Demostrações dos resultados de convergência e estacionariedade para cadeias finitas (com finitos estados).

1 Convergência $P^n \to \Pi$ para P > 0

Vamos demonstrar de modo elementar

Teorema 1. Se P é matriz estocástico positiva, isto é $p_{ij} > 0$ $(\forall i, j)$, então $\lim_{n\to\infty} P^n$ existe e é uma matriz estocástica com linhas iguais a um vetor-linha invariante π

$$\lim_{n\to\infty}P^n=\mathbf{1}\pi$$

onde 1 é o vetor-coluna de uns e π é a única distribuição invariante (posto geométrico 1).

Para a demonstração usaremos o seguinte resultado:

Proposição 2. Seja $P = (p_{i,j})$ uma matriz estocástica com todags as entradas positivas e defina

$$\varepsilon \coloneqq \min_{i,j} \{ p_{i,j} \} > 0.$$

 $Seja c = (c_i) um vetor coluna qualquer e defina$

$$m_0 = \min_i c_i, \qquad M_0 = \max_i c_i,$$

$$m_1 = \min P \mathsf{c}, \qquad M_1 = \max P \mathsf{c}.$$

Então valem

$$m_1 > m_0$$
, $M_1 < M_0$, $e M_1 - m_1 \le (1 - 2\varepsilon)(M_0 - m_0)$.

Demonstração. Se $M_0=m_0$ então **c** é constante P**c** = **c**, de modo que $m_1=m_0$, $M_1=M_0$ e todas as desigualdades desejadas são triviais. Assim suponha $M_0>m_0$.

Escolha um índice j_0 tal que $c_{j_0}=M_0$ e um índice j_1 tal que $c_{j_1}=m_0$. Defina os vetores auxiliares

$$c' \coloneqq (c'_i), \quad c'_i = \begin{cases} M_0, & i = j_0, \\ m_0, & i \neq j_0, \end{cases} \qquad c'' \coloneqq (c''_i), \quad c''_i = \begin{cases} m_0, & i = j_1, \\ M_0, & i \neq j_1. \end{cases}$$

Pelo modo como foram construídos, tem-se, coordenada a coordenada,

$$c' < c < c''$$
.

Como P tem entradas não-negativas, a multiplicação por P preserva a ordem coordenada a coordenada, logo

$$Pc' \leq Pc \leq Pc''$$
.

Para i fixo, calculamos

$$(Pc')_i = \sum_j p_{i,j}c'_j = m_0 \sum_{j \neq j_0} p_{i,j} + M_0 p_{i,j_0} = m_0 + p_{i,j_0}(M_0 - m_0).$$

Como $p_{i,j_0} \geq \varepsilon$ para todo i, obtemos

$$(Pc')_i \ge m_0 + \varepsilon (M_0 - m_0),$$

para todo i. Portanto,

$$m_1 = \min_i (Pc)_i \ge \min_i (Pc')_i \ge m_0 + \varepsilon (M_0 - m_0).$$

Analogamente,

$$(Pc'')_i = M_0 - p_{i,j_1}(M_0 - m_0) \le M_0 - \varepsilon(M_0 - m_0),$$

para todo i, e daí

$$M_1 = \max_i (Pc)_i \le \max_i (Pc'')_i \le M_0 - \varepsilon (M_0 - m_0).$$

Subtraindo as duas estimativas, segue

$$M_1 - m_1 \le (M_0 - \varepsilon(M_0 - m_0)) - (m_0 + \varepsilon(M_0 - m_0)) = (1 - 2\varepsilon)(M_0 - m_0),$$

concluindo a prova.

Demonstração do teorema Seja $\varepsilon = \min_{i,j} p_{ij} > 0$. Fixe uma coluna $j \in \{1, ..., n\}$ e ponha \mathbf{e}_j o vetor canônico. Defina

$$a_k := \min_i (P^k e_j)_i, \qquad b_k := \max_i (P^k e_j)_i.$$

Pela proposição anterior temos, para todo k,

$$a_{k+1} \ge a_k$$
, $b_{k+1} \le b_k$, $b_{k+1} - a_{k+1} \le (1 - 2\varepsilon)(b_k - a_k)$.

