

Práctico 4

Generación de variables aleatorias discretas:

Ejercicio 1. Se baraja un conjunto de $n = 100$ cartas (numeradas consecutivamente del 1 al 100) y se extrae del mazo una carta por vez. Consideramos que ocurre un "éxito" si la i -ésima carta extraída es aquella cuyo número es i ($i = 1, \dots, n$).

- Calcule la probabilidad de que
 - las primeras r cartas sean coincidencias y dé su valor para $r = 10$.
 - haya exactamente r coincidencias y estén en las primeras r cartas. Dé su valor para $r = 10$.
- Pruebe que $E(X) = \text{Var}(X) = 1$ donde X es el número de coincidencias obtenidas en una baraja de n cartas.
- Escriba un programa de simulación para estimar la esperanza y la varianza del número total de éxitos, y de los eventos del inciso (a) con $r = 10$, y compare los resultados obtenidos con 100, 1000, 10000 y 100000 iteraciones.

Use el archivo "Problemas de coincidencias" para guiarse.

La variable aleatoria X que representa sacar una carta del mazo tiene una distribución uniforme discreta en el intervalo $[1, 100]$. Como tenemos 100 cartas la probabilidad de que salga cada carta es $\frac{1}{100}$

$$\text{Entonces } p(X=i) = \begin{cases} \frac{1}{100} & 1 \leq i \leq 100 \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

a) Llamemos E_i el evento en el cual ocurre un éxito en la i -ésima posición

$E = \bigcup_{i=1}^n E_i$ evento con al menos una coincidencia

$E_{i_1, i_2, \dots, i_m} = E_{i_1} \cap \dots \cap E_{i_m}$ evento en el cual ocurren éxitos en las posiciones i_1, \dots, i_m

Estos eventos no excluyen la posibilidad de que hayan éxitos en otras posiciones, por lo tanto para referirnos a los eventos donde sólo hay éxitos en determinadas posiciones usaremos:

A_i : evento en el cual sólo ocurre un éxito en la i -ésima posición
 $A_{i_1, i_2, \dots, i_m} = A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_m}$: evento en el cual ocurren éxitos sólo en las posiciones i_1, \dots, i_m

Llamemos K a la variable que cuenta el número de éxitos, es decir el número de coincidencias entre el valor de un número y la posición que ocupa. La distribución de la variable K está relacionada con la probabilidad de los eventos A_{i_1, \dots, i_m}

Llamemos
$$S_r = \sum_{1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(E_{i_1, i_2, \dots, i_r})$$

entonces
$$P(E) = \sum_{r=1}^n (-1)^{r-1} S_r = S_1 - S_2 + S_3 - \dots + (-1)^{n-1} S_n$$

Cada S_r tiene $\binom{n}{r}$ términos, es decir, el número de subconjuntos de índices de tamaño r . Dado que la intersección es siempre entre eventos distintos, también tenemos que:

$$P(E_i \cap E_j) = \frac{(n-2)!}{n!}$$

ya que debemos contar todas las permutaciones posibles de las $n-2$ posiciones distintas de i, j . Así, siguiendo el tema general tenemos que:

$$P(E_{i_1, i_2, \dots, i_r}) = \frac{(n-r)!}{n!}$$

que no depende de los índices i ni del número de intersecciones r , y por lo tanto:

$$\begin{aligned} S_r &= \sum_{1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(E_{i_1, i_2, \dots, i_r}) \\ &= \binom{n}{r} \frac{(n-r)!}{n!} \end{aligned}$$

$$= \frac{\cancel{n!} (\cancel{n-r})!}{r! (\cancel{n-r})! \cancel{n!}}$$

$$= \frac{1}{r!}$$

$$y \quad P(E) = \sum_{r=1}^n (-1)^{r-1} S_r = S_1 - S_2 + S_3 - \dots + (-1)^{n-1} S_n$$

$$= \sum_{r=1}^n \frac{(-1)^{r-1}}{r!}$$

y la probabilidad de no obtener ninguna coincidencia es:

$$p_n = 1 - P(E) = 1 - \sum_{r=1}^n \frac{(-1)^{r-1}}{r!} = \sum_{k=0}^n \frac{(-1)^k}{k!}$$

i) E_i es el evento en el cual la i -ésima posición es un éxito, como queremos ver la probabilidad de que las posiciones 1 a r sean un éxito tenemos

