

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE  
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

ANALÝZA INTERPUNKČNÝCH ZNAMENOK V  
RÔZNOJAZYČNÝCH TEXTOCH  
BAKALÁRSKA PRÁCA

2025  
ZDENKO NÉMETH



UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE  
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

ANALÝZA INTERPUNKČNÝCH ZNAMENOK V  
RÔZNOJAZYČNÝCH TEXTOCH  
BAKALÁRSKA PRÁCA

Študijný program: Aplikovaná Informatika  
Študijný odbor: Informatika  
Školiace pracovisko: Katedra aplikovanej informatiky  
Školiteľ: doc. RNDr. Mária Markošová, PhD.

Bratislava, 2025  
Zdenko Németh





Univerzita Komenského v Bratislave  
Fakulta matematiky, fyziky a informatiky

---

## ZADANIE ZÁVEREČNEJ PRÁCE

**Meno a priezvisko študenta:** Zdenko Németh  
**Študijný program:** aplikovaná informatika (Jednoodborové štúdium, bakalársky I. st., denná forma)  
**Študijný odbor:** informatika  
**Typ záverečnej práce:** bakalárska  
**Jazyk záverečnej práce:** slovenský  
**Sekundárny jazyk:** anglický

**Názov:** Analýza interpunkčných znamienok v rôznajazyčných textoch  
*Analysis of punctuation marks in different languages texts*

**Anotácia:** Študent naprogramuje aplikáciu, ktorá v textovom súbore spracuje distribúciu interpunkčných znamienok. V aplikácii je potrebná možnosť výberu, teda, či pôjde o distribúciu všetkých interpunkčných znamienok, alebo len tých, ktoré budú dopredu špecifikované (napr. len čiarky, len bodkočiarky ....). Aplikácia tiež musí umožniť rôzne typy zobrazení výsledných súborov, ako napr. log log zobrazenie, log lin zobrazenie a podobne. Študent porovná a vyhodnotí distribúcie, ktoré získa pre jednotlivé jazyky.

**Cieľ:** Cieľom je vytvoriť aplikáciu na analýzu distribúcií interpunkčných znamienok v texte.

**Literatúra:** Kulig and others. In narrative texts punctuation marks obey the same statistics as words, Information Sciences  
Volume 375, 1 January 2017, Pages 98-113

**Vedúci:** doc. RNDr. Mária Markošová, PhD.  
**Katedra:** FMFI.KAI - Katedra aplikovanej informatiky  
**Vedúci katedry:** doc. RNDr. Tatiana Jajcayová, PhD.  
**Dátum zadania:** 22.02.2024

**Dátum schválenia:** 23.10.2024

doc. RNDr. Damas Gruska, PhD.  
garant študijného programu

---

študent

---

vedúci práce

**Podakovanie:** You can thank anyone who helped you with the thesis here (e.g. your supervisor).

## Abstrakt

Slovenský abstrakt v rozsahu 100–500 slov, jeden odstavec. Abstrakt stručne sumarizuje výsledky práce. Mal by byť pochopiteľný pre bežného informatika. Nemal by teda využívať skratky, termíny alebo označenie zavedené v práci, okrem tých, ktoré sú všeobecne známe.

**Kľúčové slová:** Slovak, keywords, here

## **Abstract**

Abstract in the English language (translation of the abstract in the Slovak language).

**Keywords:** English, keywords, here



# Obsah

|                                 |           |
|---------------------------------|-----------|
| <b>Úvod</b>                     | <b>1</b>  |
| <b>1 Prehľad problematiky</b>   | <b>3</b>  |
| 1.1 Teória grafov . . . . .     | 3         |
| 1.2 Modely sietí . . . . .      | 6         |
| 1.2.1 Náhodná sieť . . . . .    | 6         |
| 1.2.2 Bezškálová sieť . . . . . | 8         |
| 1.3 Slovné siete . . . . .      | 9         |
| 1.4 Interpunkcia . . . . .      | 10        |
| <b>2 Použité technológie</b>    | <b>13</b> |
| 2.1 NetworkX . . . . .          | 13        |
| <b>3 Tvorba aplikácie</b>       | <b>15</b> |
| <b>4 Analýza textov</b>         | <b>17</b> |



# Zoznam obrázkov

|     |                                                           |    |
|-----|-----------------------------------------------------------|----|
| 1.1 | Zobrazenie typov hrán v grafe. . . . .                    | 4  |
| 1.2 | Matica susedností a incidenčná matica. . . . .            | 5  |
| 1.3 | Binomická vs. Poissonová distribúcia stupňov. . . . .     | 8  |
| 1.4 | Distribúcia stupňov vrcholov v bezškálovej sieti. . . . . | 9  |
| 1.5 | Pozičná slovná sieť. . . . .                              | 10 |
| 1.6 | Distribúcia stupňov vrcholov. . . . .                     | 11 |



# Algoritmy

|                                                                                       |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1 Ukážka použitia NetworkX pre generovanie DGM modelu a grafovú<br>analýzu. . . . . | 14 |
|---------------------------------------------------------------------------------------|----|



# Úvod

Put your introduction here.





