Decision Tree

Ejercicio 1: Una persona registra los 13 espectáculos de comedia de la ciudad en un día con las características del comediante en cada espectáculo (años, experiencia, ranking y nacionalidad) y también si asistió o no al evento.

Age	Experience	Rank	Nationality	Nationality	Attended	Attended
36	10	9	UK	1	NO	0
42	12	4	USA	2	NO	0
23	4	6	OTHER	0	NO	0
52	4	4	USA	2	NO	0
43	21	8	USA	2	YES	1
44	14	5	UK	1	NO	0
66	3	7	OTHER	0	YES	1
35	14	9	UK	1	YES	1
52	13	7	OTHER	0	YES	1
35	5	9	OTHER	0	YES	1
24	3	5	USA	2	NO	0
18	3	7	UK	1	YES	1
45	9	9	UK	1	YES	1

Step 0: Proceso de Codificacion Ordinal (Ordinal encoding) para Nationality y Codificación Binaria (Binary enconding) para Attended.

Step 1: Calcular Índice de Gini (Gini Index) y Entropía de Shannon (Shannon Entropy) del nodo raíz [todo el dataset]

$$\begin{cases} No \ attended = 6 \\ Attended = 7 \end{cases} \rightarrow N = 13$$

$$\cdot \textit{Gini Index} = 1 - \left(\frac{1}{1}\right)^2 - \left(\frac{1}{1}\right)^2 = \frac{84}{169} \approx \textbf{0}. \, \textbf{497} \cdot \textit{Shannon Entropy} = -\frac{7}{13} log_2\left(\frac{7}{13}\right) - \frac{6}{13} log_2\left(\frac{6}{13}\right) \approx \textbf{0}. \, \textbf{99}$$

Step 2: Calcular los puntos de corte de cada variable y cuál es el punto de corte qué tiene mayor eficiencia (menor Gini)

Age		Experience		Rank		Nationality		
Dataset	ordenado	Dataset ordenado		Dataset ordenado		Dataset ordenado		
Age_n	Attended	Experience_n	Attended	Rank_n	Attended	Nationality_n	Attended	
18	1	3	0	4	0	0	0	
23	0	3	1	4	0	0	1	
24	0	3	1	5	0	0	1	
35	1	4	0	5	0	0	1	
35	1	4	0	6	0	1	0	
36	0	5	1	7	1	1	0	
42	0	9	1	7	1	1	1	
43	1	10	0	7	1	1	1	
44	0	12	0	8	1	1	1	
45	1	13	1	9	0	2	0	
52	1	14	0	9	1	2	0	
52	0	14	1	9	1	2	0	
66	1	21	1	9	1	2	1	
que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini		Hay que buscar el punto de co	rte con menor promedio de Gini	Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de		
Hay que ir pro	obando y observar	Hay que ir probando y observar		<u>Hay que ir probando y observar</u>		Sólo puede haber 2 puntos (<=0.5 o <=1.5)		
Punto de corte 3	35.5:	Punto de corte 9.5:		Punto de corte 4.5	5:	Punto de corte 0.5:		
Cini – 1	$\left(\frac{2}{\overline{\epsilon}}\right)^2 - \left(\frac{3}{\overline{\epsilon}}\right)^2 = 0.48$	Cini - 1 (3	$Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{3}{7}\right)^2 - \left(\frac{4}{7}\right)^2 = 0.489$		$\left(\frac{2}{0}\right)^2 - \left(\frac{0}{0}\right)^2 = 0$	$Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{4}\right)$	$\binom{3}{1}^2 = 0.275$	
	(3) (3)	(// (//		\4	27 (07	(4/	(4)	
$Gini_{Right} = 1 -$	$\left(\frac{4}{8}\right)^2 - \left(\frac{4}{8}\right)^2 = 0.5$	$Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)$	$Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{3}{6}\right)^2 - \left(\frac{3}{6}\right)^2 = 0.5$		$\left(\frac{4}{11}\right)^2 - \left(\frac{7}{11}\right)^2 = 0.4628$	$Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{5}{9}\right)$	$-\left(\frac{4}{9}\right)^2 = 0.49$	
	(0) (0)		,, (0)		(11) (11)			
$Gini_a = \frac{5}{12} \cdot 0.4$	$48 + \frac{8}{13} \cdot 0.5 \approx 0.4923$	$Gini_a = \frac{7}{12} \cdot 0.489 + \frac{6}{12} \cdot 0.5 \approx 0.4945$		$Gini_a = \frac{2}{13} \cdot 0 + \frac{11}{13} \cdot 0.4628 \approx 0.39$		$Gini_a = \frac{4}{13} \cdot 0.375 + \frac{9}{13} \cdot 0.49 \approx 0.4572$		
13	13	13	13	13	13	13	13	
Punto de corte 3	39.5:			Punto de corte 6.	5:	Punto de corte 1.5:		
$Gini_{t,nst} = 1 -$	$\left(\frac{3}{6}\right)^2 - \left(\frac{3}{6}\right)^2 = 0.5$			$Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{5}{5}\right)^2 - \left(\frac{0}{5}\right)^2 = 0$		$Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{3}{9}\right)^2 - \left(\frac{6}{9}\right)^2 = 0.\hat{4}$		
	(0)			٧.	3/ (3/	()/	. ()/	
$Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{3}{7}\right)^2 - \left(\frac{4}{7}\right)^2 = 0.489$				$Gini_{Right} = 1 - ($	$\left(\frac{1}{8}\right)^2 - \left(\frac{7}{8}\right)^2 = 0.21875$	$Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{2}{4}\right)$	$-\left(\frac{2}{4}\right) = 0.5$	
$Gini_a = \frac{6}{13} \cdot 0.5 + \frac{7}{13} \cdot 0.489 \approx 0.4945$				5 0.1	$\frac{8}{13} \cdot 0.21875 \approx 0.13$	$Gini = \frac{9}{2} \cdot 0 \hat{\lambda}$	$+\frac{4}{13} \cdot 0.5 \approx 0.4615$	
$Gim_a = \frac{13}{13} \cdot 0.5$	13 0.405 ~ 0.4545			$Gini_a = \frac{1}{13} \cdot 0 +$	13 0.218/5 ≈ 0.13	$aim_{Av} = \frac{13}{13} \cdot 0.4$	13 0.5 ~ 0.4015	

