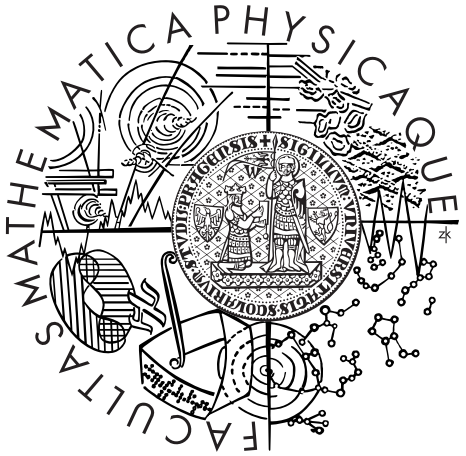
Univerzita Karlova v Praze
Matematicko-fyzikální fakulta

DIPLOMOVÁ PRÁCE



Bc. Martin Kirschner

Automatické vytváření sémantických sítí

Ústav formální a aplikované lingvistiky

Vedoucí diplomové práce: RNDr. Pavel Pecina Ph.D.
Studijní program: Informatika
Studijní obor: Matematická lingvistika

Praha 2011

Na tomto místě bych rád poděkoval všem, kteří mají zásluhu na dotažení mého studia až k odevzdání této práce. V první řadě bych chtěl poděkovat mým rodičům a bratrovi za soustavnou podporu po celou dobu studia. Velký dík má ode mě i má snoubenka Ing. Vendula Trávníčková, také za podporu, trpělivost a za spásné nápady v těžších chvílích.

Tuto práci by nebylo možné vypracovat bez inspirativních rad, nápadů a doporučení vedoucího práce RNDr. Pavla Peciny Ph.D. touto cestou mu velmi děkuji. Za čas věnovaný anotaci získaných relací děkuji anotátorům Bc. Aleně Šebestové, Mgr. Lukáši Kopencovi a MUDr. Tomáši Boučkovi. Dík patří i všem korektorům a Mgr. Janu Šebestovi za technickou pomoc při zpracování práce.

Na závěr bych rád poděkoval ještě Ústavu Formální a Aplikované Lingvistiky na MFF UK, za poskytnutí přístupu na jejich výpočetní cluster, bez něhož by vypracování této práce nepřipadalo v úvahu, a Dr. Piaseckému a Dr. Brodovi z Univerzity ve Vratislavi, za vstřícnost a rady při využívání jejich software SuperMatrix.

Prohlašuji, že jsem tuto diplomovou práci vypracoval samostatně a výhradně s použitím citovaných pramenů, literatury a dalších odborných zdrojů.

Beru na vědomí, že se na moji práci vztahují práva a povinnosti vyplývající ze zákona č. 121/2000 Sb., autorského zákona v platném znění, zejména skutečnost, že Univerzita Karlova v Praze má právo na uzavření licenční smlouvy o užití této práce jako školního díla podle §60 odst. 1 autorského zákona.

V ..... dne ..... Podpis autora

Název práce: Automatické vytváření sémantických sítí

Autor: Bc. Martin Kirschner

Katedra: Ústav Formální a Aplikované Lingvistiky

Vedoucí diplomové práce: RNDr. Pavel Pecina Ph.D.

Abstrakt: Předložená práce si dává za cíl prozkoumat možnosti automatické konstrukce a rozšiřování sémantických sítí za použití metod strojového učení. Důraz je kladen na postup získávání rysů pro sadu dat. Práce prezentuje robustní metodu získávání sémantických relací, založenou na distribuční hypotéze a trénovanou na datech z Czech WordNetu. Dále jsou prezentovány zatím první výsledky pro český jazyk v této oblasti. Součástí práce je sada programů pro zpracování a vyhodnocení dat a přehled a diskuze jejich výsledků na konkrétních datech. Výsledným nástrojem je možné zpracovávat data v rozsahu v řádech stovek miliónů slov. Práce byla vypracována na českých morfologicky a syntakticky anotovaných datech, nicméně použité postupy nejsou na jazyce závislé.

Klíčová slova: sémantické sítě, automatické, vytváření, strojové učení

Title: Automatic construction of semantic networks

Author: Bc. Martin Kirschner

Department: Institute of formal and applied linguistics

Supervisor: RNDr. Pavel Pecina Ph.D., pracoviště

Abstract: Presented work explores the possibilities of automatic construction and expansion of semantic networks with use of machine learning methods. The main focus is put on the feature retrieving procedure for the data set. The work presents a robust method of semantic relation retrieval, based on distributional hypothesis and trained on the data from Czech WordNet. We also show the first results for czech language in this area of research. Part of the thesis is also a set of software for processing and evaluating of input data and a overview and discussion about its results on real-world data. The resulting tools can process data of amount in orders of hundreds of millions of words. The research part of the thesis used Czech morphologicaly and syntacticaly annotated data, but the methods are not language dependent.

Keywords: semantic networks, automatic, construction, machine learning

Obsah

1. Úvod

Definice. *Sémantickým zdrojem nazýváme v této práci obecně zdroj strukturovaných sémantických informací. Do této kategorie spadají sémantické slovníky, tezaury, sémantické sítě atd.*

V současné době dosahuje úroveň aplikací zpracování přirozeného jazyka (NLP) takových výsledků, že další zlepšování je velmi obtížné. Mnohé úlohy NLP se potýkají čím dál více s problémem rozlišení různých významů jednoho slova, s jeho mnohoznačností. V tomto případě může využití kvalitního sémantického zdroje (viz definice 1) přinést viditelné zlepšení úspěšnosti. V oborech jako strojový překlad, vyhledávání v textech a webových stránkách nebo strojové odpovídání otázek lze údaje o definicích významu použít jako znalostní bázi, která přidá do aplikace umělé inteligence informace potřebné k sémantickému zařazení slov, tedy k jistému druhu *„chápání“*. Dále je možné identifikaci významu využít například při strojovém překladu, hledání synonym, expanze dotazů ve fulltextových vyhledávačích příbuznými slovy nebo jako referenci k sémantické rovině jazyka.

Jak již bylo zmíněno, přínosu pro úlohy zpracování přirozeného jazyka může sémantický zdroj dosáhnout pouze pokud je kvalitní. Kvalitou zde máme na mysli tato dvě kritéria.

1. **Dostatečný rozsah** — jednoznačně nutná podmínka pro širokou využitelnost sémantického zdroje. Zdroj musí pokrývat oblasti jazyka, pro které má být využit. Pokud doplňuje aplikaci pro vyhledávání zboží v e-shopech, musí pokrývat hlavně kategorie výrobků a produkty samotné. Očividně se jedná o jinou oblast dat, než například zdroj využívaný pro strojový překlad, kde je třeba pokrýt většinu aspektů běžného světa.

   Sémantický zdroj tedy musí být dostatečně rozsáhlý hlavně v oblasti, pro kterou je využíván. Z toho vyplývá, že potřeba není pouze jeden globálním sémantický zdroj, ale více specifičtějších pro jejich oblast využití, byť by měly stejné jádro obecných informací.

2. **Vysokou spolehlivost** — v přirozeném jazyce nejsou významy slov nikdy naprosto přesně definované, proto je obtížné je správně zařadit do sémantické sítě s ohledem na jejich přesnou sémantiku. Navíc ani dva lidé často nevnímají přesný význam jednoho slova stejně, jak je ukázáno například právě v kapitole 4.3.1 při vyhodnocování výsledků ručního hodnocení relací. I kvůli tomu sebepečlivěji budovaná síť obsahuje určité procento nepřesností. Aby sémantická síť byla víc přínosem, než zdrojem chyb, je potřeba aby toto procento chyb a nepřesností bylo co nejnižší.

1.1 Způsoby vytváření sémantických sítí

K vytváření sémantických sítí existují tři přístupy, jejichž výsledky se liší jak rozsahem, tak spolehlivostí. Jedním z dalších důležitých ukazatelů je i cena práce na konstrukci sítě. Přístupy k vytváření sémantických sítí jsou následující:

1. **Ruční vytváření** — Konstrukci provádí anotátoři, kteří vybírají a zadávají údaje o významech slov do sémantického zdroje. Sémantické sítě, nebo slovníky, vytvářené ručně, mají typicky nízké procento chybných relací, jejich nevýhodou ale bývá jejich nízký rozsah. Ne vždy jsou do ručně budovaných sémantických sítí přidávána slova podle četnosti jejich užívání v jazyce. Tím je způsobeno, že i síť obsahující relativně mnoho konceptů pokrývá jen malou část používaného jazyka.

   Příkladem je třeba Czech WordNet [27], který hustě pokrývá například oblasti biologie, ale procento pokrytí používaného jazyka, reprezentovaného například korpusem PDT [13], je už horší, viz [5]. Další nevýhodou ručně vytvářených sítí je jejich vysoká cena. Na konstrukci se po dlouhou dobu musí podílet vyškolená skupina pracovníků, náklady tedy nejsou zanedbatelné.

   Příkladem ručně budované sítě je například *WordNet* [11] nebo *CyC* [18]. Mezi takto tvořené sémantické zdroje patří i thesaury, například známý *Roget's Thesaurus* [16].

2. **Poloautomatické vytváření** — Částečným řešením problému vysoké ceny může být použití nástrojů, které anotátorovi nabízí slova, která by s určitou pravděpodobností mohla být v relaci s právě anotovaným konceptem. Tímto postupem je možné ušetřit čas a navíc zvýšit pokrytí slovníku, protože poloautomatické nástroje typicky jsou založené na korpusu jazyka. Metod využívaných k asistenci anotátorovi existuje několik, většinou vznikají pro potřebu konstrukce konkrétních sémantických zdrojů, například [30] nebo [26].

3. **Automatická konstrukce** — Tento přístup se vyznačuje nízkou cenou práce v poměru k rozsahu slovníku. Počítačem vytvářená síť má práci konstrukce prakticky bezplatnou. Výhodou je také možnost výběru pokrytí oblastí jazyka výběrem dat, které bude automatická metoda konstrukce zpracovávat. Kladem tohoto přístupu jsou tedy dostatečný rozsah a nízká cena.

   Na druhou stranu kvalita, tedy spolehlivost relací, výsledků prezentovaných prací je tak nízká, že tyto sémantické zdroje není možné v dalších aplikacích využít. Zanesou do výpočtů více chyb, než opraví. Proto jsou tyto programy využívány spíše jako pomoc při poloautomatickém vytváření sémantických sítí.

1.2 Obsah práce

Tato práce prezentuje robustní způsob plně automatického vytváření sémantických sítí s využitím strukturovaného, počítačem čitelného sémantického zdroje. Dosažené výsledky jsou vyhodnocené jak automaticky, tak ručně a z porovnání těchto výsledků jsou vyvozeny závěry. Kromě automatické extrakce je možné postup využít i k poloautomatické konstrukci. Použité prostředí je definováno v následující kapitole.

Práce sestává ze sady skriptů a následujících programů:

- **FeatureRetriever** — Nástroj pro získávání rysů ze vstupní matice pomocí vysoce parametrizovaných transformací.
- **EvaluateFeatures** — Program, který vyhodnotí úspěšnost získávání relací pomocí metody strojového učení, trénované na vstupních rysech a vztazích ze sémantického zdroje.
- **WN–Transformer** — Program extrahující relace z WordNetu pro využití v programu EvaluateFeatures.

Teorii a zpracované řešení přibližuje text strukturovaný do následujících šesti kapitol.

První kapitola popisuje existující metody automatického získávání sémantických relací a konstrukce sémantických sítí. Dále jsou v této kapitole uvedeny práce již v tomto odvětví prezentované.

Ve druhé a třetí kapitole je blíže popsaná metoda, která byla v této práci použita. Dále jsou zde analyzována použitá data a mezivýpočty. Na závěr třetí kapitoly jsou prezentovány dosažené výsledky.

Čtvrtá a pátá kapitola popisují softwarové nástroje které jsou součástí této práce. Kapitola čtyři popisuje konfiguraci, datové formáty, způsob užití a funkcionalitu jednotlivých programů a skriptů. V této kapitole jsou také popsány použité externí nástroje. Pátá kapitola pak popisuje v nich použité algoritmy a datové struktury.

2. Metody konstrukce sémantických sítí

Tato kapitola uvádí přehled existujících přístupů k automatické konstrukci sémantických sítí. V zásadě je možné tyto metody rozdělit do dvou skupin - získávání vztahů ze vzorců větné stavby a porovnání distribuce kontextu zkoumaných slov. Oba přístupy jsou rozepsány níže. Nyní definujeme používané termíny a základní filosofii.

