



Módulo 5

Cadenas de Markov

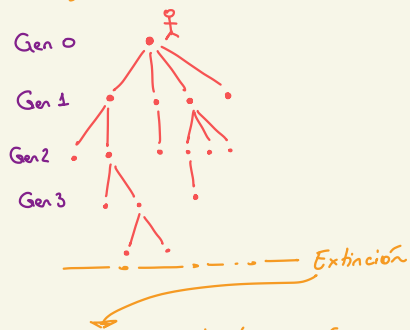


* Para estudiar 'posibles' escenarios que tengan ciertas probabilidades se usan Cadenas de Markov (procesos más generales).

Ramificación (Introducción) Árboles de Galton-Watson-Bienaymé

Dos contextos principales: Reacciones en cadena (física)
Poblaciones por generación. Siglo XVIII

Población asexual



Existe un momento/generación en que el # descendientes es nulo

El proceso de Galton-Watson está definido por X y $(X_n)_{n \geq 0}$

donde $X_0 = 1$, X_1 tiene distribución X ,

$$X_2 = \sum_{i=1}^{X_1} X_i^{(2)} \quad \text{donde } (X_i^{(2)})_{i \geq 1} \text{ son iid } \sim X$$

$$\text{en general } n \in \mathbb{N} \quad X_{n+1} = \sum_{i=1}^{X_n} X_i^{(n+1)} \quad \text{donde } (X_i^{(n+1)})_{i \geq 1} \text{ son iid } \sim X$$

La extinción ocurre en $\{\exists n \in \mathbb{N} : X_n = 0\} = \text{Extinción}$

Supuestos:

- Cada individuo tiene un número de hijos aleatorio, independiente del resto de la población y con distribución idéntica.

Offspring distribution: X

- Los hijos nacen al tiempo/generación siguiente.

Este es el primer ejemplo de cadena de Markov

$(X_n)_{n \geq 0}$ los valores de X_n son discretos

el tiempo del proceso es discreto.

Propiedad de Markov: $E = \text{estados posibles}$

Para todo $n \geq 1$, $k, k_{n-1}, \dots, k_2, k_0 \in \{0, 1, 2, \dots\}$ tenemos:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X_n = k \mid X_{n-1} = k_{n-1}, X_{n-2} = k_{n-2}, \dots, X_1 = k_1, X_0 = k_0) \\ = \mathbb{P}(X_n = k \mid X_{n-1} = k_{n-1}) \end{aligned}$$

Una vez conocido el valor de X_{n-1} , el resto del pasado no determina a X_n

Análisis del primer paso: esta herramienta se usa en varios ejemplos sencillos para encontrar recursiones:

$$\mathbb{P}(X_n \in A) = \sum_{k \in E} \mathbb{P}(X_1 = k) \mathbb{P}(X_n \in A \mid X_1 = k)$$

Aplicándolo al problema de extinción.

$$\mathbb{P}(X_n = 0) = \sum_{k \geq 0} \mathbb{P}(X_1 = k) \mathbb{P}(X_{n-1} = 0)^k$$



Aplicándolo al problema de extinción.

$$S_n = \mathbb{P}(X_n = 0) = \sum_{k \geq 0} \mathbb{P}(X_1 = k) \mathbb{P}(X_{n-1} = 0)^k$$

Reconocemos la función generadora de momentos de X

$$G(s) = \mathbb{E}[s^X] = \sum_{k \in E} s^k \mathbb{P}(X = k)$$

Observaciones: $X_n = 0 \Rightarrow X_{n+1} = 0 \Rightarrow X_{n+2} = 0 \dots$

$$\mathbb{P}(X_1 = 0) \leq \mathbb{P}(X_2 = 0) \leq \mathbb{P}(X_3 = 0) \leq \dots \leq 1$$

Con la notación de arriba $(S_n)_{n \geq 1}$ es no-decreciente y acotada

y además $s = \lim_{n \rightarrow \infty} S_n = \mathbb{P}(\text{Extinción})$

$$\text{Extinción} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \{X_n = 0\} \quad + \quad \{X_n = 0\} \subseteq \{X_{n+1} = 0\}$$