# Kapitola 1

## Prehľad problematiky

!!! Treba dopisat... !!!

### 1.1 Teória grafov

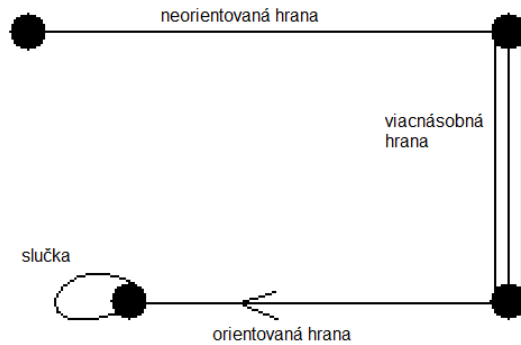
Teória grafov je rozsiahla a komplexná oblasť matematiky a informatiky. V tejto kapitole sa zameriame na základné pojmy, definície a koncepty, ktoré sú nevyhnutné na pochopenie práce s grafmi, ich vlastností a rôznych aplikácií. Pre podrobnejšie informácie a hlbšie pochopenie odporúčam odbornú literatúru, najmä publikáciu *Graph Theory Fifth Edition* od R. Diestela [1] .

Graf  $G$  je reprezentovaný ako dvojica  $G = (V, E)$ , pričom  $V$  (*z angl. vertices*) je množina všetkých vrcholov a  $E$  je množina všetkých hrán (*z angl. edges*), ktoré tvoria spojenia medzi týmito vrcholmi. Vrcholy grafu sa taktiež nazývajú aj uzly.

Medzi dvojicou vrcholov grafu môže, ale nemusí existovať hrana. Ak medzi nimi hrana existuje, hovoríme, že sú navzájom prepojené. Jednotlivé hrany, ktoré obsahuje množina  $E$ , sú reprezentované ako dvojice vrcholov  $(u, v)$ , pričom  $u$  a  $v$  sú vrcholy z množiny  $V$ .

Rozlišujeme niekoľko typov hrán. Ak má hrana grafu daný smer, nazýva sa orientovaná a záleží na poradí vrcholov v usporiadanej dvojici, prvý vrchol dvojice predstavuje uzol, od ktorého hrana vychádza a druhý vrchol dvojice predstavuje uzol, do ktorého hrana smeruje. Ak hrana nemá určený smer, tak sa jedná o neorientovanú hranu a poradie vrcholov v usporiadanej dvojici nie je dôležité. Hranu, ktorá má začiatok a koniec v rovnakom vrchole, nazývame slučka. Pojem viacnásobná hrana označuje prípad, kedy medzi dvoma vrcholmi existuje viac ako jedna hrana. Rôzne typy hrán je možné vidieť na ilustračnom obrázku č. 1.1 .

Hrany, ktoré majú priradenú číselnú hodnotu, nazývame vážené hrany. Tieto váhy môžu reprezentovať rôzne vlastnosti hrany, ako napríklad vzdialenosť medzi vrcholmi alebo náklady na prechod medzi nimi. Sú využívané hlavne v praktických aplikáciách,



Obr. 1.1: Zobrazenie typov hrán v grafe.

ako napríklad dopravné siete.

Pojem jednoduchý graf definuje taký graf, ktorý neobsahuje slučky ani viacnásobné hrany. Jednoduchý graf, ktorý neobsahuje orientované hrany a vrcholy sú poprepájané spôsobom každý s každým nazývame kompletný graf [2] .

Pri analýze grafov je potrebné poznať rôzne spôsoby, akými môžeme prechádzať cez vrcholy a hrany grafu. Prechod grafom, pri ktorom sa striedajú vrcholy a hrany, ktoré sa môžu opakovať, sa nazýva sled. Formálny zápis pre sled v grafe  $G = (V, E)$  je postupnosť