2.1 Definice prostředí práce

Definice. *Lemma je obecně používaný termín pro základní tvar slova z hlediska morfologie. V této práci bude tento pojem využíván ve stejném významu, a pokud není uvedeno jinak, jedná se o podstatné jméno. Použité postupy je možné využít i pro ostatní slovní druhy, nicméně v zájmu zjednodušení a zpřehlednění se tato práce zabývá sítěmi obsahujícími pouze podstatná jména.*

Definice. *Koncept, v širším pojetí lexikální význam. Protože v jazyce se synonyma zaměnitelná ve všech kontextech vyskytují jen řídce, dovolíme si zde zjednodušení, a stanovíme jako koncepty lemmata. V dalším textu termín koncept bude označovat lemma vztažené ke svému významu, zatímco lemma zůstane jen slovo v základním tvaru.*

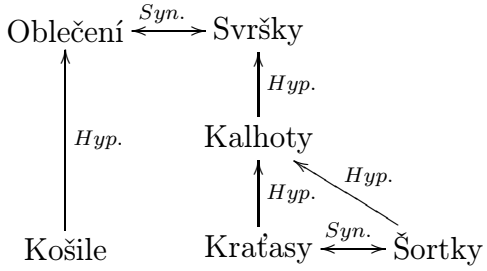
Definice. *Sémantická relace, též označovaná jako sémantický vztah, zkráceně vztah, je binární relace mezi koncepty. V práci je využívána základní sada relací z WorNetu [11] s přidáním synonymie. Následuje seznam relací s jejich vlastnostmi.*

- *Hypo/hyperonymie — Hyperonyma konceptu jsou slova jemu významově nadřazená, hyponyma naopak slova podřazená. Například ovoce je hyperonymem slova jablko a hyponymem slova plod. Formálně se v sémantické síti jedná o tranzitivní relaci, tvoří tedy orientovanou hranu grafu (viz definice sémantické sítě dále).*
- *Holo/meronymie — Meronyma konceptu jsou slova označující fyzické části konceptem označovaného objektu, holonyma naopak zase celek, do kterého*

označovaný objekt patří. Například strojek je meronymem mj. slova hodinky a holonymem například slova pružina. Opět, stejně jako u hypo/hyperonym se jedná o tranzitivní relaci, která tvoří orientovanou hranu grafu.

- *Synonymie — Synonyma jsou slova stejného, nebo velmi blízkého, významu. Například šálek a hrnek, nebo tvor a živočich. Synonymie je tranzitivní a symetrická relace, tvoří tedy neorientovanou hranu grafu.*
- *Antonymie — Antonyma jsou slova opačného významu. Například den a noc, nebo teplo a zima. Opět, stejně jako synonymie, je antonymie symetrická relace a tvoří neorientovanou hranu grafu.*

Definice. *Sémantická síť, zkráceně síť, je multigraf (v kombinatorickém smyslu), jehož množinu vrcholů tvoří koncepty, tedy lemata, a množinu orientovaných hran sémantické relace mezi nimi. Obdobnou definici má i sémantický slovník (lexikon), můžeme tedy oba termíny v práci zaměňovat. Obrázek 2.1 ukazuje příklad sémantické sítě.*



Obrázek 2.1: Schéma sémantické sítě

Definice. *Kontext lemmatu je množina slov, vyskytující se v jeho blízkosti v textu. Kontext může být definován přímým souseděním, maximální vzdáleností v počtu slov, větou, odstavcem nebo i dokumentem. Na syntaktické rovině může být definován i vzorem vyskytujícím se ve větném stromě.*

Definice. *Kontextový vektor je vektor četností slov, vyskytujících se ve zdrojových datech (typicky z korpusu) v kontextu daného lemmatu.*

Definice. *Incidenční matice, také nazývaná matice kontextu, je matice jejímiž řádky jsou kontextové vektory zkoumaných lemmat. Popisy řádků incidenční matice jsou tedy zkoumaná lemmata a popisky sloupců všechny slova v jejich kontextech.*

2.1.1 Funkce sémantických zdrojů

Od sémantického zdroje je při jeho aplikacích vyžadován hlavně úkol co nejpřesněji definovat význam jednotlivých konceptů, (viz Piasecki [26]). Tento úkol je řešen různými způsoby, více či méně vhodnými k užití v automatickém zpracování. V případě výkladových slovníků je definování významu dosaženo pomocí popisů a příkladů užití každého lemmatu. Tato forma je vhodná pro využití člověkem, pro strojové zpracování už méně.

Význam konkrétního konceptu je možné definovat také pomocí jeho vztahů k ostatním konceptům. Případný slovní výpis této definice je pak nutné vygenerovat z těchto vztahů.

Význam konceptu, určený relacemi, ve kterých se vyskytuje, lze pak mnohem snáze zpracovávat strojově. Slovník takových definic pak je pouze seznamem relací mezi koncepty, tedy sémantickou sítí.

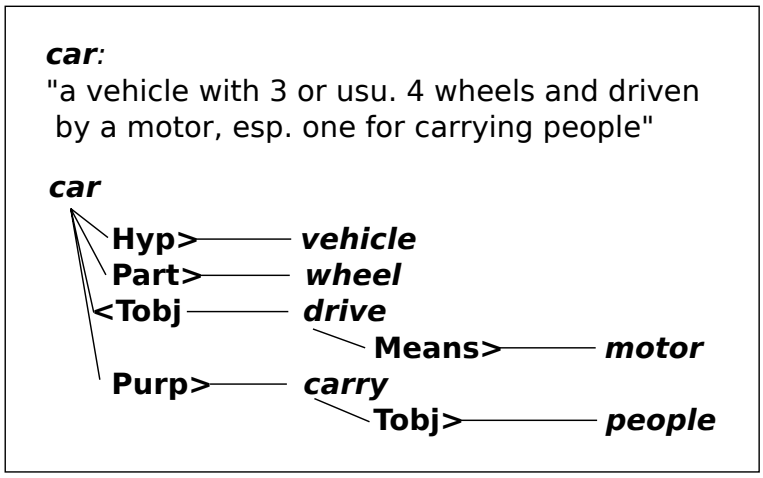
2.2 Získávání vztahů ze vzorců větné stavby

Jak bylo popsáno výše, konstrukce sémantické sítě odpovídá definování významů konceptů pomocí relací mezi nimi. Pokud již tyto významy jsou definované v nějakém jiném zdroji slovní formou, je možné z jejich stavby vět získat definici významu konceptu sémantickými relacemi.

Na obrázku 2.2 je vidět typická stavba věty glosy. Tento postup generuje kvalitní relace, nicméně elektronické výkladové slovníky jsou dostupné jen pro málo jazyků a trpí stejnými nevýhodami, jako ručně budované sémantické sítě. Příkladem takto budovaného sémantického zdroje je MindNet [28].

Podobným způsobem je možné získávat relace i z jiných zdrojů, například z elektronických encyklopedií a korpusů. I u nich je možné hledat určité vzorce ve větné stavbě, jak dokazuje například Hearst [15].

Obrázek 2.3 ukazuje typ věty, kterou je možné v těchto zdrojích nalézt. Při použití těchto zdrojů je ale procento chyb vyšší. Ne všechny věty odpovídající takovému vzorci mají obdobný smysl. Například metafory nebo jiné básnické obraty zanášejí do výsledků šum. K eliminaci těchto chyb by bylo nutné přidat ještě analýzu pragmatické roviny [26].



Obrázek 2.2: Sémantické pársování glosy v MindNetu [28]

Lingvistika je věda studující přirozený jazyk.

$\Longrightarrow$ *hyp(lingvistika, věda)*

Obrázek 2.3: Typická věta zpracovávaná z nestrukturovaných zdrojů

2.3 Porovnávání distribuce kontextů

Předchozí přístup spoléhal na nalezení přímo konkrétních výskytů definic ve zdroji dat. Myšlenka porovnávání distribuce kontextů je naproti tomu založená na celkové charakteristice výskytů konceptů v datech.

Manifestem tohoto přístupu je distribuční hypotéza, kterou formuluje Harris [14]. Distribuční hypotéza říká, že existuje přímý vztah mezi pozorovanými užitími jazykové entity a jeho významem. Pokud entitu z této hypotézy specifikujeme na koncept, v našem případě lemma, odpovídají jeho požadovaná užití kontextům, ve kterých se v korpusu vyskytuje. Po nasčítání všech slov ze všech kontextů konceptu získáme distribuci jeho kontextu. Podle distribuční hypotézy má v našem specifikovaném případě distribuce kontextu konceptu přímý vztah k jeho významu. Porovnáním distribucí kontextů dvou konceptů metrikou podobnosti získáme údaj o blízkosti významů těchto konceptů.

Jak je ze zmiňovaného příkladu vidět, v praxi se využívá matice incidence získaná z kontextu, jak to aplikuje například [29]. Pro získávání kontextu a operace s maticí existuje mnoho přístupů, z nichž některé využívá například projekt SuperMatrix [6]. Metody využité v této práci jsou popsány v následujících kapitolách.

Využití distribuční hypotézy je, na rozdíl od postupu popsaného v předchozí sekci, robustní vůči nestandardnímu užití slov, například v již zmiňovaných metaforách. Nevýhodou je, že výstupem je pouze výsledek metriky, tedy spíše po-

dobnost (*similarity*), než konkrétní sémantický vztah. Distribuční přístup hojně používají například práce zaměřené na určení *similarity* a *relatedness* (existence sémantického vztahu), zmíněné v následující sekci.

2.4 Další blízké úkoly počítačového zpracování přirozeného jazyka

Z ostatních oborů komputační sémantiky, blízkých problému extrakce sémantických relací, je možné využít ověřené postupy a metriky při práci s daty.

2.4.1 Rozpoznávání sémantických kolokací

Rozpoznávání sémantických kolokací je úloha, kdy se pro dvojici slov na základě údajů získaných z korpusu rozhodne, zda společně mají jiný význam, než pouze kombinace významů obou slov.

U řešení úlohy kolokací, jak jej realizuje Pecina [24] je možné se inspirovat jak různými výskytovými metrikami, tak výsledným způsobem rozhodování. Ve zmíněné práci je využito několik desítek metrik, pracujících kromě jiného s frekvencemi slov ve dvojici a frekvencí jejich souvýskytů. Výsledky těchto metrik jsou pak předávány jakožto rysy lineárnímu klasifikátoru, který rozhoduje, jestli se jedná o sémantickou kolokaci, či nikoliv. Více viz například citovaná Pecinova práce.

2.4.2 Similarity a relatedness

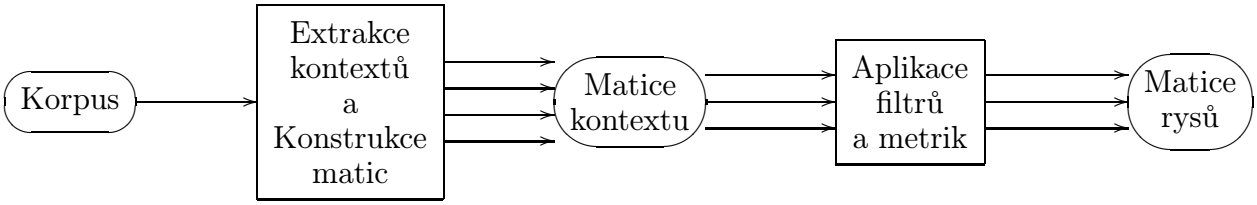
Určení similarity a relatedness dvojice slov, jak je definují Budanitsky a Hirst [7], je velmi blízce podobnou úlohou, jako extrakce sémantických relací. Vysoká hodnota similarity říká, že jsou si porovnávaná slova významově velmi podobná a blíží se synonymům. Vysoká hodnota relatedness zase ukazuje, že z hlediska člověka patří obě slova do stejného oboru a může mezi nimi existovat sémantický vztah.

Ve velkém počtu případů sice mezi slovy s vysokou relatedness vztah není, bývají však v grafu relací blízko (měřeno počtem hran nejkratší neorientované cesty). Často například sourozenci ve stromě hyperonym.

Inspirativní prací v tomto oboru byl například článek Agirre et al. [4], který studuje zjišťování similarity a relatedness za využití distribuce kontextu na velkém korpusu. Ve zmiňovaném článku jsou mimo jiné popisovány postupy získávání distribucí kontextu, které jsou relevantní i pro tuto práci. Uvedené metody jsou ale laděny pro angličtinu.

3. Konstrukce trénovacích a testovacích dat

Metoda získávání sémantických rysů, prezentovaná v této práci, využívá metod strojového učení trénovaných na rysech vypočítávaných z matice incidence kontextů slov získané z rozsáhlého korpusu. Metoda je robustní – její výsledek nezávisí na jednotlivých výskytech slov, ale na celkových distribucích jejich kontextů. Trénovací data jsou sestavena na základě relací, obsažených v Czech WordNetu (CWN). Nejprve definujeme používané termíny, a poté v následujících sekcích rozebereme jednotlivé kroky metody, znázorněné na obrázku 3.1.



