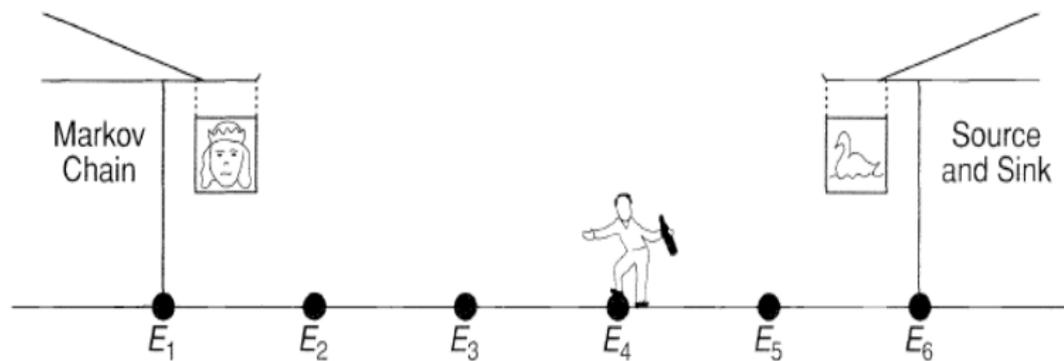


Piano della presentazione

- 1 Introduzione alle Catene di Markov
 - Proprietà di una catena di Markov
- 2 Random Walks su grafi
 - Stime per il tempo di mixing
- 3 Esempi
- 4 Expanders

Introduzione



Mi chiedo, data la distanza tra i due pub:

- 1 Quale pub è privilegiato?
- 2 Quanto tempo ci metto ad arrivarci?

Posizione

Una posizione è descritta attraverso una variabile aleatoria

$$X = (0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots)$$

Matrice di Transizione

$$p_{ij} = \mathbf{P}(\text{Mi muovo da } E_i \text{ ad } E_j \text{ in 1 passo})$$

Catena di Markov

Matrice stocastica

P è una matrice stocastica se

- 1 $\sum_{y \in \Omega} P(x, y) = 1 \quad \forall x \in \Omega$
- 2 $0 \leq P(x, y) \leq 1$

Catena Di Markov

Una sequenza di variabili aleatorie $X = (X_0, X_1, \dots)$ è una **Catena di Markov** con spazio degli stati Ω e matrice di incidenza P se $\forall x, y \in \Omega$

$$P(X_{t+1} = y \mid X_t = x) = P(x, y)$$

Dato $X = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ posizione iniziale, allora XP^k è la posizione dopo k passi

Rappresentazione di una Catena

Possiamo rappresentare i passi di una catena tramite un **grafo orientato** in cui:

- ❶ i vertici sono gli stati della catena
- ❷ i lati indicano se si può passare da uno stato ad un altro in un passo della catena

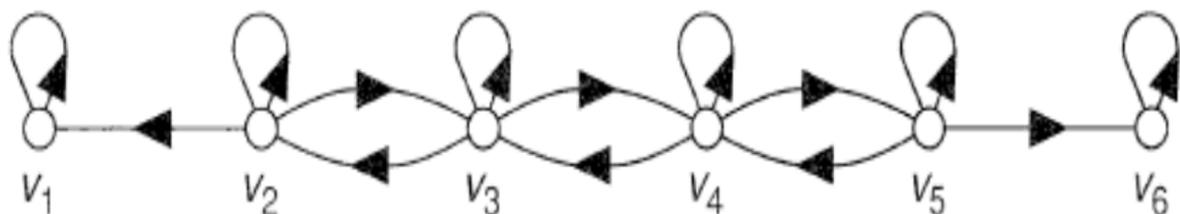


Figure: Grafo orientato associato

Un modo alternativo di rappresentare la catena di Markov è attraverso la **matrice di adiacenza**

