

UNIVERZA V LJUBLJANI  
Fakulteta za matematiko in fiziko

Finančni praktikum

Največje neodvisne množice z lokalnim  
iskanjem

*Avtorja:*

Jaka Mrak  
Žiga Gartner

*Mentorja:*

prof. dr. Sergio CABELLO  
doc. dr. Janoš VIDALI

Ljubljana, 10. januar 2022

# Kazalo

Slike	1
1 Navodilo	2
2 Opis problema	2
3 Opis dela	3
3.1 Generiranje podatkov . . . . .	3
3.2 Algoritmi . . . . .	3
3.2.1 Algoritem <i>nakljucni_MIS</i> ( $G$ ) . . . . .	3
3.2.2 Algoritem <i>lokalno_iskanje</i> ( $G, I$ ) . . . . .	4
3.3 Analiza rezultatov . . . . .	4
3.3.1 Analiza algoritmov na grafih $G(50, 0.3)$ . . . . .	4
3.3.2 Analiza izboljšanih algoritmov na grafih $G(50, 0.3)$ . . . . .	7
3.3.3 Primerjava algoritmov na grafih s konstantno verjetnostjo $p$ in spre-	
menljivim številom vozlišč $n$ . . . . .	7
3.3.4 Primerjava algoritmov na grafih s konstantnim številom vozlišč $n$ in	
s spremenljivo verjetnostjo $p$ . . . . .	10
4 Zaključek	12
Literatura	13

# Slike

1	Moči neodvisnih množic za grafe $G(50, 0.3)$ . . . . .	5
2	Časovne zahtevnosti algoritmov za $G(50, 0.3)$ . . . . .	5
3	Odstopanja rešitev lokalnega iskanja do CLP. . . . .	6
4	Povprečne vrednosti rezultatov posameznih algoritmov . . . . .	6
5	Vrednosti rezultatov izboljšanih posameznih algoritmov . . . . .	7
6	Časovne zahtevnosti izboljšanih posameznih algoritmov . . . . .	8
7	Povprečne vrednosti rezultatov izboljšanih posameznih algoritmov . . . . .	8
8	Velikosti neodvisnih množic v odvisnosti od števila vozlišč $n$ . . . . .	10
9	Spreminjanje časovne zahtevnosti algoritmov v odvisnosti od števila vozlišč $n$	11
10	Vpliv verjetnosti na velikost neodvisnih množic . . . . .	11
11	Vpliv verjetnosti na časovno zahtevnost algoritmov . . . . .	12

# 1 Navodilo

Naloga je iskanje največje neodvisne množice v grafu  $G = (V, E)$  s pomočjo celoštevilskega linearnega programiranja. Velike neodvisne množice v grafu lahko poiščemo s pomočjo metode lokalnega iskanja. Začnemo s poljubno neodvisno množico  $U \subseteq V$ , kjer  $k$  vozlišč nadomestimo s  $k + 1$  vozlišči tako, da ohranjamo neodvisnost množice  $U$ . Konstanta  $k$  je dana na začetku. Primerjali bomo metodi lokalnega iskanja in optimalne rešitve ter primerjali njune rešitve za nekatere preproste grafe.

## 2 Opis problema

**Definicija 1.** Naj bo  $G = (V, E)$  graf. **Neodvisna množica**  $U$ , v grafu  $G$ , je taka podmnožica množice vozlišč  $V$ , kjer poljubni dve vozlišči iz množice  $U$  nista sosednji. **Maksimalna neodvisna množica** v grafu  $G$  pa je taka neodvisna množica, kjer ne obstaja vozlišče  $v \in V$  in  $v \notin U$ , ki bi ga lahko dodali množici  $U$  in pri tem ohranili neodvisnost množice  $U$ . Torej je neodvisna množica  $U$  največja taka, če velja ena od naslednjih dveh lastnosti:

1.  $v \in U$
2.  $S(v) \cap U \neq \emptyset$ , kjer je  $S(v)$  množica sosedov  $v$ .

**Največja neodvisna množica** je neodvisna množica, največje možne velikosti, za dan graf  $G$ . Velikosti največje neodvisne množice, za graf  $G$ , pa pravimo **neodvisnostno število** in pogosto označimo  $\alpha(G)$ .

**Definicija 2.** Celoštevilski linearni program v standardni obliki je dan z matriko  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , vektorjem  $b \in \mathbb{R}^m$  in vektorjem  $c \in \mathbb{R}^n$ . Iščemo

$$\max \langle c, x \rangle,$$

da bodo zadoščeni pogoji

$$Ax \leq b, x \geq 0,$$

kjer je  $x \in \mathbb{Z}^n$ .