Obrázek 3.1: Postup získávání dat pro metodu strojového učení

Definice. *Rysy nazýváme jednotlivé rozhodovací hodnoty pro metody strojového učení. V angličtině se pro něj používá termín* feature.

Definice. *Matice rysu je v našem případě matice, která má jako popisky řádků i sloupců koncepty a v políčkách obsahuje hodnotu daného rysu pro dvojici konceptů v řádku a sloupci.*

Definice. *Datasetem označujeme matici, která je po řádcích tvořena instancemi dat pro strojové učení. Tato instance je tvořena vektorem rysů a cílovou třídou.*

3.1 Zdroje dat

Metody, jejichž výsledky jsou založené na distribuci kontextu, jsou velmi závislé na kvalitě (ve smyslu rozsahu a pokrytí) dat, proto je jednou z priorit této práce aplikování zvolené metodiky na co největší objem dat.

Vstupem může být i prostý text, ze kterého jsou získávány počty slov. Při zpracovávání jazyků s bohatou morfologií, mezi něž patří i čeština, je ale problém

s "ředěním" dat, kdy jsou slova zastoupena v textu v mnoha formách, lišících se inflexí. Tento problém lze řešit pomocí lemmatizace, kdy jsou slova převedena na základní tvar. Pro každé slovo v kontextu jsou tak načteny frekvence všech jeho tvarů do jednoho čísla.

Dalším zvýšením kvality dat je jejich syntaktická anotace do závislostních stromů. Kontext slova získaný z takto upravených dat je zaručeně s tímto slovem ve vztahu, zatímco u kontextu získaného z povrchové struktury věty toto zaručené není.

Data byla extrahována z Pražského závislostního korpusu (PDT), který je tvořen texty z českých novin z 90. let a z Českého národního korpusu (PDT).

1. **Korpus PDT** je rozdělený na soubory dat podle úrovně anotace [13]. Sady jsou ručně anotované na morfologickou, syntaktickou (zvanou analytickou) a hloubkovou (tektogramatickou) úroveň. Každá úroveň anotace zároveň obsahuje i anotace nižších úrovní. Proto pro zisk kontextu ze syntaktických stromů můžeme použít poslední dvě zmiňované sady a pro ostatní metody extrakce kontextu sady všechny.

2. **Český národní korpus (ČNK)** je tvořen texty z českých novin, publicistických textů a beletrie, strojově anotovanými na morfologickou úroveň [25]. K získávání kontextu z morfologické roviny byla využita tři referenční vydání – *syn2000* [1] je stejně jako *syn2005* [2] žánrově vyvážené vydání, lišící se hlavně léty vydání zdrojových textů. Verze *syn2000* obsahuje převážně texty z let 1990 – 1999, verze *syn2005* obsahuje texty pokrývající období 2000 – 2004. Vydání *syn2006pub* [3] je souborem publicistických textů z let 1989 – 2004.

Objem dat získaný z jednotlivých zdrojů přehledně znázorňuje tabulka 3.1.

3.2 Získávání kontextu

V této fázi jsou zpracovávána textová data do formy čtveřic *(první lemma; vztah; druhé lemma; hodnota kontextu)*, ze kterých je v další fázi sestavená incidenční matice. Sloupce této matice jsou označené spojením vztahu a druhého lemmatu, což je využíváno u syntakticky označkovaných dat. Řádky jsou označené prvním lemmatem. Do matice se zapisuje součet všech hodnot kontextu (nejčastěji počet výskytu) dvojice lemmat a vztahu.

Následující sekce popisují čtyři použité metody získávání kontextu. Z každého ze vzniklých seznamů čtveřic byla zkonstruována samostatná matice kontextu.

Zdroj	Celkový počet slov
ČNK syn2000	100 mil.
ČNK syn2005	100 mil.
ČNK syn2006pub	300 mil
PDT 2.0 m	450 tis.
PDT 2.0 a *	670 tis.
PDT 2.0 t *	830 tis.
Celkem *	1,5 mil.
Celkem	502 mil.

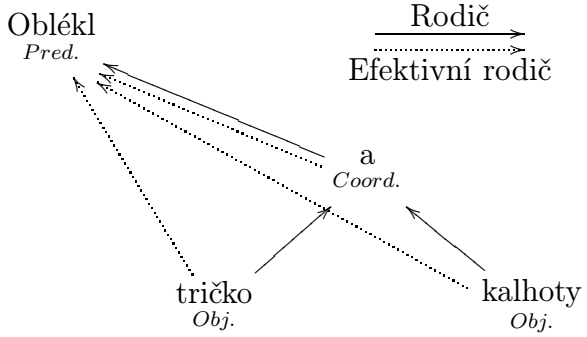
Tabulka 3.1: Velikosti jednotlivých zdrojů dat.

Zdroje označené hvězdičkou obsahují věty anotované až na syntaktickou úroveň.

3.2.1 Získávání kontextu ze syntakticky anotovaných dat

Využití závislostních vztahů ze syntaktických stromů dává datům lepší výpovědní hodnotu. Zatímco načtením kontextu povrchového získáme množinu typických sousedů konceptu, načtením syntaktického kontextu získáme množinu slov, která typicky s konceptem opravdu mají nějaký vztah. Tato konfigurace se přibližuje definici významu konceptu, jak je to popsáno v sekci 2.1.1, můžeme tedy očekávat lepší výsledky metrik měřících podobnost.

Pro každé slovo je do kontextu zahrnut jeho *efektivní rodič* a *efektivní potomci*, pokud existují, společně s typem jejich vztahu a směrem závislosti. Pojmy *efektivní rodič* a *efektivní potomek*, které jsme si vypůjčili z lingvistiky, zde máme na mysli nejbližší uzly závislostního stromu (co do počtu hran vzhůru, respektive dolů) na každé orientované cestě vedoucí do (resp. z) probíraného uzlu, které mají jinou než pomocnou, nebo koordinující funkci. Bližší vhled to této definice nám nabídne obrázek 3.2. Matice získané touto metodou budeme označovat *"syntax"*.



Obrázek 3.2: Efektivní rodič, efektivní potomek.

3.2.2 Získávání kontextu z morfologicky anotovaných dat

Většina dat z nestrukturovaných zdrojů není na syntaktickou úroveň anotovaná, proto je nutné implementovat i techniky získávání kontextu z nižších vrstev anotace. Zdroje nemusí být anotované ani na morfologickou úroveň, to však lze s velmi vysokou úspěšností (na rozdíl od strojového syntaktického značkování) provést automaticky a v relativně (vzhledem k velikosti dat) krátké době. Není tedy třeba získávat kontext přímo z neanotovaných dat, bez možnosti využití lemat a filtrů podle slovních druhů, nicméně ze získávání kontextu z dat morfologicky označkovaných nutné je.

Pro zisk kontextu slova z věty se nejčastěji používají tři postupy, rozebrané v následujících podsekcích.

Celá věta jako kontext

Jako kontext slova je zde zvolena celá věta. To znamená, že každé slovo je s každým slovem v rámci věty vzájemně v kontextu.

Při aplikování této metody jsou získávány násobně vyšší incidenční počty, než u předchozích způsobů. Postihem za extrakci všech slov, která s konceptem opravdu souvisí, je více šumu (vyšších počtů u nesouvisejících slov) v incidenční matici. Čím větší je ale rozsah dat, tím je poměr hodnot kontextu správných a nesouvisejících slov lepší, což je od určité úrovně možné filtrovat. Toto *vytříbení* pomocí nasčítání dat je způsobeno tím, že velikost kontextu, definující význam konceptu (tedy počet souvisejících slov), je v poměru k celkovému počtu slov ve zdroji dat velmi nízká, na druhou stranu jeho výskyt v blízkosti konceptu je častější. Matice získané touto metodou budeme označovat *"sentence"*.

Okénko určité velikosti

Kontext slova je zde získáván z jeho bezprostředního okolí. Do kontextu jsou zahrnuta slova, jejichž vzdálenost od konceptu je v rámci věty je shora limitována určitým číslem. V našem případě byla přidávána slova se vzdáleností od konceptu menší než čtyři. Toto číslo bylo zvoleno po prozkoumání distribuce vzdáleností dvojic slov, získaných ze syntakticky označkovaných dat s tím, že vzdálenější slova mají s konceptem vztah v příliš nízkém procentu případů.

Tuto metodu získávání kontextu zkoumá i práce Agirre et al. v [4], pod názvem *bag of words*. Další metodou zkoumanou v citované práci je *context window*, tedy extrakce kontextu do určité vzdálenosti na obě strany a zápisu takto získaných sekvencí slov v kuse do sloupců matice kontextu. Tato metoda nebyla v naší práci implementována z důvodů její nevhodnosti pro jazyk s volným slovosledem, tedy i pro češtinu. Matice získané touto metodou budeme označovat *"window"*.

Funkce	RMSD
Sigmoida	0.04174
Distribuční funkce normálního rozdělení	0.04246
Distribuční funkce Poissonova rozdělení	**0.04152**

Tabulka 3.2: Odchylky aprox. od distribuce vzdáleností dvojic v synt. kontextu.

Celá věta jako kontext s hodnotou kontextu závislou na vzdálenosti

O aproximaci distribuce vzdáleností se snaží i tato metoda. Jako kontext konceptu je zde brána celá věta, ale jakožto hodnota kontextu je brána hodnota funkce vzdálenosti slova od konceptu. Použitá funkce transformující vzdálenost je volena tak, aby co nejvíce korelovala s distribucí vzdáleností dvojic konceptů v syntakticky označkovaných datech. Jako kandidáti byly zkoušeny různě parametrizované funkce *sigmoidní*, distribuční funkce *normálního* rozdělení a distribuční funkce *Poissonova* rozdělení. Tabulka 3.2 uvádí odmocněnou střední kvadratickou chybu (RMSD) testovaných funkcí. Matice získané touto metodou budeme označovat *"function"*.

Odmocněná střední kvadratická chyba, hojně využívaná k ukázání rozdílů mezi dvěma vektory hodnot, se počítá následovně:

$$RMSD(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - y_i)^2}{n}}$$

3.3 Metody filtrování a vyhlazování

Jak již bylo zmíněno, hromadně získaná data obsahují určité procento *šumu*, který zhoršuje výsledky. Pro jeho odstranění, nebo alespoň zmírnění, existuje opět mnoho metod, z nichž ty využité zmíníme v následujících podsekcích. Jedná se nejčastěji o různé druhy filtrů, které část šumu odstraňují.

3.3.1 Lokální filtrování

Na začátku, ještě před konstrukcí matice kontextu, je možné odfiltrovat slova, která nenesou žádný význam (spojky, předložky, částice, zájmena apod.) a nespecifická slova, tedy slova která se vyskytují ve většině kontextů a proto mají minimální rozlišovací sílu (sloveso být, mít apod.). K rozpoznání těchto slov není

potřeba znát globální počty kontextů, proto tento druh filtru nazýváme lokálním. Odstraněním dvojic slov, z nichž alespoň jedno vyhovuje seznamu s nežádoucími slovními druhy nebo seznamu s nespecifickými slovy, získáme základní matici kontextu.

Seznam zakázaných slov také nepropouští lemmata začínající velkým písmenem. Tato lemata pojmenovávají konkrétní entity a pro rozšiřování obecné sémantické sítě se nehodí. Při budování sítě pro konkrétní obor by tento filtrační vzor ale být zahrnut neměl. Seznamy slov a slovních druhů k tomuto filtru se nacházejí na přiloženém CD v adresáři

`/software/lists`

3.3.2 Globální filtrování

Nově zkonstruované matice vždy obsahují stále ještě mnoho šumu, jako náhodné výskyty ve vzájemném kontextu nebo další nespecifická slova, nezachycená při lokálním filtrování. V těchto případech lze aplikovat globální filtry, které omezí minimální a maximální frekvence slova, minimální počet nenulových hodnot ve sloupci nebo řádku matice kontextu nebo jeho minimální entropii.

Odstranění řádků matice je provázáno se změnou filtrovaných hodnot sloupců a naopak, proto je nutné proces filtrování opakovat v několika iteracích, dokud nebudou všem podmínkám globálních filtrů vyhovovat jak řádky, tak sloupce matice.

Jednotlivé filtry byly nastaveny tak, aby při filtrování minimální frekvencí nebo minimální entropií odstranily okolo 4% celkového součtu hodnot kontextu v první iteraci. Hodnota 4% je zvolena s ohledem na dobu trvání dalších transformací výsledné matice, tedy na její velikost, tak aby bylo možné tuto práci prezentovat ve zvoleném termínu.

