

Tor vergata
Laurea magistrale in Informatica
Calcolo delle Probabilità 2
A.A. 2018-2019

Lezione 23 del 12/06/2019
Dinamica per code Markoviane Infinite

Leonardo Tamiano

Contents

1	Funzione di transizione P_t per coda $M M \infty$	2
----------	--	----------

1 Funzione di transizione P_t per coda $M|M|\infty$

Data una coda $M|M|\infty$ è possibile calcolare la funzione di transizione P_t senza utilizzare le equazioni di Kolmogorov. In particolare vogliamo mostrare che, per ogni $i, j \in \mathbb{N}$, abbiamo il seguente risultato

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p_{i,j}(t) = \frac{\binom{\lambda}{\mu}^j}{j!} e^{-\frac{\lambda}{\mu}}$$

Proof. Sia $X(t) := \#$ clienti nella coda al tempo t . Possiamo esprimere $X(t)$ come una somma di due v.a.. Infatti, definendo $X^{(1)}(t)$ come la v.a. che conta il numero di clienti nel servizio al tempo t già presenti al tempo 0, e con $X^{(2)}(t)$ la v.a. che conta il numero di clienti arrivati al servizio in un tempo $(0, t]$ e ancora al servizio al tempo t , notiamo che vale la seguente

$$X(t) = X^{(1)}(t) + X^{(2)}(t)$$

Ma allora possiamo esprimere $p_{i,j}(t)$ nel seguente modo

$$\begin{aligned} p_{i,j}(t) &= P(X(t) = j | X(0) = i) \\ &= P_i\left(\bigcup_{k=0}^{i \wedge j} (X^{(1)}(t) = k, X^{(2)}(t) = j - k)\right) \\ &= \sum_{k=0}^{i \wedge j} P_i(X^{(1)}(t) = k, X^{(2)}(t) = j - k) \end{aligned}$$

Definiamo poi $p_t^{(1)}$ come la probabilità che un cliente di tipo (1) sia ancora in servizio al tempo t . Notiamo che dato che il tempo di attesa al servizio segue una legge esponenziale di parametro μ , abbiamo che

$$p_t^{(1)} = e^{-\mu t} = 1 - F_{Exp(\mu)}(t)$$

Ma allora la v.a. $X^{(1)}(t)$ è una binomiale di parametri $(i, p_t^{(1)})$. Possiamo quindi scrivere

$$\begin{aligned} P_i(X^{(1)}(t) = k) &= P(Bin(i, p_t^{(1)}) = k) \\ &= \binom{i}{k} (p_t^{(1)})^k (1 - p_t^{(1)})^{i-k} \end{aligned}$$

Per $X^{(2)}(t)$ invece, definiamo sempre $p_t^{(2)}$ come la probabilità che un cliente di tipo (2) sia ancora in servizio al tempo t . Andiamo quindi ad eseguire la sostituzione $n := j - k$ e, denotando con $N(t)$ il numero di clienti che sono arrivati al servizio nel tempo $(0, t]$, utilizzando la formula delle probabilità totali otteniamo il seguente risultato

$$\begin{aligned} P_i(X^{(2)}(t) = k) &= \sum_{h \geq n} P_i(X^{(2)}(t) = n | N(t) = h) \cdot P(N(t) = h) \\ &= \sum_{h \geq n} P(Bin(h, p_t^{(2)}) = n) \cdot \frac{(\lambda t)^h}{h!} e^{-\lambda t} \end{aligned}$$

Notiamo però che $p_t^{(2)} \neq p_t^{(1)}$, infatti, se indichiamo con τ il tempo di ingresso di un cliente che entra nel servizio in $(0, t]$, abbiamo che

$$p_t^{(2)} = \int_{-\infty}^{\infty} P(\text{il client sia al servizio al tempo } t \mid \tau = s) \cdot f_{\tau}(s) ds$$

A questo punto ricordiamo che, condizionatamente al numero di arrivi di un Poisson in $[0, t]$, i tempi di arrivo sono v.a. uniformi in $[0, t]$. In particolare quindi, se sappiamo che $N_t = h$, allora i tempi di arrivo S_1, S_2, \dots, S_h sono v.a. uniformi in $[0, t]$. Ma allora, dato che τ è un tempo di arrivo, la sua densità è la densità di una v.a. uniforme in $[0, t]$. Otteniamo quindi il seguente

$$\begin{aligned} p_t^{(2)} &= \int_{-\infty}^{\infty} P(\text{il client sia al servizio al tempo } t \mid \tau = s) \cdot f_{\tau}(s) ds \\ &= \int_0^t P(\text{il client sia al servizio al tempo } t \mid \tau = s) \cdot \frac{1}{t} ds \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\mu(t-s)} \cdot \frac{1}{t} ds \\ &= \frac{1 - e^{-\mu t}}{\mu t} \end{aligned}$$

Sostituendo nella formula di prima troviamo dunque

$$\begin{aligned} P(X^{(2)}(t) = n) &= \sum_{h \geq n} \binom{h}{n} \cdot (p_t^{(2)})^n (1 - p_t^{(2)})^{h-n} \cdot \frac{(\lambda t)^h}{h!} e^{-\lambda t} \\ &= e^{-\lambda t} (\lambda t)^n (p_t^{(2)})^n \sum_{h \geq n} \frac{(1 - p_t^{(2)})^{h-n} (\lambda t)^{h-n}}{(h-n)!} \\ &= e^{-\lambda t} (\lambda t)^n (p_t^{(2)})^n \cdot e^{(1-p_t^{(2)})\lambda t} \end{aligned}$$

Mettendo tutto insieme troviamo

$$p_{i,j}(t) = \sum_{k=0}^{i \wedge j} \binom{i}{k} e^{-k\mu t} (1 - e^{-\lambda t})^{i-k} \cdot \frac{[(\lambda t) \left(\frac{1 - e^{-\mu t}}{\mu t} \right)]^{j-k}}{j-k!} e^{-\frac{1 - e^{-\mu t}}{\mu t} \lambda t}$$

Ora, andando a fare il limite per $t \rightarrow \infty$ di $p_{i,j}(t)$ notiamo che il termine $e^{-k\mu t}$ tende a 0, e quindi tutti i termini, tranne il termine per $k = 0$, vengono annullati. L'unico termine che rimane quindi è l'addendo della somma ottenuto sostituendo all'espressione $k = 0$. Troviamo quindi

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p_{i,j}(t) = \frac{\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^j}{j!} e^{-\frac{\lambda}{\mu}} \sim \text{Poiss}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)$$

Dunque una coda $M|M|\infty$ è *ergodica*, e la sua legge limite è una poissoniana di parametro λ/μ . \square

Osservazione 1.1. Notiamo che abbiamo ottenuto un risultato simile nello studio di una coda a 2 sportelli. Infatti avevamo dimostrato che il numero di clienti in media al tempo t , se $t \gg 1$, non dipendeva dal tempo t . In particolare infatti se abbiamo una coda $M|G|\infty$ in cui T è la v.a. che tiene conto del tempo di attesa per il servizio, abbiamo che, per $t \gg 1$, vale

$$X_t \sim_P \text{ois}(\lambda \mathbb{E}[T]).$$

Nel caso di code di Markov $M|M|\infty$, in cui il tempo di attesa per il servizio è di legge esponenziale di parametro μ , abbiamo che $\mathbb{E}[T] = 1/\mu$.

Infine, notiamo che tale risultato è molto simile al concetto di ergodicità per catene di Markov discrete.