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

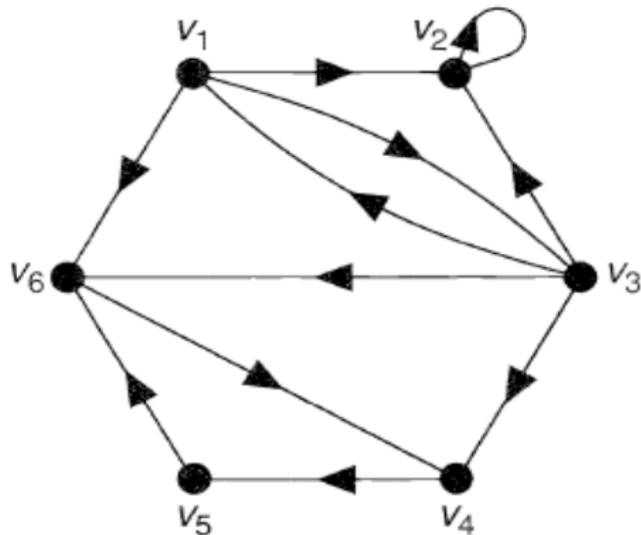


Figure: Matrice di adiacenza associata

Proprietà di una catena di Markov

Irriducibilità

Definizione

Una Catena di Markov è **irriducibile** se posso raggiungere qualunque stato della catena da qualunque stato iniziale

Osserviamo allora che alcune proprietà dei grafi si deduce che:

- 1 posso andare dallo stato E_i allo stato $E_j \Leftrightarrow$ esiste un cammino da v_i a v_j ;
- 2 La lunghezza di tale cammino è il più piccolo tempo che impiega la catena per spostarsi tra i due stati
- 3 La Catena è irriducibile se e solo se il grafo orientato alla catena è strettamente connesso

Proprietà di una catena di Markov

Aperiodicità

Definizione

- 1 Sia $\tau(x) = \{t \geq 1 : P^t(x, x) \geq 0\}$. Allora il **periodo di una catena** è il massimo comun divisore di $\tau(x)$
- 2 Una catena è detta **aperiodica** se tutti gli stati hanno periodo 1.

Osservazione: Una catena irriducibile e aperiodica ha buone proprietà

\Rightarrow si può sostituire la catena di partenza con una "Lazy"

Random Walks su grafi

Definizione

Dato $G = (V, E)$, siano $x \sim y$ se $\exists e = (x, y) \in E$. Allora x è vicino ad y .

RW su un grafo

Un random Walks su un grafo $G = (V, E)$ è definito dalla seguente matrice di transizione:

$$P(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{d(x)}, & \text{se } x \sim y, \\ 0, & \text{altrimenti.} \end{cases}$$

Misura stazionaria

Data una catena di Markov (P, Ω) , π è una **distribuzione stazionaria** su Ω per la catena se

$$\pi = \pi P \quad \Leftrightarrow \quad \pi(y) = \sum_{x \in \Omega} \pi(x) P(x, y) \quad \forall y \in \Omega$$

- ❶ Nell'esempio del Random Walk sul grafo avremo che

$$\sum_{x \in V(G)} d(x) P(x, y) = \sum_{x \sim y} \frac{d(x)}{d(x)} = d(y)$$

Quindi, per ottenere una probabilità, normalizziamo per $\sum_{y \in V(G)} d(y) = 2|E|$ (Grazie all'Handshaking Lemma)

- ❷ Per grafi regolari, ossia tali che $d(v) = d$, $\pi(y) = \frac{1}{|V|}$

Tempo di Mixing

- ❶ Quanto tempo ci impiega una catena di Markov (P, Ω) ad avere una distribuzione simile a quella di una misura stazionaria?

Distanza in variazione

Date due distribuzioni di probabilità μ e ν su Ω , allora si definisce la loro distanza in variazione:

$$\|\mu - \nu\|_{TV} = \max_{A \subseteq \Omega} |\mu(A) - \nu(A)|$$

Tempo di Mixing per una catena

Sia $d(t) = \max_{x \in \Omega} \|P^t(x, \cdot) - \pi\|_{TV}$; Allora definiamo il **tempo di mixing** come

$$t_{mix}(\varepsilon) = \min \{t \mid d(t) \leq \varepsilon\}$$

Stime per il tempo di mixing

Obiettivi principali:

- 1 Stimare il tempo di mixing dall'alto (ad esempio con le tecniche di *coupling*)
- 2 Stimare il tempo di mixing dal basso

