

Cadenas de Markov

IIC3810

Marcelo Arenas, Luis Alberto Croquevielle y Thomas
Reisenegger

Motivación: una pregunta pendiente del capítulo anterior

¿Cómo podemos construir un generador (casi) uniforme para una relación?

Motivación: una pregunta pendiente del capítulo anterior

¿Cómo podemos construir un generador (casi) uniforme para una relación?

Recuerde el problema KS definido en el capítulo anterior y la relación:

$$R_{KS} = \{((\vec{a}, b), \vec{x}) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n, b \in \mathbb{Z}, \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ para } n \geq 1, \text{ y } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$$

Motivación: una pregunta pendiente del capítulo anterior

¿Cómo podemos construir un generador (casi) uniforme para una relación?

Recuerde el problema KS definido en el capítulo anterior y la relación:

$$R_{KS} = \{((\vec{a}, b), \vec{x}) \mid \vec{a} \in \mathbb{N}^n, b \in \mathbb{Z}, \vec{x} \in \{0, 1\}^n \text{ para } n \geq 1, \text{ y } \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$$

Vamos a responder primero una pregunta más específica: ¿Cómo podemos construir un generador (casi) uniforme para R_{KS} ?

- ▶ La respuesta a esta pregunta va a tener los ingredientes necesarios para responder la pregunta más general

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Fije $n \geq 1$, $\vec{a} \in \mathbb{N}^n$ y $b \in \mathbb{N}$

- ▶ Y suponga que $\Omega = \{\vec{x} \in \{0, 1\}^n \mid \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$

Nótese que $\Omega \neq \emptyset$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Fije $n \geq 1$, $\vec{a} \in \mathbb{N}^n$ y $b \in \mathbb{N}$

- ▶ Y suponga que $\Omega = \{\vec{x} \in \{0, 1\}^n \mid \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$

Nótese que $\Omega \neq \emptyset$

Considere una secuencia $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ de variables aleatorias con recorrido Ω

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Fije $n \geq 1$, $\vec{a} \in \mathbb{N}^n$ y $b \in \mathbb{N}$

- Y suponga que $\Omega = \{\vec{x} \in \{0, 1\}^n \mid \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$

Nótese que $\Omega \neq \emptyset$

Considere una secuencia $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ de variables aleatorias con recorrido Ω

- El dominio de cada variable X_t es D_t , el cual no necesitamos definir

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Fije $n \geq 1$, $\vec{a} \in \mathbb{N}^n$ y $b \in \mathbb{N}$

- Y suponga que $\Omega = \{\vec{x} \in \{0, 1\}^n \mid \vec{a} \cdot \vec{x} \leq b\}$

Nótese que $\Omega \neq \emptyset$

Considere una secuencia $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ de variables aleatorias con recorrido Ω

- El dominio de cada variable X_t es D_t , el cual no necesitamos definir

Decimos que Ω es el conjunto de estados de la secuencia $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Dado $t \in \mathbb{N}$ y $\vec{x} \in \Omega$, nos interesa calcular $\Pr(X_t = \vec{x})$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Dado $t \in \mathbb{N}$ y $\vec{x} \in \Omega$, nos interesa calcular $\Pr(X_t = \vec{x})$

Para calcular esta probabilidad necesitamos definir la dinámica de la secuencia

- ▶ Vale decir, necesitamos definir cómo se cambio de estado al pasar de tiempo t a tiempo $t + 1$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Dado $t \in \mathbb{N}$ y $\vec{x} \in \Omega$, nos interesa calcular $\Pr(X_t = \vec{x})$

Para calcular esta probabilidad necesitamos definir la dinámica de la secuencia

- ▶ Vale decir, necesitamos definir cómo se cambio de estado al pasar de tiempo t a tiempo $t + 1$

De manera formal, dado $t \in \mathbb{N}$ y $\vec{x}, \vec{y} \in \Omega$, necesitamos definir:

$$\Pr(X_{t+1} = \vec{y} \mid X_t = \vec{x})$$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Suponga que en tiempo t estamos en el estado $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$

Una secuencia de variables aleatorias para generar R_{KS}

Suponga que en tiempo t estamos en el estado $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$

El estado $\vec{y}$ en el tiempo $t + 1$ se obtiene utilizando el siguiente procedimiento:

GenerarSiguiente($\vec{x}$)

Escoja $c \in \{0, 1\}$ con distribución uniforme

if $c = 0$ **then return** $\vec{x}$

else

Escoja $i \in \{1, \dots, n\}$ con distribución uniforme

$\vec{u} := (x_1, \dots, x_{i-1}, 1 - x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)$

if $\vec{a} \cdot \vec{u} \leq b$ **then return** $\vec{u}$

else return $\vec{x}$

Tenemos entonces que $\vec{y} = \text{GenerarSiguiente}(\vec{x})$

Ejercicios

Sea $t \in \mathbb{N}$

1. Dados $\vec{x}, \vec{y} \in \Omega$, calcule $\Pr(X_{t+1} = \vec{y} \mid X_t = \vec{x})$
 - Considere de manera separada los casos $\vec{x} \neq \vec{y}$ y $\vec{x} = \vec{y}$

2. Demuestre que para todo $\vec{x}, \vec{y} \in \Omega$, existe $t' > t$ tal que:

$$\Pr(X_{t'} = \vec{y} \mid X_t = \vec{x}) > 0$$

3. Dados $\vec{x}_0, \vec{x}_1, \dots, \vec{x}_t, \vec{x}_{t+1} \in \Omega$, demuestre que:

$$\Pr(X_{t+1} = \vec{x}_{t+1} \mid X_0 = \vec{x}_0 \wedge X_1 = \vec{x}_1 \wedge \dots \wedge X_t = \vec{x}_t) = \Pr(X_{t+1} = \vec{x}_{t+1} \mid X_t = \vec{x}_t)$$

¿A qué converge la secuencia?

Sea $\vec{x}$ un vector arbitrario en Ω

Suponga que en tiempo 0 estamos en el estado $\vec{x}$, y que en cada instante cambiamos de estado utilizando el procedimiento **GenerarSiguiente**

¿A qué converge la secuencia?

Sea $\vec{x}$ un vector arbitrario en Ω

Suponga que en tiempo 0 estamos en el estado $\vec{x}$, y que en cada instante cambiamos de estado utilizando el procedimiento **GenerarSiguiente**

- ▶ ¿Cuáles son los estados a los que podríamos llegar en un tiempo $t \gg 0$?
- ▶ ¿Cuál es la probabilidad de estar en un estado específico en este tiempo t ?

¿A qué converge la secuencia?

Sea $\vec{x}$ un vector arbitrario en Ω

Suponga que en tiempo 0 estamos en el estado $\vec{x}$, y que en cada instante cambiamos de estado utilizando el procedimiento **GenerarSiguiente**

- ▶ ¿Cuáles son los estados a los que podríamos llegar en un tiempo $t \gg 0$?
- ▶ ¿Cuál es la probabilidad de estar en un estado específico en este tiempo t ?
- ▶ ¿Es posible llegar a una distribución estacionaria, vale decir, un tiempo t' tal que para todo $\vec{y} \in \Omega$ se tiene que $\mathbf{Pr}(X_{t'+1} = \vec{y}) = \mathbf{Pr}(X_{t'} = \vec{y})$?

¿A qué converge la secuencia?

Sea $\vec{x}$ un vector arbitrario en Ω

Suponga que en tiempo 0 estamos en el estado $\vec{x}$, y que en cada instante cambiamos de estado utilizando el procedimiento **GenerarSiguiente**

- ▶ ¿Cuáles son los estados a los que podríamos llegar en un tiempo $t \gg 0$?
¿Cuál es la probabilidad de estar en un estado específico en este tiempo t ?
- ▶ ¿Es posible llegar a una distribución estacionaria, vale decir, un tiempo t' tal que para todo $\vec{y} \in \Omega$ se tiene que $\mathbf{Pr}(X_{t'+1} = \vec{y}) = \mathbf{Pr}(X_{t'} = \vec{y})$?
- ▶ ¿Existe una única distribución estacionaria?

¿A qué converge la secuencia?

Sea $\vec{x}$ un vector arbitrario en Ω

Suponga que en tiempo 0 estamos en el estado $\vec{x}$, y que en cada instante cambiamos de estado utilizando el procedimiento **GenerarSiguiente**

- ▶ ¿Cuáles son los estados a los que podríamos llegar en un tiempo $t \gg 0$?
¿Cuál es la probabilidad de estar en un estado específico en este tiempo t ?
- ▶ ¿Es posible llegar a una distribución estacionaria, vale decir, un tiempo t' tal que para todo $\vec{y} \in \Omega$ se tiene que $\Pr(X_{t'+1} = \vec{y}) = \Pr(X_{t'} = \vec{y})$?
- ▶ ¿Existe una única distribución estacionaria?

¿Cuáles son las respuestas a las preguntas anteriores si cambiamos $\vec{x}$ por otro vector inicial?

La secuencia converge a la distribución uniforme

Ejercicios

1. Dado $t \in \mathbb{N}$ y $\vec{x} \in \Omega$, demuestre que:

$$\sum_{\vec{y} \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_{t+1} = \vec{y} \mid X_t = \vec{x}) = 1$$

$$\sum_{\vec{y} \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_{t+1} = \vec{x} \mid X_t = \vec{y}) = 1$$

2. Demuestre que la distribución uniforme es una distribución estacionaria.

- Vale decir, demuestre que si para $t \in \mathbb{N}$ se tiene que $\mathbf{Pr}(X_t = \vec{x}) = \frac{1}{|\Omega|}$ para cada $\vec{x} \in \Omega$, entonces:

$$\mathbf{Pr}(X_{t+1} = \vec{y}) = \mathbf{Pr}(X_t = \vec{y}) \text{ para cada } \vec{y} \in \Omega$$

Generando R_{KS} con distribución (casi) uniforme

Para generar los elementos de Ω con distribución (casi) uniforme utilizamos el siguiente procedimiento:

```
Sea  $\vec{x}$  un elemento arbitrario de  $\Omega$   
 $t = f(|\vec{a}| + |b|)$   
for  $i := 1$  to  $t$  do  
     $\vec{x} := \mathbf{GenerarSiguiete}(\vec{x})$   
return  $\vec{x}$ 
```

Donde $|\vec{a}| + |b|$ es el tamaño de la entrada $(\vec{a}, b)$

Generando R_{KS} con distribución (casi) uniforme

Para generar los elementos de Ω con distribución (casi) uniforme utilizamos el siguiente procedimiento:

```
Sea  $\vec{x}$  un elemento arbitrario de  $\Omega$   
 $t = f(|\vec{a}| + |b|)$   
for  $i := 1$  to  $t$  do  
     $\vec{x} := \mathbf{GenerarSiguiete}(\vec{x})$   
return  $\vec{x}$ 
```

Donde $|\vec{a}| + |b|$ es el tamaño de la entrada $(\vec{a}, b)$

¿Qué condiciones deben cumplirse para que este procedimiento genere Ω con distribución (casi) uniforme y en tiempo polinomial?

