

**Universidad Nacional de Rosario**

FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS, INGENIERÍA Y AGRIMENSURA

# PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA

## *Unidad 7*

Autor del resumen:

Charles Chaplin

Julio 2020

# Chapter 1

## Cadenas de Markov : Primeros pasos

### 1.1 Introduccion

Consideren un juego con un tablero que se base en 10 casillas cuadradas (numeradas 1-10) dispuestas en circulo. (Un Monopoly en miniatura.) Un jugador empieza en la casilla 1. A cada turno, el jugador tira un dado y se mueve alrededor del tablero las cantidad casillas que aparezca en la cara del dado. El jugador se sigue moviendo alrededor de las casillas de acuerdo a la tirada de dado (Esta garantizado que este no es un juego muy exitante...)

Ahora bien, sea  $X_k$  el numero de la casilla en el cual el jugador se encuentra luego de  $k$  movimientos, con  $X_0 = 1$ . Supongamos que el jugador obtiene las siguientes tiradas 2,1 y 4. Las primeras cuatro posiciones son:

$$(X_0, X_1, X_2, X_3) = (1, 3, 4, 8).$$

Dada esta informacion, ¿Qué podemos decir acerca de el próximo casillero ( $X_4$ ) que ocupara el jugador? A pesar de que sabemos el historial completo de tiradas del jugador, la única información relevante para predecir su posición en el futuro es la ubicación más reciente (en este caso  $X_3$ ). Ya que  $X_3 = 8$  entonces necesariamente  $X_4 \in A = \{9, 10, 1, 2, 3, 4\}$  y cada resultado posible tiene la misma probabilidad. Formalmente

$$\forall_{j \in A} P(X_4 = j | X_0 = 1, X_1 = 3, X_2 = 4, X_3 = 8) = P(X_4 = j | X_3 = 8) = \frac{1}{6}.$$

Dada la posición más actual del jugador  $X_3$ , su futura posición  $X_4$  es independiente del pasado de la historia  $X_0, X_1, X_2$ .

La secuencia de posiciones del jugador  $X_0, X_1, X_2, \dots$  es un proceso estocástico llamado **Cadena de Markov**. Este juego ilustra una muy importante propiedad de la cadena de Markov: **El futuro, dado el presente, es independiente del pasado**

**Cadena de Markov.** Sea  $S$  un conjunto discreto. Una cadena de Markov es una secuencia de variables aleatorias  $X_0, X_1, \dots$ , cuyos espacios muestrales son  $S$  con la siguiente propiedad: Dado  $n \geq 0$

$$\forall_{i,j \in S} P(X_{n+1} = j | X_0 = x_0, \dots, X_{n-1} = x_{n-1}, X_n = i) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$$

El conjunto  $S$  es el **Espacio de estados** de la cadena de Markov. Generalmente nos referimos a  $X_n = i$  como que la cadena visitó la posición  $i$  en  $n$  pasos.

Una cadena de Markov es **homogénea en el tiempo** si las probabilidades mencionadas anteriormente no dependen de  $n$ . Esto es

$$\forall_{n \geq 0} P(X_{n+1} = j | X_n = i) = P(X_1 = j | X_0 = i)$$

Dado que las probabilidades anteriores dependen solamente de  $i$  y  $j$ , pueden ser almacenadas en una matriz  $\mathbf{P}$  cuya  $ij$ -ésima entrada corresponde a  $P_{ij} = P(X_1 = j | X_0 = i)$ . A esta matriz se la llama **matriz de transición** o **matriz de Markov**, que contiene las probabilidades de moverse de un estado actual a cualquier otro (lo que se conoce como "probabilidad de un paso"). Si el espacio de estados tiene  $k$  elementos, entonces la matriz de transición tiene  $k \times k$ . Si el espacio de estados es infinito numerable, la matriz de transición es infinita.