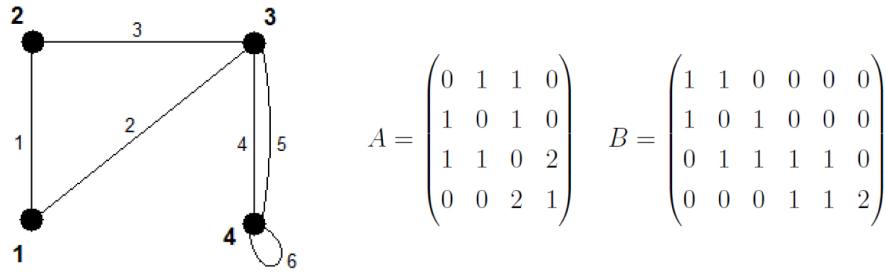
$$v_0, e_0, v_1, e_1, \dots, e_{k-1}, v_k,$$

kde  $v_i \in V(G)$  pre všetky  $i \in \{0, 1, \dots, k\}$  a  $e_j \in E(G)$  pre všetky  $j \in \{0, 1, \dots, k-1\}$  s podmienkou  $e_i = (v_i, v_{i+1})$ . Ťah je špeciálny typ sledu, pri ktorom sa hrany nemôžu opakovať, teda pre všetky  $i \neq j$  platí  $e_i \neq e_j$ . Vrcholy sa v ťahu môžu opakovať. Sled a ťah majú špeciálny prípad, kedy sa počiatočný a koncový vrchol zhodujú, teda  $v_0 = v_k$ . Takýto sled sa nazýva uzavretý sled a ťah uzavretý ťah. Ešte existuje pojem cesta, ktorý predstavuje prechod grafom, pri ktorom sa nemôžu opakovať ani vrcholy ani hrany.

Spojité graf je taký graf, v ktorom existuje cesta medzi každými dvoma vrcholmi. Nie každý graf je spojitý, pretože niektoré grafy sa skladajú z viacerých disjunktných častí, ktoré nie sú navzájom prepojené hranou, teda medzi nimi neexistuje žiadna cesta. Takýmto disjunktným častiam grafu hovoríme komponenty. Graf s viacerými komponentami je nespojitý graf.

Grafy sa dajú reprezentovať rôznymi spôsobmi. Najčastejšia matematická reprezentácia je pomocou matice susedností a matice incidencie. Nech  $G = (V, E)$  je graf s  $n = |V|$  vrcholmi a  $m = |E|$  hranami. Matica susedností  $A$  je  $n \times n$  matica, kde každý prvok  $a_{ij}$  predstavuje počet hrán medzi vrcholmi  $v_i$  a  $v_j$ . Incidenčná matica  $B$  je  $n \times m$  matica, kde pre každý prvok platí  $b_{ij} = 1$ , ak je hrana  $e_j$  incidentná s vrcholom  $v_i$ , inak  $b_{ij} = 0$ . Príklad matice susedností a incidenčnej matice spolu s ilustračným grafom je zobrazený na obrázku č. 1.2 .

Teraz si predstavíme niekoľko základných vlastností, s ktorými budeme pracovať,



Obr. 1.2: Matica susedností a incidenčná matica pre zobrazený graf.

ich definície z teórií grafov a ich aplikáciu. Budeme sa zaoberať iba jednoduchými, neorientovanými grafmi, ak nebude uvedené inak.

Jedna zo základných vlastností vrchola grafu je jeho stupeň. Stupeň vrchola  $v$  označovaný aj ako  $\deg(v)$  nám udáva počet hrán, ktoré sú incidentné s vrcholom  $v$ . Minimálna hodnota stupňa vrchola je 0, vtedy tvorí vrchol samostatný komponent, taktiež sa nazýva izolovaný vrchol. Maximálna hodnota stupňa vrchola je  $n - 1$ , nastáva keď vrchol susedí s každým vrcholom grafu. Celkový počet hrán v grafe potom získame ako polovicu súčtu všetkých stupňov vrcholov grafu, pretože každá hrana je incidentná s dvoma vrcholmi. Tento vzťah môžeme zapísať ako:

$$|E| = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \deg(v_i), \quad (1.1)$$

kde  $|E|$  predstavuje počet hrán v grafe a  $n$  je počet vrcholov [3].

Taktiež často používanou charakteristikou grafu je priemerný stupeň uzla:

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \deg(v_i) = \frac{2|E|}{n}, \quad (1.2)$$

kde  $\bar{d}$  je priemerný stupeň uzla a  $n$  je počet vrcholov grafu [3].

Hustota grafu určuje, ako blízko je graf ku kompletnému, teda akú časť z maximálneho počtu hrán obsahuje. Nadobúda hodnoty v intervale  $[0, 1]$ , pričom 0 znamená, že graf je prázdny a 1 znamená, že graf je kompletný. Formálny zápis pre hustotu grafu je:

$$D = \frac{2|E|}{n(n-1)}, \quad (1.3)$$

kde  $D$  je hustota grafu,  $|E|$  je počet hrán a  $n$  je počet vrcholov.