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ La secuencia debe converger a la distribución uniforme desde cualquier punto de partida $\vec{x} \in \Omega$

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ La secuencia debe converger a la distribución uniforme desde cualquier punto de partida $\vec{x} \in \Omega$
- ▶ La distribución uniforme debe ser la única distribución a la que converge la secuencia

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ La secuencia debe converger a la distribución uniforme desde cualquier punto de partida $\vec{x} \in \Omega$
- ▶ La distribución uniforme debe ser la única distribución a la que converge la secuencia
- ▶ $f(n)$ debe estar acotada superiormente por un polinomio

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ Debe ser posible calcular **GenerarSiguiente**($\vec{x}$) en tiempo polinomial

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ Debe ser posible calcular **GenerarSiguiente**($\vec{x}$) en tiempo polinomial
- ▶ Después de ejecutar t pasos se debe tener una garantía de que estamos cerca de la distribución uniforme
 - ▶ Obtenemos entonces un generador casi uniforme para los elementos de Ω

Las condiciones para la generación (casi) uniforme

- ▶ Debe ser posible calcular **GenerarSiguiente**($\vec{x}$) en tiempo polinomial
- ▶ Después de ejecutar t pasos se debe tener una garantía de que estamos cerca de la distribución uniforme
 - ▶ Obtenemos entonces un generador casi uniforme para los elementos de Ω

Todas estas condiciones han sido estudiadas para las cadenas de Markov.

- ▶ Vamos a introducir y estudiar esta herramienta esencial para el muestreo de variables aleatorias

Las cadenas de Markov

Considere una sucesión $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ de variables aleatorias.

Las cadenas de Markov

Considere una sucesión $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ de variables aleatorias.

Definición

$\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es una cadena de Markov con conjunto de estados Ω si:

1. Ω es un conjunto finito o infinito enumerable, y $X_t : D_t \rightarrow \Omega$ para cada $t \in \mathbb{N}$
2. Existe $p : \Omega \times \Omega \rightarrow [0, 1]$ tal que para cada $t \in \mathbb{N}$ y cada secuencia $a_0, \dots, a_t, a_{t+1}$ de elementos de Ω :

$$\Pr(X_{t+1} = a_{t+1} \mid X_t = a_t \wedge \dots \wedge X_0 = a_0) =$$

$$\Pr(X_{t+1} = a_{t+1} \mid X_t = a_t) = p(a_{t+1}, a_t)$$

Las cadenas de Markov

En una cadena de Markov la distribución de probabilidades en el tiempo $t + 1$ sólo depende de la distribución de probabilidades en el tiempo t

- ▶ Consideramos cadenas discretas: el tiempo es un conjunto infinito enumerable, y el conjunto de estados Ω es finito o infinito enumerable

Las cadenas de Markov

En una cadena de Markov la distribución de probabilidades en el tiempo $t + 1$ sólo depende de la distribución de probabilidades en el tiempo t

- ▶ Consideramos cadenas discretas: el tiempo es un conjunto infinito enumerable, y el conjunto de estados Ω es finito o infinito enumerable

Además, consideramos cadenas de Markov donde las probabilidades de transición no dependen del tiempo.

- ▶ Para cada $t_1, t_2 \in \mathbb{N}$ y $a, b \in \Omega$:

$$\Pr(X_{t_1+1} = a \mid X_{t_1} = b) = \Pr(X_{t_2+1} = a \mid X_{t_2} = b)$$

Las cadenas de Markov

En una cadena de Markov la distribución de probabilidades en el tiempo $t + 1$ sólo depende de la distribución de probabilidades en el tiempo t

- ▶ Consideramos cadenas discretas: el tiempo es un conjunto infinito enumerable, y el conjunto de estados Ω es finito o infinito enumerable

Además, consideramos cadenas de Markov donde las probabilidades de transición no dependen del tiempo.

- ▶ Para cada $t_1, t_2 \in \mathbb{N}$ y $a, b \in \Omega$:

$$\Pr(X_{t_1+1} = a \mid X_{t_1} = b) = \Pr(X_{t_2+1} = a \mid X_{t_2} = b)$$

Estos son llamadas cadenas de Markov homogéneas.

Las cadenas de Markov

En una cadena de Markov la distribución de probabilidades en el tiempo $t + 1$ sólo depende de la distribución de probabilidades en el tiempo t

- ▶ Consideramos cadenas discretas: el tiempo es un conjunto infinito enumerable, y el conjunto de estados Ω es finito o infinito enumerable

Además, consideramos cadenas de Markov donde las probabilidades de transición no dependen del tiempo.

- ▶ Para cada $t_1, t_2 \in \mathbb{N}$ y $a, b \in \Omega$:

$$\Pr(X_{t_1+1} = a \mid X_{t_1} = b) = \Pr(X_{t_2+1} = a \mid X_{t_2} = b)$$

Estos son llamadas cadenas de Markov homogéneas.

En general, consideramos cadenas de Markov con conjuntos finitos de estados.

Representando una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω

- ▶ Suponemos además que $p : \Omega \times \Omega \rightarrow [0, 1]$ es la función que define las probabilidades de transición.

Representando una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω

- ▶ Suponemos además que $p : \Omega \times \Omega \rightarrow [0, 1]$ es la función que define las probabilidades de transición.

Podemos representar cada variable aleatoria X_t como un vector $\vec{x}_t$ tal que:

$$\text{para cada } a \in \Omega \text{ se tiene que } \vec{x}_t[a] = \mathbf{Pr}(X_t = a)$$

Representando una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω

- Suponemos además que $p : \Omega \times \Omega \rightarrow [0, 1]$ es la función que define las probabilidades de transición.

Podemos representar cada variable aleatoria X_t como un vector $\vec{x}_t$ tal que:

$$\text{para cada } a \in \Omega \text{ se tiene que } \vec{x}_t[a] = \mathbf{Pr}(X_t = a)$$

Además, podemos representar la cadena de Markov como una matriz P de $|\Omega| \times |\Omega|$:

$$\text{para cada } a, b \in \Omega, \text{ se tiene que } P[a, b] = p(a, b)$$

P es llamada la matriz de transición de la cadena de Markov.

Representando una cadena de Markov

Dado $a \in \Omega$ y $t \in \mathbb{N}$, tenemos que:

$$\begin{aligned}\mathbf{Pr}(X_{t+1} = a) &= \sum_{b \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_{t+1} = a \mid X_t = b) \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b) = \\ &\sum_{b \in \Omega} p(a, b) \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b) = \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b)\end{aligned}$$

Representando una cadena de Markov

Dado $a \in \Omega$ y $t \in \mathbb{N}$, tenemos que:

$$\begin{aligned}\mathbf{Pr}(X_{t+1} = a) &= \sum_{b \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_{t+1} = a \mid X_t = b) \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b) = \\ &\sum_{b \in \Omega} p(a, b) \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b) = \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot \mathbf{Pr}(X_t = b)\end{aligned}$$

Dado que $\vec{x}_{t+1}[a] = \mathbf{Pr}(X_{t+1} = a)$ y $\vec{x}_t[b] = \mathbf{Pr}(X_t = b)$ para cada $a, b \in \Omega$ y $t \in \mathbb{N}$, concluimos que:

$$P\vec{x}_t = \vec{x}_{t+1}$$

Algunas propiedades de la matriz de transición

Ejercicios

Sea P la matriz de transición de una cadena de Markov.

1. Demuestre que para cada columna de P , se tiene que la suma de sus valores es 1
2. Para cada fila de P , ¿se debe tener que la suma de sus valores es 1?
 - ¿Era cierta esta propiedad para la matriz P de la cadena de Markov para R_{KS} ?

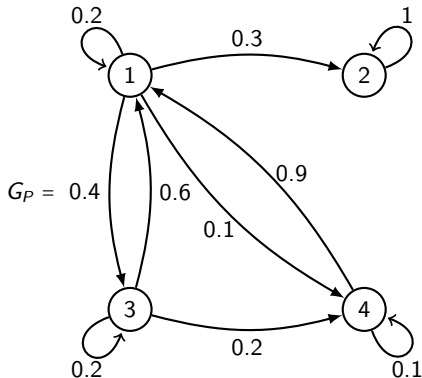
Una cadena de Markov como un grafo

La matriz de transición P de una cadena de Markov con conjunto de estados Ω puede ser vista como un grafo G_P con pesos:

- ▶ Ω es el conjunto de nodos de G_P
- ▶ Dados $a, b \in \Omega$, el peso del arco (a, b) en G es $P[b, a]$
 - ▶ Vale decir, el peso de (a, b) representa la probabilidad de pasar al estado b dado que estábamos en el estado a

Una cadena de Markov como un grafo: un ejemplo

$$\Omega = \{1, 2, 3, 4\} \quad P = \begin{pmatrix} 0.2 & 0 & 0.6 & 0.9 \\ 0.3 & 1 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0 & 0.2 & 0 \\ 0.1 & 0 & 0.2 & 0.1 \end{pmatrix}$$



Algunas propiedades de las cadenas de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Además, defina P^0 como la matriz identidad y $P^{t+1} = PP^t$ para todo $t \in \mathbb{N}$

Algunas propiedades de las cadenas de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Además, defina P^0 como la matriz identidad y $P^{t+1} = PP^t$ para todo $t \in \mathbb{N}$

Ejercicios

1. Demuestre que para cada $t \in \mathbb{N}$ y $a, b \in \Omega$ se tiene que:

$$\Pr(X_t = a \mid X_0 = b) = P^t[a, b]$$

2. Demuestre para cada $t_1, t_2 \in \mathbb{N}$ y $a, b \in \Omega$ se tiene que:

$$\Pr(X_{t_1+t_2} = a \mid X_{t_1} = b) = \Pr(X_{t_2} = a \mid X_0 = b)$$

La distribución estacionaria de una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ tal que $\sum_{a \in \Omega} \vec{\pi}[a] = 1$

La distribución estacionaria de una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ tal que $\sum_{a \in \Omega} \vec{\pi}[a] = 1$

Definición

$\vec{\pi}$ es una distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ si $P\vec{\pi} = \vec{\pi}$

La distribución estacionaria de una cadena de Markov

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ tal que $\sum_{a \in \Omega} \vec{\pi}[a] = 1$

Definición

$\vec{\pi}$ es una distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ si $P\vec{\pi} = \vec{\pi}$

Vale decir, $\vec{\pi}$ es una distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ si esta distribución no cambia al realizar una transición de la cadena de Markov

Ejercicios

1. Considere una cadena de Markov con la siguiente matriz de transición:

$$P = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix}$$

Muestre que esta cadena de Markov tiene una única distribución estacionaria, y construya esta distribución.

