$\sigma\text{-}\mathrm{irregularity}$ vs. total $\sigma\text{-}\mathrm{irregularity}$

Nejc Ševerkar & Anja Trobec

3. marec 2020

Kazalo

1	Uvod	2
2	Osnovna Teorija	2
	2.1 Maksimalna Stopnja Naraščanja	2
	2.2 Nepovezani Grafi	
3	Implementacija Meta-hevristik	3
	3.1 Problem Velikih Grafov	3
	3.2 API Podpora	3
	3.3 Simulated Annealing	
4 Reševanje Problema		3
	4.1 Majhni grafi	3
	4.2 Večji grafi	
	4.3 Kvadratična stopnja naraščanja	
	4.4 Hipoteza o stopnjah vozlišč	
	4.5 Distribucija stopenj vozlišč	
5	Opisi Implementiranih Algoritmov	7

1 Uvod

V projektni nalogi se bova ukvarjala z meritvijo iregularnosti enostavnih neusmerjenih grafov z dvema na videz podobnima metodama, σ -irregularity in total σ -irregularity, definiranima kot

$$\sigma(G) = \sum_{(u,v) \in E(G)} (d_u - d_v)^2$$
 in $\sigma_t(G) = \sum_{(u,v) \in V(G)} (d_u - d_v)^2$

Cilj naloge je maksimizacija razmerja

$$\sigma_r(G) = \frac{\sigma_t(G)}{\sigma(G)}$$

pri danem redu grafa $n \in \mathbb{N}$. Ker nas komponentno regularni grafi, za katere to razmerje ni definirano, torej v primeru $\sigma(G) = 0$, ne zanimajo, definiramo $\sigma_r(G) = 0$.

V nadaljevanju bomo zaradi preprostosti prostor grafov na n vozliščih označevali z \mathcal{G}_n .

Najina glavna naloga je torej poiskati maksimalno razmerje $\sigma_r(G)$ za $G \in \mathcal{G}_n$ in graf, pri katerem je razmerje doseženo. To nama bo v pomoč pri preverjanju naslednjih dveh hipotez.

- (i) Stopnja naraščanja optimalnega σ_r razmerja je $O(n^2)$.
- (ii) V optimalnem grafu se stopnje vseh sosednjih vozlišč razlikujejo za največ 1.

Prvo hipotezo bova preverila s polinomsko aproksimacijo σ_r naraščanja, ki bo izvedena s pomočjo metode najmanjših kvadratov. Drugo pa bova preverila s številom parov vozlišč, ki ne ustrezajo hipotezi in izračunom njihovih stopenjskih razlik.

Proti koncu bova povedala še nekaj splošnega o distribuciji stopenj vozlišč v optimalno dobljenih grafih.

2 Osnovna Teorija

2.1 Maksimalna Stopnja Naraščanja

Ker bomo za analizo in primerjavo potrebovali stopnjo naraščanja zaporedja $(\max_{G_n \in \mathscr{G}_n} \sigma_r(G_n))_n$ bo koristno izračunati zgornjo mejo.

Poskušajmo maksimizirati vrednost $\sigma_t(G)$ za dani graf G. Po premisleku se lahko prepričamo, da bo za graf $G \in \mathscr{G}_n$ največja vrednost $\sigma_t(G)$ dosežena, če bodo vsa vozlišča stopenj n-1 in 0, saj bo tako kvadratična razlika med njimi največja. Zanima nas torej število vozlišč s stopnjo n, x, ki maksimizira funkcijo f(x) = x(n-x), saj ta predstavlja število kombinacij parov vozlišč s stopnjo n-1 in 0. Z odvajanjem poiščemo maksimum, ki je dosežen pri n/2, zato velja

$$\sigma_r(G) = \frac{\sigma_t(G)}{\sigma(G)} \le \sigma_t(G) \le \frac{n}{2} \frac{n}{2} (n-1)^2 = O(n^4).$$

Sledi, da je zgornja meja naraščanja $O(n^4)$.

2.2 Nepovezani Grafi

Ker sva opazila, da družina nepovezanih grafov doseže maksimalno stopnjo naraščanja, se lahko po konstrukciji družine takšnih grafov G_n za $\forall n \in \mathbb{N}$ osredotočimo samo na povezane grafe.

Konstrukcija grafov G_n , za katere ima zaporedje $(\max_{G_n \in \mathscr{G}_n} \sigma_r(G_n))_n$ stopnjo naraščanja $O(n^4)$ je sledeča. Vzamemo n/2 vozlišč in iz njih konstruiramo poln graf medtem, ko v preostalih n/2 vozliščih povežemo 3 vozlišča z dvema povezavama. Po kratkem premisleku lahko formuliramo naslednjo neenakost.

$$\sigma_r(G_{2n}) = \frac{\sigma_t(G_{2n})}{\sigma(G_{2n})} = \frac{\sigma_t(G_{2n})}{2} > \frac{(n-3)n(n-1)^2}{2} = \Theta(n^4)$$

S tem sva zaključila preučevanje nepovezanih grafov.