Ďalšou vlastnosťou grafu je koeficient zhukovania, inak známy aj ako klasterizačný koeficient. Tento koeficient udáva ako veľmi sú prepojené susedné vrcholy uzla. Hodnota koeficientu sa pohybuje v intervale  $[0, 1]$ , kde 0 značí, že medzi susedmi vrcholu neexistujú žiadne hrany a 1 znamená, že všetci susedia sú medzi sebou navzájom prepojení. Nech  $v$  je vrchol grafu a  $\deg(v)$  je jeho stupeň, potom:

$$C_v = \frac{2|E_v|}{\deg(v)(\deg(v) - 1)}, \quad (1.4)$$

kde  $C_v$  je koeficient zhľukovania vrchola  $v$ ,  $|E_v|$  predstavuje počet hrán medzi  $\deg(v)$  susedmi vrchola  $v$ . Týmto spôsobom vieme získať lokálny koeficient zhľukovania pre každý vrchol grafu, z ktorých potom vieme vypočítať priemerný koeficient zhľukovania pre celý graf:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{v_i}, \quad (1.5)$$

kde  $C$  je priemerný koeficient zhľukovania grafu a  $n$  je počet vrcholov grafu [3] .

Pojem najkratšia cesta v grafe definuje takú cestu, ktorá spája dva vrcholy grafu a obsahuje najmenší možný počet hrán. Priemerná najkratšia cesta medzi dvoma vrcholmi je definovaná ako priemer všetkých najkratších ciest medzi všetkými kombináciami dvojíc vrcholov grafu.

$$\ell = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^n d(v_i, v_j), \quad (1.6)$$

kde  $\ell$  je priemerná najkratšia cesta,  $d(v_i, v_j)$  je dĺžka najkratšej cesty medzi vrcholmi  $v_i$  a  $v_j$  a  $n$  je počet vrcholov grafu [3] .

Priemer grafu udáva najväčšiu dĺžku najkratšej cesty medzi dvoma rôznymi vrcholmi grafu.

$$diam = \max_{i \neq j} d(v_i, v_j), \quad (1.7)$$

Veľmi dôležitým parametrom pri analýze grafu je distribúcia stupňov vrcholov, značené ako  $p_{\deg}$ . Poskytuje pravdepodobnosť, že náhodne vybraný vrchol grafu má práve  $\deg$  susedov [3] . Pre graf s počtom vrcholov  $n$  a počtom vrcholov so stupňom  $\deg$  označeným ako  $n_{\deg}$  je distribúcia stupňov definovaná ako:

$$p_{\deg} \cong \frac{n_{\deg}}{n}, \quad (1.8)$$

kde  $p_{\deg}$  predstavuje pravdepodobnosť výskytu daného stupňa,  $n_{\deg}$  je počet vrcholov s daným stupňom a  $n$  je počet vrcholov grafu.

## 1.2 Modely sietí

!!! Treba dopisat... !!!

### 1.2.1 Náhodná sieť

Náhodná sieť predstavuje jeden zo základných konceptov v teórii sietí. Definujú sa dva základné modely náhodných sietí.

Prvý z nich je Erdős-Rényiho model,  $G_{V,H}$ , kde  $V$  je množina vrcholov a  $H$  je množina náhodne vybraných hrán [4][3] . Tento model generuje náhodnú sieť tak, že začne s  $n = |V|$  izolovanými vrcholmi a následne náhodne pridáva  $m = |H|$  rôznych hrán medzi nimi, ktoré sa vyberajú z  $\frac{n*(n-1)}{2}$  všetkých možných hrán.

Druhý model je Gilbertov model,  $G_{V,p}$ , takisto obsahuje  $n = |V|$  vrcholov, však hrany nie sú pridelené pevným počtom, ale nezávisle s pravdepodobnosťou  $p$  [5][3]. Model začína s  $n$  izolovanými vrcholmi a následne pre každú dvojicu vrcholov  $u$  a  $v$  pridá hranu medzi nimi s pravdepodobnosťou  $p$ , pričom výsledný počet hrán je náhodný a závisí od hodnoty  $p$ .

Priemerný stupeň vrchola v náhodnej sieti pre model  $G_{V,H}$  vieme vypočítať jednoduchým vzorcom:

$$\bar{d} = \frac{2|H|}{n}, \quad (1.9)$$

keďže poznáme počet všetkých hrán  $|H|$ , aj vrcholov  $n$  [3]. Pre výpočet priemerného stupňa vrchola v Gilbertovom modeli  $G_{V,p}$  môžeme použiť vzorec [3]:

$$\bar{d} = \frac{2 \langle L \rangle}{n} = p(n-1), \quad (1.10)$$

kde  $\langle L \rangle$  definuje súčin pravdepodobnosti  $p$  a počtu párov, ktoré sa snažíme spojiť [3]:

$$\langle L \rangle = p \frac{n(n-1)}{2}. \quad (1.11)$$

Na tvorbu náhodných sietí nemáme veľký vplyv, preto nastáva, že niektoré vrcholy majú veľmi vysoký stupeň, zatiaľ čo iné majú veľmi nízky stupeň, dokonca aj nulový. Tieto rozdiely je možné pozorovať na distribúcii stupňov vrcholov  $p_k$ , ako je vidieť na obrázku č. 1.3 [3].