Filtrování maximálním počtem (aplikované pouze na sloupce, v řádcích nám častá slova nevadí) bylo nastaveno tak, aby bylo odstraněno přibližně 40% celkového součtu hodnot kontextu, což je přibližně objem, který bývá odstraněn zavedenými seznamy nežádoucích slov pro Angličtinu [8].

Hodnota minimálního počtu nenulových prvků vektorů byla nastavena na polovinu minimální frekvence slova vektoru příslušného. Konkrétní použité hodnoty filtrů lze nalézt v konfiguračních souborech v adresáři */software/cfg/* na CD.

3.3.3 Booleanizace

Booleanizace je druh filtru, který hodnoty v matici nižší než určitý práh nahradí nulou a ostatní změní na jedna. Tento postup provádí opět určité vyhlazování, nicméně spíše dává metodám strojového učení jiný pohled na data.

Matice	Počet řádků	Počet sloupců
syntax	7 563	46 776
window	11 216	30 609
sentence	12 232	31 769
function	11 454	30 821

Tabulka 3.3: Rozměry zdrojových matic.

3.3.4 Výsledné zdrojové matice

Po aplikaci metod extrakce kontextu a filtrování matic na vstupní data z korpusů bylo vytvořeno celkem osm matic. První čtyři vznikly ze vstupních dat aplikací popsaných metod získávání kontextu a lokálním a globálním filtrováním. Další čtyři matice vznikly jejich Booleanizací. Tabulka 3.3 uvádí rozměry prvních čtyř matic.

3.3.5 Scaling

Neboli škálování je transformace již vypočtených matic rysů tak, aby se všechny hodnoty nacházely v určeném rozmezí. Tento postup nemění informační hodnotu rysů, používá se pro zjednodušení práce metody strojového učení, která rozpoznává relace.

V této práci je na všechny vypočtené rysy před jejich kompilací do datasetu použitý scaling lineární, který pouze transformuje hodnoty odečtením minimální hodnoty a podělením rozdílu minimální a maximální hodnoty.

3.4 Získávání rysů

V této sekci jsou popsány metody získávání informací z kontextu, v podobě metrik na něj aplikovaných. Záměrem této práce je prozkoumat jejich schopnost popsat sémantické vztahy kontextem vyjádřené a pomocí hodnot metrikami vypočtených rozpoznat typ relace. K abstrakci kombinace různých charakteristik kontextu je v další kapitole použito strojového učení, trénovaných na již existující sadě sémantických relací. Tento postup je pak možný použít při rozšiřování zdrojové množiny sémantických relací na obory slov, které ještě nejsou sítí pokryté.

3.4.1 Míry hodnotící výskyty a souvýskyty slov

Nejdůležitější míry dvojic slov ať už z hlediska sémantiky, informační teorie nebo statistiky, používané v pracích s podobnou tématikou, jako je tato jsou následující.

Práce, které je popisují, jsou například [7] [8].

1. **Cosine** — Nejznámější míra podobnosti vektorů počítá *cosinus* úhlu, který svírají. Na vektory kontextu $\vec{x}$ a $\vec{y}$ je aplikován tento vzorec:

$$Cos(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\sum_{k=1}^{n} x_k \cdot y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n} {x_k}^2 \cdot \sum_{k=1}^{n} {y_k}^2}}$$

2. **Dice** — Míra, která, obdobně jako F-measure [20], kombinuje oba vektory. Parametr α určuje, který z obou vektorů má mít větší váhu. V našem případě byl parametr α ponechán na výchozí hodnotě 0,5 a oba vektory tak měly stejnou váhu.

$$Dice(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\sum_{k=1}^{n} x_k \cdot y_k}{\alpha \cdot \sum_{k=1}^{n} {x_k}^2 + (1-\alpha) \cdot \sum_{k=1}^{n} {y_k}^2}$$

3. **Jaccard** — Jaccardova míra počítá poměr velikosti průniku množin kontextu ku velikosti jeho sjednocení. Pro vektory kontextu $\vec{x}$ a $\vec{y}$ vypadá výsledek takto:

$$Jaccard(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\sum_{k=1}^{n} x_k \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{n} {x_k}^2 + \sum_{k=1}^{n} {y_k}^2 - \sum_{k=1}^{n} x_k \cdot y_k}$$

4. **Lin** — Metrika, kterou publikoval Dekang Lin v [19] je založená na zpracování pravděpodobnosti výskytu dvojice slov v určité závilsostní relace. To lze za cenu menší informační hodnoty zobecnit na libovolnou relaci, například na tu, kterou dostáváme při tvorbě seznamů kontextových čtveřic. Popis výpočtu hodnoty této míry je dále rozepsán v citované práci.

5. **Distance** — Jednoduchá míra, která vrací vzdálenost vektorů dvou konceptů. V práci je použita Euklidovská vzdálenost, která se pro vektory $\vec{x}$ a $\vec{y}$ počítá způsobem, popsaným vzorcem níže. Tuto míru zavádí například projekt SuperMatrix [6].

$$EuclidDist(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

6. **Coverage** — Pokrytí je jediná použitá nesymetrická míra. Je založena na hypotéze, která tvrdí, že čím větší je množina kontextu daného konceptu, tím větší jsou možnosti jeho použití. Dále počítá s tím, že čím větší jsou možnosti použití konceptu, tím je koncept obecnější. Pokud je hypotéza platná v dostatečném počtu případů (nad 50 procent), přináší do finálního rozhodování údaj o hloubce umístění konceptu ve stromu hyperonym.

Hypotéza byla letmo ověřena na CWN a nepotvrdil se její vysoký přínos pro rozpoznání směru relací, nicméně o důležitém informačním přínosu této míry vypovída její výběr při hodnocení rysů v následující kapitole. Výpočet pokrytí pro vektory $\vec{x}$ a $\vec{y}$ ukazuje následující vzorec:

$$Coverage(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^{n} y_i}$$

7. **Spearman** — Spearmanův korelační koeficient porovnává podobnost dvou pořadí. Zdrojové vektory je tak nutné nejprve konvertovat do vektorů, kde je každý zdrojový prvek nahrazen pořadím své hodnoty vzhledem k hodnotám ostatních prvků. Díky tomuto postupu tak nejsou důležité samotné hodnoty jednotlivých prvků, ale pořadí jejich hodnot. Jedná se tedy o další způsob vyhlazování. Spearmanův koeficient ρ pro vektory pořadí $\vec{x_{rank}}$ a $\vec{y_{rank}}$ se počítá podle vzorce níže [32].

$$\rho(\vec{x_{rank}}, \vec{y_{rank}}) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{rank_i} - \overline{x_{rank}}) * (y_{rank_i} - \overline{y_{rank}})}{\sqrt{(x_{rank_i} - \overline{x_{rank}})^2 * (y_{rank_i} - \overline{y_{rank}})^2}}$$

3.4.2 Použité míry

Z předchozích postupů jsme získali osm různých základních matic. Na každou z nich bylo aplikováno několik transformací, včetně koncového scalingu. Vinou dlouhé doby počítání některých transformací a neočekávaných pádů transformačního nástroje (ne jeho vinou) nebyly některé zamýšlené matice rysů dopočítány. I přesto je ale sada 57 matic rysů (viz obrázek 3.3) dostačující k tomu, aby bylo možné prozkoumat přínos různých technik jejich zisku.

Z odkazovaného seznamu je vidět, že na některé rysy byla znovu aplikována míra cosinus. Účelem tohoto postupu bylo přinést další informaci o podobnosti distribuce podobností kontextů, tedy o abstrakci na ještě vyšší úroveň. V další kapitole uvidíme, jestli to mělo význam.

3.5 Další možné neimplementované postupy

Z postupů, které se dále využívají při vyhlazování nebo filtrování je potřeba zmínit následující:

1. **Latentní sémantická analýza (LSA)** — Metoda založená na *Singular Value Decomposition* (SVD), jejíž použití na kontextové vektory provádí například [17], je vyhlazování na ještě vyšší úrovni, než globální (viz předchozí citace), proto by bylo dobré ji také implementovat. Nicméně použití LSA není triviální a přesahuje již rámec této práce.

a_ffa_bool_cos_cos_scal.xsymm
a_ffa_bool_cos_scal.xsymm
a_ffa_bool_cov_cos_scal.xsymm
a_ffa_bool_cov_scal.xdense
a_ffa_bool_dice_cos_scal.xsymm
a_ffa_bool_dice_scal.xsymm
a_ffa_cos_cos_scal.xsymm
a_ffa_cos_scal.xsymm
a_ffa_dice_cos_scal.xsymm
a_ffa_dice_scal.xsymm
a_ffa_dist_cos_scal.xsymm
a_ffa_dist_scal.xsymm
a_ffa_jac_cos_scal.xsymm
a_ffa_jac_scal.xsymm
a_ffa_lin_cos_scal.xsymm
a_ffa_lin_scal.xsymm
a_ffa_spear_cos_scal.xsymm
a_ffa_spear_scal.xsymm
ms0_ffms0_bool_cos_scal.xsymm
ms0_ffms0_bool_cov_scal.xdense
ms0_ffms0_bool_dice_scal.xsymm
ms0_ffms0_cos_scal.xsymm
ms0_ffms0_dice_scal.xsymm
ms0_ffms0_dist_scal.xsymm
ms0_ffms0_jac_scal.xsymm
ms0_ffms0_lin_scal.xsymm
ms0_ffms0_spear_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_cov_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_cov_scal.xdense
ms1_ffms1_bool_dice_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_dice_scal.xsymm
ms1_ffms1_cos_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_dice_scal.xsymm
ms1_ffms1_dist_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_dist_scal.xsymm
ms1_ffms1_jac_scal.xsymm
ms1_ffms1_lin_scal.xsymm
ms1_ffms1_spear_scal.xsymm
mw4_ffmw4_bool_cos_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_bool_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_bool_cov_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_bool_cov_scal.xdense
mw4_ffmw4_bool_dice_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_bool_dice_scal.xsymm
mw4_ffmw4_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dice_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dice_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dist_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dist_scal.xsymm
mw4_ffmw4_jac_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_jac_scal.xsymm
mw4_ffmw4_lin_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_lin_scal.xsymm
mw4_ffmw4_spear_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_spear_scal.xsymm

Obrázek 3.3: Získané matice se záznamem jejich postupného vzniku.

2. **tf·idf** — Míra *Term Frequency by Inversed Document Frequency* je indikátorem specifičnosti slova vzhledem k *"dokumentu"*, v našem případě k prvku množiny kontextu. Konkrétně se hodnota počítá jako násobek tf, tedy *term frequency*, což je součet hodnot kontextu přes celý jeho řádek v matici kontextu, příslušící počítanému políčku, a idf, který se počítá podle následujícího vzorce, ve kterém *number of documents* reprezentuje počet různých slov z kontextu, se kterými se slovo vyskytuje (vlastně počet nenulových hodnot) a *document frequency* reprezentuje součet hodnot přes celý sloupec v matici kontextu, příslušící danému políčku.

$$idf = \log \frac{NumberofDocuments}{DocumentFrequency}$$

Tento postup je používán například v práci Patwardhana a Pedersena [23]. Využitím tohoto postupu by byla získána stejně velká sada matic, jako Booleanizací, která by opět přinesla mezi ostatní míry novou perspektivu, nicméně takové navýšení by způsobilo celkové zpoždění dokončení této práce až po termínu odevzdání, proto byla tato technika vynechána.

Dále existuje ještě řada kontextových metrik, která zde nebyla vyzkoušena. Je to z toho důvodu, že tato práce se snaží pokrýt ucelený postup konstrukce sémantické sítě od nestrukturovaného korpusu až po extrakci relací, a během toho naznačit možnosti dalšího vylepšení a rozšíření.

Zde je ještě nutné poznamenat, že nově aplikovaný postup – počítání podobnosti distribucí vypočítaných hodnot metrik – je možné aplikovat znovu na již takto transformovanou matici opakovaně. Tento postup bude také ověřen v následující kapitole během výběru rysů. Zajímavé by bylo počítání podobnosti řádků, obsahující hodnoty Pointwise mutual information, míry hodnotné pro rozpoznávání sémantických kolokací, viz [24].