2. Construya una cadena de Markov que tenga al menos dos distribuciones estacionarias.
 - ▶ El dominio de esta cadena debe ser finito
3. Construya una cadena de Markov que no tenga distribución estacionaria.
 - ▶ El dominio de esta cadena debe ser infinito enumerable

Una primera propiedad fundamental: irreducibilidad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

Una primera propiedad fundamental: irreducibilidad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

Definición

$\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es irreducible si G_P es un grafo fuertemente conexo.

Una primera propiedad fundamental: irreducibilidad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto de estados Ω y matriz de transición P

Definición

$\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es irreducible si G_P es un grafo fuertemente conexo.

Tenemos que $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es irreducible si y sólo si para cada $a, b \in \Omega$, existe $t > 0$ tal que:

$$\Pr(X_t = a \mid X_0 = b) > 0$$

Una segunda propiedad fundamental: aperiodicidad

Sea $a \in \Omega$. Si $\{n > 0 \mid \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = a) > 0\}$ no es vacío, entonces el periodo de a es definido como:

$$\text{MCD} \{n > 0 \mid \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = a) > 0\}$$

En caso contrario, el periodo de a no está definido.

Una segunda propiedad fundamental: aperiodicidad

Sea $a \in \Omega$. Si $\{n > 0 \mid \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = a) > 0\}$ no es vacío, entonces el periodo de a es definido como:

$$\text{MCD} \{n > 0 \mid \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = a) > 0\}$$

En caso contrario, el periodo de a no está definido.

Definición

Un estado $a \in \Omega$ es aperiódico si su periodo está definido y es igual a 1. Además, $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es aperiódica si cada estado $b \in \Omega$ es aperiódico.

Ejercicios

1. Muestre que la cadena de Markov definida para la relación R_{KS} es irreducible y aperiódica.
2. Demuestre que en una cadena de Markov irreducible todos los estados tienen el mismo periodo.
 - ▶ Concluimos entonces que si una cadena de Markov irreducible tiene un estado aperiódico, entonces la cadena es aperiódica.

Una solución para el segundo ejercicio

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible con conjunto de estados Ω y matriz de transición P , y sean $b, c \in \Omega$

Suponemos que los periodos de b y c son ℓ_b y ℓ_c , respectivamente.

- ▶ ¿Por qué sabemos que estos periodos existen?

Dado que $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es una cadena de Markov irreducible:

- ▶ Existe un camino en G_P desde b a c de largo $k_{b,c}$, y existe un camino en G_P desde c a b de largo $k_{c,b}$

Una solución para el segundo ejercicio

Entonces existe un camino de b a b de largo $k_{b,c} + k_{c,b}$, de lo cual concluimos que $\Pr(X_{k_{b,c}+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + k_{c,b})$

Una solución para el segundo ejercicio

Entonces existe un camino de b a b de largo $k_{b,c} + k_{c,b}$, de lo cual concluimos que $\Pr(X_{k_{b,c}+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + k_{c,b})$

Sea $n > 0$ tal que $\Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0$

- ▶ Existe un camino en G_P de c a c de largo n

Una solución para el segundo ejercicio

Entonces existe un camino de b a b de largo $k_{b,c} + k_{c,b}$, de lo cual concluimos que $\Pr(X_{k_{b,c}+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + k_{c,b})$

Sea $n > 0$ tal que $\Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0$

- ▶ Existe un camino en G_P de c a c de largo n

Tenemos entonces que existe un camino en G_P de b a b de largo $k_{b,c} + n + k_{c,b}$, por lo que $\Pr(X_{k_{b,c}+n+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + n + k_{c,b})$

Una solución para el segundo ejercicio

Entonces existe un camino de b a b de largo $k_{b,c} + k_{c,b}$, de lo cual concluimos que $\Pr(X_{k_{b,c}+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + k_{c,b})$

Sea $n > 0$ tal que $\Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0$

- ▶ Existe un camino en G_P de c a c de largo n

Tenemos entonces que existe un camino en G_P de b a b de largo $k_{b,c} + n + k_{c,b}$, por lo que $\Pr(X_{k_{b,c}+n+k_{c,b}} = b \mid X_0 = b) > 0$

- ▶ Dado que ℓ_b es el periodo de b , concluimos que $\ell_b \mid (k_{b,c} + n + k_{c,b})$
- ▶ Así, dado que $\ell_b \mid (k_{b,c} + k_{c,b})$, deducimos que $\ell_b \mid n$

Una solución para el segundo ejercicio

Por lo tanto, $\ell_b \mid n$ para cada $n > 0$ tal que $\Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0$

- ▶ De lo cual deducimos que $\ell_b \leq \ell_c$, puesto que
 $\ell_c = \text{MCD} \{n > 0 \mid \Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0\}$

Una solución para el segundo ejercicio

Por lo tanto, $\ell_b \mid n$ para cada $n > 0$ tal que $\Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0$

- ▶ De lo cual deducimos que $\ell_b \leq \ell_c$, puesto que $\ell_c = \text{MCD} \{n > 0 \mid \Pr(X_n = c \mid X_0 = c) > 0\}$

De la misma forma se puede demostrar que $\ell_c \leq \ell_b$, de lo cual concluimos que $\ell_b = \ell_c$ □

Existencia del límite en el caso finito: irreducibilidad y aperiodicidad

Vamos a demostrar que irreducibilidad y aperiodicidad son condiciones suficientes para la convergencia de una cadena Markov con un conjunto finito de estados.

- ▶ La convergencia no depende del punto de partida

Existencia del límite en el caso finito: irreducibilidad y aperiodicidad

Vamos a demostrar que irreducibilidad y aperiodicidad son condiciones suficientes para la convergencia de una cadena Markov con un conjunto finito de estados.

- ▶ La convergencia no depende del punto de partida

Esto nos va a permitir demostrar que una cadena de Markov irreducible, aperiódica y con un conjunto finito de estados tiene una única distribución estacionaria.

Existencia del límite

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con conjunto finito de estados Ω

Teorema

Si $a \in \Omega$, se tiene que:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

Existencia del límite

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con conjunto finito de estados Ω

Teorema

Si $a \in \Omega$, se tiene que:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

Antes de demostrar este teorema, vamos a estudiar en detalle sus consecuencias.

Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso finito

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica y con conjunto finito de estados Ω

Dado $a \in \Omega$, definimos:

$$\lambda_a = \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_n = a \mid X_0 = b),$$

donde b es un elemento arbitrario en Ω

Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso finito

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica y con conjunto finito de estados Ω

Dado $a \in \Omega$, definimos:

$$\lambda_a = \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_n = a \mid X_0 = b),$$

donde b es un elemento arbitrario en Ω

Lema

$$\sum_{a \in \Omega} \lambda_a = 1$$

La demostración del lema

Fije un elemento $b \in \Omega$

La demostración del lema

Fije un elemento $b \in \Omega$

Para cada $n \in \mathbb{N}$ tenemos que:

$$\sum_{a \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = 1$$

La demostración del lema

Fije un elemento $b \in \Omega$

Para cada $n \in \mathbb{N}$ tenemos que:

$$\sum_{a \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = 1$$

Por lo tanto tenemos que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{a \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \right) = 1$$

La demostración del lema

Además, sabemos que:

$$\begin{aligned}\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{a \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \right) &= \sum_{a \in \Omega} \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \\ &= \sum_{a \in \Omega} \lambda_a\end{aligned}$$

La demostración del lema

Además, sabemos que:

$$\begin{aligned}\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{a \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \right) &= \sum_{a \in \Omega} \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \\ &= \sum_{a \in \Omega} \lambda_a\end{aligned}$$

Concluimos que $\sum_{a \in \Omega} \lambda_a = 1$



Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso finito: una segunda propiedad fundamental

Lema

Si $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es una cadena de Markov irreducible, aperiódica y con un conjunto finito de estados Ω , entonces $\lambda_a > 0$ para cada $a \in \Omega$

Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso finito: una segunda propiedad fundamental

Lema

Si $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es una cadena de Markov irreducible, aperiódica y con un conjunto finito de estados Ω , entonces $\lambda_a > 0$ para cada $a \in \Omega$

Ejercicio

Demuestre el lema.