Las entradas de todas las matrices de transición de Markov son no-negativas y cada fila suma 1,

$$\forall_{\text{fila } i} \sum_j P_{ij} = \sum_j P(X_1 = j | X_0 = i) = \sum_j \frac{P(X_1 = j, X_0 = i)}{P(X_0 = i)} = \frac{P(X_0 = i)}{P(X_0 = i)} = 1$$

#### Ejemplo p.42 Dobrow

**Matriz Estocástica.** Una matriz estocástica es una matriz cuadrada, que satisface:

1.  $\forall_{ij} P_{ij} \geq 0$
2. Para cada fila  $i$ ,  $\sum_j P_{ij} = 1$ .

#### Ejemplos p.42-52

## 1.2 Cálculos básicos

Una poderosa característica de las Cadenas de Markov es la habilidad de usar matrices para computar probabilidades. Para usar los métodos de matriz, consideramos a las distribuciones de probabilidades como vectores. Un vector de probabilidad es un vector de números no-negativos cuya suma es igual a 1. Generalmente se denotan con letras griegas en negrita, como por ejemplo  $\alpha$ ,  $\lambda$ ,  $y$   $\pi$ .

Supongamos que  $X$  es una variable aleatoria discreta con  $P(X=j) = \alpha_j$ , para  $j = 1, 2, \dots$ . Luego  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots)$  es un vector de probabilidad. Decimos que la distribución de  $X$  es  $\alpha$ .

Para el cálculo matricial identificaremos distribución de probabilidades discretas como vectores fila.

Para una cadena de Markov  $X_0, X_1, \dots$ , la distribución de  $X_0$  es llamada **distribución inicial de la cadena de Markov**. Si  $\alpha$  es la distribución inicial, entonces  $P(X_0=j)=\alpha_j$ , para toda  $j$ .

### 1.2.1 Probabilidad de transición en n pasos

Para los estados  $i$  y  $j$ , con  $n \geq 1$ ,  $P(X_n = j | X_0 = i)$  es la probabilidad de que la cadena que comenzó en  $i$  llegue a  $j$  en  $n$  pasos. La probabilidad de transición en  $n$  pasos puede ser acomodada en una matriz. La matriz cuya  $ij$ -ésima entrada es  $P(X_n = j | X_0 = i)$  es la matriz de transición en  $n$  pasos de la cadena de Markov. Por supuesto, para  $n=1$  es la usual matriz de transición  $P$ . Para  $n \geq 1$ , uno de los resultados centrales del cálculo de cadenas de Markov es que la matriz de transición en  $n$  pasos es precisamente  $P^n$ , la  $n$ -ésima potencia de  $P$ .

**D/ p.53**

**Matriz de transición en n pasos.** Sea  $X_0, X_1, \dots$ , una cadena de Markov con una matriz de transición  $P$ . La matriz  $P^n$  es la matriz de transición en  $n$  pasos de la cadena. Para  $n \geq 0$ ,

$$\forall_{ij} P_{ij}^n = P(X_n = j | X_0 = i)$$

**Observacion.** Note que  $P_{ij}^n = (P^n)_{ij}$ . No hay que confundirse con  $(P_{ij})^n$ . También note que  $P^0$  es la matriz identidad. Esto es

$$P_{ij}^0 = P(X_0 = j | X_0 = i) = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$$

**Ejemplos p.54-55**

### 1.2.2 Relación Chapman–Kolmogorov

Para  $m, n \geq 0$ , la identidad matricial  $P^{n+m} = P^m P^n$  nos da como resultado que

$$\forall_{i,j} P_{ij}^{n+m} = \sum_k P_{ik}^m P_{kj}^n$$

**D. p.55**

La interpretación probabilística es que realizando una transición desde  $i$  hacia  $j$  en  $m+n$  pasos es equivalente a transicionar desde  $i$  a algún estado  $k$  en  $m$  pasos y después transicionar desde este último estado a  $j$  en los restantes  $n$  pasos. Esto es conocido como **la relación Chapman-Kolmogorov**