Recuerden que queremos encontrar el valor de s .

tenemos que $S_n = G(S_{n-1})$, G es continua

$$s = \lim_{n \rightarrow \infty} S_n = \lim_{n \rightarrow \infty} G(S_{n-1}) = G(s) \quad \leftarrow s \text{ es punto fijo!}$$

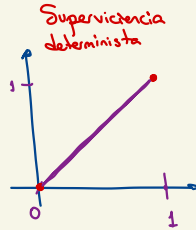
Como dibujar $G(t) = \sum_{k=0}^{\infty} t^k \mathbb{P}(X=k)$

$$G'(t) = \sum_{k=0}^{\infty} k t^{k-1} \mathbb{P}(X=k)$$

$$G(1) = 1$$

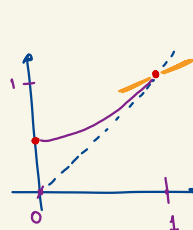
$$G(0) = \mathbb{P}(X=0)$$

$$G'(1) = \mathbb{E}[X] = \mu$$



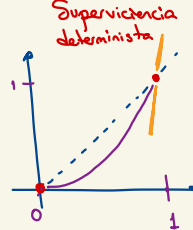
$$\mathbb{P}(X=0)=0$$

$$\mu=1$$



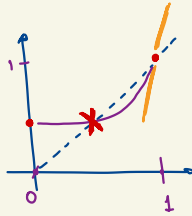
$$\mathbb{P}(X=1) < 1$$

$$\mu \leq 1$$



$$\mathbb{P}(X=0)=0$$

$$\mu > 1$$



$$\mathbb{P}(X=0) > 0$$

$$\mu > 1$$

Sentido práctico.

Teorema: Si X es la distribución de hijos de un proceso GW y $s = \mathbb{P}(\text{Extinción})$ entonces:

i) $X \equiv 1$ entonces $s=0$

ii) $\mathbb{E}[X] \leq 1$, $X \not\equiv 1$ entonces $s=1$

iii) $\mathbb{P}(X=0)=0$, $\mathbb{E}[X] > 1$ entonces $s=0$

iv) $\mathbb{P}(X=0) < 1$, $\mathbb{E}[X] > 1$ entonces $s \in (0,1)$

En todos los casos s es el primer punto fijo de $G(s)$

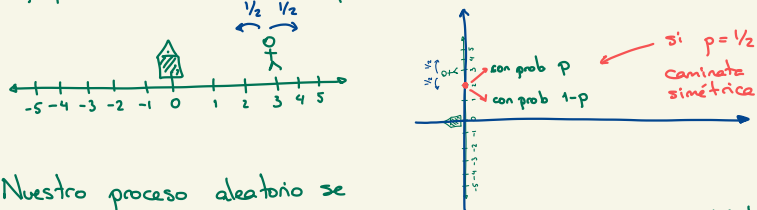
porque G es creciente y para cualquier punto fijo $p \in [0,1]$:

$$s_0 = \mathbb{P}(X_0=0)=0 \leq p \Rightarrow G(s_0) \leq G(p)=p$$

$$\text{inducción} \Rightarrow S_n = G(S_{n-1}) \leq G(p)=p \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} S_n \leq p$$

Caminatas Aleatorias y Problema de la Ruina.

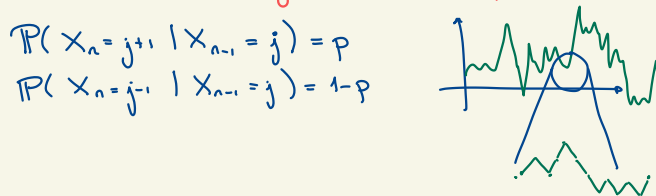
Ejemplo clásico es una persona nada/poco orientada



Nuestro proceso aleatorio se denota $(X_n)_{n \geq 0}$ y X_1 corresponde a la ubicación de una partícula al tiempo n .

* Todas las cadenas de Markov son homogéneas en el tiempo $\mathbb{P}(X_n = k \mid X_{n-1} = j) = P_{jk} \leftarrow \text{no depende de } n$.