4. Použitý postup extrakce sémantických relací

Definice. *Doména rysu je termín, kterým označujeme množinu všech slov, pro jejíž kartézský součin (všechny dvojice) je hodnota rysu vypočítaná. V praxi se tato množina rovná množině popisek řádků matice rysu. Označujme doménu rysu r jako* $Dom_f(r)$

Definice. *Doména sémantického zdroje je termín, kterým označujeme množinu všech slov, která se v sémantickém zdroji vyskytují. V případě WordNetu se tak jedná o všechna slova ve všech synsetech. Označujme doménu sémantického zdroje S jako* $Dom_{ss}(S)$.

V předchozí kapitole je popsán postup konstrukce datasetu. V této kapitole je tento dataset použit, společně se sémantickými relacemi extrahovanými z CWN, ke trénování a testování modelu strojového učení. Tento natrénovaný model je později využit i k získávání nových relací, které CWN neobsahuje. Úspěšnost tohoto procesu je pak hodnocena ručně.

4.1 Využití Czech WordNetu

Czech WordNet je jediný dostupný strojově čitelný strukturovaný sémantický zdroj pro český jazyk. Je součástí sítě WordNetů evropských jazyků Euro WordNet (EWN) [31].

4.1.1 Struktura WordNetu

Stejně jako anglický WordNet, i členské projekty EWN, tedy i CWN, mají lemmata strukturována do *synsetů*, které jsou propojeny relacemi, jako jsou *HAS_HYPONYM*, *HAS_MERONYM* atd. Všechna lemmata v jednom synsetu označují jednu entitu nebo objekt, jsou to v tom smyslu tedy synonyma.

Na rozdíl od naší práce jsou tak jakožto koncepty ve WN brány synsety. Stuktura EWN je blíže rozebraná v [31].

4.1.2 Získávání relací

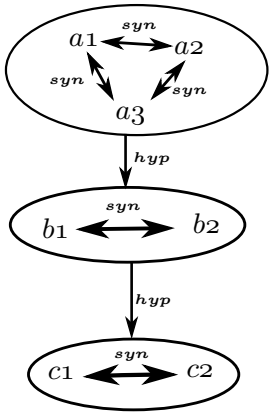
Pro potřebu strojového učení potřebujeme z CWN získat dvojice slov, společně s relací, kterou mezi nimi CWN ukládá. To děláme různě v případu synonym a

ostatních relací.

- **Synonyma** — Synonyma jsou získávána přímo ze synsetů. Každá dvojice slov, kde jsou obě slova členy stejného synsetu je do výstupního seznamu uložená jako dvojice synonym.
- **Ostatní relace** — Ostatní relace jsou získávány z CWN z jeho relací mezi synsety. Každá dvojice, kde je jedno slovo v prvním synsetu a druhé slovo ve druhém synsetu, propojeném s prvním určitou relací, je uložena do výstupního seznamu, jako dvojice propojená touto relací.

Kromě relací v CWN, zavedených jako *INTERNAL_LINKS*, jsou jako relace přidány i jejich tranzitivní uzávěry (v algebraickém smyslu). Formálně vyjádřeno je to v následujícím vzorci, kde množina *Relations* obsahuje všechny druhy tranzitivních relací a množina *Synsets* obsahuje všechny synsety v CWN.

$$\forall r \in Relations; x, y, z \in Synsets : (x, y) \in r \wedge (y, z) \in r \implies r := r \cup \{(x, z)\}$$



$a1 \leftrightarrow a3$ $a1 \leftrightarrow a2$ $a2 \leftrightarrow a3$ $b1 \leftrightarrow b2$ $c1 \leftrightarrow c2$

$a1 \rightarrow b1$ $a1 \rightarrow b2$ $a2 \rightarrow b1$ $a2 \rightarrow b2$ $a3 \rightarrow b1$ $a3 \rightarrow b2$ $a1 \rightarrow c1$ $a1 \rightarrow c2$ $a2 \rightarrow c1$ $a2 \rightarrow c2$ $a3 \rightarrow c1$ $a3 \rightarrow c2$

Obrázek 4.1: Extrakce relací z Czech WordNetu

Přehledněji viz obrázek 4.1. Z CWN byly tímto způsobem získány relace popsané v tabulce 4.1.

4.1.3 *NOT* relace

Pro trénování metody strojového učení jsou ale potřeba také negativní příklady instancí, tedy dvojice slov, která spolu v relaci nejsou. Pro zkratku budeme označovat dvojici, ve které nejsou slova nijak sémanticky propojena, zkratkou *NOT*.

Relace	Počet
Synonyma (SYN)	37 196
Hypo/hyperonyma (HYP)*	41 715
Mero/holonyma ($MERO$)*+	222
Antonyma (ANT)	230
Celkem	79 363

Tabulka 4.1: Relace získané z Czech WordNetu.

Relací označených hvězdičkou je v součtu dvojnásobek - pro každý směr jedna.

+ V CWN se vyskytují relace jak MERO_PART, tak MERO_MEMBER (viz [27]). Číslo v tabulce je součtem jejich četností.

K tomuto účelu byla použita aproximace, která říká, že pro každou dvojici slov přítomných v CWN obsahuje tento zdroj i jejich relace, pokud existují. *NOT* relace jsou tedy vybírány z dvojic, kde obě slova jsou obsažena v nějakých synsetech CWN, ale nebyl extrahován žádný vztah mezi nimi. Přesněji, obě slova patří do domény WordNetu, ale neexistuje žádná relace z tranzitivního uzávěru množiny relací ve WN zapsaných, která by byla pro tuto množinu definovaná.

Nakolik je tato aproximace přesná jsme zjišťovali ruční anotací *NOT* relací, viz sekce 4.3.1 a sekce s výsledky 4.4.

4.1.4 Diskuse kvality

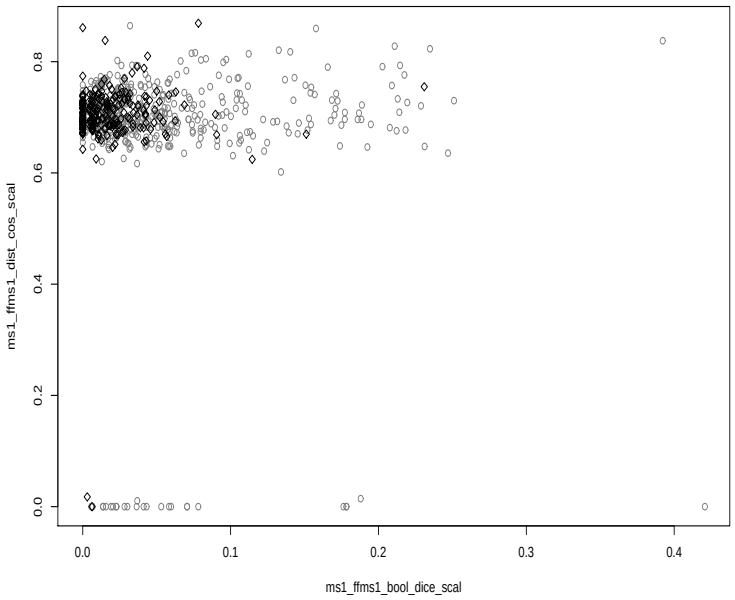
V této práci již byly zmíněny nedostatky týkající se pokrytí CWN běžného jazyka. Kromě toho registrujeme, že i přesnost může být pro jeho využití jakožto sémantické znalostní báze nedostatečná.

Vzhledem k tomu, že úspěšnost námi navrhované metody nemůže být lepší, než zdroj, na kterém byla trénovaná, rozhodli jsme se tuto přesnost vyčíslit. podrobný postup experimentu je popsán v sekci 4.3.1, jeho výsledky pak v 4.4.

4.2 Automatické testování úspěšnosti na CWN

Definice. *Cílovou třídou rozumíme cílovou hodnotu, kterou se učí a následně predikuje metoda strojového učení. V našem případě se jedná o kategorii sémantické relace. Cílová třída tedy bude nabývat například hodnot NOT, HYP nebo SYN.*

Definice. *Confusion matrix je matice, která výsledky predikce metody strojového*



Obrázek 4.2: Rozložení relací vzhledem ke dvěma nejlepším metrikám pro *SYN*. *Šedá kolečka označují rozložení synonym vzhledem k daným rysům. Černé diamantíky označují rozložení NOT relací, vzhledem ke stejným rysům.*

učení ve vztahu k cílové třídě z testovací sady. Její řádky i sloupce jsou pojmenovány jednotlivými hodnotami, které může cílová třída nabývat. Obsah buňky odpovídající relaci HYP v řádku a SYN ve sloupci (takovou buňku budeme označovat (HYP, SYN)) je tak roven počtu instancí které mají v testovacích datech cílovou třídu SYN, ale model je predikoval jako HYP. Na diagonále Confusion matrix *tedy jsou počty správně predikovaných instancí. Součty jednotlivých sloupců odpovídají počtu výskytu názvu sloupce jako hodnoty cílové třídy v testovacích datech. Součty jednotlivých řádků zase počtu výskytů svého jména v predikované cílové třídě.*

Pro trénování a testování modelu a pro výběr rysů byl použit dříve popsaný dataset, získaný z CWM. K již existujícím relacím byl přidán stejný počet negativních instancí, tedy *NOT* relací a výsledek byl postoupen metodě strojového učení.

4.2.1 Použitá metoda stojového učení

Na obrázku 4.2 je vidět distribuce synonym a *NOT* relací vzhledem ke dvěma nejhodnotnějším rysům pro synonyma. Jak je vidět, shluky se překrývají a pravděpodobně by bylo možné nalézt konfiguraci nelineární metody strojového učení, která by dávala mírně lepší výsledky, za cenu delší doby trénování. V rámci této práce, zabývající se celým procesem získávání sémantických relací, ale věnujeme pozornost spíše obecnějším tendencím. Proto byla nakonec aplikována lineární metoda.

Konkrétně byla použita metoda *Support Vector Machines* (SVM) s lineárním jádrem[20], implementovaná ve specializované lineární verzi knihovny libsvm [9], liblinear [10].

Metodou učení lineárního SVM byla zvolena *lineární regrese* [20] z důvodu potřeby předpovídání pravděpodobnosti správnosti výstupů. Tuto vlastnost využijeme při získávání nových relací v další sekci.

4.2.2 Metodika vyhodnocování

Vzhledem k tomu, že provádíme klasifikaci do více tříd, musíme aplikovat také míry hodnotící výsledky takové klasifikace. První se nabízí široce využívaná míra *accuracy*, tedy součet všech prvků na diagonále *confusion matrix* (správně určené třídy), podělený součtem všech hodnot.

Pokud tuto míru použijeme jako optimalizaci pro výběr rysů, maximalizujeme výkon klasifikace všech tříd. Pro naší úlohu to ale není nutné. Při extrakci nových relací nepotřebujeme rozpoznávat *NOT* relace. Zde se nabízí prostor pro vylepšení.

Použité míry

Zaveďme nyní míru *accuracy without NOT*. Ta bude počítaná obdobně jako *accuracy*, jen do součtů nebude započten prvek matice odpovídající řádku a sloupci relace *NOT*. Její hodnota tedy bude součet všech prvků na diagonále *confusion matrix*, kromě prvku (*NOT*,*NOT*), podělený součtem všech hodnot. Obdobným způsobem je možné zavést i tradiční míry *precision* a *recall* a tedy i *F-measure* [20]. Tyto míry hodnotí úspěšnost komplexněji, než *accuracy*.

	NOT	SYN	HYP
NOT		FN_{SYN}	
SYN	FP_{SYN}	TP_{SYN}	FP_{SYN}
HYP		FN_{SYN}	

Tabulka 4.2: *TP*, *FP* a *FN* pro relaci *SYN*

K zavedení *precision* a *recall* tímto způsobem musíme určit hodnoty *confusion matrix*, které reprezentují *true positives (TP)*, *false positives (FP)*, *true negatives (TN)* a *false negatives (FN)*. *TP* budou logicky hodnoty prvků na diagonále, kromě prvku (*NOT*,*NOT*) a *TN* bude reprezentovat právě prvek (*NOT*,*NOT*). *FP* zase odpovídají součtu hodnot řádku ne-*NOT* relací, kromě prvku na diagonále a *FN* obdobně součtu hodnot sloupce ne-*NOT* relací, opět kromě prvku na diagonále. Pro jeden prvek to ukazuje tabulka 4.2. Výsledná hodnota *precision confusion matrix M* pro relace *NOT*, *SYN* a *HYP* tak bude počítána způsobem, který ukazují následující vzorce.

$$Precision(M) = \frac{M_{(SYN,SYN)} + M_{(HYP,HYP)}}{\sum_{r \in Relations} M_{(r,SYN)} + \sum_{r \in Relations} M_{(r,HYP)}}$$

Další vzorce pak ukazuje počítání *recall*.

$$Recall(M) = \frac{M_{(SYN,SYN)} + M_{(HYP,HYP)}}{\sum_{r \in Relations} M_{(SYN,r)} + \sum_{r \in Relations} M_{(HYP,r)}}$$

Hodnota *F-measure* se pak bude počítat stejně, jak je obvyklé. Pro $\beta \in [0, 1)$ má větší váhu *precision*. Pro $\beta = 1$ mají *precision* a *recall* stejnou váhu. Jedná se o jejich harmonický průměr [20]. Pro $\beta > 1$ má ve výsledku míry větší váhu *recall*. Vzorec počítání *F-measure* se používá následující vzorec.