Existencia y unicidad de la distribución estacionaria en el caso finito

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica, con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ un vector tal que $\vec{\pi}[a] = \lambda_a$ para cada $a \in \Omega$

Existencia y unicidad de la distribución estacionaria en el caso finito

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica, con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ un vector tal que $\vec{\pi}[a] = \lambda_a$ para cada $a \in \Omega$

Teorema

$\vec{\pi}$ es la única distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Existencia y unicidad de la distribución estacionaria en el caso finito

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica, con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ un vector tal que $\vec{\pi}[a] = \lambda_a$ para cada $a \in \Omega$

Teorema

$\vec{\pi}$ es la única distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Demostración: Primero tenemos que demostrar que $P\vec{\pi} = \vec{\pi}$

- ▶ Vale decir, tenemos que demostrar que $(P\vec{\pi})[a] = \vec{\pi}[a]$ para cada $a \in \Omega$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

Dado $a \in \Omega$ y un estado arbitrario $c \in \Omega$, tenemos que:

$$\begin{aligned}(P\vec{\pi})[a] &= \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot \vec{\pi}[b] \\&= \sum_{b \in \Omega} \left(\Pr(X_1 = a \mid X_0 = b) \cdot \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_n = b \mid X_0 = c) \right) \\&= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{b \in \Omega} \left(\Pr(X_1 = a \mid X_0 = b) \cdot \Pr(X_n = b \mid X_0 = c) \right) \\&= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{b \in \Omega} \left(\Pr(X_{n+1} = a \mid X_n = b) \cdot \Pr(X_n = b \mid X_0 = c) \right) \\&= \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_{n+1} = a \mid X_0 = c) \\&= \lim_{m \rightarrow \infty} \Pr(X_m = a \mid X_0 = c) \\&= \lambda_a = \vec{\pi}[a]\end{aligned}$$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

En segundo lugar, tenemos que demostrar que para toda distribución estacionaria $\vec{\alpha}$ para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$, se tiene que $\vec{\alpha} = \vec{\pi}$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

En segundo lugar, tenemos que demostrar que para toda distribución estacionaria $\vec{\alpha}$ para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$, se tiene que $\vec{\alpha} = \vec{\pi}$

Suponga que $P\vec{\alpha} = \vec{\alpha}$. Dado $a \in \Omega$ tenemos que:

$$\begin{aligned}\vec{\alpha}[a] &= (P\vec{\alpha})[a] \\&= \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot \vec{\alpha}[b] \\&= \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot (P\vec{\alpha})[b] \\&= \sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot \left(\sum_{c \in \Omega} P[b, c] \cdot \vec{\alpha}[c] \right) \\&= \sum_{b \in \Omega} \sum_{c \in \Omega} P[a, b] \cdot P[b, c] \cdot \vec{\alpha}[c] \\&= \sum_{c \in \Omega} \left(\sum_{b \in \Omega} P[a, b] \cdot P[b, c] \right) \cdot \vec{\alpha}[c]\end{aligned}$$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

$$\begin{aligned} &= \sum_{c \in \Omega} P^2[a, c] \cdot \tilde{\alpha}[c] \\ &= \sum_{c \in \Omega} P^2[a, c] \cdot (P\tilde{\alpha})[c] \\ &= \sum_{c \in \Omega} P^2[a, c] \cdot \left(\sum_{d \in \Omega} P[c, d] \cdot \tilde{\alpha}[d] \right) \\ &= \sum_{c \in \Omega} \sum_{d \in \Omega} P^2[a, c] \cdot P[c, d] \cdot \tilde{\alpha}[d] \\ &= \sum_{d \in \Omega} \left(\sum_{c \in \Omega} P^2[a, c] \cdot P[c, d] \right) \cdot \tilde{\alpha}[d] \\ &= \sum_{d \in \Omega} P^3[a, d] \cdot \tilde{\alpha}[d] \end{aligned}$$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

Siguiendo con este proceso, concluimos que para todo $n \geq 1$:

$$\vec{\alpha}[a] = \sum_{b \in \Omega} P^n[a, b] \cdot \vec{\alpha}[b]$$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

Siguiendo con este proceso, concluimos que para todo $n \geq 1$:

$$\vec{\alpha}[a] = \sum_{b \in \Omega} P^n[a, b] \cdot \vec{\alpha}[b]$$

Por lo tanto:

$$\vec{\alpha}[a] = \sum_{b \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \cdot \vec{\alpha}[b]$$

Existencia y unicidad en el caso finito: demostración

Tomando el límite cuando n tiende a infinito obtenemos:

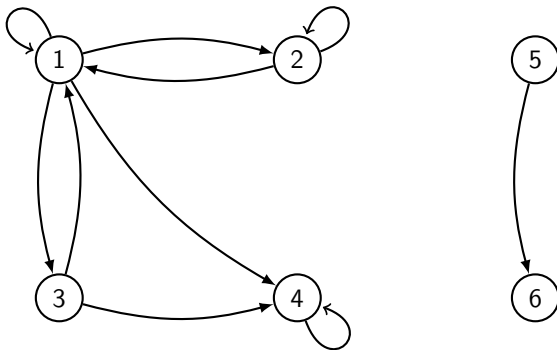
$$\begin{aligned}\tilde{\alpha}[a] &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{b \in \Omega} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \cdot \tilde{\alpha}[b] \right) \\&= \sum_{b \in \Omega} \left(\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) \right) \cdot \tilde{\alpha}[b] \\&= \sum_{b \in \Omega} \lambda_a \cdot \tilde{\alpha}[b] \\&= \lambda_a \cdot \sum_{b \in \Omega} \tilde{\alpha}[b] \\&= \lambda_a \cdot 1 = \lambda_a = \tilde{\pi}[a]\end{aligned}$$

Concluimos que $\tilde{\alpha} = \tilde{\pi}$, puesto que $\tilde{\alpha}[a] = \tilde{\pi}[a]$ para todo $a \in \Omega$



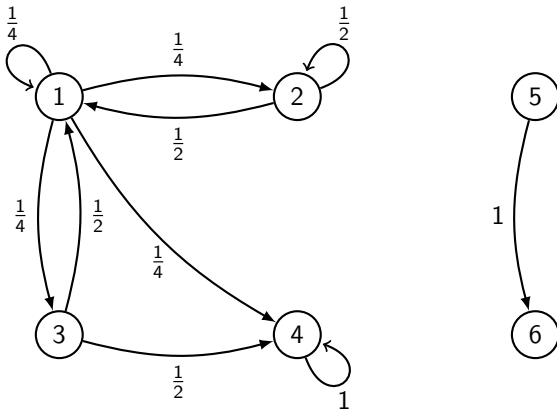
Un ejemplo importante: PageRank

La estructura de links en una pequeña Web:



Un ejemplo importante: PageRank

La estructura de links vista como una caminata aleatoria:



Un ejemplo importante: PageRank

Podemos representar la caminata aleatoria como una matriz P

- ▶ $P[i,j]$ es la probabilidad de ir de la página j a la página i

Un ejemplo importante: PageRank

Podemos representar la caminata aleatoria como una matriz P

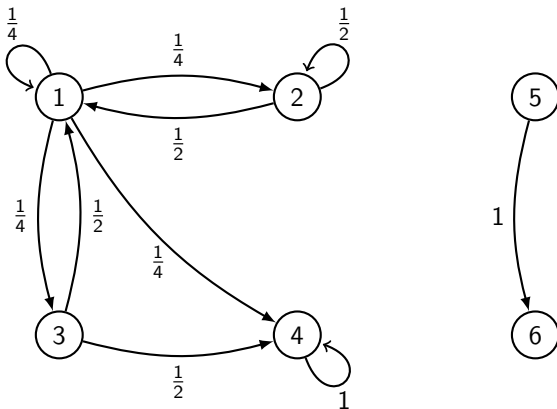
- ▶ $P[i,j]$ es la probabilidad de ir de la página j a la página i

La matriz P de nuestro ejemplo:

$$P = \begin{pmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{2} & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

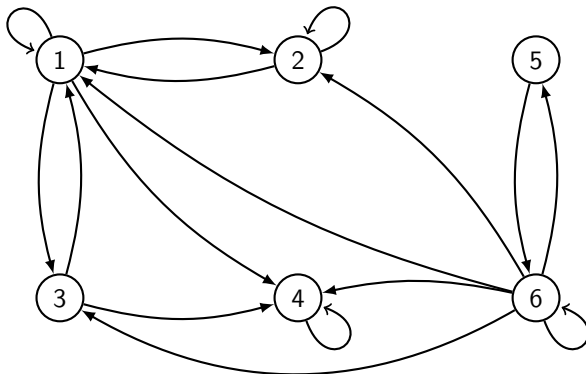
Un ejemplo importante: PageRank

Esperamos que la caminata aleatoria no se detenga, lo cual no sucede en nuestra pequeña Web porque la página 6 no tiene links de salida:



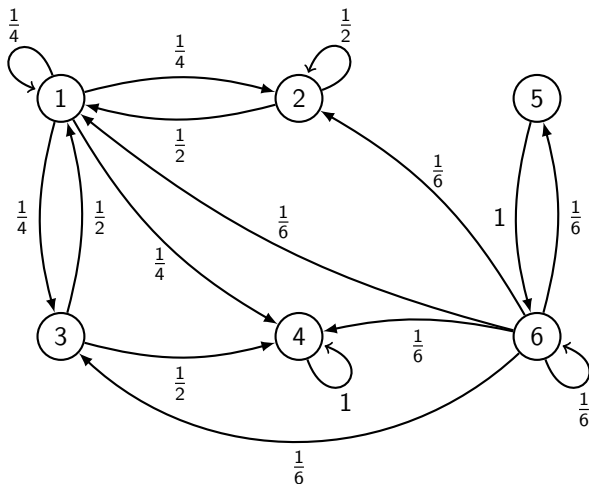
Un ejemplo importante: PageRank

Para solucionar el problema, suponemos que la página 6 no tiene preferencias al navegar y la conectamos con todas las páginas:



Un ejemplo importante: PageRank

Obtenemos entonces el siguiente grafo para la caminata aleatoria:



Un ejemplo importante: PageRank

Así, consideramos la siguiente matriz en nuestro ejemplo:

$$P = \begin{pmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{4} & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{2} & 1 & 0 & \frac{1}{6} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{6} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \frac{1}{6} \end{pmatrix}$$

Un ejemplo importante: PageRank

El ranking de una página i se define como la probabilidad x_i de que el caminante aleatorio llegue a i

Un ejemplo importante: PageRank

El ranking de una página i se define como la probabilidad x_i de que el caminante aleatorio llegue a i

- ▶ ¿Qué características de la Web influyen en el valor x_i ?

Un ejemplo importante: PageRank

El ranking de una página i se define como la probabilidad x_i de que el caminante aleatorio llegue a i

- ▶ ¿Qué características de la Web influyen en el valor x_i ?

En el ejemplo tenemos que:

$$x_i = \sum_{j=1}^6 P[i,j] \cdot x_j$$

Un ejemplo importante: PageRank

El ranking de una página i se define como la probabilidad x_i de que el caminante aleatorio llegue a i

- ▶ ¿Qué características de la Web influyen en el valor x_i ?

En el ejemplo tenemos que:

$$x_i = \sum_{j=1}^6 P[i,j] \cdot x_j$$

Así, si $\vec{x}$ es un vector tal que $\vec{x}[i] = x_i$ para cada $i \in \{1, \dots, 6\}$, entonces:

$$P\vec{x} = \vec{x}$$

PageRank como una cadena de Markov

El proceso anterior se puede generalizar para la Web real.