Las caminatas también son homogéneas en el espacio.



$$\mathbb{P}(X_n = j+1 \mid X_{n-1} = j) = p$$

$$\mathbb{P}(X_n = j-1 \mid X_{n-1} = j) = 1-p$$

Problema de la Ruina:

Jugadores A y B (Banca), lanzan volados justos y apuestan. Si sale águila gana A (B le da un peso a A), y viceversa, si sale sol gana B (A le da un peso a B).
Si conocemos los capitales iniciales: ¿Quién pierde? ¿Cuándo pierde?

Vamos a suponer que X_n = capital de A al tiempo n .
* primero, B no tiene restricciones de dinero.

$$\text{Ruina} = \{ \exists n \geq 0. X_n = 0 \}$$

Podemos calcular la prob. de este evento?

Si definimos:

$$f(k) = \mathbb{P}(\text{Ruina} \mid X_0 = k)$$

$$f(0) = 1$$

$$f(1) = \mathbb{P}(\text{Ruina} \mid X_0 = 1) = \mathbb{P}(\text{Gana A el primer volado}) \mathbb{P}(\text{Ruina} \mid X_1 = 2) \\ \mathbb{P}(\text{Gana B el primer volado}) \mathbb{P}(\text{Ruina} \mid X_1 = 0) \\ = \frac{1}{2} f(2) + \frac{1}{2} f(0)$$

Generalizando; para $k \geq 1$

$$f(k) = \frac{1}{2} f(k+1) + \frac{1}{2} f(k-1) \quad \text{equiv.} \quad f(k+1) = 2f(k) - f(k-1)$$

Si definimos $q = 1 - f(1)$ entonces $f(1) = 1 - q$

$$f(2) = 2f(1) - f(0) = f(1) + (f(1) - f(0)) = 1 - q - q = 1 - 2q \quad f(2) = 1 - 2q$$

En general: $f(k) = 2f(k-1) - f(k-2) = f(k-1) + (f(k-1) - f(k-2)) = 1 - (k-1)q - q \Rightarrow f(k) = 1 - kq$

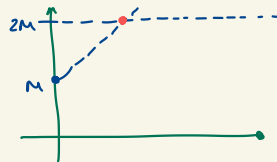
* Si es cierto lo escuchó Pablo: La caminata siempre regresa a cero. De modo que $q = 0$. Pero ----

El problema que sí podemos trabajar es:

Vamos a suponer que X_n = capital de A al tiempo n .

y que la suma de los capitales de A y B es $2M$

4/ que el juego se detiene cuando algún jugador se queda sin dinero



$$\text{Ruine} = \{ \exists n \geq 0 : X_n = 0 \}$$

Cuando A tiene 2M pesos entonces ya no hay Ruina

$$f(k) = \mathbb{P}(\text{Ruina} \mid X_0 = k) \quad k \in [0, 2M]$$

El análisis de arriba se repite; $f(0) = 1$.

$$f(k) = \frac{1}{2} f(k+1) + \frac{1}{2} f(k-1) \quad f(k) = 1 - \frac{k}{2M}$$

pero en el caso: $f(2M) = 0 \rightarrow 1 - q \cdot 2M$
 \downarrow
 análisis anterior

$$q = \frac{1}{2m}$$

En particular: Si dos jugadores A y B comienzan con M pesos y apostar, y se detienen cuando alguno ya no tiene dinero.

La probabilidad de que A se arruina: $f(M) = 1 - \frac{M}{2M} = \frac{1}{2}$

Cadenas de Markov - Matriz de Transición

Una cadena de Markov $(X_n)_{n \geq 0}$ es un proceso estocástico en tiempo discreto donde cada X_n tiene soporte discreto.