Como $b_0 - a_0 = 1$ segue $b_k - a_k \le (1 - 2\varepsilon)^k \to 0$, e portanto a_k e b_k convergem para o mesmo limite π_i . Para $k \ge 1$, a positividade de P implica $(P^k \mathbf{e}_i)_i > 0$ para todo i, logo $0 < \pi_i < 1$.

Isso mostra que a j-ésima coluna de P^k converge para o vetor constante $\pi_j \mathbf{1}$. Como isso vale para todo j, existe a matriz limite

$$\lim_{k \to \infty} P^k = Q = \mathbf{1} \,\pi,$$

onde $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_n)$ é a linha formada pelos limites das colunas. Cada linha de Q soma 1 (passando ao limite das linhas de P^k), portanto $\sum_j \pi_j = 1$.

Passando ao limite em $P^{k+1} = P^k P$ obtemos Q = QP. Escrevgendo $Q = \mathbf{1}\pi$ obtemos $\mathbf{1}(\pi P) = \mathbf{1}\pi$, isto é, $\mathbf{1}(\pi P - \pi) = 0$, o que implica $\pi P = \pi$. Assim π é uma distribuição invariante. Se ν fosse outra distribuição invariante, então $\nu = \nu P^k \to \nu Q = \nu(\mathbf{1}\pi) = (\nu \mathbf{1})\pi = \pi$, logo $\nu = \pi$ e a invariante é única. Isto conclui a prova.

Lema 3. Seja P a matriz de transição de uma passeio aleatório aperiódico. Existe um natural t_0 tal que para todo i, vale $p_{i,i}^{(t)} > 0$ para todo $t \ge t_0$.

Demonstração. Observemos que para cada vértice i o conjunto $\mathcal{T}(i)$ é fechado para a adição pois, como vimos acima, na prova da proposição, se $a,b \in \mathcal{T}(i)$ então $p_{i,i}^{(a+b)} > 0$.

Sejam $m_1, m_2, \ldots, m_k \in R_i$ tais que $\operatorname{mdc}(m_1, m_2, \ldots, m_k) = 1$, os quais existem pela hipótese de aperiodicidade e definição de mdc. Pelo teorema de Bézout (apêndice ??) existem inteiros positivos $x_1, \ldots, x_{k^+}, y_1, \ldots, y_{k^-}$, onde $k^+ + k^- = k$ e tais que

$$1 = (m_1x_1 + m_2x_2 + \dots + m_{k^+}x_{k^+}) - (m_1y_1 + m_2y_2 + \dots + m_{k^-}y_{k^-})$$

que reescrevemos como 1 = M - N onde $M = \sum_j m_j x_j$ e $N = \sum_j m_j y_j$.

Pelo fechamento para a soma em $\mathcal{T}(i)$, temos $M, N \in \mathcal{T}(i)$.

Consideremos um inteiro m grande, $m \ge NM$ basta. A divisão inteira de m por N deixa

resto $r \in \{0, 1, \dots, N-1\}$, donde m = qN + r. Ainda,

$$0, M, 2M, 3M, \ldots, (N-1)M$$

é uma sequência de N números cujos restos da divisão por N devem ser todos distintos, portanto, um deles deixa resto r, ou seja, aM = q'N + r para algum $a \in \{0, 1, 2, ..., N-1\}$. De aM = q'N + r tiramos r = aM - q'N e substituindo na divisão de m por N, obtemos

$$m = (q - q')N + aM.$$

Como $M, N \in \mathcal{T}(i)$, por fechamento para a soma $(q-q')N, aM \in \mathcal{T}(i)$ e $(q-q')N+aM \in \mathcal{T}(i)$. Note que de m > aM (pois $a \in \{0, ..., N-1\}$) temos q > q de modo que q - q' > 0. Com isso concluímos que todo $m \in \mathbb{Z}_+$ suficientemente grande pertence a $\mathcal{T}(i)$.

Podemos, então, garantir que para todo vértice i, existe $m(i) \in \mathbb{Z}_+$ tal que $m \in \mathcal{T}(i)$ para todo $m \geq m(i)$. Para fechar a prova do lema basta tomar $t_0 = \max_i \{ m(i) \}$, pois o conjunto de vértices é finito.

Corolário 4. Seja P a matriz de transição de uma passeio aleatório irredutível e aperiódico. Existe um inteiro positivo t_0 tal que para todos i, j vale $p_{i,j}^{(t)} > 0$ para todo $t \ge t_0$.