3 Implementacija Meta-hevristik

3.1 Problem Velikih Grafov

Za optimalno vrednost σ_r na grafih reda n bi morala testirati vse neizomorfne grafe tega reda, kar pa bi zahtevalo testiranje vseh grafov $G \in \mathscr{G}_n$, katerih je $\Omega(2^{\binom{n}{2}})$. Če upoštevamo, da izračun $\sigma_r(G)$ zahteva $\Omega(n^2)$ operacij, dobimo skupno časovno zahtevnost $\Omega(n^22^{\binom{n}{2}})$. Očitno ta zahtevnost predstavlja problem že za grafe reda 10, torej bova morala poiskati alternativni pristop, ki pa bo v obliki meta-hevrističnih algoritmov. Ideja bo sistematično postopati po prostoru povezanih enostavnih grafov reda n in tako iskati aproksimacijo grafa G, ki maksimizira vrednost σ_r na tem prostoru.

3.2 API Podpora

Za učinkovito delovanje meta-hevrističnih procesov potrebujemo definirati ustrezno topologijo na prostoru, torej podati pojem bližine. Hkrati morava generirati naključne grafe, ki jih bomo preko algoritmov postopoma izboljšavali, torej bo, med drugim, potrebno priskrbeti metode za takšna izboljšavanja.

Vse to vključuje napisana knjižnica, ki poda podporo in splošna orodja, za implementacijo meta-hevrističnih algoritmov.

3.3 Simulated Annealing

Implementiran meta-hevrističen algoritem bo *Simulated Annealing* (SA), osnovna uporaba katerega bo pojasnena skozi nalogo. Algoritem je uporabljen za iskanje vseh optimalnih grafov v nadaljevanju naloge in parametriziran s skupino parametrov, ki omogočajo njegovo skromno posplošitev.

4 Reševanje Problema

4.1 Majhni grafi

Za majhne grafe sva našla že generirane povezane neizomorfne grafe do stopnje 9 in poiskala vrednosti

$$(M_n)_n = (\max_{G_n \in \mathscr{G}_n} \sigma_r(G_n))_{n=2}^9,$$

ki so zapisane v naslednji tabeli.

n	M_n
2	0
3	1
4	3
5	3
6	5
7	13
8	19
9	14.5

Grafov na višjem številu vozlišč je preveč za posamično analizo, torej se lotimo implementacije Simulated Annealing algoritma.

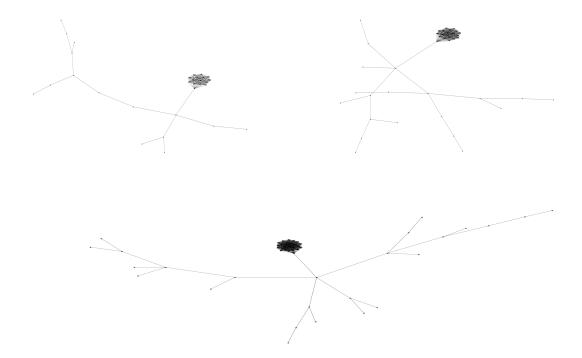
4.2 Večji grafi

Med večjimi grafi bomo optimume iskali s pomočjo algoritma SA (Simulated Annealing). Ta prejme 3 pomembne argumente: število vozlišč, število simulacij in definicijo okolice grafa. Okolice so lahko poljubne in se delijo na lokalne in globalne. Lokalne okolice spreminjajo graf po povezavah, globalne pa konstruirajo nov graf, ki ima morda kakšne podobne karakteristike kot prejšnji.

Izkazalo se je, da za velike grafe aplikacija lokalnih okolic ni dovolj. Zato sva iskanje izvedla v dveh delih. Prvi del je klicanje SA na globalni okolici, nakar pa še na lokalni, saj ta naredi na tem male optimizacije, ki jih globalne

spremembe niso bile zmožne doseči. Lokalno izboljšavanje nastopi v obliki minimizacije $\sigma(G)$ z osredotočanjem na povezave, kjer je razlika med $d_G(u)$ in $d_G(v)$ za neka $uv \in E(G)$ največja.

Po nekaj testih je začela biti očitna struktura optimalnih grafov in sicer njihova oblika je sestavljena iz dveh delov. V prvem nastopa polni podgraf, na drugem pa so povezave redke in je zato podgraf blizu drevesu, kot lahko vidimo na spodnjih slikah grafov na 30, 40 in 50 vozliščih.