**Posledica 1.** Problem največje neodvisne množice v grafu  $G = (V, E)$  lahko s celoštevilskim linearnim programiranjem modeliramo na sledeč način:

$$\max \sum_{v \in V} x_v,$$

da velja:

$$x_v + x_w \leq 1 \text{ za } \forall vw \in E,$$

$$x_v \in \{0, 1\}$$

$$x_u = \begin{cases} 1, & \text{za } u \in U \\ 0, & \text{za } u \notin U \end{cases}, U \text{ neodvisna množica v grafu } G.$$

Največjo neodvisno množico v množici vseh neodvisnih podmnožic grafa  $G = (V, E)$  bomo iskali s pomočjo celoštevilskega linearnega programiranja in lokalnega iskanja. **Lokalno iskanje** temelji na izbiri začetne neodvisne podmnožice vozlišč  $U \subset V$  v kateri  $k$  vozlišč zamenjamo s  $k + 1$  vozlišči in pri tem ohranjamo neodvisnost množice  $U$ .

## 3 Opis dela

V nadaljevanju bomo največjo/maksimalne neodvisne množice iskali s pomočjo *CLP* v Sage in s pomočjo implementiranega algoritma *naključni\_MIS*( $G$ ), kasneje izboljšanega z lokalnim iskanjem. Algoritme bomo izvajali na grafih, generiranih s pomočjo Erdős-Rényijevega  $G(n, p)$  modela. Primerjali bomo maksimalne (ali pa največje) neodvisne množice, ki jih algoritmi poiščejo, časovno zahtevnost algoritmov, kasneje pa še, kako vpliva spreminjanje števila vozlišč in verjetnosti, v modelu, na velikost maksimalne (ali pa največje) neodvisne množice in na časovno zahtevnost algoritmov.

### 3.1 Generiranje podatkov

Kot omenjeno, bomo grafe generirali s pomočjo Erdős-Rényijevega  $G(n, p)$  modela, kjer podamo algoritmu parameter  $n$  za število vozlišč in  $p$  za verjetnost, da sta poljubni vozlišči povezani.

**Definicija 3.** *Erdős-Rényijev model  $G(n, p)$  generira graf z  $n$  naključno povezanimi vozlišči. Vsaka povezava je v graf vključena neodvisno, z verjetnostjo  $p$ .*

Generirali bomo grafe s spreminjajočima vrednostma  $(n, p)$ . Najprej z naraščajočim  $n$  in konstantnim  $p$ , nato pa še s konstantnim  $n$  in naraščajočim  $p$ . Za generacijo podatkov v Pythonu bomo uporabili knjižnico *NetworkX*. Da bomo lahko grafe uporabljali še v okolju *Sage*, bomo le-te s funkcijo *nx.to\_dict\_of\_lists*(*graf*), kjer je *nx* okrajšava za *NetworkX*, pretvorili v slovarje seznamov. Grafe, na katerih bomo izvajali algoritme, bomo shranili v *JSON* datoteke, da imamo evidenco na kakšnih grafih smo izvajali algoritme.

### 3.2 Algoritmi

Za iskanje maksimalne neodvisne množice smo implementirali algoritem *naključni\_MIS*( $G$ ), čigar rešitev bomo poizkušali izboljšati še z algoritmom *lokalno\_iskanje*( $G, I$ ). Oba algoritma bosta kot argument sprejela graf  $G$ , algoritem *lokalno\_iskanje*( $G, I$ ) pa še neko maksimalno neodvisno množico  $I$  grafa  $G$ .

#### 3.2.1 Algoritem *naključni\_MIS*( $G$ )

---

**Algoritem 1** *naključni\_MIS*( $G$ )

---

- 1:  $I = \emptyset$
  - 2:  $\forall v \in V$  dobi vrednost  $P(v) \in \text{permutacija}(V)$
  - 3: **if**  $P(v) < P(w)$  za  $\forall w \in \text{sosedi}(v)$  **then**
  - 4:      $I = I \cup v$
  - 5:  $V' = V \setminus (I \cup \text{sosedi}(I))$ .
  - 6:  $E' = E \setminus \text{povezave}(I)$ .
  - 7: **return**  $I \cup \text{MIS}(G' = (V', E'))$
-

### 3.2.2 Algoritem *lokalno\_iskanje*( $G, I$ )

Najprej definirajmo  $\tau(v)$ , v algoritmu imenovan *tightness*( $v$ ).