El árbol eligió la **columna rank con un punto de corte 6.5** porque es donde se alcanza el menor Índice de Gini, logrando la mejor separación de clases. En el lado izquierdo (<= 6.5), el Gini es 0, lo que indica que todas las muestras pertenecen a una sola clase, por lo que este nodo se cierra. En el lado derecho (> 6.5), el Gini es 0.21875, lo que refleja una mezcla parcial de clases, permitiendo seguir dividiendo este nodo para mejorar la separación.

Step 3: Recortar el dataset (valores descartados)

Age	Experience	Rank	Nationality	Nationality	Attended	Attended
36	10	9	UK	1	NO	0
42	12	4	USA	2	NO	0
23	4	6	OTHER	0	NO	0
52	4	4	USA	2	NO	0
43	21	8	USA	2	YES	1
44	14	5	UK	1	NO	0
66	3	7	OTHER	0	YES	1
35	14	9	UK	1	YES	1
52	13	7	OTHER	0	YES	1
35	5	9	OTHER	0	YES	1
24	3	5	USA	2	NO	0
18	3	7	UK	1	YES	1
45	9	9	UK	1	YES	1

Step 4: Calcular los puntos de corte de cada variable y cuál es el punto de corte qué tiene mayor eficiencia (menor Gini)

Age		Experience		Rank		Nationality	
Dataset	ordenado	Dataset ordenado		Dataset ordenado		Dataset ordenado	
Age_n	Attended	Experience_n	Attended	Rank_n Attended		Nationality_n	Attended
18	1	3 1		7	1	0	1
35	1	3	1	7	1	0	1
35	1	5	1	7	1	0	1
36	0	9	1	8	1	1	0
43	1	10	0	9	0	1	1
45	1	13	1	9	1	1	1
52	1	14	1	9	1	1	1
66	1	21	1	9	1	2	1
Punto de corte 35.5: $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{0}{3}\right)^2 - \left(\frac{3}{3}\right)^2 = 0$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{5}\right)^2 - \left(\frac{4}{5}\right)^2 = 0.32$ $Gini_{\alpha} = \frac{3}{8} \cdot 0 + \frac{5}{8} \cdot 0.32 = 0.2$		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 2 puntos $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{0}{4}\right)^2 - \left(\frac{4}{4}\right)^2 = 0$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{4}\right)^2 - \left(\frac{3}{4}\right)^2 = 0.375$ $\dots \dots \dots$		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Solo puede haber 1 punto		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 2 puntos Punto de corte 0.5: $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{0}{3}\right)^2 - \left(\frac{3}{3}\right)^2 = 0$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{5}\right)^2 - \left(\frac{4}{5}\right)^2 = 0.32$	
Punto de corte 39.5: $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{4}\right)^2 - \left(\frac{3}{4}\right)^2 = 0.375$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{0}{4}\right)^2 - \left(\frac{4}{4}\right)^2 = 0$ $Gini_a = \frac{4}{8} \cdot 0.375 + \frac{4}{8} \cdot 0 = 0.1875$		Punto de corte 11.5: $ Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{5}\right)^2 - \left(\frac{4}{5}\right)^2 = 0.32 $ $ Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{0}{3}\right)^2 - \left(\frac{3}{3}\right)^2 = 0 $ $ \dots \dots$				Punto de corte 1.5 $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{7}, Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{7}, Gini_{Right} = \frac{7}{8} \cdot 0.244\right)\right)$	$\binom{2}{7} - \left(\frac{6}{7}\right)^2 = 0.2449$ $\binom{2}{1}^2 - \left(\frac{1}{1}\right)^2 = 0$