Ta sestava je primerna, saj razlike med polnim grafom in redkim prispevajo k vrednosti σ_t , medtem ko vrednost σ ostaja enaka, saj so v obeh delih grafa sosednje povezave podobnih stopenj. To je skoraj res, a naletimo na posebno povezavo, ki je prisotna v teh grafih in to je most med polnim in praznim podgrafom. Brez te povezave bi imeli stopnjo naraščanja $O(n^4)$, a njena prisotnost znatno povišuje vrednost σ .

Naš problem se po tej analizi prevede v to, kako 'zvezno', torej s čim manjšo razliko stopenj sosednih povezav, povezati poln podgraf z redkim. Za to potrebujemo veliko vozlišč, ki bodo poskrbeli za 'zvezno' pot med tima podgrafoma, a jih hkrati potrebujemo malo povezane, da maksimizirajo σ_t vrednost, saj se ta primerja z nastalim polnim grafom. Problem nam torej predstavljata tudi spodbijajoči optimizaciji σ ter σ_t .

V nadaljevanju si bomo pogledali katero optimizacijo favorizirajo optimalni grafi.

4.3 Kvadratična stopnja naraščanja

Preveriti morava, če je stopnja narašanja zaporedja $(\max_{G_n \in \mathscr{G}_n} \sigma_r(G_n))_n$, za $n \in \mathbb{N}$ res $O(n^2)$. Tedaj pa poiskati ustrezno konstanto $c \in \mathbb{R}$, ki se naraščanju najbolj prilega.

Predpostavimo, da smo optimum izračunali za n grafov in označimo

$$X(n,p) = (1^p, 2^p, \dots, n^p)^T$$
 in $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$

vektorja v \mathbb{R}^n , kjer a_i predstavlja dobljeni optimalni $\sigma_r(G_i)$ za graf $G_i \in \mathscr{G}_i$. Problem pri danem $p \in \mathbb{R}^+$ zahteva rešitev linearnega sistema

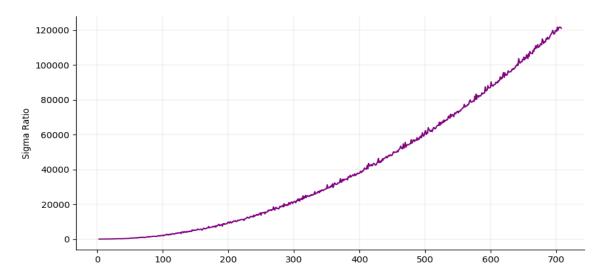
$$X(n,p)c = a.$$

Ta sistem seveda ne bo rešljiv, iskanja aproksimacije pa se bomo lotili z metodo najmanjših kvadratov, torej minimum 2-norme razlike obeh strani bo dosežen pri

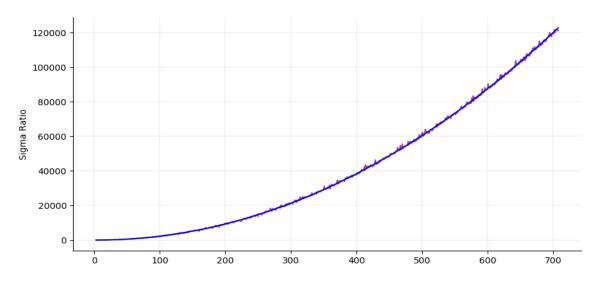
$$c = \frac{\langle a, X(n, p) \rangle}{||X(n, p)||_2^2}.$$

Najboljšo aproksimacijo naraščanja σ_r bomo poiskali z diskretizacijo $D \subset [0,4]$ in za $\forall p \in D$ izračunali prej definirani c, na koncu pa izbrali tisto kombinacijo (c,p), za katero je $||cX(n,p)-a||_2$ najmanjši.

Tako dobimo po testiranju na vozliščih od 3 do 700 naslednji graf.



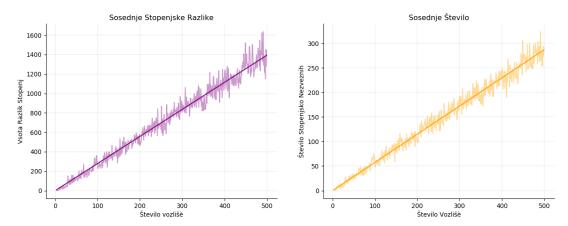
Po prej opisani metodi dobimo par (c, p), za katerega cn^p najbolje opisuje σ_r naraščanje. Ta par je izračunan kot (0.1932, 2.0360) in njegova aproksimacija naraščanja je prikazana na naslednjem grafu.



Rezultati testiranja močno implicirajo kvadratično naraščanje zaporedja $(\max_{G_n \in \mathscr{G}_n} \sigma_r(G_n))_n$, saj pri večjih vzorcih varianca opazno pada, hkrati pa se najboljša polinomska aproksimacija rasti približuje $n \to n^2$.