**Definicija 4.** Naj bo  $G = (V, E)$  in  $v \in S \subset G$ . Potem je:

$$\tau(v) = |W|, \text{ kjer je } W = \{w | w \in (\text{sosedi}(v) \cap V \setminus S)\}.$$

Algoritem *lokalno\_iskanje*( $G, I$ ) sprejme graf  $G$  in neko maksimalno neodvisno množico v grafu  $G$ . Nato vsakemu vozlišču  $v \in I$  priredi množico  $L(v) = \{w \in \text{sosedi}(v) | \tau(w) = 1\}$ . Če je ta množica več kot, ali pa dvo elementna, potem v vseh možnih parih  $(x, y) \in L(v) \times L(v)$ , ki zadoščajo  $x \neq y$ , poišče prvega, da velja  $y \notin \text{sosedi}(x)$ , ko najde prvi tak par iz množice  $I$  odstrani vozlišče  $v$ , in množici  $I$  doda vozlišči  $x$  in  $y$ . Algoritem vrne maksimalno neodvisno množico  $I$ , ko ne obstaja  $z \in I$ , da bi veljalo  $|L(z)| \geq 2$ .

```
import networkx as nx

def tightness(graf, množica, v):
    t = 0
    for w in graf.neighbors(v):
        if w in množica:
            t += 1
        else:
            pass
    return t

def lokalno_iskanje(G, I):
    V = list(G.nodes)
    for v in I:
        L = []
        for w in G.neighbors(v):
            if G.neighbors(v) != []:
                if tightness(G, I, w) == 1:
                    L.append(w)
                else:
                    pass
            else:
                pass
        while len(L) >= 2:
            for v1 in L:
                L.remove(v1)
                for w1 in L:
                    if w1 not in G.neighbors(v1):
                        I.remove(v)
                        I = I + [v1, w1]
                        break
                    elif w1 in G.neighbors(v1):
                        pass
                if w1 not in G.neighbors(v1):
                    break
            if w1 not in G.neighbors(v1):
                break
        if w1 not in G.neighbors(v1):
            break
    return I
```

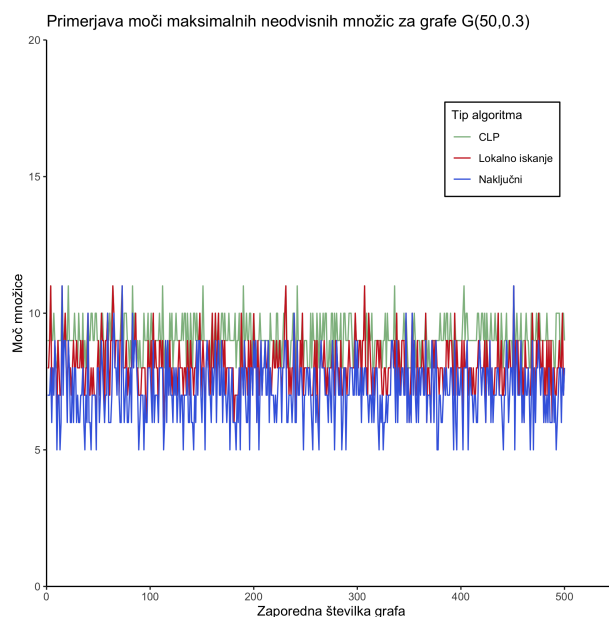
## 3.3 Analiza rezultatov

### 3.3.1 Analiza algoritmov na grafih $G(50, 0.3)$

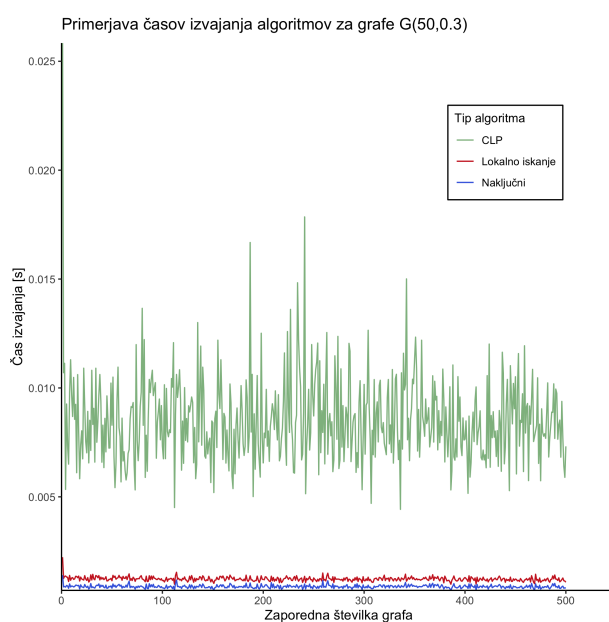
Najprej bomo primerjali algoritme na Erdős-Rényijevih  $G(50, 0.3)$ . Na tak način sva generirala 500 grafov in na njih izvedla algoritma *CLP*( $G$ ), *naključni\_MIS*( $G$ ), za vsak graf pa sva slednjega poskušala izboljšati še z algoritmom *lokalno\_iskanje*( $G, I$ ), ki poleg grafa  $G$  sprejme še  $I = \text{naključni\_MIS}(G)$ .

