Un esempio: grafi, matrici sparse, autovalori ed autovettori

Salvatore Filippone salvatore.filippone@uniroma2.it



# Grafi, matrici sparse, autovalori ed autovettori

#### Teorema

Perron-Frobenius: Data una matrice stocastica (transizioni di stato di una catena di Markov)

$$e^T Q = e^T, \qquad Q \ge 0 \qquad e = (1, 1, 1 \dots 1)^T$$

se Q irriducibile, allora

- **1**  $\lambda = 1$  è l'autovalore dominante (tutti gli altri sono più piccoli in modulo);
- **2** Esiste ed è unico l'autovettore r > 0 per l'autovalore dominante  $\lambda = 1$

$$Qr = \lambda r = r$$
;

I r fornisce la distribuzione di probabilità stazionaria della catena di Markov



# Grafi, matrici sparse, autovalori ed autovettori

### Teorema

Perron-Frobenius: Data una matrice stocastica (transizioni di stato di una catena di Markov)

$$e^T Q = e^T, \qquad Q \ge 0 \qquad e = (1, 1, 1 \dots 1)^T$$

se Q irriducibile, allora

- **1**  $\lambda = 1$  è l'autovalore dominante (tutti gli altri sono più piccoli in modulo);
- **2** Esiste ed è unico l'autovettore r > 0 per l'autovalore dominante  $\lambda = 1$

$$Qr = \lambda r = r$$
;

r fornisce la distribuzione di probabilità stazionaria della catena di Markov

A quale applicazione stiamo pensando?



Ing. Alg. S. Filippone





$$\mathsf{Google} = \mathsf{crawling} + \mathsf{matching} + \mathsf{PageRank}$$

Google = crawling + matching + PageRank

Criterio di rilevanza di una pagina WEB:

La rilevanza della pagina i è la media pesata della rilevanza di tutte le pagine j che rinviano a i

$$r_i = \sum_j \frac{r_j}{N_j}$$

3/9

Google = crawling + matching + PageRank

Criterio di rilevanza di una pagina WEB:

La rilevanza della pagina i è la media pesata della rilevanza di tutte le pagine j che rinviano a i

$$r_i = \sum_j \frac{r_j}{N_j}$$

Algoritmo di PageRank:

- Crea una lista di tutte le pagine WEB e dei loro collegamenti (grafo di connettività di WWW):
- Assegna un peso a ciascun collegamento e costruisci la matrice Q;
- Trova l'autovettore r:

Il valore dell'autovettore r nella posizione della pagina i viene assunto come misura della autorevolezza della pagina stessa.



#### Costruzione della matrice:

$$Q_{ij} = \left\{egin{array}{ll} 1/ extsf{ extsf{N}}_j & ext{se la pagina J manda alla I} \ 0 & ext{altrimenti} \end{array}
ight.$$



Costruzione della matrice:

$$Q_{ij} = \left\{egin{array}{ll} 1/N_j & ext{se la pagina J manda alla I} \ 0 & ext{altrimenti} \end{array}
ight.$$

Q va corretta con il "teletrasporto" che modella il fatto che se da una pagina non ci sono link uscenti, allora saltiamo (arbitrariamente) ad un'altra pagina a caso (e questo fra l'altro preserva la irriducibilità della matrice, ossia la connettività del grafo associato).



Quindi: al cuore di Google c'è il calcolo di un autovettore di dimensione gigantesca;



Quindi: al cuore di Google c'è il calcolo di un autovettore di dimensione gigantesca; si calcola con il *metodo delle potenze* 

### **Algorithm 2:** Metodo delle potenze

```
r^{(0)} \leftarrow r_0:
for k = 1, \ldots do
       a^{(k)} \leftarrow Ar^{(k-1)}:
      r^{(k)} \leftarrow q^{(k)} / ||q^{(k)}||
```

- L'autovalore è noto a priori e vale 1;
- Richiede alcune decine di iterazioni, anche diversi giorni di calcolo!
- Se il vettore  $r_0$  è normalizzato, allora si può risparmiare il passo di normalizzazione nel caso in cui A = Q è stocastica.



### Il metodo delle potenze

Se diagonalizzabile, la matrice Q si può decomporre in una somma di componenti ortogonali

$$Q=\sum_{i}\lambda_{i}Q_{i}$$

da cui si ottiene che moltiplicando ripetutamente per Q

$$Q^k v = \sum_i \lambda_i^k Q_i v = \sum_i \lambda_i^k v_i$$

In questa presentazione abbiamo assunto per semplicità che la matrice sia diagonalizzabile, ma il metodo vale in ogni caso.

Se  $|\lambda_i| < 1$ , i > 1 allora v converge a  $v_1 = r$ .



Considerando il teletrasporto, stiamo effettivamente calcolando:

$$A = \alpha Q + (1 - \alpha) \frac{1}{n} e e^{T}$$

con (tipicamente)  $\alpha = 0.85$  (che migliora la velocità di convergenza).

Inoltre, non ci interessa (e sarebbe impossibile) costruire esplicitamente  $ee^{T}$ ; si può invece procedere con

$$y = Az = \alpha Qz + (1 - \alpha)ee^{T}z = aQz + \beta e$$

con

$$\beta = (1 - \alpha)e^T z$$

Infine, possiamo aggiungere un vettore di "teletrasporto" personalizzato (e pagato profumatamente)

$$Q + \frac{1}{n}ed^T$$

che si gestisce tranquillamente nello stesso modo

S. Filippone



Da dove viene  $\alpha$ ?



Da dove viene  $\alpha$ ?

### Q è stocastica

Quindi  $\lambda_1 = 1$ , e se irriducibile allora  $|\lambda_i| < 1$ , i > 1, e quindi le componenti successive si smorzano facendo sopravvivere il primo autovettore  $v_1$ 

#### Teorema

Se gli autovalori di Q sono  $\{1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n\}$ , allora gli autovalori di  $A = \alpha Q + (1 - \alpha)\frac{1}{n}ee^T$ sono

$$\{1, \alpha\lambda_2, \alpha\lambda_3, \ldots, \alpha\lambda_n\}$$

E quindi il coefficiente  $\alpha = 0.85$  controlla il secondo autovalore di Q, che nel caso peggiore vale  $\lambda_2 = 1$ , e quindi governa la convergenza (con 60 iterazioni il contributo del secondo autovalore si riduce a  $10^{-4}$ ).



P.S.: \$ 25.000.000.000 era il valore della offerta pubblica iniziale (IPO) delle azioni di Google

