

## 17.1 Problema del consensus: analisi *worst-case*

Ci si pone ora l'obiettivo di trovare delle condizioni sulle matrici  $P(t)$  che garantiscano di arrivare comunque al *consensus*. Si consideri il sistema

$$x(t+1) = P(t)x(t) \quad (17.1)$$

dove  $P(t)$  sono matrici stocastiche tempo-varianti. Lo stato ad un preciso istante  $t$  è funzione dello stato iniziale  $x(0)$  attraverso la relazione

$$x(t) = P(t-1) \dots P(0) x(0)$$

e la condizione di convergenza (*consensus*) diviene

$$x(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \alpha \mathbb{1} \quad \text{se} \quad P(t-1) \dots P(0) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \mathbb{1} q^T \quad (17.2)$$

È lecito a questo punto porsi le seguenti domande:

- 1) come si traduce in termini di  $P(t)$  la condizione (17.2)?
- 2) come è determinato il vettore  $q$ ?

Sia  $\{\mathbb{1}, v_1, \dots, v_{n-1}\}$  una base generica di  $\mathbb{R}^n$ , e sia  $T = [\mathbb{1} \ v_1 \ \dots \ v_{n-1}]$  la corrispondente matrice di cambiamento di base. È possibile riscrivere la matrice  $P$  nella nuova base come

$$T^{-1}P(t)T = \left[ \begin{array}{c|c} 1 & 0 \\ \hline 0 & \tilde{P}(t) \end{array} \right],$$

dove  $\tilde{P} \in \mathbb{R}^{(n-1) \times (n-1)}$  ed 1 è l'autovalore relativo all'autovettore  $\mathbb{1}$  (la matrice  $P$  è stocastica). Si noti che se  $x(t) \in \langle v_1, \dots, v_{n-1} \rangle \triangleq V$ , allora  $x(t+1) = P(t)x(t) \in V$ , e quindi  $V$  è un insieme invariante dello stato. Per raggiungere il *consensus* bisogna che l'evoluzione dello stato a regime sia determinata soltanto dall'autovettore  $\mathbb{1}$ , che equivale a richiedere che il prodotto delle matrici  $\tilde{P}(t) \dots \tilde{P}(0) \rightarrow 0$ , ovvero sia strettamente stabile. Non è banale trovare delle condizioni necessarie e sufficienti riguardanti questo problema: infatti è noto che matrici  $\tilde{P}(1)$  e  $\tilde{P}(2)$  stabili *non* implicano che  $\tilde{P}(2)\tilde{P}(1)$  è stabile, e il prodotto di matrici instabili può essere stabile.

Si vogliono allora trovare delle condizioni sufficienti sulle singole  $\tilde{P}(t)$  che garantiscano la convergenza a 0 del prodotto  $\tilde{P}(t) \dots \tilde{P}(0)$  a prescindere dalla particolare sequenza. Una possibilità è quella di pensare in termini di norma della matrice. Trovando che esiste una norma tale che

1.  $\|\tilde{P}(t)\| \leq \lambda < 1 \quad \forall t$ ;
2.  $\|\tilde{P}(1)\tilde{P}(2)\| \leq \|\tilde{P}(1)\| \cdot \|\tilde{P}(2)\|$  (proprietà submoltiplicativa);

allora

$$\|P(t) \dots P(0)\| \leq \|P(t)\| \dots \|P(0)\| \leq \lambda^t$$

In genere la condizione 1. è molto restrittiva e la scelta della norma è di fondamentale importanza; le norme che soddisfano la proprietà 2., di solito, sono le *norme indotte*. Si definiscono allora le seguenti norme indotte

- $\|A\|_{i2} = \max_{\|x\|_2 \leq 1} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2}$ ;
- $\|A\|_{i1} = \max_{\|x\|_1 \leq 1} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1}$ ;
- $\|A\|_{i\infty} = \max_{\|x\|_\infty \leq 1} \frac{\|Ax\|_\infty}{\|x\|_\infty}$ ;
- $\|A\|_{iQ} = \max_{\|x\|_Q \leq 1} \frac{\|Ax\|_Q}{\|x\|_Q}$ , dove  $Q > 0$  e  $\|x\|_Q^2 = x^T Q x$ .