### 1.2.3 Distribución de $X_n$

En general, una cadena de Markov  $X_0, X_1, \dots$ , no es una secuencia de variables aleatorias igualmente distribuidas. Para  $n \geq 1$ , la distribución marginal de  $X_n$  depende en el  $n$ -ésimo paso con su matriz de transición  $P^n$ , así como de la distribución inicial  $\alpha$ . Para obtener la función de probabilidad de  $X_n$ , dado que ocurre  $X_0$ ,

$$\forall_j P(X_n = j) = \sum_i P(X_n = j | X_0 = i) P(X_0 = i) = \sum_i P_{ij}^n \alpha_i.$$

La suma anterior puede ser interpretada como el producto punto del vector de probabilidad inicial  $\alpha$  con la  $j$ -ésima columna de  $P^n$ . Es decir, es el  $j$ -ésimo componente del vector-matriz resultante del producto  $\alpha P^n$

#### Ejemplo p.56

### 1.2.4 Presente, futuro y pasado más reciente

La propiedad de Markov dice que el pasado y el futuro son independientes dado el presente. También es verdad que el pasado y el futuro son independientes, dado el pasado más reciente

#### Propiedad de Markov

Sea  $X_0, X_1, \dots$  una cadena de Markov. Luego, para toda  $m < n$ ,

$$\begin{aligned} P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, \dots, X_{n-m-1} = i_{n-m-1}, X_{n-m} = i) \\ = P(X_{n+1} = j | X_{n-m} = i) = P(X_{m+1} = j | X_0 = i) = P_{ij}^{m+1} \end{aligned}$$

Para toda  $i, j, i_0, \dots, i_{m-n-1}, n \geq 0$

#### D. p.57

### 1.2.5 Distribución conjunta

La distribución marginal de una cadena de Markov está determinada por la distribución inicial  $\alpha$  y la matriz de transición  $P$ . De hecho,  $\alpha$  y  $P$  determinan todas las distribuciones conjuntas de una cadena de Markov, esto es, la probabilidad conjunta de cualquier subconjunto finito de  $X_0, X_1, \dots$ . En ese sentido, la distribución inicial y la matriz de transición dan una completa descripción probabilística de una cadena de Markov.

Para ilustrar consideremos una probabilidad conjunta arbitraria como:

$$P(X_5 = i, X_6 = j, X_9 = k, X_{17} = l), \text{ para algunos estados } i, j, k, l.$$

Para el evento previamente mencionado, la cadena se mueve a i en 5 pasos, luego a j en un paso, luego a k en tres pasos y luego a l en 8 pasos. Con una distribución inicial  $\alpha$ , la intuición nos dice que

$$P(X_5 = i, X_6 = j, X_9 = k, X_{17} = l) = (\alpha P^5)_i P_{ij} P_{jk}^3 P_{kl}^8.$$

Y de hecho, la probabilidad condicional, la propiedad de Markov y la homogeneidad del tiempo nos dan

$$\begin{aligned} & P(X_5 = i, X_6 = j, X_9 = k, X_{17} = l) \\ &= P(X_{17} = l | X_5 = i, X_6 = j, X_9 = k) P(X_9 = k | X_5 = i, X_6 = j) P(X_6 = j | X_5 = i) P(X_5 = i) \\ &= P(X_{17} = l | X_9 = k) P(X_9 = k | X_6 = j) P(X_6 = j | X_5 = i) P(X_5 = i) \\ &= P(X_8 = l | X_0 = k) P(X_3 = k | X_0 = j) P(X_1 = j | X_0 = i) P(X_5 = i) \\ &= P_{kl}^8 P_{jk}^3 P_{ij} (\alpha P^5)_i \end{aligned}$$

La probabilidad conjunta es obtenida apartir de la distribución inicial  $\alpha$  y la matriz de transición P. Para completitud, aquí dejamos la formula general

**Probabilidad conjunta** Sea  $X_0, X_1, \dots$ , una cadena de Markov con matriz de transición P y distribución inicial  $\alpha$ . Para todo  $0 \leq n_1 \leq n_2 \leq \dots \leq n_{k-1} \leq n_k$  y estados  $i_1, i_2, \dots, i_{k-1}, i_k$ ,

$$P(X_{n_1} = i_1, X_{n_2} = i_2, \dots, X_{n_k} = i_k) = (\alpha P^{n_1})_{i_1} (P^{n_2 - n_1})_{i_1 i_2} \dots (P^{n_k - n_{k-1}})_{i_{k-1} i_k}$$