$$P(E_1, E_2, \dots, E_r) = \frac{(n-r)!}{n!} = \frac{(100-r)!}{100!}$$

Así que para $r=10$ tenemos

$$P(E_1, E_2, \dots, E_{10}) = \frac{(100-10)!}{100!} = \frac{90!}{100!} = \frac{1}{100 \cdot 99 \cdot \dots \cdot 91} \approx 1,5419 \times 10^{-20}$$

ii) La probabilidad de que haya exactamente r coincidencias y que estas ocurran en r posiciones fijas $\{i_1, \dots, i_r\}$ es la misma para todas las especificaciones, depende solo de r el número de coincidencias, no donde se realizan. Por ende que haya exactamente r coincidencias en

los primeros r lugares es lo mismo que no haya ninguna coincidencia en los últimos $n-r$ lugares. La fracción de computaciones que cumple esto último es $(n-r)! p_{n-r}$ por lo cual

$$\begin{aligned} P(A_{i_1}, A_{i_2}, \dots, A_{i_r}) &= P(A_{1,2}, \dots, r) \\ &= \frac{(n-r)! p_{n-r}}{n!} \\ &= \frac{(n-r)!}{n!} \sum_{k=0}^{n-r} \frac{(-1)^k}{k!} \end{aligned}$$

Los eventos A_{i_1}, i_2, \dots, i_r son eventos disjuntos si las especificaciones $\{i_1, i_2, \dots, i_r\}$ son diferentes, y el número de tales especificaciones es $\binom{n}{r}$

Por lo cual:

$$\begin{aligned} P^n(r) &= P(\text{exactamente } r \text{ coincidencias}) = \binom{n}{r} P(A_{i_1}, \dots, i_r) \\ &= \binom{n}{r} \frac{(n-r)!}{n!} \sum_{k=0}^{n-r} \frac{(-1)^k}{k!} \\ &= \frac{1}{r!} \sum_{k=0}^{n-r} \frac{(-1)^k}{k!} \end{aligned}$$

$$\text{Entonces } P^n(10) = \frac{1}{10!} \sum_{k=0}^{90} \frac{(-1)^k}{k!} \approx 1,0137 \times 10^{-7}$$

b) X tiene una distribución uniforme discreta en el intervalo $[1, n]$

$$P(X=m) = P^n(m) = \frac{1}{m!} \sum_{k=0}^{n-m} \frac{(-1)^k}{k!}$$

$$\begin{aligned}
E(X) &= \sum_{m=0}^n m \cdot P(X=m) \\
&= \sum_{m=0}^n m \cdot \frac{1}{m!} \sum_{k=0}^{n-m} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{m=0}^n \frac{1}{(m-1)!} \sum_{k=0}^{(n-1)-(m-1)} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{j=0}^{n-1} \frac{1}{j!} \sum_{k=0}^{n-1-j} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{j=0}^{n-1} P(J_{(n-1)} = j) \\
&= 1
\end{aligned}$$

donde $J_{(n-1)}$ es el número de coincidencias en una burja con $(n-1)$ cartas

$$\begin{aligned}
E(X^2) &= \sum_{m=0}^n m^2 \cdot \frac{1}{m!} \sum_{k=0}^{n-m} \frac{(-1)^k}{k!} = \sum_{m=1}^n \frac{m}{(m-1)!} \sum_{k=0}^{(n-m)} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{m=1}^n \frac{m-1+1}{(m-1)!} \sum_{k=0}^{(n-m)} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{m=2}^n \frac{1}{(m-2)!} \sum_{k=0}^{(n-2)-(m-2)} \frac{(-1)^k}{k!} + \sum_{m=1}^n \frac{1}{(m-1)!} \sum_{k=0}^{(n-1)-(m-1)} \frac{(-1)^k}{k!} \\
&= \sum_{m=0}^{n-2} p_{n-2}(m) + \sum_{m=0}^{n-1} p_{n-1}(m) \\
&= 1 + 1 = 2
\end{aligned}$$

luego $Var(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = 2 - 1^2 = 1$

Ejercicio 2. Se desea construir una aproximación de:

$$\sum_{k=1}^N \exp\left(\frac{k}{N}\right) \text{ donde } N = 10000.$$

- Escriba un algoritmo para estimar la cantidad deseada.
- Obtenga la aproximación sorteando 100 números aleatorios.
- Escriba un algoritmo para calcular la suma de los primeros 100 términos, y compare el valor exacto con las dos aproximaciones, y el tiempo de cálculo.