Opazimo, da neodvisne množice največjih moči najde *CLP*. Variacije moči neodvisnih množic, ki jih lahko vidimo na spodnjem grafu, so rezultat naključnosti pri generiranju  $G(50, 0.3)$  grafov. Od slučaja je namreč odvisno, kako bodo postavljene povezave v grafu  $G$ .

Kljub temu, da je, za generirane grafe, *CLP* najpogosteje vrnil najboljšo rešitev, lahko v naslednjem grafu vidimo njegovo slabost. *CLP* je namreč občutno počasnejši od preostalih dveh algoritmov.



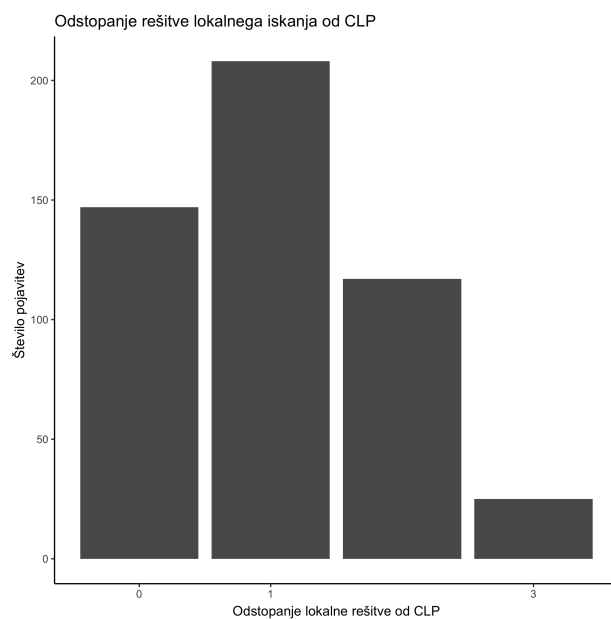
Slika 1: Moči neodvisnih množic za grafe  $G(50, 0.3)$



Slika 2: Časovne zahtevnosti algoritmov za  $G(50, 0.3)$

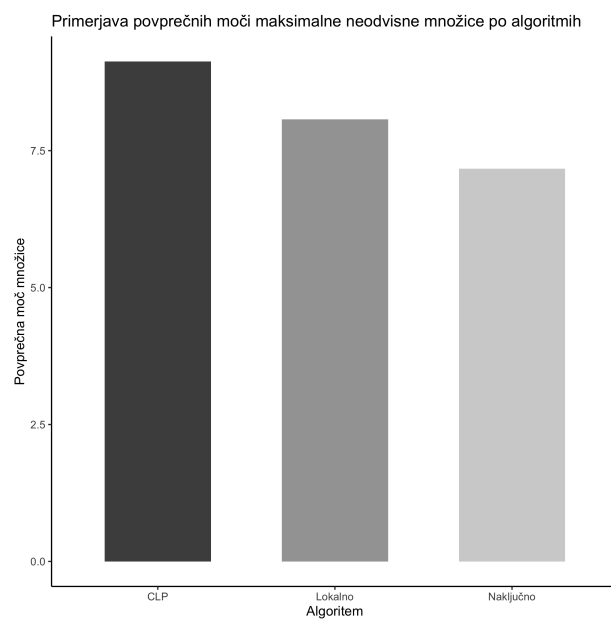
Poglejmo si sedaj še odstopanja rešitev *lokalnega iskanja* od rešitev dobljenih s *CLP*. Hitro pazimo, da je odstopanje nekako "normalno" porazdeljeno. Neodvisna množica dobljena z *lokalnim iskanjem* največkrat odstopa za dve vozlišči od tiste dobljene s *CLP*, v nekaj primerih se ti popolnoma ujemata, zelo redko pa se razlikujeta za 4 ali 5 vozlišč.

Kot omenjeno, je maksimalne neodvisne množice z najvišjimi močmi vračal *CLP*, s povprečno močjo največje neodvisne množice 12. Druge največje množice je vračalo



Slika 3: Odstopanja rešitev lokalnega iskanja do CLP.