### Ejemplo p.59

## 1.2.6 Comportamiento a largo plazo, la evidencia numérica

En cualquier proceso estocástico o determinista, el comportamiento a largo plazo del sistema es, muchas veces, de interés. Evidencia numérica sugiere que la potencia de una matriz converge a un límite. Lo que es más, las filas de esta matriz llevada al límite son iguales. El hecho de que las filas de una cierta matriz  $p^n, n \rightarrow \infty$  son iguales significa que la probabilidad de una potencia k en particular (para un k en el cual ya se puede observar esta propiedad), no depende del estado actual. Después de cierto tiempo, el estado inicial se diluye y no afecta a la distribución de la potencia de la matriz.

### Ejemplos. p59-65 y Simulaciones p.65-68

## Chapter 2

# Cadenas de Markov a largo plazo

### 2.1 Limitacion de la distribución

En muchos casos, una cadena de Markov presenta un comportamiento limitante a largos plazos. La cadena se decanta a una distribución equilibrada, la cual es independiente de su estado inicial.

#### Distribución límite.

Sea  $X_0, X_1, \dots$  una cadena de Markov con una matriz de transición  $P$ . Una distribución límite de la cadena de Markov es una distribución de probabilidad  $\lambda$  con la propiedad que

$$\forall_{i,j} \lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n = j) = \lambda_j$$

En otras palabras:

- (i) Para cualquier distribución inicial y para todo  $j$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n = j) = \lambda_j$$

- (ii) Para cualquier distribución inicial  $\lambda$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \alpha P^n = \lambda$$

- (iii) Sea  $\Lambda$  la matriz estocástica cuyas filas son iguales a  $\lambda$ .

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \Lambda$$

Interpretaremos  $\lambda_j$  como la probabilidad a largo plazo de que la cadena se encuentre en el estado  $j$ . Por la unicidad del límite, si una cadena de Markov tiene una distribución límite, entonces esta distribución es única. Un método rápido y sucio de verificar de que una distribución límite existe es aplicar grandes potencias a la matriz inicial hasta que de una de ellas se obtenga una matriz límite con filas iguales.

**Ejemplo p.77-78**

## 2.2 Proporción del tiempo en cada estado

La distribución límite nos presenta la probabilidad a plazos largos de que una cadena de Markov se encuentre en cada estado. También puede ser interpretada como la proporción del tiempo, a plazos largos, de la cadena visitando cada estado.

**Planteo y ejemplos p.78-80**

## 2.3 Distribución estacionaria

Es interesante considerar qué pasa si asignamos la matriz límite de una cadena de Markov a ser la distribución inicial de la cadena. **Planteo p. 80-81**

### **Distribución estacionaria.**

Sea  $X_0, X_1, \dots$  una cadena de Markov con una matriz de transición  $P$ . Una distribución estacionaria es una distribución de probabilidades  $\pi$  que satisface

$$\pi = \pi P.$$

Esto es

$$\forall_j \pi_j = \sum_i \pi_i P_{ij}$$

Si asumimos que una distribución estacionaria  $\pi$ , es la distribución inicial, entonces todas las  $X_n$  tienen la misma distribución:

$$\pi P^n = (\pi P) P^{n-1} = \pi P^{n-1} \dots = \pi P = \pi$$

Si la distribución inicial es una distribución estacionaria, entonces  $X_0, X_1, \dots$  es una secuencia de variables aleatorias idénticamente distribuidas. Esto no implica que las variables aleatorias son independientes. Al contrario, la estructura dependiente entre las variables aleatorias sucesivas en la cadena de Markov está gobernada por la matriz de transición independientemente de la distribución inicial.

Nos referimos a la cadena de Markov estacionaria o a la cadena de Markov en estado estacionario cuando la cadena alcanzó su distribución estacionaria. Si una cadena de Markov tiene una distribución límite entonces esa distribución es una distribución estacionaria.