Distribúcia stupňov vrcholov v náhodnej sieti sa riadi binomickou distribúciou, ktorá je definovaná ako [3]:

$$p_{\text{deg}} = \binom{n-1}{\text{deg}} p^{\text{deg}} (1-p)^{n-1-\text{deg}}, \quad (1.12)$$

pričom tvar binomickej distribúcie je daný počtom vrcholov  $n$ , počtom hrán  $m$  a pravdepodobnosťou  $p$ . Distribúcia stupňov vrcholov v náhodnej sieti sa dá priblížiť Poissonovou distribúciou, ak má veľký počet vrcholov, ktorá je definovaná ako [3]:

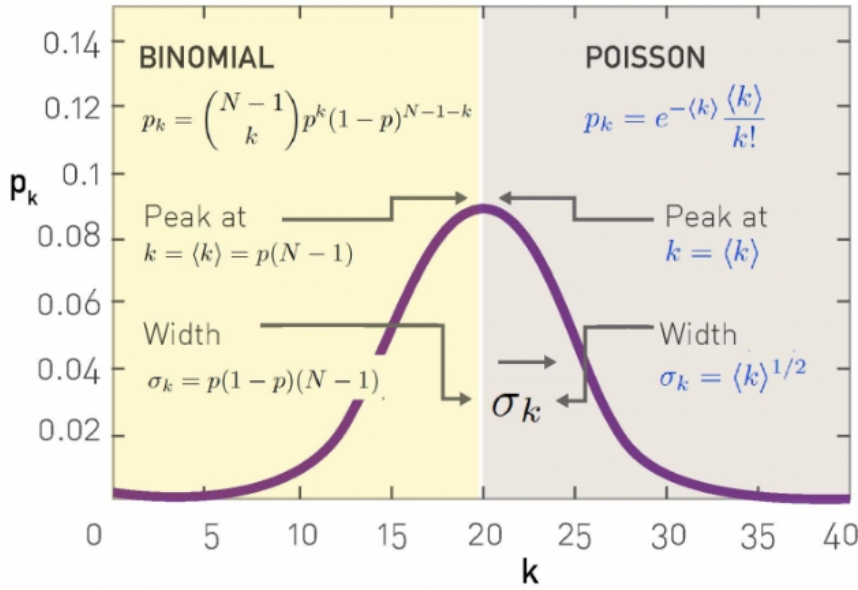
$$p_{\text{deg}} = \frac{\bar{d}^{\text{deg}} e^{-\bar{d}}}{\text{deg}!}, \quad (1.13)$$

$\bar{d}$  je priemerný stupeň vrchola, ktorý je daný vzorcom 1.10.

Koeficient zhľukovania v náhodnej sieti je veľmi nízky, pretože väčšina vrcholov je izolovaných a nie sú prepojené. Vieme ho jednoducho vypočítať ako:

$$C = p = \frac{\bar{d}}{n}, \quad (1.14)$$

predstavuje pravdepodobnosť, že dva náhodne vybrané vrcholy sú prepojené [3].



Obr. 1.3: Binomická vs. Poissonová distribúcia stupňov. Presná forma distribúcie náhodnej siete je binomická distribúcia (ľavá strana), pri veľkom počte vrcholov sa dá priblížiť Poissonovou distribúciou (pravá strana) [3] .

### 1.2.2 Bezškálová sieť

Pri bezškálových sieťach sa jedná o špecifický typ grafu, ktorý sa vyznačuje tým, že existuje niekoľko uzlov s extrémne vysokým počtom prepojení a väčšina má malý počet prepojení. Tento typ siete sa v reálnom živote vyskytuje oveľa častejšie ako náhodné siete, najmä v kontextoch ako internet, biologické siete alebo sociálne siete [6] [3] .