Demonstração. Do lema acima, podemos garantir que para todo vértice v, existe $m(v) \in \mathbb{Z}_+$ tal que $m \in \mathcal{T}(v)$ para todo $m \geqslant m(v)$.

Sejam $j \neq i$ vértices e $m(i,j) \in \mathbb{Z}_+$ tal que $p_{i,j}^{(m(i,j))} > 0$, que existe pela irredutibilidade. Fazendo M(i,j) := m(i) + m(i,j) temos para todo $t \geqslant M(i,j)$

$$p_{i,j}^{(t)} \geqslant p_{i,i}^{(t-m(i,j))} p_{i,j}^{(m(i,j))} > 0$$

pois $t - m(i, j) \ge m(i)$. Finalmente, basta tomar $t_0 = \max_i \{ m(i) + \max_j M(i, j) \}$.

Corolário 5. Para toda cadeia de Markov $(X_n)_n$ finita, irredutível e aperiódica, com matriz de transição P e distribuição inicial λ , a distribuição λP^n converge para uma única distribuição estacionária.

Demonstração. Seja $k \in \mathbb{N}$ tal que $P^k > 0$.

$$\lim_{n\to\infty} P^n = \lim_{n\to\infty} P^{k+n} = \mathbf{1}\pi.$$

portanto

$$\lim_{n\to\infty} \lambda P^n = \lambda \mathbf{1}\pi = \pi.$$

2 Fórmula de Kac para cadeias finitas

Abaixo $\mathbb{E}_i[T_j] = \mathbb{E}[T_j \mid X_0 = i]$

Teorema 6. Seja $(X_n)_{n\geq 0}$ uma cadeia de Markov irredutível em um espaço de estados finito $S = \{1, 2, ..., n\}$, com matriz de transição $P = (p_{ij})$ e vetor invariante $\pi = (\pi_1, ..., \pi_n)$.

Para cada estado $j \in S$, sejam

$$T_j^+ = \inf\{n \ge 1 : X_n = j\}$$
 $T_j = \inf\{n \ge 0 : X_n = j\}$

tempos de primeiro retorno a j. Então o tempo médio de retorno a j satisfaz

$$\mathbb{E}_j[T_j^+] = \frac{1}{\pi_j}.$$

Demonstração. Seja $P = (p_{i,k})_{i,k \in S}$ a matriz de transição e $\pi = (\pi_i)_{i \in S}$ uma distribuição invariante (assumimos $\pi_j > 0$; vale automaticamente se a cadeia for finita e irredutível). Para $i \neq j$, condicionando no primeiro passo

$$m_{i,j} = \mathbb{E}_i[T_j] = 1 + \sum_{k \in S} p_{i,k} \, m_{k,j}.$$

Para i=j, usamos T_{i}^{+} (primeiro retorno) e obtemos, de modo análogo,

$$m_j = \mathbb{E}_j[T_j^+] = 1 + \sum_{k \in S} p_{j,k} m_{k,j}.$$

Unificando ambas as fórmulas com o delta de Kronecker $\delta_{i,j}$ (lembrando que $m_{j,j}=0$), temos, para todo $i \in S$,

$$m_{i,j} + \delta_{i,j} m_j = 1 + \sum_{k \in S} p_{i,k} m_{k,j}.$$
 (*)

Multiplicando (*) por π_i e somando em i, obtemos:

$$\sum_{i \in S} \pi_i m_{i,j} + \pi_j m_j = \sum_{i \in S} \pi_i + \sum_{i \in S} \sum_{k \in S} \pi_i p_{i,k} m_{k,j}.$$

Como $\sum_i \pi_i = 1$ e, pela invariância, $\sum_i \pi_i p_{i,k} = \pi_k$, a última soma fica

$$\sum_{k \in S} \pi_k \, m_{k,j}.$$

Assim,

$$\sum_{i \in S} \pi_i m_{i,j} + \pi_j m_j = 1 + \sum_{k \in S} \pi_k m_{k,j}.$$

Os termos $\sum_i \pi_i m_{i,j}$ e $\sum_k \pi_k m_{k,j}$ são idênticos e cancelam-se, restando

$$\pi_j m_j = 1.$$

Portanto,

$$m_j = \mathbb{E}_j[T_j^+] = \frac{1}{\pi_j},$$

que é exatamente a fórmula desejada.