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \cdot \frac{precision \cdot recall}{\beta^2 \cdot precision + recall}$$

Pro účely získávání relací je důležitější přesnost vydaných výsledků, proto se jako nejvhodnější míra hodnocení automatického získávání relací jeví míra $F_{0,5} - measure$, tedy míra F_β, kde je za parametr β dosazená hodnota 0,5. Tím dostane větší váhu *precision*, tedy přesnost získaných relací. Pouze *precision* není možné použít, protože takto hodnocená metoda extrahuje jen minimální množství relací. Tomuto problému zabraňuje právě přidání vlivu míry *recall*.

Testování

Úspěšnost predikce lineárního SVM na relacích extrahovaných z CWN byla určována pomocí techniky křížové validace (*cross validation* [20]) s deseti rozděleními dat.

Technika křížové validace spočívá v opakovaném rozdělení datasetu na dvě části tak, že testovací část má při n rozděleních velikost $\frac{|Dataset|}{n}$ a trénovací část zbytek. Dataset je takto postupně rozdělen n–krát tak, že všechny vzniklé testovací sady jsou vzájemně disjunktní. Tímto způsobem získáme přesnější odhad úspěšnosti modelu, než při použití pevné trénovací a testovací sady.

Rozdělení datasetu na deset párů trénovacích a vzájemně disjunktních testovacích sad probíhá pseudonáhodným způsobem. Jsou připraveny seznamy relací z CWN a *NOT* relací, oba stejné velikosti, viz sekce 4.1.3. První je promíchán

opakovanou výměnou jeho dvou náhodně vybraných prvků mezi sebou. Opakování takové výměny je proveden dvojnásobný počet, než je počet relací v seznamu. Seznam *NOT* relací je z mnoha dostupných *NOT* relací vybraný náhodně následujícím způsobem. Opakovaně jsou vybírány náhodné dvojice slov z domény CWN a provádí se testování, jestli není obsažena v seznamu relací CVN, nebo již vybraných *NOT* relacích. Pokud této podmínce pár slov vyhovuje, je do seznamu *NOT* relací přidán. Výběr končí dosažením požadované velikosti seznamu.

Každý z těchto seznamů je pak rozdělen na deset stejných dílů, ze kterých jsou skládány trénovací a testovací data pro křížovou validaci. Seznam pro první sadu testovacích dat tak vznikne výběrem dvojic od první až po jednu desetinu datasetu CWN relací a stejné části *NOT* relací a první sada trénovacích dat křížové validace budou zbylé dvojice v obou seznamech.

4.2.3 Výběr kvalitních rysů

Postupem popsaným v předchozích částech textu jsme získali celkem 57 rysů. Některé z nich byly získané z podobných matic stejným způsobem, proto je pravděpodobné, že některé dvojice rysů nebudou nezávislé. Z množiny získaných rysů je tak potřeba vybrat ty, se kterými má extrakce relací nejlepší výsledky. Míry hodnotící úspěšnost získaných relací a jejich atributy byly popsány výše. K hodnocení kvality rysů byla na základě předchozího rozboru použita míra $F_{0,5}$.

Ideální metoda výběru rysů by zahrnovala postupné hodnocení všech podmnožin množiny rysů, to je ale výpočetně, tedy i časově příliš náročné, proto byla použita hladová heuristika. Hladová se nazývá proto, že začíná s prázdnou množinou, v každém kole ji rozšíří o rys, který maximalizuje její výkon (má nejvyšší hodnotu použité míry na vydaných výsledcích) a rysy nikdy neodebírá. Konkrétně pracuje podle algoritmu přiblíženém na obrázku 4.3.

4.2.4 Výsledky

Hodnoty dosažené aplikováním popsaného postupu přehledně znázorňuje tabulka 4.3. Hodnoty všech provedených výpočtů jsou uvedeny v adresáři */calculated_data/feature_evaluation* na přiloženém CD.

Z těchto pokusů byly vybrány jako nejlepší rysy pro extrakci synonym uvedené na obrázku 4.4. Pro extrakci hyperonym byl vybrán seznam rysů na obrázku 4.5.

4.3 Extrakce nových relací

Nové relace jsou vybírány ze seznamu kandidátů, který se skládá z dvojic slov, které jsou pak dále hodnoceny. Při selekci kandidátů jsou vybírána slova w_1 a w_2 taková, že platí:

```
SelectBestFeatures(Features, measure)
begin
  CurrentSet = {}
  BestSet = {}
  best_performance = 0

  for i in 1 .. |Features| do
    local_best_feature = NULL
    local_best_performance = 0

    for f in Features do
      performance = measure(CurrentSet U {f})

      if performance > local_best_performance then
        local_best_performance := performance
        local_best_feature := f
      endif
    done

    CurrentSet = CurrentSet U {best_feature}

    if local_best_performance > best_performance then
      best_performance := local_best_performance
      BestSet := CurrentSet
    endif
  done

  return BestSet
end
```

Obrázek 4.3: Algoritmus hladového výběru rysů

Measure je v tomto algoritmu funkce, která provede predikci pomocí modelu trénovaného na vstupní sadě rysů a vrátí hodnotu zvolené míry, aplikované na její výsledek.

Predikce mezi relacemi	$F_{0,5}$	Accuracy
SYN, NOT	**76,28% ± 0,71**	**74,37%**
HYP, NOT	65,10% ± 1,08	64,05%
SYN, HYP, NOT	41,31% ± 0,78	59,41%

Tabulka 4.3: Výsledky automatického testování

V žádném z těchto pokusů nefigurovaly hyperonyma jako orientované relace, k tomu by bylo třeba použít více hodnotnějších nesymetrických rysů. Pouze rys coverage nedokáže směr hyperonymické relace spolehlivě rozlišit.

```
ms1_ffms1_bool_dice_scal.xsymm
ms1_ffms1_dist_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dice_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_dice_scal.xsymm
mw4_ffmw4_jac_scal.xsymm
mw4_ffmw4_cos_scal.xsymm
ms0_ffms0_cos_scal.xsymm
ms1_ffms1_spear_scal.xsymm
ms0_ffms0_spear_scal.xsymm
ms0_ffms0_bool_dice_scal.xsymm
ms1_ffms1_bool_cos_scal.xsymm
```

Obrázek 4.4: Nejlepší rysy pro extrakci synonym (v uvedeném pořadí)

```
a_ffa_lin_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dist_scal.xsymm
a_ffa_bool_cos_scal.xsymm
mw4_ffmw4_dist_scal.xsymm
a_ffa_bool_cov_scal.xdense
a_ffa_dice_scal.xsymm
ms0_ffms0_dist_scal.xsymm
a_ffa_bool_dice_scal.xsymm
a_ffa_bool_cov_scal.xdense
a_ffa_lin_scal.xsymm
```

Obrázek 4.5: Nejlepší rysy pro extrakci hyperonym (v uvedeném pořadí)

$$w_1 \in \cap_{r \in Features} Dom_f(r) \backslash Dom_{ss}(CWN) \vee w_2 \in \cap_{r \in Features} Dom_f(r) \backslash Dom_{ss}(CWN)$$

Pro tuto dvojici slov je pak sestaven vektor rysů jim odpovídající. Na tento vektor je dále aplikován naučený model. Výsledná predikce je uložena do sady predikcí.

Po provedení předchozího kroku pro všechny kandidátské dvojice jsou vybrány páry s nejlepšími výsledky pro každou relaci. Tyto jsou pak prezentovány jako nově získané relace. Úspěšnost tohoto procesu je dále hodnocena ručně, postupem popsaným v následující sekci.

4.3.1 Postup ručního hodnocení

Ruční hodnocení bylo prováděno třemi nezávislými anotátory, kteří hodnotili sadu dat 900 dvojic slov. U každé dvojice měli vybrat jednu z následujících možností (příklady similarity a relatedness jsou převzaty z [7]).

a) *Tato dvě slova v nějakém svém významu jsou hypo/hyperonyma.*
Například *hruška – ovoce* nebo *hruška – malvice*, ale už ne *hruška – jablko*.

b) *Tato dvě slova v nějakém svém významu jsou synonyma.*

c) *Tato dvě slova v nějakém svém významu jsou významově vztažená.*
Například *auto – benzín* nebo *rychlost – úzkost*, ale už ne *benzín – nafta*. Pár *benzín – nafta* sice je významově vztažený, ale zároveň je i podobný, proto má být tato dvojice označena odpovědí *d*).

d) *Významy těchto dvou slov patří do stejného oboru.*
Například *auto – motorka*, *benzín – nafta* nebo *kůň – antilopa*, ale už ne *benzín – auto*.

e) *Tato dvě slova nejsou v žádném sémantickém vztahu, ani si nejsou sémanticky podobná.*

Pokud dvojice anotovaných slov vyhovovala více třídám najednou, měli anotátoři instrukce vybírat vždy tu nejspecifičtější z nich. Ve smyslu, že hyponyma, synonyma i slova podobná jsou specifičtější, než slova významově vztažená. Synonymie jsou zase specifičtější než pouhá podobnost. V případě že jsou dvě slova vzájemně jak podobná, tak synonymická, byla tato dvojice anotována jako synonyma. Ze synonymie totiž podobnost přímo vyplývá. Stejně jako z podobnosti a hyperonymie vztaženost.

Anotovaná sada 900 slov se skládala z jedné třetiny (tedy 300 dvojic) z NOT relací, tedy ze slov, mezi kterými nebyla očekávána žádná relace, nicméně tento předpoklad musel být ověřen.

Dalších 300 dvojic tvořily páry, mezi nimiž existuje v CWN přímý nebo nepřímý vztah, a to pouze buď hypo/hyperonymický nebo synonymický. V tomto pokusu nebyly vzájemně rozlišovány hyponyma a hyperonyma. Výsledek ohodnocení této části ověří spolehlivost relací, získaných z CWN.

Posledních 300 dvojic bylo tvořeno páry, mezi nimiž predikoval námi naučený model sémantický vztah. Konkrétně byla testována varianta učená na datasetu obsahujícím cílovou třídu nabývající pouze tří hodnot (*hyp*, *syn* a *not*).

Před samotnou anotací prošli anotátoři školením na ukázkovém datasetu velikosti 60 relací. Ten, i finální hodnocení jsou uloženy v adresáři */calculated_data/annotation* na přiloženém CD.

Anotátoři neznali ani zdroj dvojice slov, ani předpovídaný typ relace. Instance, u kterých se shodli alespoň dva anotátoři, byly vnímány jako správně určené, ostatní nebyly brány v potaz. Shrnutí výsledků je provedeno v další sekci.

4.4 Výsledky získávání nových relací

V této přejdeme již k získaným výsledkům a ověříme, nakolik jsou platné hypotézy, které jsme vyslovili ohledně kvality relací, získaných z CWN, a *NOT* relací. Dále jsou zde popsány atributy anotace a uvedeny příklady získaných relací.

4.4.1 Shoda mezi anotátory

Při značkování sémantických vztahů postupují anotátoři podle svých vědomostí a dosavadních životních zkušeností. Je tedy běžné, že se v mnoha případech neshodnou na stejném způsobu anotace párů slov. Čím více anotátorů značkuje

stejnou sadu párů slov, tím je získán přesnější výsledek kvality relací. V našem případě byla anotace provedena třemi lidmi a za platné ohodnocení dvojice slov byly považovány pouze situace, kdy se shodli alespoň dva z nich.

Shodu anotátorů na hodnocení jednotlivých relací přehledně znázorňuje tabulka 4.4.

Úroveň shody:	Shoda tří		Shoda dvou			žádná shoda	
Odpověď	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.	Not 3	Abs.	Rel.
a) Hyphonyms	46	5,1%	93	10,3%	(47)	32	3,6%
b) Synonyms	35	3,9%	77	8,6%	(42)	24	2,7%
c) Related	14	1,6%	94	10,4%	(80)	0	0%
d) Similar	28	3,1%	80	8,9%	(52)	0	0%
e) Not	399	44,3%	498	55,3%	(99)	2	0,3%
Celkem	522	58%	842	93,6%	(320)	58	6,4%

Tabulka 4.4: Shoda anotátorů na hodnocení jednotlivých relací.