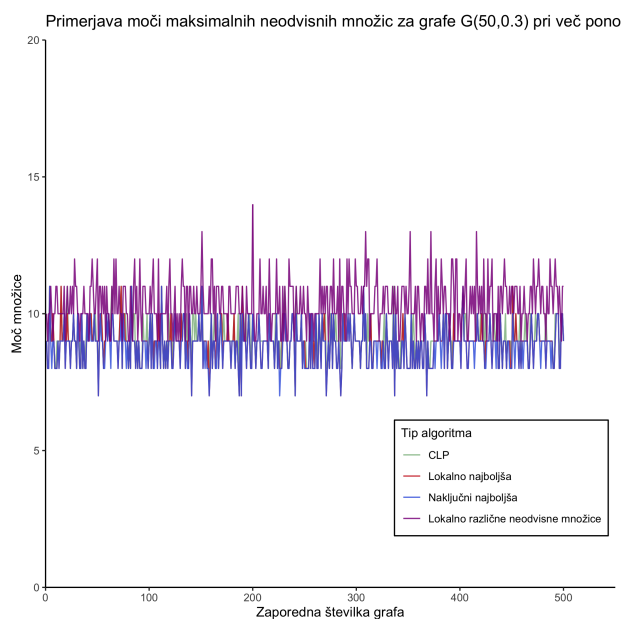
*lokalno\_iskanje*, katerega množice so imele v povprečju 9 vozlišč, za eno več od povprečja moči neodvisnih množic najdenih z algoritmom *naključni\_MIS*. Rezultati so vidni na spodnjem grafu.



Slika 4: Povprečne vrednosti rezultatov posameznih algoritmov

### 3.3.2 Analiza izboljšanih algoritmov na grafih $G(50, 0.3)$

V nadaljevanju sva poskusila rezultat dobljen z *lokalnim\_iskanjem* in algoritmom *naključni\_MIS* nekoliko izboljšati. Najprej sva za rešitev dobljeno z *naključni\_MIS* vzela najboljšo izmed dvajsetih simulacij za vsak graf, kar je na spodnjem grafu označeno z *Naključno najboljša*. Iz te dobljene neodvisne množice sva potem izhajala pri *lokalnem\_iskanju* in rešitev označila kot *Lokalno najboljša*. Rešitev dobljena s *CLP* je še zmeraj enaka, sva pa dobila še maksimalne neodvisne množice na način, da sva algoritem *lokalno\_iskanje* pognala na 10 različnih začetnih neodvisnih množicah, dobljenih z *naključni\_MIS*. Na grafu je ta rešitev označena z *Lokalno različne neodvisne množice* in kot je razvidno, sva na ta način dobila najboljše rezultate. V tem primeru celo boljše od *CLP*.



Slika 5: Vrednosti rezultatov izboljšanih posameznih algoritmov

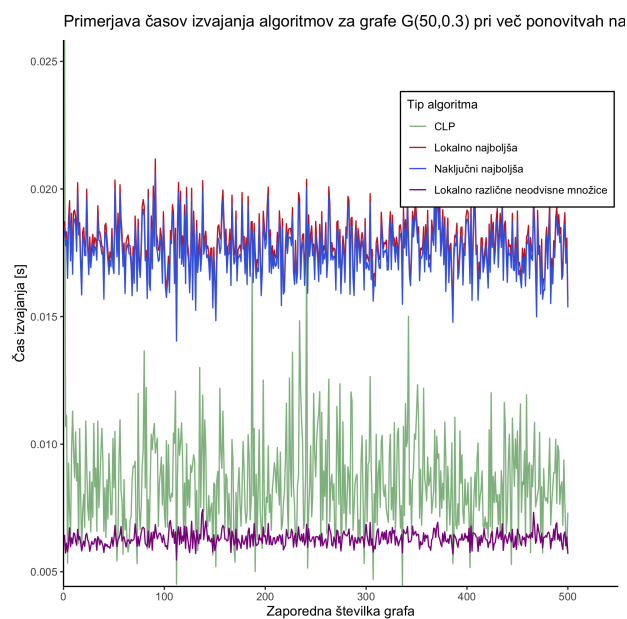
Za zgoraj opisane postopke sva nato izmerila še čase izvajanja. Zelo zanimivo je dejstvo, da najboljše rešitve dobimo s časovno najbolj učinkovitim algoritmom. Vmes se pojavijo tudi kakšni izraziti skoki, ki pa jih lahko pripišemo slučaju, saj je čas izvajanja zelo odvisen od vrste grafa, na katerem se algoritem izvede. Ker grafe generirava naključno je prav to vzrok za opažene osamelce.

Da bi se res transparentno prepričali, da v tem primeru najboljše rešitve v povprečju poiščeva z *Lokalno različne neodvisne množice*, ko naredimo algoritem *lokalno\_iskanje* na različnih začetnih neodvisnih množicah, sva izračunala povprečne moči, ki jih vračajo algoritmi. Na spodnjem grafu lahko to očitno opazimo.