- ▶ Suponemos que la Web tiene N páginas
- ▶ Cada página $i \in N$ que no tiene links de salida es conectada con cada página $j \in N$
- ▶ P es una matriz de $N \times N$ construida a partir de la estructura de links generada, como fue mostrado en las transparencias anteriores

Además, definimos $\vec{\pi}$ como un vector tal que $\vec{\pi}[i]$ es la probabilidad de que el caminante aleatorio llegue a la página i , para cada $i \in \{1, \dots, N\}$

PageRank como una cadena de Markov

P puede ser considerada como la matriz de transición de una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ con conjunto de estados $\Omega = \{1, \dots, N\}$

PageRank como una cadena de Markov

P puede ser considerada como la matriz de transición de una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ con conjunto de estados $\Omega = \{1, \dots, N\}$

- ▶ El vector $\vec{\pi}$ es entonces una distribución estacionaria de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

PageRank como una cadena de Markov

P puede ser considerada como la matriz de transición de una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ con conjunto de estados $\Omega = \{1, \dots, N\}$

- El vector $\vec{\pi}$ es entonces una distribución estacionaria de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

¿Cómo podemos asegurar que $\vec{\pi}$ existe y es único? ¿Cómo podemos calcular $\vec{\pi}$?

PageRank como una cadena de Markov

P puede ser considerada como la matriz de transición de una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ con conjunto de estados $\Omega = \{1, \dots, N\}$

- ▶ El vector $\vec{\pi}$ es entonces una distribución estacionaria de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

¿Cómo podemos asegurar que $\vec{\pi}$ existe y es único? ¿Cómo podemos calcular $\vec{\pi}$?

¡Irreducibilidad y aperiodicidad son las propiedades que necesitamos!

- ▶ Dado que el conjunto de estados de la cadena de Markov es finito

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Dos preguntas por responder:

- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es irreducible?
- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es aperiódica?

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Dos preguntas por responder:

- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es irreducible? **No**
- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es aperiódica?

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Dos preguntas por responder:

- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es irreducible? **No**
- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es aperiódica? **No**

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Dos preguntas por responder:

- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es irreducible? **No**
- ▶ ¿Podemos asegurar que la cadena de Markov dada por P es aperiódica? **No**

¿Cómo solucionamos estos problemas?

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Para solucionar los problemas suponemos que el caminante aleatorio también puede decidir moverse a cualquier página sin considerar la estructura de la Web.

- ▶ Esto es controlado por un parámetro α

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Para solucionar los problemas suponemos que el caminante aleatorio también puede decidir moverse a cualquier página sin considerar la estructura de la Web.

- ▶ Esto es controlado por un parámetro α

Sea U una matriz de $N \times N$ tal que $U[i, j] = \frac{1}{N}$, y sea $\alpha \in (0, 1)$

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Para solucionar los problemas suponemos que el caminante aleatorio también puede decidir moverse a cualquier página sin considerar la estructura de la Web.

- ▶ Esto es controlado por un parámetro α

Sea U una matriz de $N \times N$ tal que $U[i, j] = \frac{1}{N}$, y sea $\alpha \in (0, 1)$

Definimos una matriz W_α de $N \times N$ como:

$$W_\alpha = \alpha \cdot P + (1 - \alpha) \cdot U$$

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Con probabilidad α el caminante utiliza los links para moverse, y con probabilidad $(1 - \alpha)$ se mueve a cualquier página (sin considerar la estructura de la Web).

- ▶ Cuanto más grande es α , más consideramos la estructura de la Web

Irreducibilidad, aperiodicidad y PageRank

Con probabilidad α el caminante utiliza los links para moverse, y con probabilidad $(1 - \alpha)$ se mueve a cualquier página (sin considerar la estructura de la Web).

- ▶ Cuanto más grande es α , más consideramos la estructura de la Web

Tenemos que W_α define una cadena de Markov irreducible y aperiódica.

- ▶ ¿Por qué?

La definición de PageRank

Consideramos un valor fijo de α

- ▶ En el artículo original sobre PageRank se consideraba $\alpha = 0.85$

La definición de PageRank

Consideramos un valor fijo de α

- ▶ En el artículo original sobre PageRank se consideraba $\alpha = 0.85$

Definimos entonces $\vec{\pi}$ como la distribución estacionaria de la cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ cuya matriz de transición es W_α

- ▶ Esta distribución existe y es única porque la cadena de Markov es irreducible, aperiódica y tiene un conjunto finito de estados
- ▶ Además se tiene que $\vec{\pi}[i] > 0$ para cada $i \in \{1, \dots, N\}$, por lo que ninguna página Web es considerada absolutamente irrelevante 😊

El cálculo de PageRank

Para cada página i , calculamos $\vec{\pi}[i]$ considerando la igualdad:

$$\vec{\pi}[i] = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = i \mid X_0 = 1)$$

El cálculo de PageRank

Para cada página i , calculamos $\vec{\pi}[i]$ considerando la igualdad:

$$\vec{\pi}[i] = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = i \mid X_0 = 1)$$

Vale decir, la caminata comienza en la página 1 (una página arbitraria), y el valor $\vec{\pi}[i]$ se calcula utilizando un valor de n suficientemente grande.

El cálculo de PageRank

Para cada página i , calculamos $\tilde{\pi}[i]$ considerando la igualdad:

$$\tilde{\pi}[i] = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = i \mid X_0 = 1)$$

Vale decir, la caminata comienza en la página 1 (una página arbitraria), y el valor $\tilde{\pi}[i]$ se calcula utilizando un valor de n suficientemente grande.

- Obtenemos una aproximación del valor de $\tilde{\pi}[i]$

El cálculo de PageRank

Las ideas anteriores se traducen en la práctica en el siguiente algoritmo

AproxPageRank para aproximar $\vec{\pi}$

En **AproxPageRank** utilizamos un parámetro $\varepsilon \in (0, 1)$ que indica cuándo debe detenerse el algoritmo.

- ▶ Si la distancia entre los últimos vectores generados es menor que ε el algoritmo se detiene

En **AproxPageRank** la similitud entre dos vectores $\vec{a}$ y $\vec{b}$ es medida a través de la distancia Manhattan:

$$\|\vec{a} - \vec{b}\|_1 = \sum_{i=1}^N |\vec{a}[i] - \vec{b}[i]|$$

El algoritmo **AproxPageRank**

AproxPageRank(ε)

Sea $\vec{\pi}_0$ tal que $\vec{\pi}_0[1] = 1$ y $\vec{\pi}_0[i] = 0$ para cada $i \in \{2, \dots, N\}$

Sea $\vec{\pi}_1 = W_\alpha \vec{\pi}_0$

if $\|\vec{\pi}_0 - \vec{\pi}_1\|_1 < \varepsilon$ **then return** $\vec{\pi}_1$

else

for $n := 2$ **to** ∞ **do**

$\vec{\pi}_n = W_\alpha \vec{\pi}_{n-1}$

if $\|\vec{\pi}_{n-1} - \vec{\pi}_n\|_1 < \varepsilon$ **then return** $\vec{\pi}_n$

La demostración de la existencia del límite

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con un conjunto finito de estados Ω

En las transparencias anteriores utilizamos la siguiente propiedad para cada $a \in \Omega$:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

La demostración de la existencia del límite

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con un conjunto finito de estados Ω

En las transparencias anteriores utilizamos la siguiente propiedad para cada $a \in \Omega$:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

En las siguientes transparencias vamos a demostrar esta propiedad.

Definición

Dada una matriz A de $\ell \times \ell$ de números reales.

1. *A es no negativa si para todo $a, b \in \{1, \dots, \ell\}$, se tiene que $A[a, b] \geq 0$*

La existencia del límite: una noción fundamental

Definición

Dada una matriz A de $\ell \times \ell$ de números reales.

- 1. A es no negativa si para todo $a, b \in \{1, \dots, \ell\}$, se tiene que $A[a, b] \geq 0$*
- 2. A es cuasipositiva si A es no negativa y existe un número natural $n \geq 1$, tal que para todo $a, b \in \{1, \dots, \ell\}$, se tiene que $A^n[a, b] > 0$*

Irreducibilidad, aperiodicidad y cuasipositividad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P

Proposición

P es una matriz cuasipositiva

Irreducibilidad, aperiodicidad y cuasipositividad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible y aperiódica con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P

Proposición

P es una matriz cuasipositiva

Demostración: Dado $a \in \Omega$, defina $J(a) = \{n \geq 1 \mid P^n[a, a] > 0\}$

- ▶ Por aperiodicidad, se tiene que $\text{MCD}(J(a)) = 1$

La demostración de la proposición

Nótese que $P^{n+m}[a, a] \geq P^n[a, a] \cdot P^m[a, a]$

- ▶ Por lo tanto, tenemos la siguiente propiedad de clausura: si $n, m \in J(a)$, entonces $n + m \in J(a)$

La demostración de la proposición

Nótese que $P^{n+m}[a, a] \geq P^n[a, a] \cdot P^m[a, a]$

- ▶ Por lo tanto, tenemos la siguiente propiedad de clausura: si $n, m \in J(a)$, entonces $n + m \in J(a)$

Lema

Para todo $a \in \Omega$, existe una par de números consecutivos en $J(a)$

La demostración de la proposición

Nótese que $P^{n+m}[a, a] \geq P^n[a, a] \cdot P^m[a, a]$

- ▶ Por lo tanto, tenemos la siguiente propiedad de clausura: si $n, m \in J(a)$, entonces $n + m \in J(a)$

Lema

Para todo $a \in \Omega$, existe una par de números consecutivos en $J(a)$

Demostración: suponga que existe $a \in \Omega$ tal que $J(a)$ no contiene algún par de números consecutivos

- ▶ Hay una distancia mínima $k \geq 2$ entre los elementos de $J(a)$

La demostración de la proposición

Tenemos entonces que existe $n_0 \in J(a)$ tal que $n_0 + k \in J(a)$

La demostración de la proposición

Tenemos entonces que existe $n_0 \in J(a)$ tal que $n_0 + k \in J(a)$

Además, existe $n_1 \in J(a)$ tal que $n_1 = m \cdot k + d$, con $m \in \mathbb{N}$ y $1 \leq d \leq k - 1$

- ▶ De otra forma, se tendría que $k|n$ para cada $n \in J(a)$, lo cual implicaría que $\text{MCD}(J(a)) \geq k > 1$