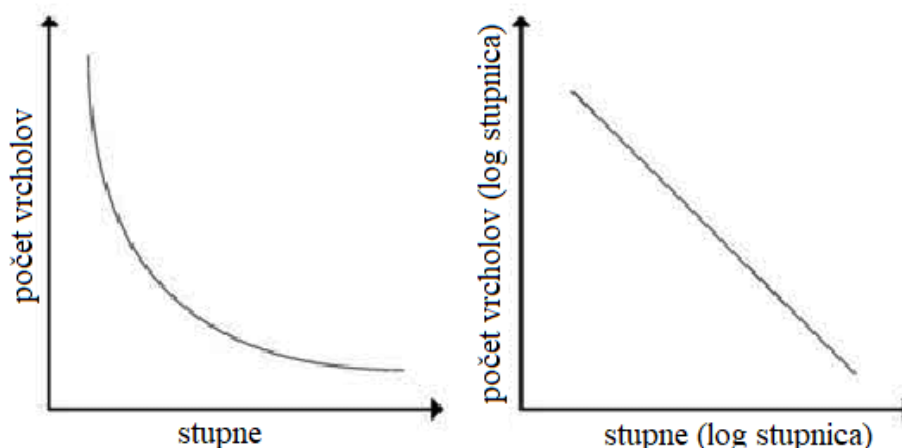
Na rozdiel od náhodných sietí, kde sú stupne vrcholov rozdelené podľa binomickej alebo Poissonovej distribúcie, ako je vidno na obrázku č. 1.3 , bezškálové siete dodržia tzv. mocninové rozdelenie (power-law distribution):

$$p_{\text{deg}} \sim \text{deg}^{-\gamma}, \quad (1.15)$$

kde  $\gamma$  je škálovací exponent v rozmedzí  $2 < \gamma < 3$ , ktorý určuje tvar [3] . Pri tomto rozdelení nás najviac zaujíma rozdelenie stupňov vrcholov, zobrazené v dvojitej logaritimickej mierke, kde produkuje priamku, ako je vidieť na obrázku č. 1.4 .

Najznámejší model na generovanie bezškálových sietí je Barabási–Albertov model, označovaný ako  $G_{BA}(n, m)$ , ktorý má škálovací exponent  $\gamma = 3$ . Pri generovaní využíva princíp preferenčného pripájania. Začína s malým počtom počiatočných uzlov a v každom kroku sa pridá nový uzol, ktorý sa pripojí k  $m$  už existujúcim uzlom. Pravdepodobnosť prepojenia nového uzla so starým závisí od stupňa starého uzla [3] :

$$p(\text{deg}(i)) = \frac{\text{deg}(i)}{\sum_j \text{deg}(j)}, \quad (1.16)$$



Obr. 1.4: Distribúcia stupňov vrcholov v bezškálovej sieti [7] .

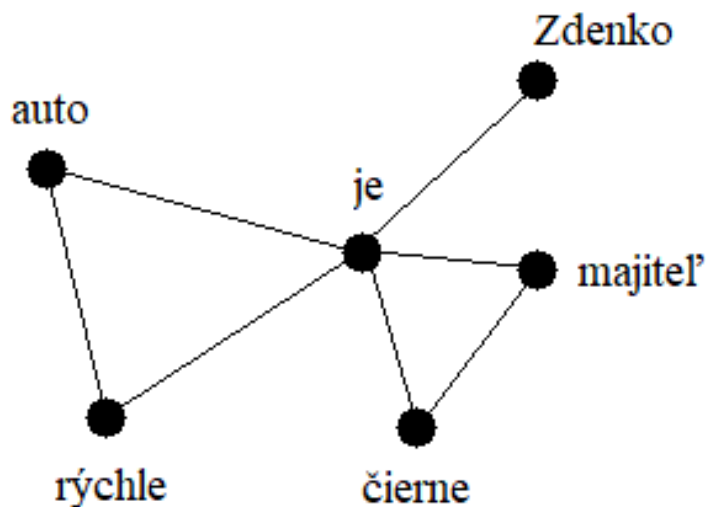
Alternatívou k Barabási–Albertovmu modelu je Dorogovtsev–Mendesov model, ktorý taktiež generuje bezškálové siete, avšak na základe iného princípu rastu. Tento model začína s jednoduchým trojuholníkom, tri uzly spojené metódou každý s každým. V každom kroku sa do grafu pridá nový uzol, ktorý nevyužije preferenčné pripájanie, ale náhodne sa zvolia dva uzly, ku ktorým sa spojí hranou, čím vznikne nový trojuholník. Tento proces podporuje vysokú klasterizáciu siete, čo odlišuje tento model od Barabási–Albertovho [8] .

Zvýšený koeficient zhľukovania sa vyskytuje najmä pri analýze slovných sietí, kde sa rovnaké slová často vyskytujú v blízkosti seba a vytvárajú frázy, prirodzene sa zhľukujú do skupín. Práve preto je Dorogovtsev–Mendes model vhodný na analýzu jazykových dát, keďže dokáže simulovať podobné vlastnosti, štruktúru ako majú slovné siete vytvorené na reálnych jazykových dátach.

