado	60K	No
7	Sí	Divorciado	220K	No
8	No	Soltero	85K	Sí
9	Sí	Casado	75K	No
10	No	Soltero	90K	Sí

$$GINI(>=80) = 1 - (4/7)^2 - (3/7)^2 = 1 - 0.326530612 - 0.183673469 = 0.489795918$$

$$GINI(<80) = 1 - (0/3)^2 - (3/3)^2 = 1 - 0 - 1 = 0$$

$$GINI_{split} = (3/10) * 0 + (7/10) * 0.489795918 = \mathbf{0.342857143}$$

Pregunta #3 ¿Cuándo dejar de dividir?

- Esta es una difícil ya que implica sutil selección de modelos.
- Una idea sería controlar el *Error de Clasificación* (o el *Índice de Gini* o la *Entropía*) en el conjunto de datos de prueba de manera que se detendrá cuando el índice selecciona comience a aumentar.
- La "Poda" (pruning) es la técnica más popular. Usada en el Método CART propuesto por Breiman, Friedman, Olshen, and Stone, 1984, (CART=Classification And Regression Trees)



Algoritmo CART

Para cada nodo \mathbf{v} del Árbol hacer los pasos 1 y 2

1. Para $j= 1, 2, \dots, p$ calcular: (p =número de variables)
 - Todas las divisiones binarias correspondientes a la variable discriminante \mathbf{Y}
 - La división binaria óptima $d(j)$ correspondiente a la variable \mathbf{Y} , es decir la división binaria maximiza el descenso de la impureza
2. Recursivamente calcular la mejor división binaria para $d(1), d(2), \dots, d(p)$

FIN



Árbol podado y reestructurado

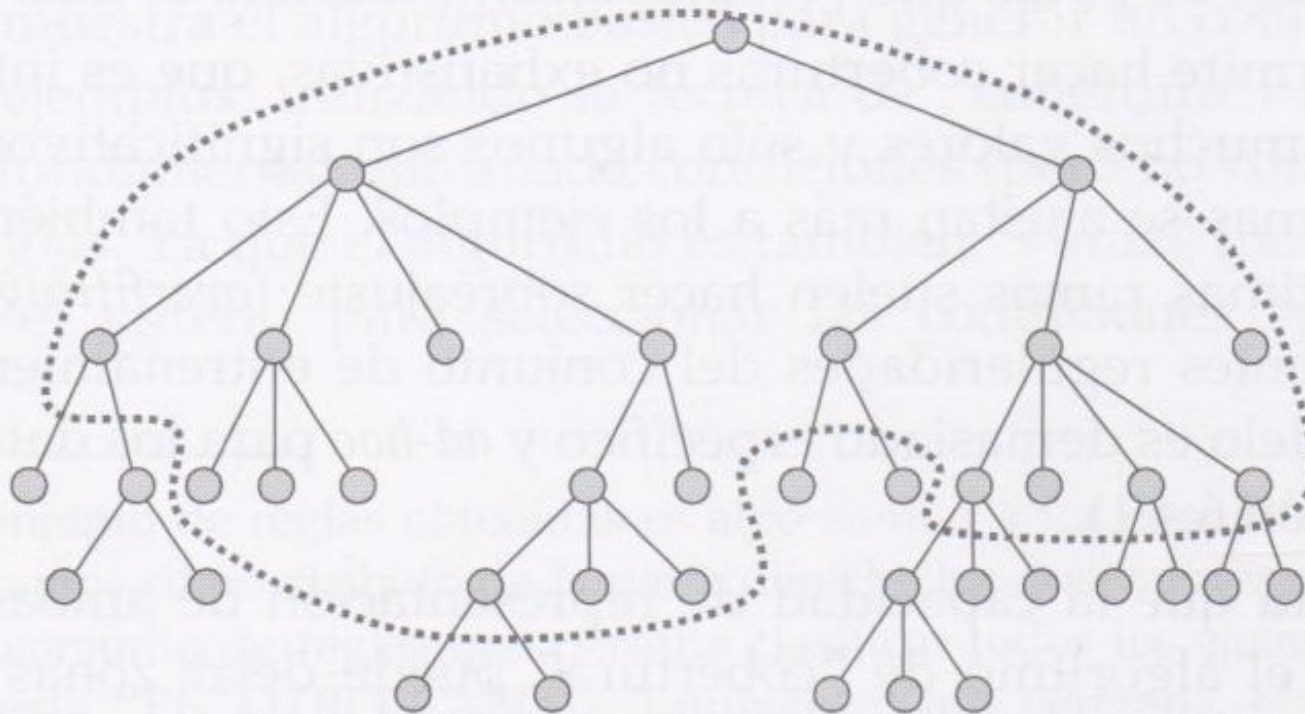


Figura 11.8. Ejemplo de poda. Algunos nodos inferiores son eliminados.