Hubo un triple emplate entre las columnas age, experience y rank, todas con un Índice de Gini de 0.1875 en su punto de corte más óptimo.

Se podría seguir desarrollando el árbol con cualquiera de las 3 opciones, pero según las reglas internas de Sklearn, se seleccionó la columna age para la división (igual que en el archivo de Python), donde en el lado izquierdo (<= 39.5), el Índice de Gini resultante fue 0.375, indicando una mezcla parcial de clases, por lo que este nodo seguirá desarrollándose. Y en el lado derecho (> 39.5), el Gini fue 0, lo que significa que todas las muestras pertenecen a una sola clase, cerrando ese nodo.

Step 5: Recortar el dataset (valores descartados)

Age	Experience	Rank	Nationality	Nationality	Attended	Attended
36	10	9	UK	1	NO	0
42	12	4	USA	2	NO	0
23	4	6	OTHER	0	NO	0
52	4	4	USA	2	NO	0
43	21	8	USA	2	YES	1
44	14	5	UK	1	NO	0
66	3	7	OTHER	0	YES	1
35	14	9	UK	1	YES	1
52	13	7	OTHER	0	YES	1
35	5	9	OTHER	0	YES	1
24	3	5	USA	2	NO	0
18	3	7	UK	1	YES	1
45	9	9	UK	1	YES	1

Step 6: Calcular los puntos de corte de cada variable y cuál es el punto de corte qué tiene mayor eficiencia (menor Gini)

Age	Experience Dataset ordenado		Ra	ınk	Nationality		
Dataset ordenado			Dataset ordenado		Dataset ordenado		
Age_n Attended	Attended Experience_n Attended		Rank_n	Rank_n Attended		Attended	
18 1	3	1	7	1	0	0	
35 1	5	1	9	0	0	1	
35 1	10	0	9	1	0	1	
36 0	14	1	9	1	2	1	
Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 1 punto	Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 2 puntos		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 1 punto		Hay que buscar el punto de corte con menor promedio de Gini Sólo puede haber 1 punto		
Punto de corte 35.5: $Gini_{left} = 1 - \left(\frac{0}{3}\right)^{2} - \left(\frac{3}{3}\right)^{2} = 0$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{1}\right)^{2} - \left(\frac{0}{1}\right)^{2} = 0$	Punto de corte 7.5. $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{0}{2}\right)$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)$ $Gini_{a} = \frac{1}{2} \cdot 0 + \frac{2}{4}$ Punto de corte 12: $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{3}\right)$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{3}\right)$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{4}\right)$ $Gini_{a} = \frac{1}{4} \cdot 0 \cdot 4 + \frac{1}{4}$	$\begin{pmatrix} 2 \\ -\left(\frac{2}{2}\right)^2 = 0 \\ 2 \\ -\left(\frac{1}{2}\right)^2 = 0.5 \\ 0.5 = 0.25 \\ 0.5 = 0.25 \\ 0 \\ -\left(\frac{2}{3}\right)^2 = 0.4 \\ 2 \\ 2 \\ -\left(\frac{1}{1}\right)^2 = 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0$	Punto de corte 8: $Gini_{Left} = 1 - {0 \choose 1}$ $Gini_{Right} = 1 - {0 \choose 1}$ $$ $Gini_a = \frac{1}{4} \cdot 0 + \frac{3}{4}$	$\left(\frac{1}{3}\right)^2 - \left(\frac{2}{3}\right)^2 = 0.\hat{4}$	Punto de corte 1.0 $Gini_{Left} = 1 - \left(\frac{1}{3}\right)$ $Gini_{Right} = 1 - \left(\frac{1}{3}\right)$ $\dots \dots $		

En la columna age se encontró un punto de corte en 35.5, donde el Índice de Gini es 0 tanto en el lado izquierdo (<=35.5) como en el lado derecho (> 35.5). Esto indica que ambos grupos son completamente puros, es decir, todas las muestras de cada grupo pertenecen a una sola clase. Por lo tanto, no es necesario seguir dividiendo, y el árbol de decisión se da por finalizado.

