

# Kompleksne mreže – primjeri zadatka za ZI

[File sve\_preze.pdf]

Primjeri teorijskih pitanja:

1. Objasnite razliku između trokuta i triade. ✓
2. Objasnite koeficijent klasteriranja koristeći formulu ili svojim riječima. ✓
3. Kada proučavamo robusnost mreže, koja je razlika kvara i napada. ✓
4. Objasnite kosinusnu sličnost, formulom ili svojim riječima. ✓
5. Objasnite svojim riječima paradoks prijateljstva i dajte dodatni primjer. ✓

1. Triada - skup od tri čvora – kada su svi povezani -> trokut

2. Postotak parova susjeda promatranog čvora koji su međusobno Povezani

Omjer broja trokuta koji uključuju čvor i maksimalan broj trokuta u kojima može sudjelovati

$c_i = \tau_i / \tau_{\max}(i) = \tau(i) / (k_i \text{ površ } 2)$ ,  $\tau(i)$  broj trokuta koji uključuje  $i$  i  $\tau_{\max}(i)$  max broj trokuta koji uključuje  $i$  i njegove susjede  $k > 1$

Mjerenje broj čvorova u najvećoj komponenti u odnosu na početnu mrežu

3. Kvar – slučajno uklanjanje  
Napad – ciljano uklanjanje (prvo hubovi)  
Otpornost na kvar i ranjivost na napad

4. Kosinusna sličnost je mjera koja se koristi za određivanje sličnosti između vektora. Može se izračunati kao kosinus kuta između vektora. Što je veći kosinusni rezultat, to su vektori sličniji.

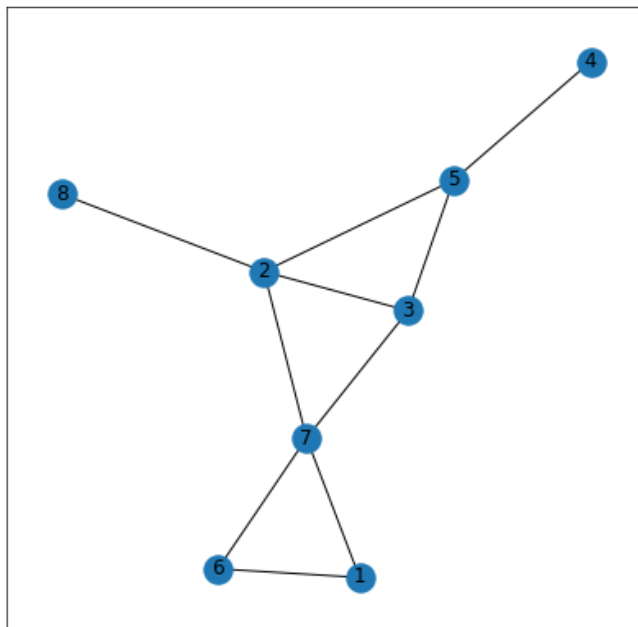
$\text{Cos}(d1, d2) = d1 / ||d1|| * d2 / ||d2||, ||d|| \rightarrow$  normizacija (dugackim dokumentima smanjuje slicnost) normom vektora,

5. Paradoks prijateljstva je fenomen u socijalnim mrežama gdje se može dogoditi da bliži prijatelji imaju manje veza od daljih prijatelja. Na primjer, ako osoba A ima dva prijatelja B i C koji se ne poznaju, može se dogoditi da B i C imaju više veza s drugim ljudima nego što imaju s osobom A. Ovo je paradoks jer se očekivalo da će bliži prijatelji imati više veza međusobno.