4.4 Hipoteza o stopnjah vozlišč

Hipotezo, ki pravi, da so vsa sosednja vozlišča stopnje, ki se razlikuje za največ 1, bova testirala z izračunom števila parov vozlišč, ki nimajo ustrezne razlike stopenj in seštela še vse njihove razlike. Rezultati, skupaj z linearno aproksimacijo, so opisani na naslednjem grafu.



Naraščanje je predvsem linearno in sicer sta najboljši linearni aproksiciji koeficientov enaki 2.7895 in 0.5749, glede na horizontalno zaporedje slik.

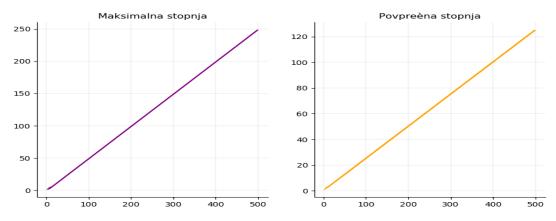
Na levem grafu vidimo, da je vsota stopenj vozišč majhna, saj je povprečno njena vrednost le trikratnik števila vozlišč, torej se povprečno vozlišči na razliki stopenj večji od 1 razlikujeta v stopnji za 3, kot tudi namiguje koeficient

Na desnem grafu takoj opazimo, da je naraščanje števila parov vozlišč, ki ne ustrezajo pogoju zelo majhno, saj narašča počasneje kot stopnja vozlišč, čeprav je njeno potencialno naraščanje $\binom{n}{2}$. Seveda je rezultat smiseln, saj poskušamo minimizirati σ vrednost, katera pa narašča skupaj z naraščanjem razlik stopenj sosednih vozlišč.

Vrnimo se nazaj na problem optimalnega povezanja polnega podgrafa s praznim. Sva mnenja, da so rezultati pozitivna indikacija na to, da se ta pot naravno formira na način, ki favorizira minimizacijo σ vrednosti napram maksimizaciji σ_t vrednosti. Torej grafi poskušajo poskrbeti za zvezni prehod iz polnega podgrafa k redkemu in za to žrtvujejo nekaj vozlišč, kar pa se na koncu pozna pri majhnih razlikah stopenj.

4.5 Distribucija stopenj vozlišč

Ideja bo prikazati minimalne in povprečne stopnje vozlišč pri danem optimalnem grafu na n vozliščih. Spodaj je prikazan graf, ki prikazuje prej povedano.



Iz slike je razvidno izredno linearno naraščanje maksimalne stopnje vozlišč in sicer za točni faktor $\frac{1}{2}$, kar nas spomni na obliko optimalnih grafov, kateri imajo poln podgraf, vpet na $\frac{n}{2}$ vozliščih.

5 Opisi Implementiranih Algoritmov

Podali bomo kratek opis vseh vključenih algoritmov v napisani knjižnici in njihovo časovno zahtevnost. V tabeli bo n označeval število vozlišč grafa, m pa število povezav.

Ime	Kratek Opis	T(n, m)
sigma	izračuna vrednost $\sigma(G)$ na danem grafu G	O(n+m)
$sigma_t$	izračuna vrednost $\sigma_t(G)$ na danem grafu G	$O(n^2)$
sigmaRatio	izračuna vrednost $\sigma_r(G)$ na danem grafu G	$O(n^2)$
sigma Update	izračuna razliko σ po odstranjeni ali dodani povezavi v G	O(n)
sigmaArgmax	vrne povezavo, ki maksimizira σ vrednost v danem grafu G	O(n+m)
random Connected Graph	konstruira naključni graf na n vozliščih	$O(n^2 \log^*(n))$
randomTree	konstruira naključno drevo na n vozliščih	O(n)
random Path	konstruira naključno pot na n vozliščih	O(n)
random Subtree	poišče naključno poddrevo danega grafa	O(n)
random Sigma Opt Aprox	konstruira graf, ki naj bi bil grob približek optimalnemu	$O(n^2)$
nonBridges	poišče k povezav, ki niso mostovi v danem grafu	O(m+n)
nonEdges	poišče k povezav, ki niso vključene v dani graf	$O(n^2)$
local Basic Neighbor	graf spremeni z dodajanjem in odstranjevanjem povezav	$O(n^2)$
global Basic Neighbor	uporabi $randomConnectedGraph$ za konstrukcijo okolice	$O(n^2 \log^*(n))$
global Two Part Neighbor	uporabi $random Sigma Opt Aprox$ za konstrukcijo okolice	$O(n^2)$
$maxSigmaRatio_annealing$	uporabi Simulated Annealing za iskanje optimalnega grafa	odvisno od argumentov