a)
$$S = \sum_{k=1}^N \exp\left(\frac{k}{N}\right) \quad N = 10000$$

tomamos $g(u) = \exp\left(\frac{u}{10000}\right)$ y estimamos $E[g(X)]$ para $X \sim U[1, 10000]$
y luego $S = 10000 \cdot E[g(X)]$

Ejercicio 3. Se lanzan simultáneamente un par de dados legales y se anota el resultado de la suma de ambos. El proceso se repite hasta que todos los resultados posibles: 2, 3, ..., 12 hayan aparecido al menos una vez. Estudiar mediante una simulación la variable N , el número de lanzamientos necesarios para cumplir el proceso. Cada lanzamiento implica arrojar *el par* de dados.

- Describa la estructura lógica del algoritmo que permite simular en computadora el número de lanzamientos necesarios para cumplir el proceso.
- Mediante una implementación en computadora,
 - estime el valor medio y la desviación estándar del número de lanzamientos, repitiendo el algoritmo: 100, 1000, 10000 y 100000 veces.
 - estime la probabilidad de que N sea por lo menos 15 y la probabilidad de que N sea a lo sumo 9, repitiendo el algoritmo: 100, 1000, 10000 y 100000.

a) posibles_result = {2, 3, ..., 12}
suma = {}
n = 0
while suma != posibles_result:
 d1, d2 = random.randint(1, 6), random.randint(1, 6)
 suma.add(d1+d2)
 n+1
Return n

Ejercicio 4. Implemente tres métodos para generar una variable X que toma los valores del 1 al 10, con probabilidades $p_1 = 0.11$, $p_2 = 0.14$, $p_3 = 0.09$, $p_4 = 0.08$, $p_5 = 0.12$, $p_6 = 0.10$, $p_7 = 0.09$, $p_8 = 0.07$, $p_9 = 0.11$, $p_{10} = 0.09$ usando:

- Método de rechazo con una uniforme discreta.
- Transformada inversa.
- Método de la urna: utilizar un arreglo A de tamaño 100 donde cada valor i está en exactamente $p_i * 100$ posiciones. El método debe devolver $A[k]$ con probabilidad 0.01. ¿Por qué funciona?

Compare la eficiencia de los tres algoritmos realizando 10000 simulaciones.

Ejercicio 10.

- Desarrolle un método para generar una variable aleatoria X cuya distribución de probabilidad está dada por:

$$P(X = j) = \left(\frac{1}{2}\right)^{j+1} + \frac{\left(\frac{1}{2}\right)^{2^{j-1}}}{3^j}, \quad j = 1, 2, \dots$$

- Estime $E(X)$ con 1000 repeticiones y compare con la esperanza exacta.

a) Simplifiquemos la ecuación

$$\begin{aligned} P(X=j) &= \left(\frac{1}{2}\right)^{j+1} + \frac{\left(\frac{1}{2}\right)^{2^{j-1}}}{3^j}, \quad j = 1, 2, \dots \\ &= \left(\frac{1}{2}\right)^j \cdot \left(\frac{1}{2}\right) + \frac{2^{j-2}}{3^j} \\ &= \left(\frac{1}{2}\right)^j \cdot \left(\frac{1}{2}\right) + \frac{2^2 \cdot 2^{j-2}}{2^2 \cdot 3^j} \\ &= \left(\frac{1}{2}\right)^j \cdot \left(\frac{1}{2}\right) + \frac{1 \cdot 1 \cdot 2^j}{2 \cdot 2 \cdot 3^j} \\ &= \left(\frac{1}{2}\right) \cdot \left[\left(\frac{1}{2}\right)^j + \frac{1 \cdot 2^j}{2 \cdot 3^j} \right] \\ &= \left(\frac{1}{2}\right) \cdot \left[\left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} \cdot \left(\frac{1}{2}\right) + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \\ &= \left(\frac{1}{4}\right) \cdot \left[\left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} + \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 b) E(x) &= \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \frac{1}{4} \cdot \left[\left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} + \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \\
 &= \frac{1}{4} \cdot \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left[\left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} + \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \\
 &= \frac{1}{4} \cdot \sum_{j=1}^{\infty} \left[j \left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} + j \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \\
 &= \frac{1}{4} \cdot \left[\sum_{j=1}^{\infty} j \left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} + \sum_{j=1}^{\infty} j \left(\frac{2}{3}\right)^j \right] \\
 &= \frac{1}{4} \cdot \left[\sum_{j=0}^{\infty} \frac{j+1}{2^j} + \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^j \right]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sum_{j=0}^{\infty} \frac{j+1}{2^j} &= \frac{1}{2^0} + \frac{2}{2^1} + \frac{3}{2^2} + \frac{4}{2^3} + \dots \\
 &= \frac{1}{2^0} + \frac{1}{2^0} + \frac{1}{2^2} + \frac{2}{2^2} + \frac{1}{2^1} + \frac{1}{2^2} + \frac{1}{2^5} + \dots \\
 &= \frac{1}{2^0} + \frac{1}{2^0} + \frac{1}{2^1} + \frac{1}{2^1} + \frac{1}{2^2} + \frac{1}{2^2} + \dots \\
 &= 2 \cdot \sum_{j=0}^{\infty} \frac{1}{2^j}
 \end{aligned}$$