Sources: p.62, p.146, p.32, p.118

[File podsjetnik\_plus\_auditorne.pdf]

5. Za danu mrežu izračunajte koeficijent klasteriranja za čvor 3.



8 je spojeno na 2, 2 je spojeno na 5,3,7, 7 je spojeno na 6,1,2,3, 3 je spojeno na 7,2,5, 5 je spojeno na 4,2,3

Koeficijent klasteriranja za čvor 3 može se izračunati koristeći formulu:  $C = (\text{broj trokuta koji uključuju čvor 3}) / (\text{broj mogućih trokuta koje bi mogao imati})$

Prvo ćemo pronaći broj trokuta koji uključuju čvor 3:

Čvor 3 je spojen na čvorove 7, 2, i 5, što znači da postoji trokut s vrhovima 3, 7 i 2 te trokut s vrhovima 3, 2 i 5.

Sada ćemo pronaći broj mogućih trokuta koje bi čvor 3 mogao imati:

Čvor 3 ima ukupno 3 susjeda (7, 2, 5), što znači da bi mogao imati  $3 \cdot (3-1) / 2 = 3$  trokuta.

Sada možemo izračunati koeficijent klasteriranja za čvor 3:  $C = 2 / 3 = 2/3 \approx 0.67$

Dakle, koeficijent klasteriranja za čvor 3 je otprilike 0.67.

Sources: p.146, p.60, p.149, p.62

6. Isimulirajte zajednice pomoći networkX na proizvoljnom grafu. Detektirajte zajednice algoritmom. Objasite.

Da biste simulirali zajednice pomoću networkX na proizvoljnom grafu, možete koristiti algoritme detekcije zajednica poput Girvan-Newman algoritma ili Louvain algoritma. Ovi algoritmi mogu detektirati zajednice analizom strukture grafa kako bi identificirali grupe čvorova koji su gusto povezani unutar zajednice, ali slabo povezani između zajednica.

7. Iterativnom metodom izračunajte modularity score za n zajednica od 2 do 6 na karate klub grafu. Objasnite kako odabrati koji je broj zajednica? Zašto?

Modularity score se izračunava kako bi se odredio broj zajednica koje najbolje odgovaraju grafovima. Iterativnom metodom možete izračunati modularity score za različit broj zajednica (n) od 2 do 6 na karate klub grafu. Odabir broja zajednica može se temeljiti na maksimiziranju modularity score-a. Broj zajednica koji rezultira najvećim modularity score-om smatra se optimalnim brojem zajednica za graf.

8. Isimulirajte Bayesian learning na grafu koristeći jednostavni Bala Goyal 98 pristup s dva A ili B stanja. Koristite barbell graf koji će biti povezan putem centralnog čvora. Detektirajte kojem stanju će konvergirati mreža. Objasnite koncept.

Bayesian learning na grafu može se simulirati koristeći jednostavni Bala Goyal 98 pristup s dva A ili B stanja na barbell grafu koji je povezan putem centralnog čvora. Detekcija kojem stanju će konvergirati mreža može se izvršiti praćenjem vjerojatnosti konvergencije na određeno stanje. Koncept se temelji na Bayesovom pristupu učenju putem zaključivanja na temelju prethodnog znanja i novih informacija.

9. Isimulirajte DeGroot širenje mišljenja na random grafu od 10 ljudi. Izračunajte kada će sustav konvergirati. Objasnite koncept DeGroot učenja.

DeGroot širenje mišljenja na random grafu od 10 ljudi uključuje iterativno proces konvergencije mišljenja. Može se izračunati kada će sustav konvergirati promatranjem promjena u mišljenju svakog pojedinog čvora tijekom iteracija. Koncept DeGroot učenja se temelji na sociološkoj teoriji da ljudi mijenjaju mišljenje na temelju mišljenja drugih u mreži.

10. Učitajte karate klub graf. Primijenite k-clique community algoritam s proizvoljno odabranim parametrima. Objasnite konceptualno dobivene rezultate s obzirom na odabrane parametre.

Primjenom k-clique community algoritma na karate klub graf, možete detektirati k-clique zajednice unutar grafa. K-clique algoritam identificira grupiranje čvorova koji tvore kompletne podgrafove od k čvorova. Rezultati ovog algoritma mogu biti interpretirani s obzirom na odabrane parametre, poput broja čvorova k i ostalih parametara algoritma, kako bi se razumjelo kako su zajednice identificirane unutar grafa.