

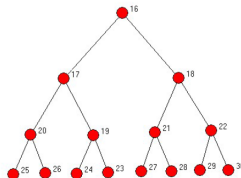
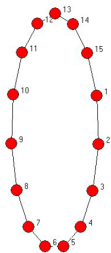
Hálózattudomány

SZTE Informatikai Intézet
Számítógépes Optimalizálás Tanszék
Előadó: London András

2. Előadás

Átmérő

- l_{ij} – a legrövidebb út a hálózatban i és j pont között
- $\Delta = \max_{i,j} l_{ij}$ – **átmérő**: az összes legrövidebb út közül a legnagyobb



ábra. mennyi egy N pontú kör és egy N pontú bináris fa átmérője?

Átlagos úthossz

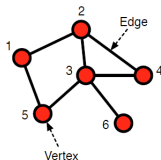
- A legrövidebb utak hosszának átlaga

$$\langle \ell \rangle = \frac{1}{\binom{n}{2}} \sum_{i,j} \ell_{ij}$$

- Valós hálózatokban miért érdekes, milyen információt ad?
- Algoritmusok a kiszámításhoz?

Fokszámeloszlás

- $A = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ – G szomszédsági mátrixa:
- i pont foka: $k_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$
- Fokszámeloszlás: $\mathbb{P}(\text{egy véletlenül választott pont foka } k)$



k	$\Pr(k)$
1	1/6
2	3/6
3	1/6
4	1/6

- Miért érdekes egy hálózat fokszámeloszlása?
 - Milyen fokszámeloszlást követnek a valós hálózatok?
- kulcsfontosságú fogalom, a későbbiekben részletesen tárgyaljuk.

Melyek a hálózat „fontos” pontjai?

- Strukturális tulajdonság szempontjából, például
 - magas fokszámú
 - a „központban” van
 - valamilyen dinamikus folyamat szempontjából fontos (pl. fertőzés terjedés, véletlen bolyongás)

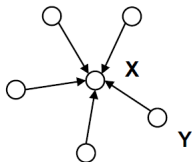
⇒ Centralitás

- „Minél centrálisabb annál fontosabb, minél kevésbé centrális annál kevésbé fontos”
- De hogyan „mérjük” a centralitást?

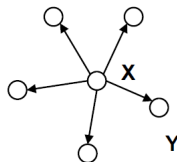
Fokszám centralitás

- **Nagyobb fokszám → fontosabb pont**

- $k_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$; irányított: $k_i^{be} = \sum_{j=1}^n a_{ji}$, $k_i^{ki} = \sum_{j=1}^n a_{ij}$



indegree



outdegree

ábra. Be- és kifok centralitás.

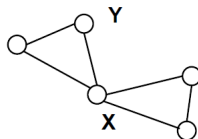
Betweenness (köztiség) centralitás

- Két pont milyen messze van egymástól, **ha át kell menni egy kijelölt harmadik ponton**

$$BC(k) = \sum_{i \neq k \neq j} \frac{\sigma_{ij}(k)}{\sigma_{ij}},$$

ahol σ_{ij} a i és j közötti legrövidebb utak száma, $\sigma_{ij}(k)$ pedig azon legrövidebb $i - j$ utak száma, melyek átmennek k -n

- **Brandes algoritmus**a: $O(nm)$ futási idejű BC számító algoritmus (m a gráf éleinek száma) ű



ábra. Mennyi X és Y betweennes értéke?

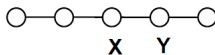
Closeness (közelség) centralitás

- Mennyire van a „központban” egy pont \rightarrow átlagosan **milyen hosszúak egy pontból induló legrövidebb utak** a hálózat többi pontjába

$$C(i) = \frac{n - 1}{\sum_{i \neq j} l_{ij}},$$

ahol l_{ij} az i és j közti legrövidebb út hossza.

- Számolás: [Floyd-Warshall algoritmus](#)



ábra. Mennyi X és Y closeness értéke?

Harmonikus centralitás

Két probléma a closeness-szel:

- a valós hálózatok átmérője általában kicsi \rightarrow a $C(i)$ értékek szűk tartományban változnak
- nem összefüggő hálózat esetén nem számolható

Harmonikus centralitás

$$C^h(i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j \neq i} \frac{1}{l_{ij}},$$

ahol $l_{ij} = \infty$, ha nincs $i - j$ út.