Y como $\sum_{j=0}^{\infty} \frac{1}{2^j}$ converge a 2, tenemos que

$\sum_{j=0}^{\infty} \frac{j+1}{2^j}$ converge a 4.

$$\sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^j = \left(\frac{2}{3}\right) \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^{j-1}$$

Como $\sum_{j=1}^{\infty} j \left(\frac{2}{3}\right)^{j-1}$ es la derivada de la serie

geométrico y tenemos que la misma converge
 cuando $|x| < 1$, como $|x| = \frac{2}{3}$ la serie converge a
 $\frac{1}{(1-2/3)^2}$ entonces

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^j \\ &= \left(\frac{2}{3}\right) \sum_{j=1}^{\infty} j \cdot \left(\frac{2}{3}\right)^{j-1} \\ &= \left(\frac{2}{3}\right) \cdot \frac{1}{(1-2/3)^2} \\ &= \frac{2}{3} \cdot 9 \\ &= 6 \end{aligned}$$

luego:

$$\begin{aligned} E(X) &= \frac{1}{4} \cdot (4+6) \\ &= \frac{10}{4} \\ &= 2,5 \end{aligned}$$

Ejercicio 11. Sea X una variable aleatoria cuya distribución de probabilidad es $P(X = j) = p_j$ con $j = 1, 2, \dots$. Sea:

$$\lambda_n = P(X = n | X > n-1) = \frac{p_n}{1 - \sum_{j=1}^{n-1} p_j}, \quad n = 1, 2, \dots$$

Las cantidades λ_n , son las tasas discretas de riesgo. Considerando a X como el tiempo (discreto) de vida de algún artículo, λ_n representa la probabilidad de que habiendo sobrevivido hasta el tiempo $n-1$, muera en el tiempo n .

a) Muestre que $p_1 = \lambda_1$ y que

$$p_n = (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2) \cdots (1 - \lambda_{n-1})\lambda_n$$

Método de la tasa discreta de riesgo para simular variables aleatorias discretas: Se genera una sucesión de números aleatorios que termina cuando el n -ésimo número generado es menor que λ_n . El algoritmo puede escribirse como sigue:

Paso 1: $X = 1$

Paso 2: Generar U

Paso 3: Si $U < \lambda_X$, terminar.

Paso 4: $X = X + 1$

Paso 5: Ir al Paso 2

b) Muestre que los valores de X que genera este proceso tienen la distribución de probabilidad deseada.

c) Suponga que X es una variable aleatoria geométrica con parámetro p :

$$P(X = n) = p(1-p)^{n-1}, \quad n \geq 1.$$

Determine los valores de $\lambda_n, n \geq 1$. Explique cómo funciona el algoritmo anterior en este caso y por qué es evidente su validez.

a) Lo haremos mediante inducción. Para $n=1$.