### 1.3 Slovné siete

Slovné siete predstavujú efektívny spôsob reprezentácie a analýzy jazyka a jeho štruktúry za pomoci teórie grafov. V takýchto sieťach sú jednotlivé slová reprezentované ako uzly a vzťahy medzi slovami, ktoré sa navzájom ovplyvňujú alebo súvisia tvoria hrany [9] . Podľa metód reprezentácie vzťahov medzi slovami dokážeme slovné siete rozlišovať. V sémantických slovných sieťach vznikajú prepojenia medzi slovami na základe ich významovej podobnosti. Narozdiel od sémantických slovných sietí, v syntaktických slovných sieťach sú interakcie medzi slovami založené na slovnej štruktúre a gramatických pravidlách.

Špecifický typ syntaktickej slovnej siete, ktorej sa budeme venovať v tejto práci sa nazýva pozičná slovná sieť. Táto sieť je zameraná na štruktúru a pozície slov v texte. V pozičnej slovnej sieti uzly tvoria jednotlivé slová a hrany sú vytvorené na základe toho,



Obr. 1.5: Pozičná slovná sieť z viet: „Auto je rýchle. Auto je čierne. Majiteľ je Zdenko.“.

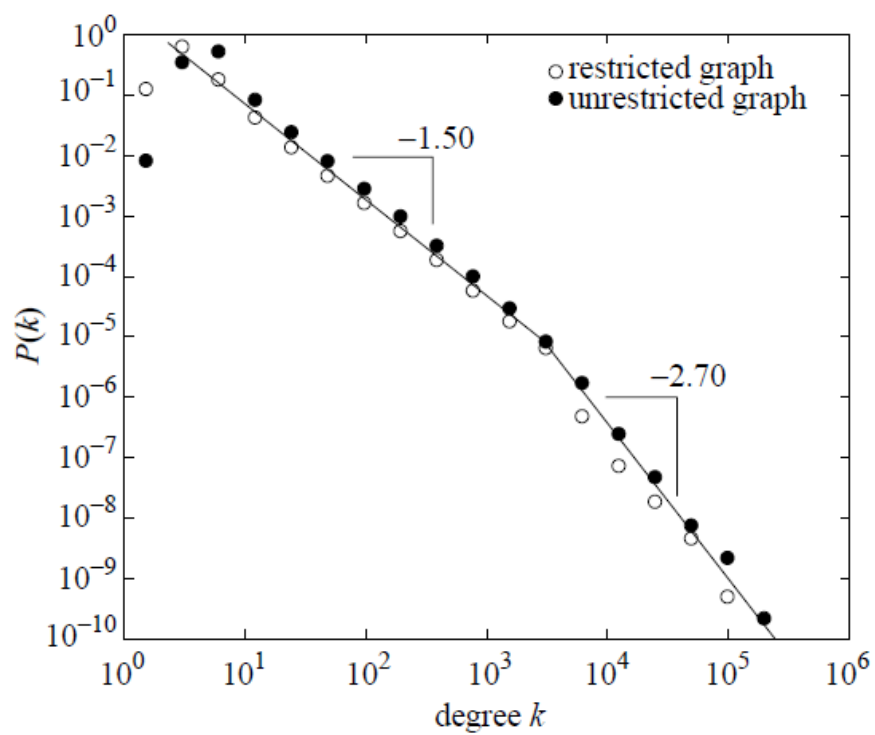
či sa slová nachádzajú vedľa seba v texte. Ukážku takejto siete vidíme na obrázku č. 1.5 .

Tieto siete majú niekoľko zaujímavých vlastností. Koeficient zhukovania, ktorý určuje, do akej miery slová tvoria skupiny alebo často používané frázy. Distribúcia stupňov uzlov je typu mocninného zákona, čo znamená, že väčšina slov má veľmi nízky stupeň, zatiaľ čo malý podiel slov má veľmi vysoký stupeň [10] . Toto rozdelenie je typické pre bezškálové siete. Na obrázku č. 1.6 je zobrazená distribúcia stupňov uzlov s dvomi rôznymi priemernými exponentami  $y = -1.5$  a  $y = -2.7$ . Exponent  $y = -2.7$  sa blíži k exponentu pre Barabási-Albertov model, ktorý je  $y_{BA} = -3$  [11] .

## 1.4 Interpunkcia

!!! Treba dopisat... !!!





Obr. 1.6: Distribúcia stupňov vrcholov pre dve siete, body zoskupené mocninou dvoch [11] .