La demostración de la proposición

Tenemos entonces que existe $n_0 \in J(a)$ tal que $n_0 + k \in J(a)$

Además, existe $n_1 \in J(a)$ tal que $n_1 = m \cdot k + d$, con $m \in \mathbb{N}$ y $1 \leq d \leq k - 1$

- ▶ De otra forma, se tendría que $k|n$ para cada $n \in J(a)$, lo cual implicaría que $\text{MCD}(J(a)) \geq k > 1$

Por lo tanto, por la propiedad de clausura: $(m + 1) \cdot (n_0 + k) \in J(a)$ y $n_1 + (m + 1) \cdot n_0 \in J(a)$

La demostración de la proposición

La distancia entre $(m+1) \cdot (n_0 + k)$ y $n_1 + (m+1) \cdot n_0$ es:

$$\begin{aligned}(m+1) \cdot (n_0 + k) - (n_1 + (m+1) \cdot n_0) &= (m+1) \cdot k - n_1 \\ &= k - (n_1 - m \cdot k) \\ &= k - d \\ &< k\end{aligned}$$

La demostración de la proposición

La distancia entre $(m+1) \cdot (n_0 + k)$ y $n_1 + (m+1) \cdot n_0$ es:

$$\begin{aligned}(m+1) \cdot (n_0 + k) - (n_1 + (m+1) \cdot n_0) &= (m+1) \cdot k - n_1 \\ &= k - (n_1 - m \cdot k) \\ &= k - d \\ &< k\end{aligned}$$

Encontramos entonces dos números en $J(a)$ cuya distancia es menor que k , lo cual contradice el supuesto inicial.

- Concluimos que existe un par de números consecutivos en $J(a)$ □

La demostración de la proposición

Lema

Dado $k \in \mathbb{N}$ con $k \geq 1$, existe $n_0 \in \mathbb{N}$ tal que $n_0 \geq 1$ y:

$$\{n \in \mathbb{N} \mid n \geq n_0\} \subseteq \{n_1 \cdot k + n_2 \cdot (k + 1) \mid n_1, n_2 \in \mathbb{N} \text{ y } n_1 \geq 1\}$$

La demostración de la proposición

Lema

Dado $k \in \mathbb{N}$ con $k \geq 1$, existe $n_0 \in \mathbb{N}$ tal que $n_0 \geq 1$ y:

$$\{n \in \mathbb{N} \mid n \geq n_0\} \subseteq \{n_1 \cdot k + n_2 \cdot (k + 1) \mid n_1, n_2 \in \mathbb{N} \text{ y } n_1 \geq 1\}$$

Demostración: Dado $n \geq k^2$, existen $m \in \mathbb{N}$ y $d \in \{0, \dots, k-1\}$ tales que

$$n - k^2 = m \cdot k + d$$

La demostración de la proposición

Podemos entonces expresar n como:

$$\begin{aligned}n &= k^2 + m \cdot k + d \\ &= (k - d + m) \cdot k + d \cdot (k + 1)\end{aligned}$$

Dado que $k - d > 0$, concluimos que para $n_0 = k^2$ se tiene que $n_0 \geq 1$ y:

$$\{n \in \mathbb{N} \mid n \geq n_0\} \subseteq \{n_1 \cdot k + n_2 \cdot (k + 1) \mid n_1, n_2 \in \mathbb{N} \text{ y } n_1 \geq 1\}$$



La demostración de la proposición

Fije $c \in \Omega$

Por el primer lema, existe $k \in J(c)$ tal que $k + 1$ también es un elemento de $J(c)$

- ▶ Por la definición de $J(c)$ sabemos que $k \geq 1$

Por lo tanto, por el segundo lema existe $n_c \geq 1$ tal que:

$$\begin{aligned}\{n \in \mathbb{N} \mid n \geq n_c\} &\subseteq \{n_1 \cdot k + n_2 \cdot (k + 1) \mid n_1, n_2 \in \mathbb{N} \text{ y } n_1 \geq 1\} \\ &\subseteq J(c)\end{aligned}$$

Nótese que la última inclusión es consecuencia de que $n + m \in J(c)$ si $n, m \in J(c)$

La demostración de la proposición

Sean $a, b \in \Omega$

- ▶ Como la cadena de Markov considerada es irreducible, existen $r_{a,c}, s_{c,b} \geq 1$ tales que $P^{r_{a,c}}[a, c] > 0$ y $P^{s_{c,b}}[c, b] > 0$

La demostración de la proposición

Sean $a, b \in \Omega$

- ▶ Como la cadena de Markov considerada es irreducible, existen $r_{a,c}, s_{c,b} \geq 1$ tales que $P^{r_{a,c}}[a, c] > 0$ y $P^{s_{c,b}}[c, b] > 0$

Sea $n_{a,b} = r_{a,c} + n_c + s_{c,b}$

La demostración de la proposición

Sean $a, b \in \Omega$

- ▶ Como la cadena de Markov considerada es irreducible, existen $r_{a,c}, s_{c,b} \geq 1$ tales que $P^{r_{a,c}}[a, c] > 0$ y $P^{s_{c,b}}[c, b] > 0$

Sea $n_{a,b} = r_{a,c} + n_c + s_{c,b}$

Dado $n \geq n_{a,b}$ con $\ell = n - n_{a,b}$, tenemos que:

$$\begin{aligned} P^n[a, b] &= P^{n_{a,b}+\ell}[a, b] \\ &= P^{r_{a,c}+n_c+\ell+s_{c,b}}[a, b] \\ &\geq P^{r_{a,c}}[a, c] \cdot P^{n_c+\ell}[c, c] \cdot P^{s_{c,b}}[c, b] > 0 \end{aligned}$$

Nótese que $P^{n_c+\ell}[c, c] > 0$ dado que $\{n \in \mathbb{N} \mid n \geq n_c\} \subseteq J(c)$

La demostración de la proposición

Para todo $a, b \in \Omega$ y para todo $n \geq n_{a,b}$, tenemos que $P^n[a, b] > 0$

La demostración de la proposición

Para todo $a, b \in \Omega$ y para todo $n \geq n_{a,b}$, tenemos que $P^n[a, b] > 0$

Sea $n^* = \max_{a,b \in \Omega} n_{a,b}$

La demostración de la proposición

Para todo $a, b \in \Omega$ y para todo $n \geq n_{a,b}$, tenemos que $P^n[a, b] > 0$

Sea $n^* = \max_{a,b \in \Omega} n_{a,b}$

Tenemos que $P^{n^*}[a, b] > 0$ para todo $a, b \in \Omega$

- Concluimos que P es cuasipositiva (dado que P es no negativa) $\square$

Existencia del límite: cuasipositividad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P , donde P es cuasipositiva.

Teorema

Si $a \in \Omega$, se tiene que:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

Existencia del límite: cuasipositividad

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov con conjunto finito de estados Ω y matriz de transición P , donde P es cuasipositiva.

Teorema

Si $a \in \Omega$, se tiene que:

1. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b)$ existe para cada $b \in \Omega$
2. $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = c)$ para cada $b, c \in \Omega$

Obtenemos entonces como corolario el teorema que queríamos demostrar, dada la proposición anterior.

La demostración de la existencia del límite

Fije $a \in \Omega$

Dado $n \in \mathbb{N}$, definimos:

$$m_a^{(n)} = \min_{b \in \Omega} P^n[a, b]$$

$$M_a^{(n)} = \max_{b \in \Omega} P^n[a, b]$$

La demostración de la existencia del límite

Tenemos que $m_a^{(n)} \leq m_a^{(n+1)}$, puesto que:

$$\begin{aligned} m_a^{(n+1)} &= \min_{b \in \Omega} P^{n+1}[a, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \sum_{c \in \Omega} P^n[a, c] \cdot P[c, b] \\ &\geq \min_{b \in \Omega} \sum_{c \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) P[c, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) \sum_{c \in \Omega} P[c, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) \\ &= \min_{d \in \Omega} P^n[a, d] = m_a^{(n)} \end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

Tenemos que $m_a^{(n)} \leq m_a^{(n+1)}$, puesto que:

$$\begin{aligned} m_a^{(n+1)} &= \min_{b \in \Omega} P^{n+1}[a, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \sum_{c \in \Omega} P^n[a, c] \cdot P[c, b] \\ &\geq \min_{b \in \Omega} \sum_{c \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) P[c, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) \sum_{c \in \Omega} P[c, b] \\ &= \min_{b \in \Omega} \left(\min_{d \in \Omega} P^n[a, d] \right) \\ &= \min_{d \in \Omega} P^n[a, d] = m_a^{(n)} \end{aligned}$$

De la misma forma se puede demostrar que $M_a^{(n)} \geq M_a^{(n+1)}$

La demostración de la existencia del límite

Lema

Existen $r_a, s_a \in \mathbb{R}$ tales que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} m_a^{(n)} = r_a$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M_a^{(n)} = s_a$$

La demostración de la existencia del límite

Lema

Existen $r_a, s_a \in \mathbb{R}$ tales que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} m_a^{(n)} = r_a$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M_a^{(n)} = s_a$$

Ejercicio

Demuestre el lema considerando que $(m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ es una sucesión de números reales monotona creciente y acotada superiormente.

- ¿Qué propiedades debe usar el caso de la sucesión $(M_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$?