Hay que tener en cuenta que hay cadenas de Markov con más de una distribución estacionaria, también aquellas que no tienen distribuciones límites y aquellas que tienen una única distribución estacionaria que no son distribuciones límites.



## 2.4 Matrices de transición regulares

Una matriz de transición  $P$  es llamada regular si alguna potencia de  $P$  es positiva. Esto es,  $P^n > 0$ , para algún  $n \geq 1$

### Ejemplo p.83

Si una matriz de transición de una cadena de Markov es regular, entonces la cadena tiene una distribución límite, la cual es la única distribución estacionaria de la cadena.

#### Teorema del límite para cadenas de Markov regulares.

Una cadena de Markov cuya matriz de transición  $P$  es regular tiene una distribución límite, la cual es única, positiva y distribución estacionaria de la cadena. Esto es, existe un vector de probabilidad único  $\pi > 0$ , tal que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{ij}^n = \pi_j$$

para todo  $i, j$  donde

$$\sum_i \pi_i P_{ij} = \pi_j$$

Equivalentemente, existe una matriz estocástica positiva  $\Pi$  tal que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \Pi$$

Donde  $\Pi$  tiene todas las filas iguales a  $\pi$  y  $\pi$  es el único vector de probabilidad que satisface

$$\pi P = \pi$$

### Ejemplo p.84

Una forma de decir si una matriz estocástica no es regular es que si para alguna potencia  $n$ , todos los 0s en  $P^n$  aparecen en los mismo lugares que todos los 0s en  $P^{n+1}$ , luego estos aparecerán en los mismos lugares para todas las potencias mayores, y la matriz no es regular.

### Ejemplo p.85

## 2.5 Buscando la distribución estacionaria.

Supongamos que  $\pi$  es una distribución estacionaria para una cadena de Markov con una matriz de transición  $P$ . Entonces,

$$\sum_i \pi_i P_{ij} = \pi_j, \text{ para todos los estados } j$$

Lo que nos da un sistema de ecuaciones lineales. Si  $P$  es una matriz  $k \times k$ , el sistema tiene  $k$  ecuaciones y  $k$  incógnitas. Ya que las filas de  $P$  suman 1, el sistema  $k \times k$  contendrá una ecuación redundante.

Para la cadena de dos estados general, con

$$P = \begin{pmatrix} 1-p & p \\ q & 1-q \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Las ecuaciones son

$$(1-p)\pi_1 + q\pi_2 = \pi_1$$

$$p\pi_1 + (1-q)\pi_2 = \pi_2$$

Las ecuaciones son redundantes y conducen a  $\pi_1 p = \pi_2 q$ . Si  $p$  y  $q$  son distintos a cero, entonces junto a la condición  $\pi_1 + \pi_2 = 1$ , la única solución es

$$\pi = \left( \frac{q}{p+q}, \frac{p}{p+q} \right)$$

### Ejemplo p.86

Una técnica útil para encontrar distribuciones estacionarias, la cual reduce el número de ecuaciones a resolver en uno. Esta técnica usa el hecho de que si  $x$  es un vector, no necesariamente un vector de probabilidad, que satisfaga  $xP=x$ , entonces  $(cx)P=cx$  para todas las constantes  $c$ . Si uno puede encontrar un vector  $x$  no negativo, que satisfaga  $xP=x$ , entonces un único vector de probabilidad  $\pi = cx$  puede ser obtenido a partir de una decisión apropiada de  $c$  de tal forma que las filas de  $cx$  sumen 1. En particular, sea  $c = \frac{1}{\sum_j x_j}$ , el recíproco de la suma de los componentes de  $x$

El sistema lineal  $\sum_i \pi_i P_{ij} = \pi_j$  sin la restricción  $\sum_i \pi_i = 1$ , tiene una ecuación redundante. Nuestro método de solución consiste en (i) eliminar la ecuación redundante y (ii) resolver el sistema resultante para  $x = (1, x_2, x_3, \dots)$ , donde la primer componente (o cualquier otra) es reemplazada por 1. Para una cadena de Markov con  $k$  estados, este método reduce el problema a resolver un sistema lineal  $(k-1) \times (k-1)$ .