# Kapitola 2

## Použité technológie

### 2.1 NetworkX

NetworkX je open-source knižnica pre Python, ktorá sa zaoberá tvorbou, manipuláciou a analýzou komplexných sietí a grafov. Táto knižnica podporuje všetky druhy grafov, vrátane orientovaných a neorientovaných grafov, vážených a nevážených grafov, ako aj multigrafov [12].

V tejto práci je knižnica NetworkX využitá na základnú grafovú analýzu. Na analýzu sietí sú použité rôzne zabudované funkcie, ktoré umožňujú efektívne vypočítať rôzne metriky, ako napríklad stupeň uzlov, koeficient zhľukovania, priemernú dĺžku najkratšej cesty, hustotu a priemer siete.

Okrem toho je knižnica využitá aj na generovanie rôznych typov bezškálových sietí, ako sú Barabási-Albertov model a Dorogovtsev-Mendesov model. Pre generovanie daných modelov boli použité zabudované funkcie, *nx.barabasi\_albert\_graph()* a *nx.dorogovtsev\_goltsev\_mendes\_graph()*, ktoré umožňujú rýchle, efektívne vytvorenie týchto sietí.

Knižnica NetworkX bola vybraná pre jednoduchosť implementácie, rozsiahlu dokumentáciu a podporu integrácie s inými knižnicami v Pythone, ako sú NumPy a Matplotlib.

Na ukážke 2.1 je zobrazený kód, ktorý generuje Dorogovtsev-Mendesov model za pomoci funkcie *nx.dorogovtsev\_goltsev\_mendes\_graph()* a následne využije funkcie *G.number\_of\_nodes()* pre výpočet počtu vrcholov, *G.number\_of\_edges()* pre výpočet počtu hrán, *nx.average\_clustering(G)* pre výpočet koeficientu zhľukovania a *nx.average\_shortest\_path\_length(G)* pre výpočet priemernej dĺžky najkratšej cesty v grafe.

```
1     import networkx as nx
2
3     G = nx.dorogovtsev_goltsev_mendes_graph(5)
4
5     numNodes = G.number_of_nodes()
6     numEdges = G.number_of_edges()
7     avgClustering = nx.average_clustering(G)
8     avgShortestPath = nx.average_shortest_path_length(G)
9
10    print(f"Number of nodes: {numNodes}")
11    print(f"Number of edges: {numEdges}")
12    print(f"Average clustering coefficient: {avgClustering}")
13    print(f"Average shortest path length: {avgShortestPath}")
```

Listing 2.1: Ukážka použitia NetworkX pre generovanie DGM modelu a grafovú analýzu.

# Kapitola 3

## Tvorba aplikácie

!!! Treba dopisat... !!!



# Kapitola 4

## Analýza textov

!!! Treba dopisat... !!!





# Literatúra

- [1] Reinhard Diestel. *Graph Theory*. Springer, Berlin, Germany, 5th edition, 2017.
- [2] Mária Markošová. Dynamika sietí. *Umelá inteligencia a kognitívna veda II*, pages 321–379, 2010.
- [3] Albert-László Barabási. *Network Science*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2016.
- [4] A. Rényi P. Erdős. On random graphs. *I. Publicationes Mathematicae (Debrecen)*, 6:290–297, 1959.
- [5] Edgar N Gilbert. Random graphs. *The Annals of Mathematical Statistics*, 30(4):1141–1144, 1959.
- [6] Albert-László Barabási and Réka Albert. Emergence of scaling in random networks. *science*, 286(5439):509–512, 1999.
- [7] Akhlaq Ahmad, Mohamed Ridza Wahiddin, Abdur Rahman, Imad Afyouni, Bilal Sadiq, Faizan Rehman, and Sohaib Ghani. Scale free network analysis of a large crowd through their spatio-temporal activities. 12 2015.
- [8] Sergey N Dorogovtsev and José FF Mendes. Evolution of networks. *Advances in Physics*, 51(4):1079–1187, 2002.
- [9] Adilson E Motter, Alessandro PS De Moura, Ying-Cheng Lai, and Partha Dasgupta. Topology of the conceptual network of language. *Physical Review E*, 65(6):065102, 2002.
- [10] Sergey N Dorogovtsev and José Fernando F Mendes. Language as an evolving word web. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 268(1485):2603–2606, 2001.
- [11] Ramon Ferrer I Cancho and Richard V Solé. The small world of human language. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 268(1482):2261–2265, 2001.

- [12] Aric A. Hagberg, Daniel A. Schult, and Pieter J. Swart. Exploring network structure, dynamics, and function using networkx. In Gaël Varoquaux, Travis Vaught, and Jarrod Millman, editors, *Proceedings of the 7th Python in Science Conference*, pages 11 – 15, Pasadena, CA USA, 2008.