V řádcích jsou uvedeny počty shodných odpovědí na anotační otázky.

4.4.2 Hodnoty metrik úspěšnosti

Tabulka 4.8 ukazuje procenta správně určených relací *HYP* a *SYN* a procenta správně určených relací podobných a vztažených.

4.4.3 Příklady nově získaných relací

Tabulka 4.9 uvádí seznam relací, na kterých se shodli jak všichni tři anotátoři, tak model predikce. Je jich celkem šest, ze 116 predikovaných relací, na kterých se shodli všichni tři anotátoři viz tabulka 4.6. Seznam predikovaných relací, na kterých se shodli alespoň dva anotátoři je v příloze C. Zajímavé budou i sporné dvojice slov na kterých se žádní dva anotátoři neshodli. Ty nám ukazuje tabulka
.

4.5 Diskuse

Z pohledu na výsledky shody anotátorů je zřejmé, že jejich výsledky měly značný rozptyl. Proto je v práci uvedena i tabulka relací, na kterých se shodli jen dva anotátoři.

Zdroj	Relace	Hodnota shody alespoň dvou					Celkem
Not		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e) Not.	
	not	1	1	9	1	286	298
Celkem z not		1	1	9	1	286	298
Predicted		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e)Not.	
	hyp	4	23	18	31	59	135
	syn	11	17	50	36	25	139
Celkem z predicted		15	40	68	67	84	274
Wn		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e) Not.	
	hyp	28	17	11	8	69	133
	syn	49	19	6	4	59	137
Celkem z wn		77	36	17	12	128	270
Celkový součet		93	77	94	80	498	842

Tabulka 4.5: Shoda dvou anotátorů s předpovědí

Zdroj	Relace	Hodnota shody všech tří					Celkem
Not		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e) Not.	
	not	0	1	1	0	256	258
Celkem z not		0	1	1	0	256	258
Predicted		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e)Not.	
	hyp	1	11	5	10	51	78
	syn	3	5	4	16	10	38
Celkem z predicted		4	16	9	26	61	116
Wn		a) Hyp.	b) Syn.	c) Rel.	d) Sim.	e) Not.	
	hyp	17	12	2	1	40	72
	syn	25	6	2	1	42	76
Celkem z wn		42	18	4	2	82	148
Celkový součet		46	35	14	28	399	522

Tabulka 4.6: Shoda všech tří anotátorů s předpovědí

Relace	Shodovaná hodnota	Shoda A-B	Shoda A-C	Shoda B-C	Průměr
Hyp.	**hyp**	20	23	25	22,7
	syn	24	26	36	28,7
	rel	14	13	16	14,3
	sim	13	14	34	20,3
	not	105	107	98	103,3
Celkem z hyp		20/ 176	23/183	25/209	
Not.	hyp	0	1	0	0,3
	syn	1	1	1	1
	rel	3	4	4	3,7
	sim	0	0	1	0,3
	not	272	267	259	266
Celkem z not		272/276	267/273	259/265	
Syn.	hyp	39	40	37	38,7
	syn	16	17	25	19,3
	rel	23	30	15	22,7
	sim	21	19	34	24,7
	not	77	57	54	62,7
Celkem z syn		16/176	17/163	25/165	
Celková shoda		308/628	307/619	309/639	
V procentech		49,0%	49,6%	48,4%	

Tabulka 4.7: Shoda anotátorů po dvojicích

	Správně určených HYP + SYN	Similar	Related
WordNet	17,41%	16,79%	48,12%
Predikce	7,66%	38,13%	56,3%

Tabulka 4.8: Shodně označené relace z WN a predikované při shodě dvou anot.
Vyznačený konfidenční interval je počítán na 95% hladině spolehlivosti.

Relace	První lemma	Druhé lemma
syn	obličej	tvář
syn	paragraf	ustanovení
syn	předpis	zákon
syn	skvrnka	skvrna
syn	zákon	ustanovení
hyp	výrobek	zboží

Tabulka 4.9: Relace, na kterých se všichni anotátoři shodli.

První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
pomluva	polopravda	not	rel	sim	hyp
rok	měsíc	not	rel	sim	hyp
šlechtic	spisovatelka	not	rel	sim	hyp
uzenina	obilovina	not	rel	sim	hyp
vnitro	finance	not	rel	sim	hyp
člen	předseda	rel	hyp	sim	hyp
pole	indukce	rel	sim	not	syn
společnost	podíl	rel	sim	not	sym

Tabulka 4.10: Ukázky predikovaných dvojic, na kterých se nikdo neshodl.

Jak ukazuje tabulka shody anotátorů po dvojicích 4.5, i mezi sebou se lidští hodnotitelé shodli v méně než polovině případů. Proto je nutné dívat se na výsledky s určitým odstupem. Přesto je ale možné pozorovat jisté tendence ve výsledcích.

Podívejme se nejprve na vyslovenu hypotézu o selekci NOT relací. Na první pohled je vidět, že metoda výběru NOT relací je relevantní a prezentovaný postup opravdu vydává dvojice, které spolu jednoznačně v relaci nejsou.

Dále byla vyslovena hypotéza, že mnoho relací extrahovaných z WordNetu není jednoznačných. Po prozkoumání výsledků můžeme říct, že pro lidské anotátory je obtížné správně klasifikovat relace ze vzorku, pokud k jsou slova v nich obsažená vytržená z kontextu. Anotátor se pak zaměřuje na nejběžnější význam daného slova a často hodnotí relaci méně specifickou třídou (například místo synonymické relace označí dvojici pouze jako podobnou).

Výsledkem jsou úspěšnosti uvedené v tabulce 4.8. Při porovnání těchto hodnot s hodnotami výsledků predikce modelu je možné prohlásit, že použitý postup extrakce relací relevantní je. Navíc vychází měření výkonu Similarity a Relatedness dokonce lépe, než na WordNetu.

4.6 Další práce

Implementací dalších technik je jistě možné dosažené výsledky ještě vylepšit. Například nebylo provedeno žádné ladění parametrů modelu SVM. Je možné že i využití nějaké jiné metody strojového učení by přineslo signifikantní zlepšení.

Dále je možné ještě získané relace vážit podle jejich zapojení do struktury sémantické sítě. Například nově získaná hyperonyma nesmí porušovat strom tvořený již existujícími hyperonymickými relacemi (nesmí tvořit cykly). Také je možné provést shlukování synonym do synsetů podle výstupní pravděpodobnosti predikce. To ale zůstává předmětem pro další práci.

5. Uživatelská dokumentace

Tato kapitola obsahuje uživatelský návod na instalaci a použití programů a skriptů, které jsou součástí práce:

- **FeatureRetriever (FR)** — program pro transformace matic kontextu.
- **EvaluateFeatures(EF)** — program pro vyhodnocení úspěšnosti sady rysů a extrakci nových rysů
- **WN-Transformer (WNT)** — program pro zpracování WordNetu v jeho textovém formátu.

5.1 Příprava prostředí a instalace

Programy byly vytvářeny a testovány v prostředí operačního systému Linux, konkrétně na distribuci Ubuntu 11.04. Náročné výpočty byly prováděny na Linguistic Research Clusteru (LRC), laskavě poskytnutém Ústavem Formální a Aplikované Lingvistiky na MFF UK. Na tomto clusteru je zavedené prostředí Sun Grid Engine, přiblížené v dále v sekci 5.1.1.

Součástí instalace programů je i jejich sestavení ze zdrojových kódů, proto je jakožto prerekvizita vyžadován kompilátor jazyka C++, nejlépe na Linuxu široce rozšířený *g++* (nejlépe verzi 4.4 nebo pozdější), a program *make*, oba jsou standardně k dispozici v repozitářích balíčků.

Dále je potřeba mít korektně nainstalovanou sadu knihoven *Boost* (testováno s verzí 1.41), která je také přítomná v repozitářích Ubuntu. Pro ostatní distribuce jsou dostupné ke stažení a ruční instalaci na *http://www.boost.org/users/download/*.

Před dalším postupem instalace by měly být všechny výše zmíněné programy a knihovny nainstalovány a konfigurovány.

V následujících podsekcích popíšeme ještě přípravu dalších dvou prerekvizit, které nejsou standardní součástí distribucí Linuxu. Jedná se o sadu nástrojů a knihoven *SuperMatrix*, vyvíjený na univerzitě ve Vratislavi, nástroj pro práci s anotovaným korpusem, *Tred*, vyvíjený v Ústavu Formální a Aplikované Lingvistiky na MFF UK a *LibLinear*, knihovnu lineárního SVM klasifikátoru.

5.1.1 Sun Grid Engine

Sun Grid Engine (SGE) [12] je prostředí umožňující snadno distribuovat výpočetní úlohy mezi stroje zapojené do *gridu*. Protože byly výpočty prováděny na LRC, obsahují skripty provádějící náročnější výpočty odkazy na nástroje *SGE*. Toto prostředí je tak pro využití sestavených skriptů nezbytné.

5.1.2 SuperMatrix

Projekt *SuperMatrix*, vyvíjený na univerzitě ve Vratislavi byl vytvářen jako sada nástrojů pro usnadnění ruční konstrukce polské mutace EWN, Polish WordNetu (PlWN).

SuperMatrix obsahuje nástroje pro vytváření, načítání a ukládání řídkých matic kontextu s přidanými předpočítanými hodnotami pro řádky a sloupce (například entropii). Dále obsahuje framework pro výpočet různých metrik *similarity* a *relatedness* pro dvojice vektorů kontextu, vážení kontextových hodnot a jejich filtrování. Dokumentace k projektu, obsahující i instalační instrukce je obsažená v repozitáři zdrojových kódů v sekci *supermatrix/doc/manual*. Pro přístup k repozitáři je nutné si nejprve zajistit akademickou licenci přímo z univerzity ve Vratislavi.

Kromě knihoven *matrices* a *comparator*, připravených při instalaci *SuperMatrixu*, využijeme také nástroj na konstrukci matice z kontextu. Tento nástroj se nazývá *tuplesproc* a je umístěn v adresáři *supermatrix/tools/architect2/tuplesproc* repozitáře. Při instalaci *SuperMatrixu* by mělo proběhnout jeho sestavení. Pokud ale nastanou chyby a po instalaci není nástroj *tuplesproc* sestavený, je možné jej dodatečně sestavit pomocí souboru programu *make* (tzv. *makefile*), umístěného na CD přiloženém k této práci jako */software/misc/tuplesproc.make*. Tento soubor stačí přesunout do adresáře se zdrojovými souboru nástroje *tuplesproc* a použít s ním program *make*.

Volání a funkčnost programu *tuplesproc* jsou dále rozepsány v sekci 5.2.

5.1.3 Tred

Používaný korpus PDT, vytvářený v Ústavu Formální a Aplikované Lingvistiky na MFF UK je doplněný sadou nástrojů, které korpus zpracovávají. V naší práci využíváme nástroj *btred*, který je součástí programu pro vytváření, prohlížení a editaci větných stromů, *Tredu* [21]. Nástroj *btred* slouží k provedení operací, definovaných v dávkovém souboru jazyka perl, na větách z korpusu.

Tred lze získat na adrese *http://ufal.mff.cuni.cz/~pajas/tred/*, kde je i jeho instalační návod a rozsáhlý manuál.

5.1.4 Instalace programů

Programy příslušné k této práci jsou na CD uložené ve formě zdrojových souborů, které stačí jen sestavit. Nejprve je třeba celý adresář */software* z CD zkopírovat na vybrané místo na disku, například adresáře *~/kirschner_thesis*, který si uživatel sám vytvoří. V následujícím textu budeme toto umístění používat jako instalační adresář. Instalovat programy lze samozřejmě do libovolného jiného adresáře, jehož názvem v instalačním postupu nahradíte tento ukázkový. Předpokladem pro

sestavení je splnění výše popsaných prerekvizit a přítomnost adresáře *liblinear* s přeloženou knihovnou v adresáři se zdrojovými kódy, viz níže.

Sestavení programů lze nejjednodušeji provést spuštěním instalačního skriptu, lokalizovaného v *~/kirschner_thesis/software/install.sh*. Během instalace jsou soubory přeloženy a sestaveny. Na závěr jsou výsledné sestavené programy zkopírovány do adresáře *~/kirschner_thesis/software/bin*, odkud je pak lze spouštět.

Volání a funkčnosti jednotlivých programů jsou dále rozepsány v následujících sekcích.

5.1.5 LibLinear

Knihovna *LibLinear* poskytuje funkčnosti trénování modelu lineárního SVM a predikci jeho pomocí. Bližší informace o funkcích využívaných z této knihovny jsou uvedeny v kapitole 6.