$$p_1 = P(X=1, X>0) = P(X=1 | X>0) P(X>0)$$

Como $P(X>0) = 1$ tenemos:

$$p_1 = P(X=1 | X>0) = \lambda_1$$

Para $n=2$

$$p_2 = P(X=2, X>1) = P(X=2 | X>1) \cdot P(X>1) = P(X=2 | X>1) \cdot (1-p_1)$$

Como $p_1 = \lambda_1$:

$$p_2 = P(X=2 | X>1) \cdot (1-\lambda_1) = \lambda_2 \cdot (1-\lambda_1)$$

Entonces supongamos que la fórmula se cumple para $n \in \mathbb{N}$,
entonces para $n+1$ tenemos que:

$$\begin{aligned} p_{n+1} &= P(X=n+1 | X>n) \cdot P(X>n) = \lambda_{n+1} \cdot \left(1 - \sum_{j=1}^n p_j\right) \\ &= \lambda_{n+1} \cdot (1 - p_1 - p_2 - \dots - p_n) \end{aligned}$$

Por hipótesis $p_n = (1-\lambda_1)(1-\lambda_2)\dots\lambda_n$ (1)
y además por definición:

$$(2) \quad p_n = P(X=n | X>n-1) \cdot P(X>n-1) = \lambda_n \cdot (1 - p_1 - p_2 - \dots - p_{n-1})$$

entonces por (1) y (2)

$$(3) \quad (1 - p_1 - p_2 - \dots - p_{n-1}) = (1-\lambda_1)(1-\lambda_2)\dots(1-\lambda_{n-1})$$

entonces:

$$\begin{aligned} p_{n+1} &= (1 - p_1 - \dots - p_n) \cdot \lambda_{n+1} \\ &= (1 - p_1 - \dots - p_{n-1}) \cdot \lambda_{n+1} - p_n \cdot \lambda_{n+1} \\ &= (1-\lambda_1) \cdot (1-\lambda_2) \dots (1-\lambda_{n-1}) \cdot \lambda_{n+1} - p_n \cdot \lambda_{n+1} \quad \text{por (3)} \\ &= (1-\lambda_1) \cdot (1-\lambda_2) \dots (1-\lambda_{n-1}) \cdot \lambda_{n+1} - (1-\lambda_1) \dots (1-\lambda_{n-1}) \lambda_n \lambda_{n-1} \quad \text{H.I} \\ &= (1-\lambda_1) \cdot (1-\lambda_2) \dots (1-\lambda_{n-1}) \cdot (1-\lambda_n) \cdot \lambda_{n+1} \end{aligned}$$

Por lo tanto para todo $n \geq 1$ se cumple que:

$$p_n = (1 - \lambda_1) \cdot (1 - \lambda_2) \cdots (1 - \lambda_{n-1}) \cdot \lambda_n$$

b) Para esto asumimos que $U \sim \mathcal{U}(0,1)$.
 Veamos $x=1$

$$p_1 = P(X=1) = P(U_1 < \lambda_1) = \lambda_1$$

$$x=2$$

$$p_2 = P(X=2) = P(U_1 > \lambda_1 \text{ y } U_2 < \lambda_2) = P(U_1 > \lambda_1) P(U_2 < \lambda_2) = (1 - \lambda_1) \cdot \lambda_2$$

entonces para $x=n$

$$\begin{aligned} p_n = P(X=n) &= P(U_1 > \lambda_1 \text{ y } U_2 > \lambda_2 \text{ y } U_3 > \lambda_3 \cdots \text{ y } U_{n-1} > \lambda_{n-1} \text{ y } U_n < \lambda_n) \\ &= P(U_1 > \lambda_1) \cdot P(U_2 > \lambda_2) \cdot \cdots \cdot P(U_{n-1} > \lambda_{n-1}) \cdot P(U_n < \lambda_n) \\ &= (1 - \lambda_1) \cdot (1 - \lambda_2) \cdot \cdots \cdot (1 - \lambda_{n-1}) \cdot \lambda_n \end{aligned}$$

$$c) \quad p_1 = P(X=1) = p(1-p)^{1-1} = p.$$

y como $p_1 = \lambda_1$ entonces $\lambda_1 = p$.

$$p_2 = P(X=2) = p(1-p)$$

y como $(1 - \lambda_1) = (1 - p)$ entonces $\lambda_2 = p$.

$$p_n = P(X=n) = p(1-p)^{n-1}$$

y como cada $\lambda_n = p$ entonces $(1-p)^{n-1} = (1 - \lambda_1) \cdot (1 - \lambda_2) \cdots (1 - \lambda_{n-1})$
 y $\lambda_n = p$.

Entonces para $n \geq 1$ $\lambda_n = p$.