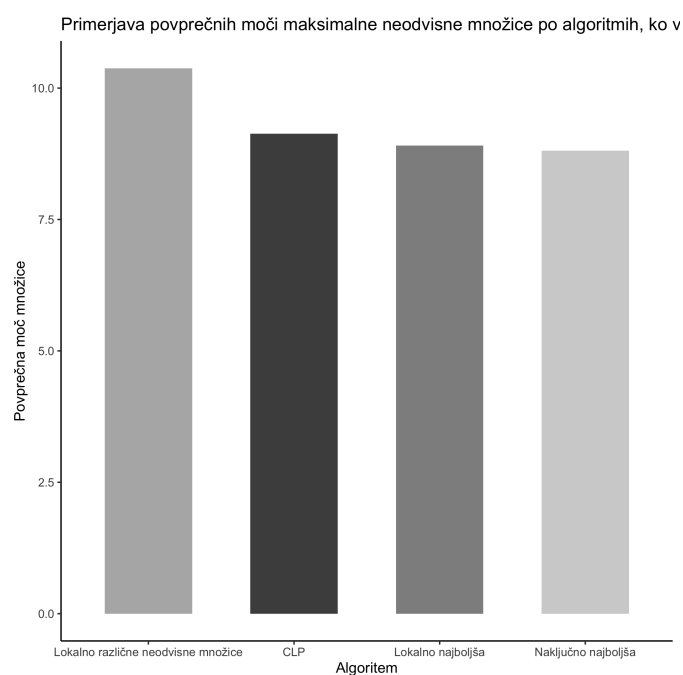
### 3.3.3 Primerjava algoritmov na grafih s konstantno verjetnostjo $p$ in spremenljivim številom vozlišč $n$

Drugo skupino grafov sva, tako kot prvo, generirala z Erdős-Rényijevim  $G(n, p)$  modelom, vendar pri tem spreminjala število vozlišč v grafih, verjetnost pa ohranila konstantno  $p = 0.005$ . Algoritme sva izvajala na grafih velikosti od 1 do 600 vozlišč. Ker je verjetnost konstantna, na rezultate ne vpliva in tako sva si lahko izbrala grafe na večjem številu





Slika 6: Časovne zahtevnosti izboljšanih posameznih algoritmov

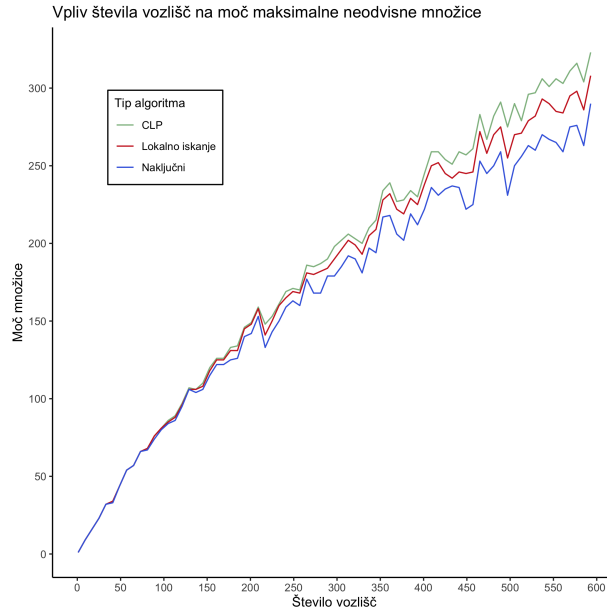


Slika 7: Povprečne vrednosti rezultatov izboljšanih posameznih algoritmov

vozlišč ter pridobila več podatkov za bolj natančno analizo rezultatov.

Na spodnjem grafu si lahko ogledamo kako se s povečevanjem števila vozlišč, spreminja moč maksimalnih neodvisnih množic. Pri konstantni verjetnosti  $p$ , se moč maksimalne neodvisne množice, v odvisnosti od moči množice vozlišč  $V$ , povečuje skoraj linearno, vendar moč maksimalnih neodvisnih množic dobljenih s *CLP* narašča hitreje od tistih

pridobljenih z *naključni\_MIS* in *lokalnim iskanjem*.