Ejemplo: Créditos en un Banco

Tabla de Aprendizaje

Variable a
Predecir

OLDEMARRR.DMEx...ditoViviendaPeq							
	Id	MontoCredito	IngresoNeto	CoeficienteCre...	MontoCuota	GradoAcademico	BuenPagador
▶	1	2	4	3	1	4	1
	2	2	3	2	1	4	1
	3	4	1	1	4	2	2
	4	1	4	3	1	4	1
	5	3	3	1	3	2	2
	6	3	4	3	1	4	1
	7	4	2	1	3	2	2
	8	4	1	3	3	2	2
	9	3	4	3	1	3	1
	10	1	3	2	2	4	1
*	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

Con la Tabla de Aprendizaje se entrena (aprende) el modelo matemático de predicción, es decir, a partir de esta tabla se calcula la función f de la definición anterior.

Ejemplo: Créditos en un Banco

Tabla de Testing

Variable a
Predecir

OLDEMARRR.DME...iviendaPegPRED		OLDEMARRR.DMEx...ditoViviendaPeg					
	Id	MontoCredito	IngresoNeto	CoeficienteCre...	MontoCuota	GradoAcademico	BuenPagador
▶	11	3	3	3	3	1	2
	12	2	2	2	2	1	1
	13	2	2	3	2	1	1
	14	1	3	4	3	2	2
	15	1	2	4	2	1	1
*	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

- Con la Tabla de Testing se valida el modelo matemático de predicción, es decir, se verifica que los resultados en individuos que no participaron en la construcción del modelo es bueno o aceptable.
- Algunas veces, sobre todo cuando hay pocos datos, se utiliza la Tabla de Aprendizaje también como de Tabla Testing.



Ejemplo: Créditos en un Banco

Nuevos Individuos

Variable a
Predecir

OLDEMARRR.DMEx ...editoViviendaNI							
	Id	MontoCredito	IngresoNeto	CoeficienteCre...	MontoCuota	GradoAcademico	BuenPagador
	100	4	4	2	2	3	?
	101	1	4	3	2	4	?
	102	3	2	3	4	2	?
►*	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

Con la Tabla de Nuevos Individuos se predice si estos serán o no buenos pagadores.

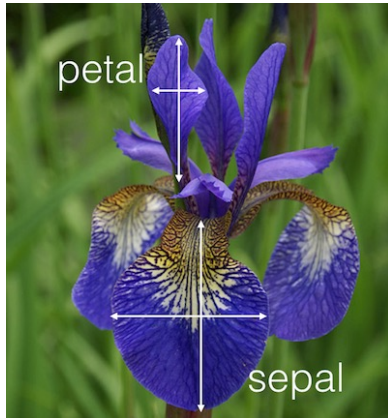
Ejemplo 2: IRIS.CSV (Fisher)

Ejemplo con la tabla de datos IRIS

IRIS Información de variables:

- 1.sepal largo en cm
- 2.sepal ancho en cm
- 3.petal largo en cm
- 4.petal ancho en cm
- 5.clase:

- Iris Setosa
- Iris Versicolor
- Iris Virginica



	A	B	C	D	E
1	s.largo	s.ancho	p.largo	p.ancho	tipo
2	5.1	3.5	1.4	0.2	setosa
3	4.9	3.0	1.4	0.2	setosa
4	4.7	3.2	1.3	0.2	setosa
5	4.6	3.1	1.5	0.2	setosa
6	5.0	3.6	1.4	0.2	setosa
7	5.4	3.9	1.7	0.4	setosa
8	4.6	3.4	1.4	0.3	setosa
9	5.0	3.4	1.5	0.2	setosa
10	4.4	2.9	1.4	0.2	setosa
11	4.9	3.1	1.5	0.1	setosa
12	5.4	3.7	1.5	0.2	setosa
13	4.8	3.4	1.6	0.2	setosa
14	4.8	3.0	1.4	0.1	setosa
15	4.3	3.0	1.1	0.1	setosa
16	5.8	4.0	1.2	0.2	setosa
17	5.7	4.4	1.5	0.4	setosa
18	5.4	3.9	1.3	0.4	setosa
19	5.1	3.5	1.4	0.3	setosa
20	5.7	3.8	1.7	0.3	setosa
21	5.1	3.8	1.5	0.3	setosa
22	5.4	3.4	1.7	0.2	setosa
23	5.1	3.7	1.5	0.4	setosa
24	4.6	3.6	1.0	0.2	setosa
25



sklearn.tree.DecisionTreeClassifier

```
class sklearn.tree.DecisionTreeClassifier(*, criterion='gini', splitter='best', max_depth=None, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, min_weight_fraction_leaf=0.0, max_features=None, random_state=None, max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, class_weight=None, ccp_alpha=0.0)
```

[source]

A decision tree classifier.

Read more in the [User Guide](#).

Parameters:: **criterion : {"gini", "entropy", "log_loss"}, default="gini"**

The function to measure the quality of a split. Supported criteria are "gini" for the Gini impurity and "log_loss" and "entropy" both for the Shannon information gain, see [Mathematical formulation](#).

splitter : {"best", "random"}, default="best"

The strategy used to choose the split at each node. Supported strategies are "best" to choose the best split and "random" to choose the best random split.

max_depth : int, default=None

The maximum depth of the tree. If None, then nodes are expanded until all leaves are pure or until all leaves contain less than min_samples_split samples.

min_samples_split : int or float, default=2

The minimum number of samples required to split an internal node:



Link a la documentación:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>





oldemar **rodríguez**

CONSULTOR en M1N&R14 D& D4T0S

Gracias....