Ahora el algoritmo sería:

1. $X = 1$
2. Generar U
3. si $U < \lambda_X = p$, terminar
4. $X = X + 1$
5. Ir al paso 2.

entonces:

$$P(X=1) = P(U < p) = p$$

$$P(X=2) = P(U_1 \geq p \text{ y } U_2 < p) = P(U_1 \geq p) \cdot P(U_2 < p) = (1-p) p$$

$$P(X=3) = P(U_1 \geq p, U_2 \geq p \text{ y } U_3 < p) = P(U_1 \geq p) \cdot P(U_2 \geq p) \cdot P(U_3 < p) = (1-p)^2 \cdot p$$

\vdots

$$P(X=n) = P(U_1 \geq p, U_2 \geq p, \dots, U_{n-1} \geq p \text{ y } U_n < p) = (1-p)^{n-1} \cdot p.$$

La variable que se genera es una variable geométrica con probabilidad p .

Ejercicio 12. ¿Qué distribución tiene la variable simulada por el siguiente algoritmo?

```
def QueDevuelve(p1, p2):
```

```
    X = int(np.log(1-random())/np.log(1-p1))+1
```

```
    Y = int(np.log(1-random())/np.log(1-p2))+1
```

```
    return min(X, Y)
```

Escriba otro algoritmo que utilice un único número aleatorio (`random()`) y que simule una variable con la misma distribución que la simulada por `QueDevuelve(0.05, 0.2)`.

X e Y son variables aleatorias geométricas con probabilidad p_1 y p_2 respectivamente.

El mínimo de dos variables geométricas es otra variable geométrica, en este caso una con probabilidad $p = 1 - (1-p_1) \cdot (1-p_2)$

Ejercicio 8.

- a) Desarrolle el método de la Transformada Inversa y el de Rechazo para generar una variable aleatoria X cuya distribución de probabilidad está dada por:

$$P(X = i) = \frac{\frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda}}{\sum_{j=0}^k \frac{\lambda^j}{j!} e^{-\lambda}} \quad (i = 0, \dots, k)$$

- b) Estime $P(X > 2)$ con $k = 10$ y $\lambda = 0.7$, y 1000 repeticiones. Compare con el valor exacto.
- c) Generalice el problema escribiendo un pseudocódigo para el método de rechazo para cualquier variable aleatoria truncada usando como soporte a la variable original (con "cualquier variable aleatoria truncada" nos referimos a una variable como la vista en el inciso (a) pero ahora truncada en cualquier parte $i = a, \dots, b$).

c) Queremos generar una variable X donde:

$$P(X=i) = \frac{P(Y=i)}{\sum_{j=0}^k P(Y=j)} \quad (i = a, \dots, b) \quad \text{con } 0 \leq a \leq b \leq k$$

donde Y es una variable aleatoria conocida, para la cual tenemos un método que nos permita generar a Y .
Usando el método de aceptación y rechazo tenemos:

```
def ayr(c):  
    i = random.y()  
    u = random.random()  
    if u <  $\frac{P(X=i)}{c \cdot P(Y=i)}$  :  
        return i  
    else:  
        ayr(c)
```

Pero observamos que:

c debe ser algún valor tal que $\frac{P(x=i)}{P(Y=i)} \leq c$

Pero:

$$\frac{P(x=i)}{P(Y=i)} = \frac{\cancel{P(Y=i)}}{\sum_{j=0}^K \cancel{P(Y=i)}} = \frac{P(\cancel{Y=i})}{\sum_{j=0}^K P(Y=i)} \cdot \frac{1}{P(\cancel{Y=i})} = \frac{1}{\sum_{j=0}^K P(Y=i)}$$

Entonces $c = \frac{1}{\sum_{j=0}^K P(Y=i)}$

Y tenemos que $\frac{P(x=i)}{c \cdot P(Y=i)} = \begin{cases} 0 & \text{si } i \notin \{a, \dots, b\} \\ \frac{P(Y=i)}{\sum_{j=0}^K P(Y=i)} = 1 & \text{c.c} \end{cases}$

$$\frac{1}{\sum_{j=0}^K P(Y=i)} \cdot P(Y=i)$$

esto quiere decir que si la variable aleatoria Y generada es tal que $a \leq Y \leq b$, entonces se acepta Y , si no, se genera una nueva variable. Entonces simplifiquemos el pseudocódigo a:

```
def ayr():  
    i = random.y()  
    if a ≤ i ≤ b:  
        return i  
    else  
        ayr()
```