Slika 8: Velikosti neodvisnih množic v odvisnosti od števila vozlišč  $n$

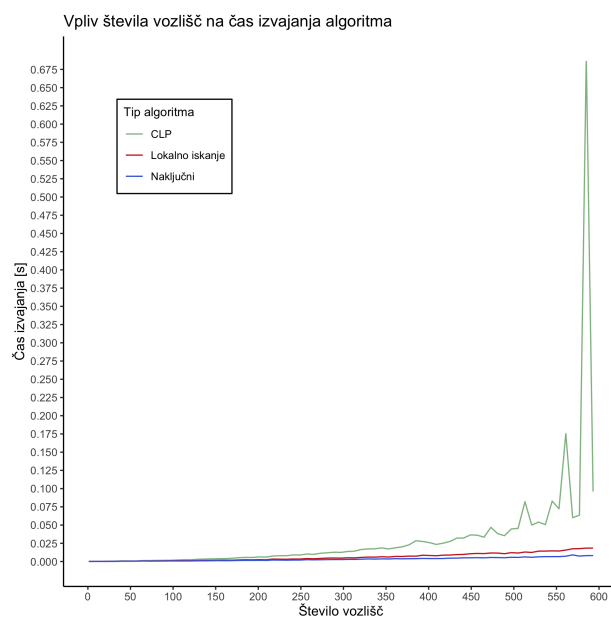
Na spodnjem grafu ponovno opazimo največjo slabost iskanja maksimalne neodvisne množice s *CLP*, tj. časovno zahtevnost. Čas, porabljen za izvajanje *CLP*, je v odvisnosti od števila vozlišč v množici  $V$  naraščal eksponentno. Prav tako je naraščala časovna zahtevnost algoritmov *naključni\_MIS* in *lokalnega\_iskanja*, vendar so bila naraščanja na opazovanih grafih občutno manjša. Glede na to, da je iskanje maksimalne neodvisne množice *NP*-težek problem lahko pričakujemo, da bi z nadaljnjim povečevanjem števila vozlišč v množici  $V$  časovna zahtevnost začela naraščati eksponentno tudi za druga dva algoritma. Zametki tega so opazni, ko gledamo časovne zahtevnosti algoritmov *naključni\_MIS* in *lokalnega\_iskanja* za največje moči množice  $V$ , na skrajnem desnem robu grafa.

### 3.3.4 Primerjava algoritmov na grafih s konstantnim številom vozlišč $n$ in s spremenljivo verjetnostjo $p$

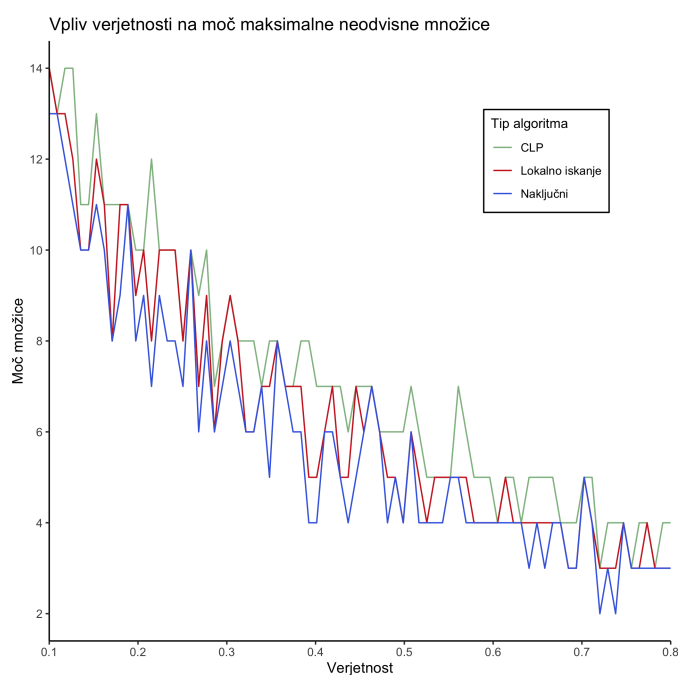
Tudi zadnjo skupino grafov sva generirala z Erdős-Rényijevim  $G(n, p)$  modelom, pri tem pa ohranila konstantno velikost množice vozlišč  $V$  in spreminjala verjetnosti  $p$ . Vrednosti verjetnosti sva dobila s klicom funkcije `numpy.linspace(0.1, 0.8, 80)`.

Če je s povečevanjem velikosti množice  $V$  naraščala tudi velikost maksimalne neodvisne množice, opazimo, da je v primeru povečevanja verjetnosti  $p$  vzorec nasproten, saj velikost maksimalne neodvisne množice pada, ko povečujemo verjetnost  $p$ . Razlog za to se najverjetneje skriva v vplivu verjetnosti na povezave grafa  $G$ . Večja kot je verjetnost  $p$ , večje bo število povezav v grafu, kar je za velikost neodvisne množice slabo, kar sledi neposredno iz definicije neodvisne množice. Torej velikost maksimalne neodvisne množice ni odvisna le od števila vozlišč v grafu, ampak tudi od števila povezav. Ugotovitve so opazne na spodnjem grafu.