Sajátérték centralitás

- Alapötlet: **nem minden szomszéd egyforma súllyal számít a centralitás kiszámításánál**
- **Rekurzív formula:**

$$x_i^{(t+1)} = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j^{(t)}$$

„Minél fontosabb a szomszéd, annál jobban járul hozzá az adott pont fontosságához”

- **Mátrix formában:**

$$A\mathbf{x} = \lambda_1\mathbf{x},$$

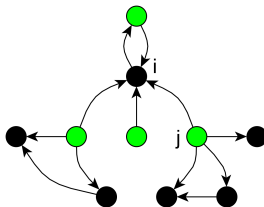
ahol λ_1 az A mátrixhoz tartozó legnagyobb sajátérték (ld. Perron-Frobenius tétel)

PageRank

- **Mi a helyzet ha a gráf nem összefüggő?** \implies „Véletlen szörföző”,
ld. Google keresőmotor ¹
- **Rekurzió:**

$$PR(i) = \frac{1 - \lambda}{n} + \lambda \sum_{j \in N^+(i)} \frac{PR(j)}{k^{out}(j)},$$

ahol $\lambda \in [0,1]$ paraméter (ugró faktor), $N^+(i)$ az i pont „be-szomszédsága”



¹Brin & Page, *Computer networks and ISDN systems*, 1998

Egy kis lineáris algebra?

A PageRank rekurziót vektoregyenlet formában felírva:

$$\mathbf{PR} = \mathbf{PR}R = \mathbf{PR}(\lambda P + (1 - \lambda)U)$$

Ezt átalakítva

$$\begin{aligned}\mathbf{PR} &= \mathbf{PR}R = \mathbf{PR}(\lambda P + (1 - \lambda)U) = \lambda \mathbf{PR}P + (1 - \lambda)\mathbf{PR}U = \\ &= \lambda \mathbf{PR}P + (1 - \lambda)\mathbf{PR}\mathbb{1}\mathbb{1}^T \frac{1}{N} = \lambda \mathbf{PR}P + (1 - \lambda)\mathbb{1}^T \frac{1}{N}\end{aligned}$$

felhasználva, hogy $U = \mathbb{1}\mathbb{1}^T \frac{1}{N}$ és $\mathbf{PR}\mathbb{1} = 1$. Innen kapjuk, hogy

$$\mathbf{PR} = \frac{1 - \lambda}{N} \mathbb{1}(I - \lambda P)^{-1} = \frac{1 - \lambda}{N} \mathbb{1} \sum_{n=0}^{\infty} (\lambda P)^n$$

PageRank algoritmus

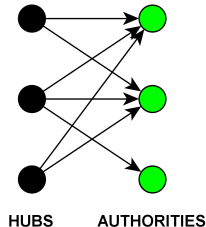
Input G irányított gráf

Output PageRank érték vektora

- 1: Initialize $\mathbf{PR}_0 = \frac{\lambda}{N} \mathbb{1}$
- 2: $k = 1$
- 3: **repeat**
- 4: $\mathbf{PR}_{k+1} := \frac{\lambda}{N} \mathbb{1} + \lambda AD^{-1} \mathbf{PR}_k$
- 5: $k = k + 1$
- 6: **until** $\|\mathbf{PR}_{k+1} - \mathbf{PR}_k\|_1$
- 7: return \mathbf{PR}_{k+1}

HITS (Hyperlink Induced Topic Search)

- Kleinberg fejlesztette ki², az eredeti PageRank "finomított" változata
- A gráf pontjainak rangsorolásánál megkülönböztet ún. **Hub**, illetve **Authority** pontokat
 - Jó Authority pont, amibe sok link mutat
 - Jó Hub az, amiből sok link megy jó Authority pont felé



² Kleiberg, *Journal of the ACM*, 1999

HITS algoritmus

Input G irányított gráf

Output a pontok hub és authority értékei

- 1: Kezdetben minden pont értéke 1
- 2: **repeat**
- 3: **for all** hub $i \in H$ **do**
- 4: $h_i = \sum_{j \in F(i)} a_j$ $\{F(i): \text{azon pontok, melyekből megy él } i\text{-be}\}$
- 5: **end for**
- 6: **for all** authority $i \in A$ **do**
- 7: $a_i = \sum_{j \in B(i)} h_j$ $\{B(i): \text{azon pontok, melyekbe megy él } i\text{-ből}\}$
- 8: **end for**
- 9: **until** konvergál
- 10: Normálás

Néhány ingyenes program

Hálózat vizualizáció és elemzés

- Cytoscape (GUI)
- Gephi (GUI)
- iGraph (R, C++, Python)

Feladat :

- egy hálózat (pl. a Zachary-féle karate klub) pontjainak centralitásvizsgálata és vizualizáció.
- gondoljuk át mátrix egyenlet formában a PageRanket és HITS-et.

További olvasnivaló

- Jackson könyv 2. fejezet