Si vede subito dalla definizione di norma indotta che

- $\|A\|_{i1} \geq |\lambda_{MAX}|$  (autovalore massimo);
- $\|A\|_{i\infty} = |\lambda_{MAX}|$ .

Nel caso delle matrici stocastiche, in letteratura è stato dimostrato come vi sia una certa convenienza nell'utilizzare la norma indotta infinito: applicando il teorema di Peròn-Frobenius, si trova che la norma indotta infinito di una matrice stocastica è sempre unitaria.

L'obiettivo è avere convergenza esponenziale all'*agreement*: ciò si traduce nel richiedere che il prodotto delle matrici  $P(t-1) \dots P(0)$  converga ad una matrice di rango 1

$$\|P(t-1) \dots P(0) - \mathbb{1}q(t)\|_{i\infty} \leq b\lambda^t \quad \implies \quad x(t) \longrightarrow \alpha \mathbb{1}.$$

Si definiscano ora due nuovi operatori applicabili ad un generico vettore  $p \in \mathbb{R}^n$

- l'operatore  $[\cdot]$  che individua la componente del vettore di valore minore

$$[p] \triangleq \min_i p_i; \tag{17.3}$$

- l'operatore  $[\cdot]$  che individua la componente del vettore di valore maggiore

$$[\cdot] \triangleq \max_i p_i; \tag{17.4}$$

banalmente si ha  $\lfloor p \rfloor \leq \lceil p \rceil$ . Se  $P$  è stocastica si trova che

$$\lfloor Pp \rfloor = \min_i \sum_{j=1}^n P_{ij} p_j \geq \min_i \sum_{j=1}^n P_{ij} \lfloor p \rfloor = \lfloor p \rfloor,$$

e analogamente vale anche  $\lceil Pp \rceil \leq \lceil p \rceil$ . Quindi, considerando l'evoluzione (17.1), le successioni  $\lfloor x(t) \rfloor$  e  $\lceil x(t) \rceil$  sono rispettivamente *monotona crescente* e *monotona decrescente*, a prescindere dalla sequenza  $P(t)$ <sup>1</sup>. Le successioni sono inoltre limitate, dato che

$$\lfloor x(0) \rfloor \leq \lfloor x(t) \rfloor \leq \lceil x(t) \rceil \leq \lceil x(0) \rceil;$$

pertanto esistono finiti i limiti  $\lim_{t \rightarrow \infty} \lfloor x(t) \rfloor$  e  $\lim_{t \rightarrow \infty} \lceil x(t) \rceil$ .

L'operatore (17.3) può essere esteso alle matrici:

$$\lfloor P \rfloor \triangleq \text{vettore riga che contiene l'elemento pi\`u piccolo di ogni colonna}; \quad (17.5)$$

questo nuovo operatore consente di definire una nuova matrice non negativa:

$$\llbracket P \rrbracket = P - \mathbb{1} \lfloor P \rfloor \geq 0.$$

Nella prossima lezione si approfondirà il seguente risultato:

**Teorema 17.1.** *Se  $\exists \lambda < 1 : \|\llbracket P(t) \rrbracket\|_{i\infty} < \lambda \forall t$ , allora*

$$\|P(t-1) \dots P(0) - \mathbb{1}q(t)\|_{i\infty} \leq b\lambda^t \quad \text{con} \quad q(t) = \lfloor P(t-1) \dots P(0) \rfloor.$$

In particolare, poichè si dimostrerà che l'operatore (17.5) individua una successione monotona e limitata si ha che esiste finito  $\lim_{t \rightarrow \infty} q(t) = q$ , che rappresenta l'*agreement* che sarà raggiunto. È utile infine osservare che

$$\|P - \mathbb{1} \lfloor P \rfloor\|_{i\infty} < 1$$

$\Downarrow$

$\lfloor P \rfloor$  ha almeno un elemento non nullo,

ovvero  $P$  ha almeno una colonna con tutti gli elementi strettamente positivi;

$\Downarrow$

$\mathcal{G}_{\mathcal{P}}$  è *strongly rooted graph*,

cioè esiste un nodo che in un solo passo può comunicare con tutti gli altri.