Corolário 7. Se $(X_n)_{n\geq 0}$ é uma cadeia de Markov irredutível e aperiódica em um espaço de estados finito com matriz de transição $P=(p_{ij})$ então

$$p_{ij}^n \xrightarrow[n \to \infty]{} \pi_j = \frac{1}{m_i}$$

para todo estado j. Ademais, o vetor $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_n)$ é invariante.

Resumindo A cadeia "esquece" o ponto de partida; o comportamento a longo prazo é governado por π ; a fração do tempo em que o processo está em cada estado tende a π_i .

3 Teorema ergódico

O termo ergodicidade vem da mecânica estatística (Boltzmann, finais do século XIX). A hipótese ergódica afirmava, informalmente, que: ao longo do tempo, um sistema físico isolado passa por todos os estados compatíveis com sua energia com igual frequência. Matematicamente, isso significa que:

Médias temporais = Médias espaciais (ou de ensemble)

ou seja, para uma função f que mede alguma grandeza do sistema

$$\lim_{n \to \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f(X_k) = \sum_{i \in S} \pi_i f(i)$$
média temporal observada média teórica estacionária

Esse é exatamente o conteúdo do **Teorema Ergódico**: a média ao longo do tempo (na trajetória) coincide com a média segundo a distribuição estacionária (no espaço de estados). Um processo é ergódico se, observando-o por tempo suficientemente longo, obtém-se a mesma estatística que se veria olhando a distribuição estacionária. Em outras palavras:

- Mistura: perde a memória do início;
- Estabiliza: tem uma distribuição limite;
- Representatividade: uma trajetória longa contém informação sobre todo o sistema.

Este é o fundamento da mecânica estatística: pode-se substituir uma média no tempo (experimental) por uma média sobre o ensemble (teórica). Em linguagem de cadeias de Markov o ensemble corresponde à distribuição estacionária π ; a média temporal $\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f(X_k)$ converge quase certamente para $\mathbb{E}_{\pi}[f(X)] = \sum_{x} f(x) \pi(x)$, que é a média de ensemble.

Imagine um gás em uma caixa. Você pode:

- seguir uma única molécula por muito tempo (média temporal), ou
- tirar uma "foto" instantânea de milhares de moléculas (média de ensemble).

Se o sistema é ergódico, as duas descrições dão o mesmo resultado estatístico.

Teorema Ergódico para cadeias finitas, irredutíveis e aperiódicas

Seja $(X_n)_{n\geq 0}$ uma cadeia de Markov com matriz de transição $P=(p_{ij})$ em um espaço de estados finito S. Suponha que a cadeia é irredutível e aperiódica. Então:

(1) Existência e unicidade da distribuição estacionária Existe uma única distribuição de probabilidade $\pi = (\pi_i)_{i \in S}$ tal que

$$\pi P = \pi, \qquad \sum_{i \in S} \pi_i = 1.$$

(2) Convergência em distribuição Para todo estado inicial $i \in S$, tem-se que a distribuição do estado X_n converge para a distribuição estacionária, independentemente do estado inicial:

$$\lim_{n \to \infty} p_{i,j}^n = \pi_j = \frac{1}{m_i}, \quad \forall j \in S$$

onde m_j é o tempo médio de retorno ao estado j.

(3) Lei dos Grandes Números ergódica Para qualquer função limitada $f: S \to \mathbb{R}$, o tempo médio gasto em cada estado converge quase certamente para a média com respeito à distribuição estacionária:

$$\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f(X_k) \xrightarrow[n \to \infty]{q.c.} \sum_{i \in S} \pi_i f(i).$$

Demonstração da LGN. Escolha um estado fixo $r \in S$. Como a cadeia é irredutível em conjunto finito, o estado r tem tempo de retorno com esperança finita; seja

$$T_r^+ = \inf\{n \ge 1 : X_n = r\}, \qquad m_r = \mathbb{E}[T_r^+ \mid X_0 = r] < \infty.$$

(Pela fórmula de Kac, $m_r = 1/\pi_r$.)