Si la cadena original tenía una única distribución estacionaria, entonces el sistema lineal reducido tendrá una única solución, pero una la cual no es necesariamente un vector de probabilidad. Para hacerla vector de probabilidad cuyos componentes sumen 1, hay que dividir por la suma de los componentes. En otras palabras, la única distribución estacionaria es

$$\pi = \frac{1}{1 + x_2 + x_3 + \dots + x_k} (1, x_2, \dots, x_k)$$

### Ilustración y ejemplos p.87-90

## 2.6 Clases de comunicación

El comportamiento a largo plazo de una cadena de Markov está relacionada a cuan frecuentemente los estados son visitados. Aquí observaremos de cerca a la relación entre estados y cuan alcanzables, o accesibles, grupos de estados son entre sí.

Digamos que el estado  $j$  es **accesible** desde el estado  $i$  si  $P_{ij}^n > 0$ , para algún  $n \geq 0$ . Esto es, hay una probabilidad positiva de alcanzar  $j$  desde  $i$  en una cantidad finita de pasos. Los estados  $i$  y  $j$  se **comunican** si  $i$  es accesible desde  $j$  y  $j$  es accesible desde  $i$ . La **comunicación** es una relación de equivalencia, lo que significa que satisface las siguientes tres propiedades:

- a) **Reflexiva.** Todos los estados se comunican con sí mismos
- b) **Simétrica.** Si  $i$  se comunica con  $j$  entonces  $j$  se comunica con  $i$
- c) **Transitiva.** Si  $i$  se comunica con  $j$  y  $j$  se comunica con  $k$  entonces  $i$  se comunica con  $k$

**Observaciones.** La propiedad a) se debe a que  $P_{0ii} = P(X_0 = i | X_0 = i) = 1$ . La propiedad b) se debe a que la definición de comunicación es simétrica. Para la propiedad c), supongamos que  $i$  se comunica con  $j$  y que  $j$  se comunica con  $k$ . Entonces, existen  $n \geq 0$  y  $m \geq 0$  tal que  $P_{ij}^n > 0$  y  $P_{jk}^m > 0$ . Por lo tanto

$$P_{ik}^{n+m} = \sum_t P_{it}^n P_{tk}^m \geq P_{ij}^n P_{jk}^m > 0$$

Lo que nos da como resultado que  $k$  es accesible desde  $i$  e  $i$  es accesible desde  $k$

Dado que la comunicación es una relación de equivalencia el espacio de estados puede ser particionado en clases de equivalencias, llamadas **clases de comunicación**. Esto es, el espacio puede ser dividido entre subconjuntos disjuntos, en los cuales todos los estados pertenecientes a una clase están intercomunicados pero no se comunican con ningún estado fuera de la misma. Un grafo de transición modificado es una herramienta útil para encontrar las clases de comunicación de una cadena de Markov. Los vértices del grafo son los estados de la cadena. Una arista direccionada es dibujada entre  $i$  y  $j$  si  $P_{ij} > 0$ .

### Ejemplo p.95

**Irreducibilidad.** Cuando una cadena de Markov tiene una sola clase de comunicación, esta es **irreducible**.

### Ejemplo p.95

## 2.7 Recurrencia y transitoriedad

### Ejemplo ilustrador p.95-96

Dada una cadena de Markov  $X_0, X_1, \dots$ , y sea  $T_j = \min n > 0 : X_n = j$  la primera vez que la cadena se situa en el estado  $j$ . Si  $X_n \neq j$ , para toda  $n > 0$ , el conjunto  $T_j = \infty$ . Sea

$$f_j = P(T_j < \infty | X_0 = j)$$

la probabilidad de que la cadena que comienza en  $j$  eventualmente retorne a  $j$

**Estados de recurrencia y de transicion.** Un estado  $j$  es llamado recurrente si la cadena de Markov iniciada en  $j$  revisita  $j$ . Esto es,  $f_j = 1$ . Un estado  $k$  es llamado de transicion si hay una probabilidad positiva de que la cadena de Markov iniciada en  $k$  nunca retorne a  $k$ . Esto es,  $f_k < 1$ .