## 17.2 Condizioni di convergenza al consensus

Si riprende il problema, proposto nella lezione precedente, di trovare delle condizioni necessarie e sufficienti sulla sequenza di matrici  $P(t)$  che consentano di raggiungere comunque il *consensus*

<sup>1</sup>Quanto mostrato si può ricondurre ad una considerazione di tipo geometrico: l'intervallo di valori che comprende le componenti dello stato non può aumentare.

(analisi del caso peggiore). Si ricorda il modello che descrive la dinamica del sistema:

$$x(t+1) = P(t)x(t), \quad (17.6)$$

con  $P(t)$  matrice stocastica tempovariante; l'*agreement* è raggiunto quando  $x(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \alpha \mathbb{1}$ , i.e. tutte le componenti dello stato convergono allo stesso valore.

Risulta utile definire alcuni operatori per matrici  $P \in \mathbb{R}^{m \times n}$

- l'operatore  $[\cdot]$ , vettore riga che contiene l'elemento minore di ciascuna colonna:

$$\begin{aligned} [P] &\in \mathbb{R}^{1 \times n}, \\ ([P])_i &\triangleq \min_j P_{ji}, \quad i = 1 \dots n; \end{aligned}$$

- l'operatore  $\lceil \cdot \rceil$ , vettore riga che contiene l'elemento maggiore di ciascuna colonna

$$\begin{aligned} \lceil P \rceil &\in \mathbb{R}^{1 \times n}, \\ (\lceil P \rceil)_i &\triangleq \max_j P_{ji}, \quad i = 1 \dots n; \end{aligned}$$

• l'operatore  $\llbracket \cdot \rrbracket$ , definito come segue:

$$\llbracket P \rrbracket \triangleq P - \mathbb{1}[P];$$

• l'operatore  $\lceil \cdot \rceil$ , definito come segue:

$$\lceil P \rceil \triangleq \mathbb{1}\lceil P \rceil - P.$$

Si noti che se  $P$  ha tutti gli elementi non negativi,  $\llbracket P \rrbracket$  e  $\lceil P \rceil$  sono ancora ad elementi non negativi. Inoltre si ricorda che, proprio come se  $x(t)$  è soluzione di (17.6) allora  $[x(t)]$  (operatore su vettori) individua una successione monotona crescente e limitata, così nel caso matriciale si ha analogamente

$$\dots \geq [P(3)P(2)P(1)] \geq [P(2)P(1)] \geq [P(1)]$$

e

$$\lceil P(1) \rceil \geq \lceil P(2)P(1) \rceil \geq \lceil P(3)P(2)P(1) \rceil \geq \dots,$$

quindi  $[P(k)P(k-1)\dots P(1)]$  è successione monotona crescente e  $\lceil P(k)P(k-1)\dots P(1) \rceil$  è successione monotona decrescente<sup>2</sup>. Inoltre, poichè  $[P(k)P(k-1)\dots P(1)] \leq \lceil P(k)P(k-1)\dots P(1) \rceil$ , entrambe le successioni sono monotone e limitate, pertanto ammettono limite finito

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow +\infty} [P(k)P(k-1)\dots P(1)] &\quad (\geq [P(1)]) \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} \lceil P(k)P(k-1)\dots P(1) \rceil &\quad (\leq \lceil P(1) \rceil). \end{aligned}$$

---

<sup>2</sup>Per semplicità di notazione e per attenersi a quanto mostrato a lezione, si suppone  $t_0 = 1$ .