La demostración de la existencia del límite

Para demostrar el teorema basta entonces demostrar que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) = 0$$

De hecho, si esto se cumple, para cada $b \in \Omega$ se tiene que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = r_a$$

Dado que $\mathbf{Pr}(X_n = a \mid X_0 = b) = P^n[a, b]$, $m_a^{(n)} \leq P^n[a, b] \leq M_a^{(n)}$
y $r_a = s_a$

La demostración de la existencia del límite

Sea $\ell = |\Omega|$, y sea $n_0 \in \mathbb{N}$ tal que $n_0 \geq 1$ y $P^{n_0}[b, c] > 0$ para cada $b, c \in \Omega$

- ▶ Además, sea $t = \min_{b, c \in \Omega} P^{n_0}[b, c]$

La demostración de la existencia del límite

Sea $\ell = |\Omega|$, y sea $n_0 \in \mathbb{N}$ tal que $n_0 \geq 1$ y $P^{n_0}[b, c] > 0$ para cada $b, c \in \Omega$

- ▶ Además, sea $t = \min_{b, c \in \Omega} P^{n_0}[b, c]$

Dados estados $b_0, c_0 \in \Omega$, defina:

$$\Omega_1 = \{d \in \Omega \mid P^{n_0}[d, b_0] \geq P^{n_0}[d, c_0]\}$$

$$\Omega_2 = \Omega \setminus \Omega_1$$

La demostración de la existencia del límite

Nótese que:

$$\begin{aligned}\sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, b_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, b_0] &= \sum_{d \in \Omega} P^{n_0}[d, b_0] \\ &= 1\end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

Nótese que:

$$\begin{aligned}\sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, b_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, b_0] &= \sum_{d \in \Omega} P^{n_0}[d, b_0] \\ &= 1\end{aligned}$$

A partir de lo cual obtenemos:

$$\begin{aligned}\sum_{d \in \Omega_1} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) &= 1 - \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, b_0] - \sum_{c \in \Omega_1} P^{n_0}[d, c_0] \\ &\leq 1 - \sum_{d \in \Omega_2} t - \sum_{d \in \Omega_1} t \\ &= 1 - \ell \cdot t\end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

Dado $n \geq 0$, tenemos que:

$$\begin{aligned} P^{n_0+n}[a, b_0] - P^{n_0+n}[a, c_0] &= \sum_{d \in \Omega} P^n[a, d] \cdot P^{n_0}[d, b_0] - \sum_{d \in \Omega} P^n[a, d] \cdot P^{n_0}[d, c_0] \\ &= \sum_{d \in \Omega} P^n[a, d] \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \\ &= \sum_{d \in \Omega_1} P^n[a, d] \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) + \\ &\quad \sum_{d \in \Omega_2} P^n[a, d] \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \\ &\leq \sum_{d \in \Omega_1} M_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) + \\ &\quad \sum_{d \in \Omega_2} m_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

Dado que:

$$\sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, b_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, b_0] = 1 = \sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, c_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, c_0]$$

Tenemos que:

$$\sum_{d \in \Omega_2} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) = - \sum_{d \in \Omega_1} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0])$$

La demostración de la existencia del límite

Dado que:

$$\sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, b_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, b_0] = 1 = \sum_{d \in \Omega_1} P^{n_0}[d, c_0] + \sum_{d \in \Omega_2} P^{n_0}[d, c_0]$$

Tenemos que:

$$\sum_{d \in \Omega_2} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) = - \sum_{d \in \Omega_1} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0])$$

Concluimos entonces que:

$$\begin{aligned} \sum_{d \in \Omega_1} M_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) + \sum_{d \in \Omega_2} m_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) = \\ \sum_{d \in \Omega_1} M_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) - \sum_{d \in \Omega_1} m_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

Así, dado que $\sum_{d \in \Omega_1} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \leq 1 - \ell \cdot t$, obtenemos:

$$\begin{aligned} P^{n_0+n}[a, b_0] - P^{n_0+n}[a, c_0] &\leq \sum_{d \in \Omega_1} M_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) + \\ &\quad \sum_{d \in \Omega_2} m_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \\ &= \sum_{d \in \Omega_1} M_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) - \\ &\quad \sum_{d \in \Omega_1} m_a^{(n)} \cdot (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \\ &= (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) \sum_{d \in \Omega_1} (P^{n_0}[d, b_0] - P^{n_0}[d, c_0]) \\ &\leq (1 - \ell \cdot t) \cdot (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) \end{aligned}$$

La demostración de la existencia del límite

En particular, escogemos b_0, c_0 tales que

$$M_a^{(n_0+n)} = P^{n_0+n}[a, b_0]$$

$$m_a^{(n_0+n)} = P^{n_0+n}[a, c_0]$$

La demostración de la existencia del límite

En particular, escogemos b_0, c_0 tales que

$$\begin{aligned}M_a^{(n_0+n)} &= P^{n_0+n}[a, b_0] \\m_a^{(n_0+n)} &= P^{n_0+n}[a, c_0]\end{aligned}$$

De esta forma, obtenemos:

$$M_a^{(n_0+n)} - m_a^{(n_0+n)} \leq (1 - \ell \cdot t) \cdot (M_a^{(n)} - m_a^{(n)})$$

La demostración de la existencia del límite

Para cada $k \geq 1$, tenemos que:

$$\begin{aligned}M_a^{(k \cdot n_0 + n)} - m_a^{(k \cdot n_0 + n)} &= M_a^{(n_0 + (k-1) \cdot n_0 + n)} - m_a^{(n_0 + (k-1) \cdot n_0 + n)} \\&\leq (1 - \ell \cdot t) \cdot (M_a^{((k-1) \cdot n_0 + n)} - m_a^{((k-1) \cdot n_0 + n)}) \\&= (1 - \ell \cdot t) \cdot (M_a^{(n_0 + (k-2) \cdot n_0 + n)} - m_a^{(n_0 + (k-2) \cdot n_0 + n)}) \\&\leq (1 - \ell \cdot t)^2 \cdot (M_a^{((k-2) \cdot n_0 + n)} - m_a^{((k-2) \cdot n_0 + n)}) \\&\leq \dots \\&\leq (1 - \ell \cdot t)^k \cdot (M_a^{(n)} - m_a^{(n)})\end{aligned}$$

Notése que la desigualdad también es válida para $k = 0$

La demostración de la existencia del límite

Considerando $n = 0$, obtenemos la sub-sucesión $(M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)})_{k \in \mathbb{N}}$ de la sucesión $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$

Dado que $0 \leq (1 - \ell \cdot t) < 1$ (ya que $t, \ell > 0$), para esta sub-sucesión se tiene que:

$$0 \leq \lim_{k \rightarrow \infty} (M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)}) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} (1 - \ell \cdot t)^k \cdot (M_c^{(n)} - m_c^{(n)}) = 0$$

Vale decir,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)}) = 0$$

La demostración de la existencia del límite

Para todo $n \in \mathbb{N}$ se tiene que:

- ▶ $m_a^{(n)} \leq m_a^{(n+1)}$
- ▶ $M_a^{(n)} \geq M_a^{(n+1)}$
- ▶ $m_a^{(n)} \leq M_a^{(n)}$

Por lo tanto, para todo $n \in \mathbb{N}$ se tiene que:

- ▶ $M_a^{(n)} - m_a^{(n)} \geq 0$
- ▶ $M_a^{(n+1)} - m_a^{(n+1)} \leq M_a^{(n)} - m_a^{(n)}$

La demostración de la existencia del límite

Dado que $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ es una sucesión de números reales monótona decreciente y acotada inferiormente, concluimos que existe $u \in \mathbb{R}$ tal que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) = u$$

La demostración de la existencia del límite

Dado que $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ es una sucesión de números reales monótona decreciente y acotada inferiormente, concluimos que existe $u \in \mathbb{R}$ tal que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) = u$$

Además, para la sub-sucesión $(M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)})_{k \in \mathbb{N}}$ de $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ se cumple que:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)}) = 0$$

La demostración de la existencia del límite

Dado que $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ es una sucesión de números reales monótona decreciente y acotada inferiormente, concluimos que existe $u \in \mathbb{R}$ tal que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) = u$$

Además, para la sub-sucesión $(M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)})_{k \in \mathbb{N}}$ de $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ se cumple que:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)}) = 0$$

¡Concluimos que $u = 0$!

La demostración de la existencia del límite

Dado que $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ es una sucesión de números reales monótona decreciente y acotada inferiormente, concluimos que existe $u \in \mathbb{R}$ tal que:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (M_a^{(n)} - m_a^{(n)}) = u$$

Además, para la sub-sucesión $(M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)})_{k \in \mathbb{N}}$ de $(M_a^{(n)} - m_a^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ se cumple que:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (M_a^{(k \cdot n_0)} - m_a^{(k \cdot n_0)}) = 0$$

¡Concluimos que $u = 0$!

- ▶ ¿Cómo se demuestra que las dos sucesiones tienen el mismo límite? ¿Por qué es importante aquí que $n_0 \geq 1$? □

Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso infinito

Irreducibilidad y aperiodicidad **no** son condiciones suficientes para asegurar que una cadena de Markov con un conjunto infinito (enumerable) de estados tiene una distribución estacionaria única.

- ▶ De hecho, bajo estas condiciones ni siquiera se puede asegurar que la cadena tiene una distribución estacionaria

Irreducibilidad, aperiodicidad y el caso infinito

Irreducibilidad y aperiodicidad **no** son condiciones suficientes para asegurar que una cadena de Markov con un conjunto infinito (enumerable) de estados tiene una distribución estacionaria única.

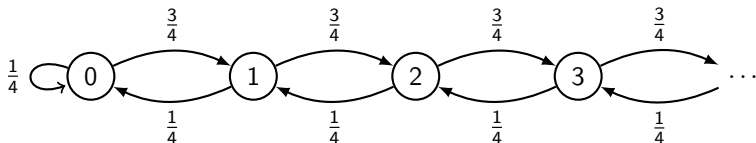
- ▶ De hecho, bajo estas condiciones ni siquiera se puede asegurar que la cadena tiene una distribución estacionaria

Ejercicio

Construya una cadena de Markov irreducible, aperiódica, con un conjunto infinito de estados y que no tenga distribución estacionaria.

Una solución al ejercicio

Considere la siguiente cadena de Markov con conjunto de estado $\Omega = \mathbb{N}$:



Esta cadena de Markov es irreducible y aperiódica.