Que satisface la Propiedad de Markov que nos ayuda a generar X_n en términos de su pasado inmediato.

e.g. $\mathbb{P}(X_n = j \mid X_{n-1} = i, X_{n-2} = l) = \mathbb{P}(X_n = j \mid X_{n-1} = i)$

Consideramos que la cadena $(X_n)_{n \geq 0}$ es homogénea en el tiempo

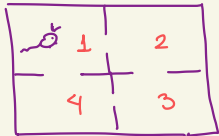
$$\mathbb{P}(X_n = j \mid X_{n-1} = i) = P_{ij}$$

De modo que si el espacio de estados es $S = \{1, 2, 3, \dots, k\}$ podemos codificar la dinámica del proceso con la

• matriz de transición $M = (M_{ij})$ $M_{ij} = P_{ij} = \mathbb{P}(X_n = j \mid X_{n-1} = i)$

• y el punto de inicio X_0 con una distribución inicial
 $\Pi_0 = (\mathbb{P}(X_0 = 1), \mathbb{P}(X_0 = 2), \dots, \mathbb{P}(X_0 = k))$

El ratón en el laberinto



→ Toma 20 segundos cruzar

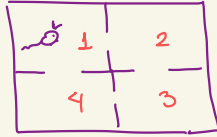
Simulación: Grabamos cada que el ratón se mueve

$X_0 = 1, X_1 = 2, X_2 = 3, X_3 = 4, X_4 = 3, X_5 = 3$

Simulación: Grabamos al ratón cada 20 segundos:

$X_0 = 1, X_1 = 2, X_2 = 3, X_3 = 3, X_4 = 2, X_5 = 1$

El ratón en el laberinto



Matrices de transición

$$1 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0 & 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 \end{pmatrix}$$

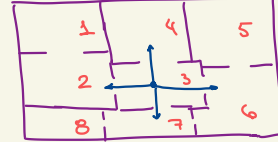
Caminata Aleatoria

$$1 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1/2 & 1/4 & 0 & 1/4 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 & 0 \\ 0 & 1/4 & 1/2 & 1/4 \\ 1/4 & 0 & 1/4 & 1/2 \end{pmatrix}$$

Caminata Aleatoria

Lenta — digamos $p = 1/2$

Un laberinto más complicado

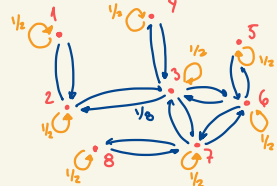
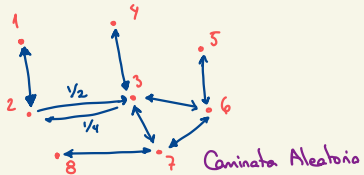


caminata aleatoria

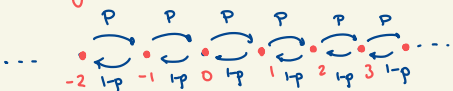
$$3 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 \\ 0 & 1/4 & 0 & 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Otra representación de la dinámica de las cadenas de M.

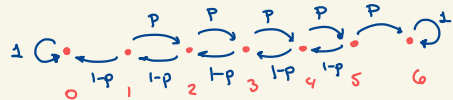
Caminata Aleatoria Lenta.



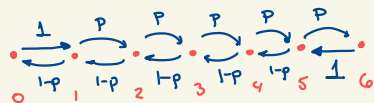
Diagramas del Problema de la Ruina y caminatas generales



no acotado



con estados absorbentes.



con estados reflejantes.

Retomando las matrices de transición (estocásticas).

$$M = (M_{ij}) \quad M_{ij} = p_{ij} = P(X_n = j | X_{n-1} = i)$$

$$\pi_0 = (P(X_0 = 1), P(X_0 = 2), \dots, P(X_0 = k))$$

Para calcular la distribución de X_1

$$P(X_1 = j) = P(X_1 = j | X_0 = 1)P(X_0 = 1) + P(X_1 = j | X_0 = 2)P(X_0 = 2) + \dots + P(X_1 = j | X_0 = k)P(X_0 = k)$$

$$= \sum_{i=1}^k P(X_0 = i) P(X_1 = j | X_0 = i)$$

$$= \sum_{i=1}^k P(X_0 = i) p_{ij} = (\underbrace{\pi_0}_{\text{vector}} M)_{ij}$$

$$\left(\begin{array}{c} \text{---} \\ \uparrow \\ \pi_0 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} | \\ | \\ | \end{array} \right) = (*, *, \dots, *, *)$$