Per vedere l'utilità di questa considerazione si definisce la *composizione* tra grafi:

$$\mathcal{G}_{P(t+1)} \circ \mathcal{G}_{P(t)} \triangleq \mathcal{G}_{P(t+1)P(t)},$$

operatore binario che non gode di proprietà commutativa. Si vede facilmente che, se ogni nodo ha il proprio *self-loop* (i.e. gli elementi della diagonale di  $P(t)$  sono non nulli  $\forall t$ ), come è sempre nei casi in analisi, sicuramente tutti gli archi presenti al passo  $t$  vanno ad aggiungersi agli archi del passo  $t + 1$ , ovvero

$$(P(t))_{ij} \neq 0 \Rightarrow (P(t+1)P(t))_{ij} \neq 0 \quad \text{e quindi} \quad \mathcal{G}_{P(t+1)} \circ \mathcal{G}_{P(t)} \supseteq \mathcal{G}_{P(t+1)} \cup \mathcal{G}_{P(t)}.$$

Si osservi che, in generale,  $\mathcal{G}_{P(t+1)} \circ \mathcal{G}_{P(t)} \neq \mathcal{G}_{P(t+1)} \cup \mathcal{G}_{P(t)}$  dato che il prodotto tra matrici può far comparire anche altri archi; inoltre, se la proprietà di *strongly rooted* vale per l'unione dei grafi, allora essa vale anche per la composizione.

Si ricorda che, se  $\mathcal{G}_{P(t)}$  è *strongly rooted*  $\forall t$ , allora c'è convergenza esponenziale al *consensus*. Il teorema seguente mostra come sia possibile ottenere grafi *strongly rooted* tramite la composizione di grafi non *strongly rooted*.

**Teorema 17.3.** *Se  $\forall t$   $\mathcal{G}_{P(t)}$  è rooted (i.e. esiste un nodo che riesce a raggiungere tutti gli altri con cammini di lunghezza qualsiasi) allora*

$$\bar{\mathcal{G}} \triangleq \underbrace{\mathcal{G}_{P((n-1)^2)} \circ \mathcal{G}_{P((n-1)^2-1)} \circ \dots \circ \mathcal{G}_{P(1)}}_{\text{composizione di } (n-1)^2 \text{ grafi}}$$

è *strongly rooted*.

Per applicare il teorema 17.3 non è necessario che al variare di  $t$  i grafi  $\mathcal{G}_{P(t)}$  siano *rooted* rispetto allo stesso nodo; tuttavia se ciò accade allora vale il corollario seguente.

**Corollario 17.1.** *Se i grafi  $\mathcal{G}_{P(t)}$  sono rooted rispetto allo stesso nodo  $\forall t$ , allora*

$$\bar{\mathcal{G}} \triangleq \underbrace{\mathcal{G}_{P(n-1)} \circ \mathcal{G}_{P(n-2)} \circ \dots \circ \mathcal{G}_{P(1)}}_{(n-1)} \quad \text{è strongly rooted.}$$

Nel caso descritto dal Corollario 17.1 ci si aspetta di avere una velocità di convergenza al *consensus* maggiore rispetto al caso del Teorema 17.3.

Banalmente, come conseguenza del Corollario 17.1, si ha che se  $\mathcal{G}_{P(t)}$  è fortemente connesso per ogni  $t$  allora si ha convergenza al *consensus*: si tratta infatti di un caso particolare di sequenza di grafi *rooted* rispetto allo stesso nodo.

Le considerazioni appena fatte mostrano che non è così difficile garantire la convergenza (e.g. l'algoritmo *broadcast* consente di giungere al *consensus*): basta infatti che  $P(t)$  individui  $\forall t$  un grafo semplicemente *rooted* per arrivare comunque al *consensus*. È importante ribadire il fatto che le proprietà dei grafi descritte devono valere per ogni  $t$ .

Quanto finora esposto mira all'*agreement* generico; per ottenere l'*average consensus* sono invece richieste condizioni più restrittive, che non verranno discusse in questa sede.