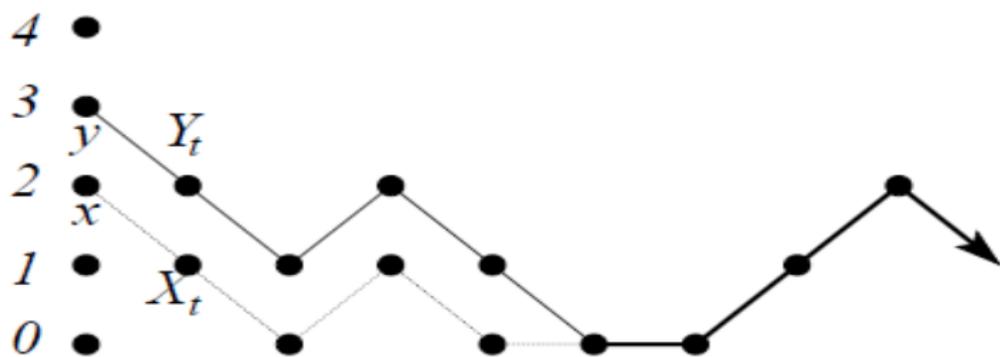


Figure: Coupling random walks su $\{0, 1, 2, 3, 4\}$

Stima con il diametro

Diametro

Data una matrice di transizione P , su Ω , si costruisca un grafo con insieme di vertici su Ω e dove $\{x, y\}$ è un lato se e solo se $P(x, y) + P(y, x) > 0$. Definiamo il **diametro** di tale grafo come la massima distanza tra vertici distinti.

Data P una matrice di transizione irriducibile e aperiodica su Ω , con diametro L , e siano x_0 e y_0 gli stati alla massima distanza del grafo. Allora

$$\Rightarrow P^{\lfloor (L-1)/2 \rfloor}(x_0, \cdot) \quad \text{e} \quad P^{\lfloor (L-1)/2 \rfloor}(y_0, \cdot)$$

sono positive su insiemi di vertici distinti.

Dalle osservazioni precedenti si deduce che:

Stime del t_{mix} con il diametro

$\|P^{\lfloor(L-1)/2\rfloor}(x_0, \cdot) - P^{\lfloor(L-1)/2\rfloor}(y_0, \cdot)\|_{TV} = 1$ e $\forall \varepsilon < \frac{1}{2}$ segue che:

$$t_{mix}(\varepsilon) \geq \frac{L}{2} \quad (1)$$

Counting bound

Definizione

Sia (X_t) una catena di Markov con matrice di transizione aperiodica e irriducibile P su Ω e supponiamo che la misura stazionaria π è uniforme su Ω . Definito $d_{out} := |\{y : P(x, y) > 0\}|$ il numero di stati accessibili in un passo da x , allora sia

$$\Delta = \max_{x \in \Omega} d_{out}(x)$$

Sia Ω_t^x l'insieme degli stati accessibili da x in esattamente t passi, allora $|\Omega_t^x| \leq \Delta^t$.

Counting bounding

Se $\Delta^t \leq (1 - \varepsilon) |\Omega|$ allora per la definizione di distanza in variazione:

$$\|P^t(x, \cdot) - \pi\|_{TV} \geq P^t(x, \Omega_t^x) - \pi(\Omega_t^x) \geq 1 - \frac{\Delta^t}{|\Omega_t^x|} > \varepsilon$$

Allora, si deduce immediatamente che:

$$t_{mix}(\varepsilon) \geq \frac{\log(|\Omega|(1 - \varepsilon))}{\log \Delta}$$

Applicazione: Random Walk sul grafo

Per il random walk sul grafo d regolare, dato che la misura è uniforme, si ottiene che:

$$t_{mix}(\varepsilon) \geq \frac{\log(|\Omega| (1 - \varepsilon))}{\log(d - 1)}$$

Esempi

Ipercubo

Ipercubo n -dimensionale

l'**ipercubo n dimensionale** è un grafo i cui vertici sono i multipli binari di $\{0, 1\}^n$. Due vertici sono collegati da un lato se differiscono esattamente per una coordinata

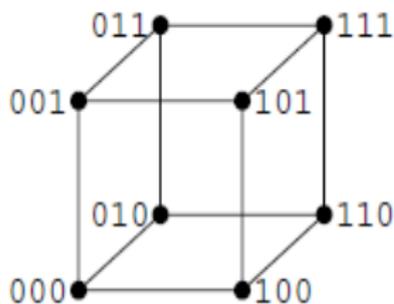


Figure: Ipercubo tridimensionale

Random Walk sull'ipercubo

Il random walk semplice sull'ipercubo si muove da un vertice (x^1, \dots, x^n) scegliendo una coordinata $j \in \{1, \dots, n\}$ uniformemente random e pone il nuovo stato uguale a $(x^1, \dots, x^{j-1}, 1 - x^j, x^{j+1}, \dots, x^n)$.