↑
j-ésima entrada

Para calcular la distribución de X_n

$$\pi_n = (P(X_n = 1), \dots, P(X_n = k))$$

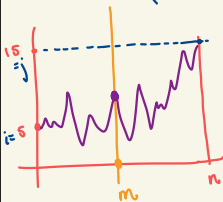
$$\pi_n = \pi_0 M^n = \pi_{n-1} M$$

Porque:

$$P(X_n = j) = \sum_{i=1}^k P(X_{n-1} = i) \underbrace{P(X_n = j | X_{n-1} = i)}_{p_{ij}} = (\pi_{n-1} M)_j$$

Ecuaciones de Chapman-Kolmogorov para $m < n$

$$(M^n)_{ij} = \sum_{k \in S} (M^m)_{ik} (M^{n-m})_{kj}$$



$$(M^n)_{ij} = (M^m)_{ik} (M^{n-m})_{kj}$$

$(M^n)_{ij}$ es igual a la probabilidad de pasar del estado i al estado j en exactamente n pasos

* En una matriz de adyacencia A : $(A^n)_{ij}$ = # forma de ir de i a j en n pasos.

Distribución Estacionaria:

Es cualquier π que cumpla $\pi M = \pi$

$$\begin{aligned} \text{Si } \pi_0 &= \pi \\ \pi_1 &= \pi M = \pi \\ \pi_2 &= \pi M = \pi \\ &\vdots \end{aligned}$$

Un ejemplo asociado a Sistemas Dinámicos y con interpretación de la distribución estacionaria.

Sistema Piloto de Renta de Autos con tres sedes:

CDMX, MONTERREY, GUADALAJARA
1 2 3

Los autos se puede tomar en una ciudad y devolver en otra.

Queremos distribuir nuestra flota de 750 autos entre las sedes de modo que difícilmente se agote la disponibilidad en cualquier sede.

π_0

Ya se hicieron encuestas de movilidad

$i, j = 1, 2, 3$ $P_{ij} = \text{TP}(\text{Devolver en } \text{cdj} \mid \text{Rentamos en } \text{cdi}).$

$$M = \begin{bmatrix} .6 & .2 & .2 \\ .3 & .5 & .2 \\ .2 & .1 & .7 \end{bmatrix}$$

$$\pi_0 M^{30} = \pi_0 \begin{bmatrix} .3714 & .2286 & .4 \\ .3714 & .2286 & .4 \\ .3714 & .2286 & .4 \end{bmatrix}$$

* $\pi_0, \pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots$ deberían ser vectores sin entradas cero.

Si $\pi_2 = (0, 1/2, 1/2)$, $\pi_3 = (.25, .3, .45)$

• La mejor propuesta para nuestra flota es utilizar una distribución estacionaria: por ejemplo:

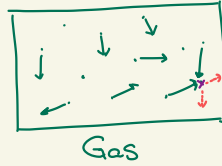
$$\pi = \left(\frac{20}{75}, \frac{17}{75}, \frac{30}{75} \right) \quad \pi M = \left(\frac{279}{750}, \frac{171}{750}, \frac{300}{750} \right)$$

Es decir, la distribución de un auto específico se mantiene a lo largo del tiempo.

Urnas de Ehrenfest:

Contexto Físico:

1. Ley de Termodinámica: Conservación de la energía
2. Ley de Termodinámica: La entropía no puede disminuir en un sistema cerrado.



Gas

Física Estadística:

Local ← Trata a la colisiones como aleatorias
Global ← y los 'promedios' se traducen a temperatura.

La entropía para variables discretas X con soporte S

$$\text{Entropía}(X) = \sum_{s \in S} \text{TP}(X=s) \log \text{TP}(X=s)$$

- La variable con mayor entropía es una uniforme.
- La variable con menor entropía es una cte.

Beta($1/2, 1/2$)
tiene inform. de que entornos son más probable.

El modelo de urna de Ehrenfest con N partículas....