Tako kot velikost maksimalne neodvisne množice, je od števila povezav v grafu (oz. verjetnosti  $p$ ), odvisna tudi časovna zahtevnost algoritmov. Časovna zahtevnost algoritmov

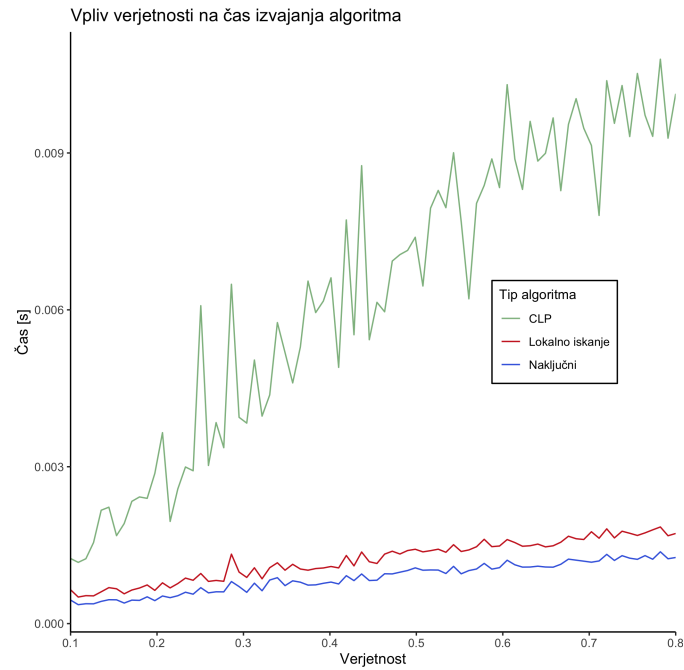


Slika 9: Spreminjanje časovne zahtevnosti algoritmov v odvisnosti od števila vozlišč  $n$



Slika 10: Vpliv verjetnosti na velikost neodvisnih množic

ob povečevanju verjetnosti  $p$  (in posledično števila povezav v grafu) se obnaša podobno, kot se je obnašala pri povečevanju vozlišč. Časovna zahtevnost vseh treh algoritmov narašča z verjetnostjo  $p$ , vendar pri *CLP* hitreje kot pri algoritmih *naključni MIS* in *lokalnim iskanjem*. Spodnji graf to nazorno prikazuje in potrjuje.



Slika 11: Vpliv verjetnosti na časovno zahtevnost algoritmov

## 4 Zaključek

Iz analize rezultatov lahko zaključimo, da v primeru generiranja grafov z *Erdős-Rényijevim*  $G(n, p)$  modelom, na velikost maksimalne neodvisne množice v danem grafu vplivata tako število vozlišč v grafu, kot tudi število povezav. Kot alternativo iskanju maksimalne neodvisne množice s *CLP*-jem, sva uspela implementirati algoritem *naključni\_MIS* in ga kasneje izboljšati z *lokalnim\_iskanjem*. Čeprav so rešitve *CLP* malenkost boljše v večini primerov, sta *naključni\_MIS* in *lokalno iskanje* boljša za grafe z večjim številom vozlišč, ali pa z večjim številom povezav, saj sta manj časovno zahtevna.

## Literatura

- [1] Gary Miller. *Lecture 32: Luby's Algorithm for Maximal Independent Set*, dostopno na <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/academic/class/15750-s18/ScribeNotes/lecture32.pdf>.
- [2] Diogo Andrade, Mauricio G. C. Resende. *Fast Local Search for the Maximum Independent Set Problem*. Conference Paper in Journal of Heuristics, May 2008, dostopno na [https://www.researchgate.net/publication/221131653\\_Fast\\_Local\\_Search\\_for\\_the\\_Maximum\\_Independent\\_Set\\_Problem](https://www.researchgate.net/publication/221131653_Fast_Local_Search_for_the_Maximum_Independent_Set_Problem).
- [3] *Maximal independent set*, v: Wikipedia: The Free Encyclopedia,[ogled 6. 1. 2022], dostopno na [https://en.wikipedia.org/wiki/Maximal\\_independent\\_set](https://en.wikipedia.org/wiki/Maximal_independent_set).
- [4] *Independent set (graph theory)*, v: Wikipedia: The Free Encyclopedia,[ogled 6. 1. 2022], dostopno na [https://en.wikipedia.org/wiki/Independent\\_set\\_\(graph\\_theory\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Independent_set_(graph_theory)).