- ❶ Il random walk sull'ipercubo è periodico
- ❷ Il problema può essere risolto costruendo il **Lazy random walk**, che rimane nella sua posizione corrente con probabilità $\frac{1}{2}$
- ❸ L'ipercubo è un grafo n regolare, quindi la distribuzione uniforme per la catena su tale grafo è quella uniforme su $\{0, 1\}^n$

Stima per il tempo di mixing del random walk per l'ipercubo

→ Coupling $\Rightarrow t_{mix} = O(n \log(n))$

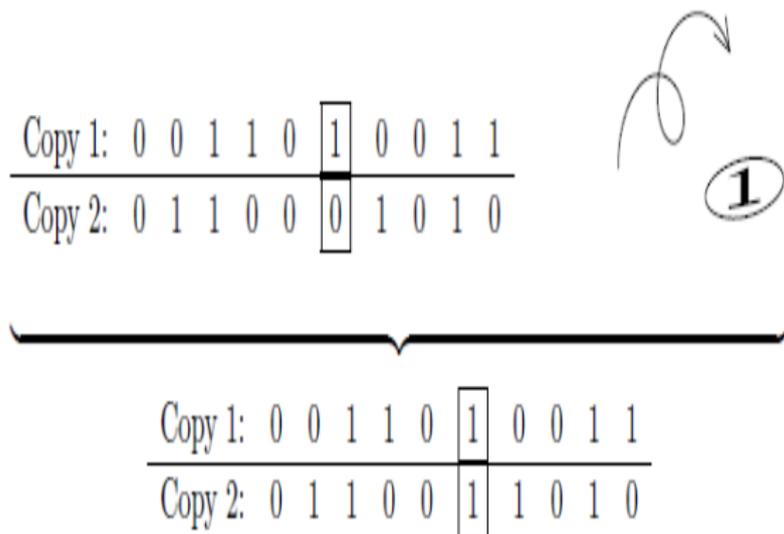


Figure: Coupling per il random walk sull'ipercubo

Expanders

Definizione

Sia $G = (V, E)$ un grafo d regolare, con $|V(G)| = n$. Siano $S, T \subset V(G)$.
Sia

$$E(S, T) = \{(u, v) \mid u \in S, v \in T : (u, v) \in E\}$$

Osserviamo allora che $E(S) = \{(u, v) \mid u, v \in S, (u, v) \in E\}$.

Definizione

- 1 Il bordo dei lati di un insieme S , $\partial S = E(\bar{S}, S)$.
- 2 La **Costante di Espansione**:

$$h(G) = \min_{\{S \mid |S| \leq \frac{n}{2}\}} \frac{|\partial S|}{|S|}$$

Expanders

Una famiglia di grafi d regolari $\{G_n\}_{n \in \mathbb{N}}$ si chiama **famiglia di (d, ε) -Expanders** se:

- 1 $\lim_{n \rightarrow \infty} |V(G_n)| = \infty$,
- 2 G_n è d regolare,
- 3 $\exists \varepsilon > 0 : h(G_n) \geq \varepsilon, \forall n$

Osservazioni:

- 1 $h > 0$ se e solo se G_n è connesso.
- 2 Se $|S| \leq \frac{n}{2}$, allora $|\partial S| \geq h|S| \Rightarrow$ se h non è piccola allora ogni sottoinsieme S con tale proprietà ha molti vicini fuori S (Da qui il nome Expanders)