Defina as épocas de retorno sucessivas (épocas de regeneração)

$$\tau_0 = 0, \qquad \tau_1 = T_r^+, \qquad \tau_{k+1} = \inf\{n > \tau_k : X_n = r\} \quad (k \ge 1).$$

Para cada $k \ge 1$ considere o k-ésimo ciclo

$$C_k = (X_{\tau_{k-1}}, X_{\tau_{k-1}+1}, \dots, X_{\tau_k-1})$$

e defina a duração e a soma de f nesse ciclo por

$$\xi_k := \tau_k - \tau_{k-1}, \qquad S_k := \sum_{n=\tau_{k-1}}^{\tau_k - 1} f(X_n).$$

Pela Propriedade Forte de Markov, os pares $(\xi_k, S_k)_k$ são i.i.d. quando a cadeia é iniciada em r. Como f é limitada, temos

$$\mathbb{E}[|S_1| \mid X_0 = r] \le ||f||_{\infty} \, \mathbb{E}[\xi_1 \mid X_0 = r] < \infty.$$

Para $n \ge 1$ seja

$$N(n) = \max\{k : \tau_k \le n\}$$

o número de ciclos completos até tempo n. Então

$$\sum_{k=0}^{n-1} f(X_k) = \sum_{j=1}^{N(n)} S_j + R_n,$$

onde R_n é o resto (a soma de f sobre a porção incompleta entre $\tau_{N(n)}$ e n-1). Temos a cota trivial

$$|R_n| \le ||f||_{\infty} (\tau_{N(n)+1} - \tau_{N(n)}) = ||f||_{\infty} \xi_{N(n)+1}.$$

Aplicando a Lei Forte dos Grandes Números às sequências i.i.d. (S_j) e (ξ_j) , obtemos quase certamente:

$$\frac{1}{N(n)} \sum_{j=1}^{N(n)} S_j \xrightarrow[N(n) \to \infty]{} \mathbb{E}[S_1 \mid X_0 = r], \qquad \frac{1}{N(n)} \sum_{j=1}^{N(n)} \xi_j = \frac{\tau_{N(n)}}{N(n)} \xrightarrow[N(n) \to \infty]{} \mathbb{E}[\xi_1 \mid X_0 = r] = m_r.$$

Dividindo as duas convergências (e lembrando que $N(n) \to \infty$ quase certamente quando $n \to \infty$) segue

$$\frac{\sum_{j=1}^{N(n)} S_j}{\tau_{N(n)}} \xrightarrow[n \to \infty]{\text{a.s.}} \frac{\mathbb{E}[S_1 \mid X_0 = r]}{m_r}.$$

Como $\tau_{N(n)} \leq n < \tau_{N(n)+1},$ tem-se $\tau_{N(n)}/n \to 1,$ e portanto

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{N(n)} S_j = \frac{\sum_{j=1}^{N(n)} S_j}{\tau_{N(n)}} \cdot \frac{\tau_{N(n)}}{n} \xrightarrow[n \to \infty]{\text{a.s.}} \frac{\mathbb{E}[S_1] \mid X_0 = r}{m_r}.$$

O resto satisfaz

$$\frac{|R_n|}{n} \le ||f||_{\infty} \frac{\xi_{N(n)+1}}{n} \le ||f||_{\infty} \frac{\xi_{N(n)+1}}{\tau_{N(n)}} \cdot \frac{\tau_{N(n)}}{n} \xrightarrow[n \to \infty]{\text{a.s.}} 0,$$

pois $\tau_{N(n)} \to \infty$ a.s. e $\xi_{N(n)+1}$ tem distribuição fixa com esperança finita. Assim

$$\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} f(X_k) \xrightarrow[n \to \infty]{\text{a.s.}} \frac{\mathbb{E}[S_1 \mid X_0 = r]}{m_r}.$$

Finalmente, identificamos a razão com a média estacionária: escrevendo

$$\mathbb{E}[S_1 \mid X_0 = r] = \sum_{i \in S} f(i) \, \mathbb{E}\left[\sum_{n=0}^{\tau_1 - 1} \mathbf{1}_{\{X_n = i\}} \mid X_0 = r\right],$$

a quantidade $\mathbb{E}[\sum_{n=0}^{\tau_1-1} \mathbf{1}_{\{X_n=i\}} \mid X_0 = r]$ é o número médio de visitas a i em um ciclo, e dividida pela duração média do ciclo m_r fornece a fração de tempo média gasta em i, que por Kac é exatamente π_i . Portanto

$$\frac{\mathbb{E}[S_1 \mid X_0 = r]}{m_r} = \sum_{i \in S} f(i) \, \pi_i,$$

concluindo a prova. \Box