Si un estado es eventualmente revisitado o no está estrechamente relacionado con cuan seguido ese estado es visitado. Para la cadena que inicia en  $i$ , sea

$$I_n = \begin{cases} 1 & \text{si } X_n = j, \\ 0 & \text{si } X_n \neq j \end{cases},$$

para  $n \geq 0$ . Luego,  $\sum_{n=0}^{\infty} I_n$  es el número de visitas a  $j$ . El número esperado de visitas a  $j$  es

$$E\left(\sum_{n=0}^{\infty} I_n\right) = \sum_{n=0}^{\infty} E(I_n) = \sum_{n=0}^{\infty} P(X_n = j | X_0 = i) = \sum_{n=0}^{\infty} P_{ij}^n$$

donde la suma infinita puede divergir a  $\infty$ . Para la cadena iniciada en  $i$ , el número esperado de visitas a  $j$  es la  $ij$ -ésima entrada de la matriz  $\sum_{n=0}^{\infty} P^n$ .

Supongamos que  $j$  es recurrente. La cadena que inicia en  $j$  volvera eventualmente a visitar  $j$  con probabilidad 1. Una vez que alcance 1, la cadena comienza denuevo y se comporta como una nueva version de la cadena que comienza en  $j$ . Decimos que la cadena de Markov se **regenera** asi misma. (Este comportamiento intuitivo se conoce como la propiedad fuerte de Markov.) Desde  $j$ , la cadena re-visitara  $j$  denuevo, con probabilidad 1, y asi sucesivamente. A esto le sigue que  $j$  sera revisitada una cantidad infinita de veces y

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}^n = \infty.$$

Por otro lado, supongamos que  $j$  es de transicion. Comenzando en  $j$ , la probabilidad de eventualmente alcanzar  $j$  denuevo es  $f_j$ , y la probabilidad de nunca alcanzar  $j$  es  $1-f_j$ . Si la cadena alcanza  $j$ , el evento que volvera eventualmente a visitar  $j$  es independiente de la historia pasada. A esto le sigue que la secuencia de visitas sucesivas a  $j$  se comporta como una secuencia de tiradas de moneda independientes e igualmente distribuidas donde cara ocurre si se llega eventualmente a  $j$  y cruz ocurre si  $j$  nunca es alcanzada denuevo. El numero de veces que  $j$  es alcanzada es el numero de tiradas de moneda hasta que cruz ocurra, el cual tiene una distribucion geometrica con parametro  $1-f_j$ . Asi, el numero esperado de visitas a  $j$  es  $\frac{1}{1-f_j}$  y

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}^n = \frac{1}{1-f_j} < \infty.$$

En particular un estado de transicion sera visitado solo un numero finito de veces.

### Recurrencia y transitividad

(i) El estado  $j$  es recurrente si y solo si

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}^n = \infty.$$

(ii) El estado  $j$  es de transición si y solo si

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}^n < \infty.$$

Supongamos que  $j$  es recurrente y accesible desde  $i$ . Como la cadena empezó en  $i$  hay una probabilidad positiva de alcanzar  $j$ . Y desde  $j$ , el número esperado de visitas a  $j$  es infinito. A esto le sigue que el número esperado de visitas a  $j$  para la cadena iniciada en  $i$  es también infinito y así

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{ij}^n = \infty.$$

Supongamos que  $j$  es de transición y accesible desde  $i$ . Por un argumento similar el número de visitas a  $j$  para la cadena iniciada en  $i$  es finita y así

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{ij}^n < \infty.$$

desde el cual le sigue que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{ij}^n = 0.$$

**La probabilidad a largo plazo de que una cadena de Markov eventualmente se pose sobre un estado de transición es 0.**

**Recurrencia y transitoriedad son propiedades de clase** Los estados de una clase de comunicación son todos recurrentes o todos de transición.

**D/p.99**

**Corolario.** Para una cadena de Markov finita e irreducible, todos los estados son recurrentes.

**D/p.99**

### Ejemplo p.100-101

The states of a communication class are either all recurrent or all transient