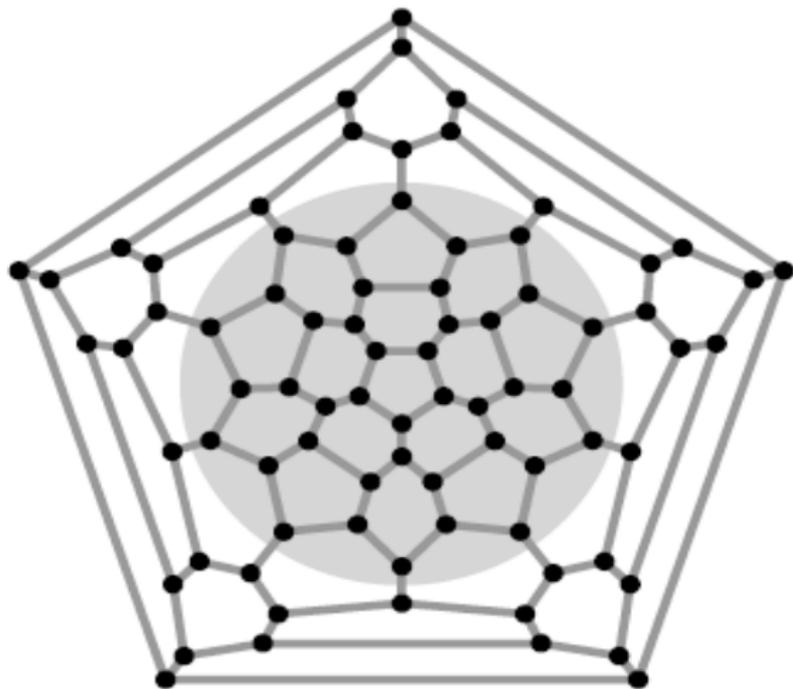


Figure: Ramanujan graph

- *Perchè studiare gli Expanders?*

- ① In matematica pura \Rightarrow Costruzione esplicita di grafi con *girth* molto grande e con un elevato *numero cromatico*
- ② In **computer science** riscontrano le maggiori applicazioni.
 - ① costruzione di codici con codifica e decodifica molto efficienti di algoritmi
 - ② "*derandomization*" di algoritmi random
 - ③ disegni espliciti di reti superefficienti

- *Per quale motivo sono molto utilizzati?*

Sfruttando la proprietà che ogni membro della famiglia dei G_n è un grafo d regolare, allora si può stimare il tempo di mixing del *lazy random walk* su G_n :

Proposizione

Quando $\{G_n\}$ è una famiglia di (d, ε) expanders, allora il random walk su $\{G_n\}$ soddisfa $t_{mix} = O(\log |V(G_n)|)$

Esistenza degli expanders

Tenendo conto della stima con il diametro fatta in (1) allora la proposizione precedente ci dice che la famiglia degli expanders esibisce il **tempo di mixing più veloce possibile** (a meno di costanti) per famiglie di grafi con grado limitato.

Per questo motivo ci poniamo come obiettivo di dimostrare il seguente risultato:

Proposizione

Esiste una famiglia $(3, 0.004)$ Expanders.

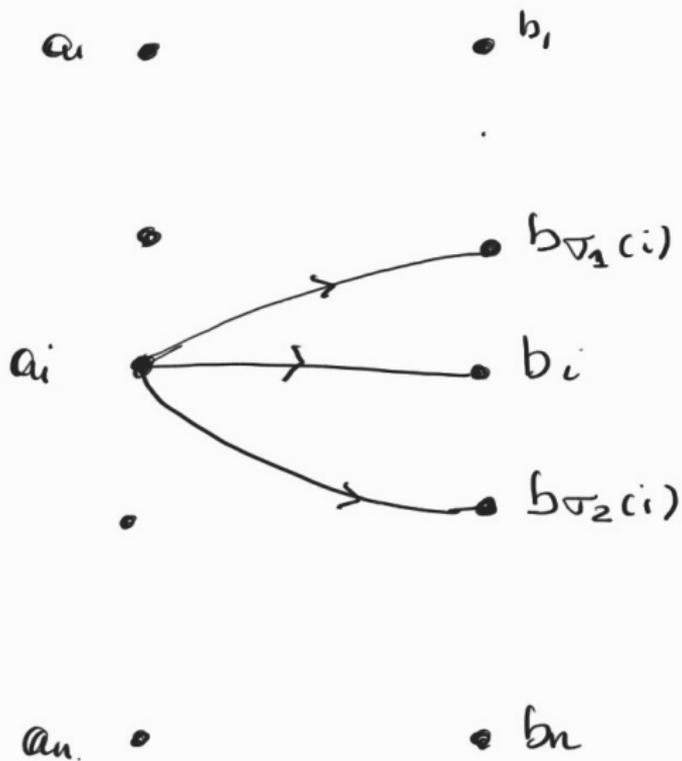
- La dimostrazione è costruttiva ([Pinsker, 1973](#))

Dimostrazione

Costruiamo inizialmente un multigrafo G_n con $h(G_n) > 0.01$, dove:

- 1 $V(G_n) = \{a_1, \dots, a_n, b_1, \dots, b_n\}$;
- 2 Scegliamo due permutazioni random $\sigma_1, \sigma_2 \in S_n$ tale che l'insieme dei lati è definito da:

$$E(G_n) = \{(a_i, b_i), (a_i, b_{\sigma_1(i)}), (a_i, b_{\sigma_2(i)}), 1 \leq i \leq n\}$$

Figure: Multigrafo Random G_n

- Diamo per vero il seguente risultato:

Lemma

Per la famiglia G_n di multigrafi random descritti precedentemente si ha che:

$$P(h(G_n) \geq 0.01) \rightarrow 1 \quad n \rightarrow +\infty \quad (2)$$

Osservazione : Grazie a (2) G_n non ha tripli edge: infatti, se così non fosse, G_n avrebbe una coppia di vertici disconnessa e $h(\{a_i, b_i\}) = 0$.

$$\Rightarrow P(\text{in } G_n \exists \text{ tripli lati}) = 0$$

Quindi il grafo G_n potrebbe ammettere solo doppi lati.

- 1 Studiamo la seguente probabilità

$$P(G_n \text{ abbia più di 100 doppi lati}) \quad (3)$$

- 2 Calcoliamo N_{tot} , il numero di doppi lati in G_n :

- 1 Sia $N1$ il numero di doppi lati di G_n dati da (Π_1, σ_2) ;
- 2 Sia $N2$ il numero di doppi lati di G_n dati da (Π_2, σ_1) ;
- 3 Sia $N3$ il numero di doppi lati di G_n dati da (σ_1, σ_2) ;

- 3 Allora il numero di doppi lati totali di G_n è:

$$N_{tot} \leq N1 + N2 + N3$$

- ① Calcoliamo $P(N1 > 30)$ utilizzando la disuguaglianza di *Chebychev*:

$$P(|X - \mu| \geq \lambda\sigma) \leq 1 - \frac{1}{\lambda^2}$$

- ② Calcoliamo valore atteso e varianza di $N1$:

$$E(N1) = E\left(\sum_{i=1}^n 1_{\{\sigma_1(i)=i\}}\right) = \sum_{i=1}^n P(\sigma_1(i) = i) = 1$$

- ③ Calcolando in maniera analoga la varianza:

$$\text{Var}(N1) \leq 1$$

- ④ Allora otteniamo, applicando la disuguaglianza di Chebychev

$$\Rightarrow P(N1 > 30) \leq \frac{1}{29^2}$$

- ① In questo modo, otteniamo una stima sulla probabilità totale:

$$P(N_{tot} > 100) \leq 3P(N_1 > 30)$$

- ② Questo ci consente di dire che, per n molto grande, si trovano al più 100 multilati (doppi lati), mentre tutti gli altri sono semplici (Ossia il numero di multilati è un numero **finito**)
- ③ Possiamo allora "aggiustare" i multiedge che compaiono nel grafo G_n costruendo un nuovo grafo, \tilde{G}_n , semplice, partendo da G_n e aggiungendo un vertice in presenza di ogni lato doppio

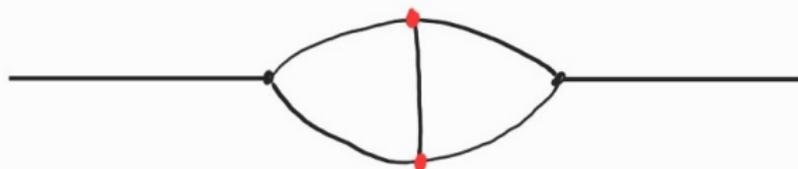


Figure: Costruzione del grafo semplice, \tilde{G}_n

Con questo concludiamo che:

$$\mathbf{P}(\tilde{G}_n \text{ è semplice e } h(\tilde{G}_n) > 0.004) > 0 \quad (4)$$

(4) ci permette di concludere che:

$$\Rightarrow \exists \left\{ \tilde{G}_n \right\} \text{ grafo semplice}$$

Ossia

\tilde{G}_n è l' n esimo elemento degli expanders.

-  Markov Chains and Mixing Times, David A. Levin, Yuval Peres, Second Edition
-  Introduction to Graph Theory, Robin J. Wilson
-  Expander Graphs and their applications, Shlomo hoory, Nathan Linial and Avi Wigderson
-  What is an Expander?, Peter Sarnak, notices of AMS, 2004