- Es fácil ver que el estado 0 es aperiódico, de lo cual se concluye que la cadena de Markov es aperiódica dado que es irreducible

Una solución al ejercicio

Suponga que P es la matriz de transición de la cadena de Markov, y $\vec{\lambda}$ es una distribución estacionaria para ella, vale decir,

$$P\vec{\lambda} = \vec{\lambda}$$

Además, suponga que $\vec{\lambda}[i] = \lambda_i$ para cada $i \in \mathbb{N}$

- Tenemos que $\sum_{i \in \mathbb{N}} \lambda_i = 1$

Una solución al ejercicio

Considerando las definiciones de P y $\vec{\lambda}$ obtenemos:

$$\lambda_0 = \frac{1}{4} \cdot \lambda_0 + \frac{1}{4} \cdot \lambda_1$$

Por lo tanto: $3 \cdot \lambda_0 = \lambda_1$

Una solución al ejercicio

Considere $i > 0$ y suponga que $3 \cdot \lambda_{i-1} = \lambda_i$

Tenemos que:

$$\begin{aligned}\lambda_i &= \frac{3}{4} \cdot \lambda_{i-1} + \frac{1}{4} \cdot \lambda_{i+1} \\ &= \frac{3}{4} \cdot \frac{1}{3} \cdot \lambda_i + \frac{1}{4} \cdot \lambda_{i+1} \\ &= \frac{1}{4} \cdot \lambda_i + \frac{1}{4} \cdot \lambda_{i+1}\end{aligned}$$

Por lo tanto: $3 \cdot \lambda_i = \lambda_{i+1}$

Una solución al ejercicio

Concluimos que $\lambda_i = 3^i \cdot \lambda_0$ para cada $i \in \mathbb{N}$

Una solución al ejercicio

Concluimos que $\lambda_i = 3^i \cdot \lambda_0$ para cada $i \in \mathbb{N}$

Así, dado que $\lambda_i \leq 1$ para cada $i \in \mathbb{N}$, se debe tener que $\lambda_0 = 0$

Una solución al ejercicio

Concluimos que $\lambda_i = 3^i \cdot \lambda_0$ para cada $i \in \mathbb{N}$

Así, dado que $\lambda_i \leq 1$ para cada $i \in \mathbb{N}$, se debe tener que $\lambda_0 = 0$

Concluimos entonces que $\lambda_i = 0$ para cada $i \in \mathbb{N}$, lo cual contradice la condición $\sum_{i \in \mathbb{N}} \lambda_i = 1$

- ▶ No podemos entonces tener una distribución estacionaria para P $\square$

¿Cómo podemos asegurar convergencia en el caso infinito?

Vamos a ver que irreducibilidad y aperiodicidad sí son condiciones útiles en el caso infinito, pero cuando con consideradas junto con una tercera propiedad fundamental.

La noción de estado recurrente

Sea b un estado en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

La noción de estado recurrente

Sea b un estado en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Definimos T_b como una variable aleatoria que registra el primer instante de tiempo mayor a 0 en que llegamos a b , suponiendo que en el tiempo 0 estábamos en b

- ▶ Vale decir, si el valor de T_b es n , con $n \geq 1$, entonces $X_0 = b$, $X_1 \neq b$, ..., $X_{n-1} \neq b$ y $X_n = b$

Este tiempo de retorno a b es llamado *hitting time*

La noción de estado recurrente

Sea b un estado en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Definimos T_b como una variable aleatoria que registra el primer instante de tiempo mayor a 0 en que llegamos a b , suponiendo que en el tiempo 0 estábamos en b

- ▶ Vale decir, si el valor de T_b es n , con $n \geq 1$, entonces $X_0 = b$, $X_1 \neq b$, ..., $X_{n-1} \neq b$ y $X_n = b$

Este tiempo de retorno a b es llamado *hitting time*

Definición

b es recurrente si $\sum_{n \geq 1} \Pr(T_b = n) = 1$, y b es transitorio en caso contrario.

Una caracterización de los estado recurrentes

Sea b un estado en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Defina:

$$p_b = \sum_{n \geq 1} \mathbf{Pr}(T_b = n)$$

Una caracterización de los estado recurrentes

Sea b un estado en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$

Defina:

$$p_b = \sum_{n \geq 1} \mathbf{Pr}(T_b = n)$$

Ejercicio

Demuestre que $p_b \in [0, 1]$

- ▶ Nótese que no estamos asumiendo que b es recurrente
- ▶ ¿Es posible tener una cadena de Markov donde $p_b = 0$?

Una caracterización de los estado recurrentes

Suponga que la matriz de transición de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es P , y recuerde que G_P es grafo que representa a P

Partiendo desde el estado b , consideramos caminatas sobre G_P que sólo utilizan arcos con probabilidad mayor a cero y tiene largo infinito.

- ▶ Podemos realizar estas caminatas incluso si $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ tiene un conjunto finito de estados

Defina una variable aleatoria V_b que cuenta el número total de veces que b es visitado en las caminatas.

- ▶ El punto de partida b es considerado como la primera visita a este estado

Una caracterización de los estado recurrentes

Dado un número natural $n \geq 1$, tenemos que:

$$\Pr(V_b = n) = p_b^{n-1} \cdot (1 - p_b)$$

Una caracterización de los estado recurrentes

Dado un número natural $n \geq 1$, tenemos que:

$$\Pr(V_b = n) = p_b^{n-1} \cdot (1 - p_b)$$

Proposición

b es recurrente si y sólo si $\mathbf{E}[V_b] = \infty$

Una caracterización de los estado recurrentes

Dado un número natural $n \geq 1$, tenemos que:

$$\Pr(V_b = n) = p_b^{n-1} \cdot (1 - p_b)$$

Proposición

b es recurrente si y sólo si $\mathbf{E}[V_b] = \infty$

Ejercicio

Demuestre la proposición.

Una caracterización de los estado recurrentes

Dado un número natural $n \geq 1$, tenemos que:

$$\Pr(V_b = n) = p_b^{n-1} \cdot (1 - p_b)$$

Proposición

b es recurrente si y sólo si $\mathbf{E}[V_b] = \infty$

Ejercicio

Demuestre la proposición.

¡Tenemos entonces que b es recurrente si y sólo si b es visitado una cantidad infinita de veces!

Una segunda caracterización de los estado recurrentes

Partiendo desde el estado b , nuevamente consideramos caminatas sobre G_P que sólo utilizan arcos con probabilidad mayor a cero y tiene largo infinito.

Dado $n \in \mathbb{N}$, sea $V_b^{(n)}$ una variable aleatoria tal que $V_b^{(n)} = 1$ si el estado en la caminata es b después de recorrer n arcos en G_P , y $V_b^{(n)} = 0$ en caso contrario.

Tenemos que:

$$V_b = \sum_{n \in \mathbb{N}} V_b^{(n)}$$

Una segunda caracterización de los estado recurrentes

Concluimos que:

$$\mathbf{E}[V_b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{E}[V_b^{(n)}]$$

Una segunda caracterización de los estado recurrentes

Concluimos que:

$$\mathbf{E}[V_b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{E}[V_b^{(n)}]$$

Así, dado que $V_b^{(n)} \sim \mathbf{Ber}(\mathbf{Pr}(X_n = b \mid X_0 = b))$, concluimos que:

$$\mathbf{E}[V_b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{Pr}(X_n = b \mid X_0 = b)$$

Una segunda caracterización de los estado recurrentes

Concluimos que:

$$\mathbf{E}[V_b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{E}[V_b^{(n)}]$$

Así, dado que $V_b^{(n)} \sim \mathbf{Ber}(\mathbf{Pr}(X_n = b \mid X_0 = b))$, concluimos que:

$$\mathbf{E}[V_b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{Pr}(X_n = b \mid X_0 = b)$$

Corolario

b es recurrente si y sólo si

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbf{Pr}(X_n = b \mid X_0 = b) = \infty$$

Una tercera propiedad fundamental: estados recurrentes positivos

Definition

Un estado b en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es recurrente positivo si b es recurrente y $\mathbf{E}[T_b] \in \mathbb{R}$

Una tercera propiedad fundamental: estados recurrentes positivos

Definition

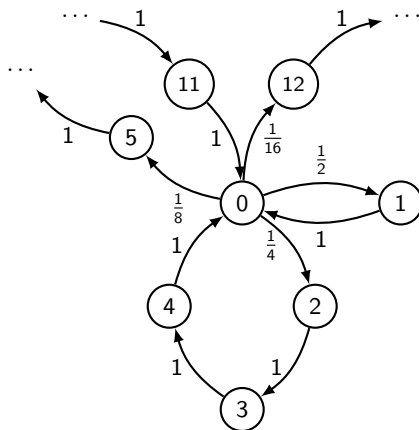
Un estado b en una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ es recurrente positivo si b es recurrente y $\mathbf{E}[T_b] \in \mathbb{R}$

Ejercicio

De una cadena de Markov $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ con conjunto de estados Ω y un estado $b \in \Omega$ tal que b es recurrente pero no recurrente positivo.

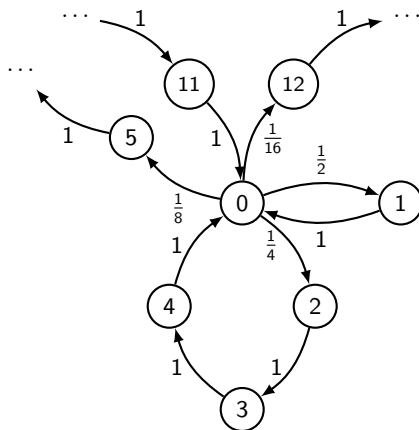
Una solución para el ejercicio

Considere la siguiente cadena de Markov con conjunto de estados $\Omega = \mathbb{N}$:



Una solución para el ejercicio

Considere la siguiente cadena de Markov con conjunto de estados $\Omega = \mathbb{N}$:



Tenemos que 0 es un estado recurrente pero no recurrente positivo.

Existencia y unicidad de la distribución estacionaria: el caso general

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica y **donde cada estado es recurrente positivo**

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ un vector tal que $\vec{\pi}[a] = \lambda_a$ para cada $a \in \Omega$, donde Ω es el conjunto de estados de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$
 - ▶ Nótese que Ω puede ser un conjunto infinito enumerable
 - ▶ $\lambda_a = \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_n = a \mid X_0 = b)$, vale decir, λ_a es definido como en el caso finito considerando un estado arbitrario $b \in \Omega$ (todos los puntos de partida dan el mismo resultado)

Existencia y unicidad de la distribución estacionaria: el caso general

Sea $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ una cadena de Markov irreducible, aperiódica y **donde cada estado es recurrente positivo**

- ▶ Y sea $\vec{\pi} \in [0, 1]^{|\Omega|}$ un vector tal que $\vec{\pi}[a] = \lambda_a$ para cada $a \in \Omega$, donde Ω es el conjunto de estados de $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$
 - ▶ Nótese que Ω puede ser un conjunto infinito enumerable
 - ▶ $\lambda_a = \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(X_n = a \mid X_0 = b)$, vale decir, λ_a es definido como en el caso finito considerando un estado arbitrario $b \in \Omega$ (todos los puntos de partida dan el mismo resultado)

Teorema

$\vec{\pi}$ es la única distribución estacionaria para $\{X_t\}_{t \in \mathbb{N}}$