LibLinear lze stáhnout ze stránek Machine Learning Group at National Taiwan University na adrese *http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/liblinear/*. K dispozici je varianta pro MS Windows a pro Linux. Ze zřejmých důvodů je třeba stáhnout archiv zdrojových souborů pro Linux.

Stažený archiv je následně třeba rozbalit a přesunout do adresáře *~/kirschner_thesis/software/src/* pod jménem *liblinear*, viz předchozí podsekce. Pro sestavení pak stačí v adresáři *~/kirschner_thesis/software/src/liblinear* spustit příkaz *make all*. Pro verzi knihovny liblinear-1.8 provedeme instalaci následující sekvencí příkazů v terminálu. Předpokládáme stažený archiv umístěný relativně v aktuálním adresáři.

```
#Rozbalení archivu
tar -zxvf liblinear-1.8.tar.gz

#Přesunutí a přejmenování adresáře
mv liblinear-1.8 ~/kirschner_thesis/software/src/liblinear

#Změna aktuálního adresáře do adresáře liblinear
cd ~/kirschner_thesis/software/src/liblinear

#Sestavení knihovny liblinear
make all
```

5.2 Příprava dat

Systém je nastaven na vstupní data ve formátu PML [22], tedy ve formátu, ve kterém je uložený korpus PDT 2.0. Takováto vstupní data jsou dále zpracovávána pomocí *btredu* (viz výše) do čtveřic v následujícím formátu:

```
FIRST_LEMMA;RELATION;SECOND_LEMMA;COUNT
```

FIRST_LEMMA a *SECOND_LEMMA* jsou oba členové dvojice slov, relation je relace, která je přidána k *SECOND_LEMMA* jako popisek sloupce. *COUNT* je pak hodnota kontextu pro tuto dvojici, která musí být z oboru kladných celých čísel.

5.2.1 Získávání hodnot kontextu

Výše uvedené čtveřice jsou získávány podle požadovaného typu kontextu, jak je uvedeno v sekci 3.2, skripty uloženými na CD v adresáři */software/scripts*. Jedná se o skripty spouštějící program *btred* v prostředí *SGE*, které mají jako vstup soubory s daty a jako výstup výše popsané čtveřice. Konkrétní určení který skript prování jaké operace naleznete v příloze A – obsahu přiloženého CD.

Pokud uživatel bude chtít využít vlastní metody získávání kontextu a vlastní nástroje transformující data, je to velice snadno možné, jen musí být dodržen výsledný formát čtveřic.

5.2.2 Konstrukce kontextových matice

Pro konstrukci matice je použit program ze sady nástrojů *SuperMatrix*, *tuplesproc*, jehož instalace je popsána v předchozí sekci. Na vstupu dostává cestu, kde má být výsledná matice uložena, její název a soubor obsahující seznam kontextových čtveřic. Konkrétní volání vypíše program *tuplesproc* při spuštění bez parametrů.

Program *tuplesproc* může být ovládán také dávkovým souborem */software/scripts/create_matrix.sh*. Před jeho spuštěním je ale třeba doplnit v něm správné cesty a názvy potřebných souborů.

5.3 Výpočet rysů

Výpočet matic rysů provádí program *FeatureRetriever*. Na vstupu dostává cestu, kde jsou uložené matice, název vstupní matice, název výstupní matice a konfigurační soubor, obsahující popis transformace, která má být programem provedena. Konfigurační soubor obsahuje záznamy v následujícím formátu.

```
PARAMETER_NAME=VALUE
```

Hodnoty, kterých může nabývat *PARAMETER_NAME* jsou *COMPARATION_METHOD_TYPE*, *PROCESS_ROWS*, *METHOD* a *FREE_THREADS*. První tři parametry ovládají výběr transformace matice, poslední parametr, *FREE_THREADS*, určuje počet procesorů, který má program při výpočtu nevyužít.

Parametr *COMPARATION_METHOD_TYPE* určuje, jestli bude využita metoda externí (hodnota parametru 'SuperMatrix'), nebo metoda implementovaná v rámci této práce (hodnota parametru 'Semantix').

Parametrem *PROCESS_ROWS* je určen proces výpočtu. Jeho hodnota 'AllAtOnce' značí, že matice bude transformovaná celá v kuse, bez dělení na jednotlivé bloky, počítané zvlášť v různých vláknech. Zbylé dva způsoby zpracovávání matice ji dělí na stejně objemné díly po řádcích a zpracovávají hodnoty buď pro bloky tvořené celými řádky (hodnota parametru *PROCESS_ROWS* 'AllxAll'), nebo jen pro díly horní trojúhelníkové matice, tedy jednu z identických polovin symetrické matice (hodnota parametru *PROCESS_ROWS* 'AllxAllSymmetric').

Parametr *METHOD* říká, která konkrétní transformace bude provedena. Jeho hodnota má jasně daný formát, Nejprve je uveden název metody, poté bez mezery následuje otevírací závorka. Po ní je uveden seznam argumentů metody v následujícím formátu.

```
KEY=VALUE
```

Jednotlivé argumenty s hodnotami jsou, opět bez mezer, od sebe odděleny čárkou, a seznam je uzavřen kulatou zavírací závorkou. Následující kód uvádí příklad konfiguračního souboru pro filtrování matice.

```
# Bude použita interně implementovaná metoda
COMPARATION_METHOD_TYPE=Semantix

# Matice nebude při transformaci rozdělována na části
# pro paralelní zpracování
PROCESS_ROWS=AllAtOnce

# Bude aplikován filtr, kde výsledná matice bude splňovat podmínky:
#  - minimální hodnota součtu sloupce bude 14
#  - minimální hodnota součtu řádku bude 30
#  - maximální hodnota součtu sloupce bude 2000
#  - minimální počet nenulových políček ve sloupci bude 7
```

```
#  - minimální počet nenulových políček ve řádku bude 15
#  - minimální entropie sloupce bude 2.21
#  - minimální entropie řádku bude 3.06
METHOD=Filter(minFCount=14,minRCount=30,maxFCount=2000,minFNZCount=7,
minRNZCount=15,minFEntropy=2.21,minREntropy=3.06)

# Hodnota tohoto parametru nemá při neparalelní metodě význam
FREE_THREADS=0
```

Řádky konfiguračního souboru začínající # jsou považovány za komentáře a ignorovány, stejně jako prázdné řádky. Řádky obsahující určení hodnoty parametru musí být bez mezer.

Sada konfiguračních souborů transformací matic je uložená v adresáři */software/cfg/* na CD. Posloupnosti transformací rysů mohou být provedeny dávkovými soubory shellu, připravenými v adresáři */software/scenarios/* na CD.

5.4 Transformace WordNetu a vyhodnocení rysů

K naučení modelu strojového učeni jsou potřeba trénovací relace, extrahované z již existujícího sémantického zdroje. K získání těchto relací slouží nástroj *WN-Transformer*. Na vstupu dostane instrukci, jaký má vydat druh výstupu, a kromě dalších konfiguračních parametrů i soubor s WordNetem v textové podobě (s příponou '.ewn'). Všechny parametry konfigurace programu jsou vypsány při jeho spuštění bez parametrů.

Druhy výstupů programu *WN-Transformer* podle prvního parametru jsou následující.

1. **lemmas** — S tímto parametrem program vypíše pouze seznam lemmat, které vstupní WordNet obsahuje.

2. **relations** — Tento parametr nastavuje program na získávání relací. Dále lze pomocí přepínačů nastavit, jestli mají být do výsledku zahrnuty i doplňkové *NOT* relace a jaký má být jejich poměr, jestli mají být vynechána víceslovná lemmata, jestli mají být extrahovány i relace přítomné až v tranzitivním uzávěru orientovaných relací a které všechny slovní druhy mají být do výstupu zahrnuty. Výstupní seznam obsahuje na každém řádku trojici *první_lemma*, *druhé_lemma* a *relace*, oddělené mezerou. Pár výstupních lemmat je u směrových relací seřazen tak, že první slovo je to obecnější, vzhledem k relaci.

Program WN-Transformer je možné spouštět také pomocí dávkových souborů, které vyhodnocují výkon získaných rysů. Tyto dávkové soubory jsou na CD umístěné v adresáři */software/scenarios/evaluate_features*.

Typický příklad spuštění je následující

```
wn_transformer relations -c 1 -m -p n \
     -r ~/kirschner_thesis/software/cfg/wn_transformer/EWNRels.cfg \
     -t wn_file.ewn > wn_relations.list
```

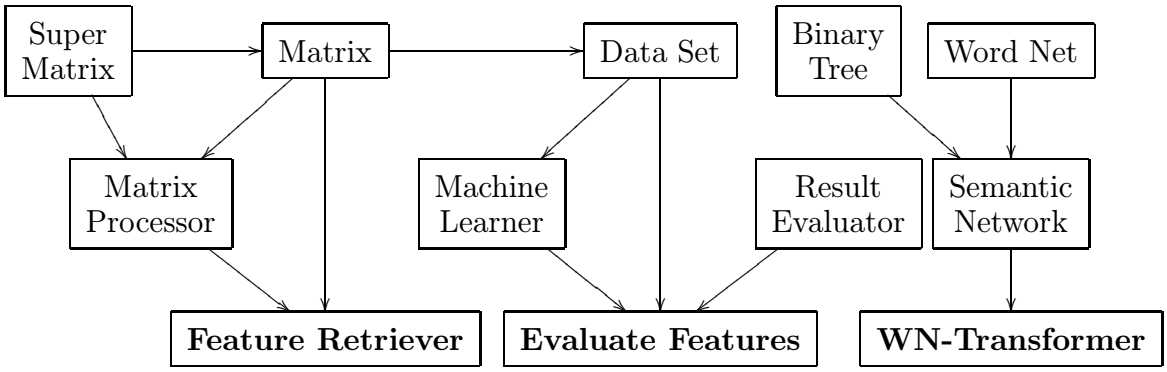
5.4.1 Vyhodnocování rysů

Posledním zbývajícím programem je *FeatureEvaluator*. Tento nástroj sestaví dataset ze vstupních matic rysů a relací s WordNetu a poté na něm buď provede křížovou validaci a ohodnotí tak kvalitu rysů, nebo rovnou extrahuje nové relace. Správný syntax spouštění program vypíše, pokud je spuštěn bez parametrů. Vstupem jsou: cesta k maticím rysů, příznak, jestli má provádět křížovou validaci, extrahovat nové relace, nebo jen vytisknout zkompilovaný dataset, soubor se seznamem relací s WordNetu a seznam názvů matic s rysy.

Stejně jako *WN-Transformer*, i *FeatureEvaluator* je připravený pro použití v dávkovém souboru v adresáři */software/scenarios/evaluate_features* na CD. Tento dávkový soubor za pomoci programů *WN-Transformer* a *FeatureEvaluator* provádí hladový výběr rysů, popsaný na obrázku 4.3.

6. Programová dokumentace

V této sekci je rozebrána jak struktura návrhu jednotlivých programů, tak i použité algoritmy a datové struktury. Nejprve jsou přiblíženy moduly a knihovny sdílené více programy a pak jednotlivé součásti programů vytvořených v rámci této práce. Jedná se o program pro transformaci matic kontextu *FeatureRetriever (FR)*, program pro vyhodnocení úspěšnosti sady rysů a extrakci nových rysů *EvaluateFeatures(EF)* a program pro zpracování WordNetu v jeho textovém formátu, *WN-Transformer (WNT)*. Schéma rozložení funkčností do modulů znázorňuje obrázek 6.1.



Obrázek 6.1: Schéma modulů programů vytvořených v rámci této práce.

Všechny tři zmíněné programy byly napsány v programovacím jazyce C++ s využitím pomocných knihoven *Standard Template Library (STL)* a Boost, viz 5.1. Vlastní zdrojový kód celkově čítá přes 4 500 řádků, rozdělených do 36 ti souborů. Do těchto počtů nejsou započítány skripty, kterých práce obsahuje desítky.

6.1 Moduly a knihovny sdílené více programy

K dobrým postupům při návrhu programů patří rozdělení funkčností do modulů tak, aby byly tyto moduly samostatně využitelné v různých aplikacích. V případě předložených tří programů se vlastní funkčnosti překrývají jen minimálně. V programech FR a EF je shodně využit modul spravující matice kontextu a ve všech třech programech je použit zdrojový soubor obsahující hlavičky několika pomocných nástrojů *Tools.h*. Modul pro správu matic blíže rozebereme v další sekci. K souboru pomocných nástrojů *Tools.h* se již vracet nebudeme, protože funkce v něm obsažené nejsou z hlediska algoritmů a datových struktur zajímavé a tudíž postačí jejich popis v komentářích v souboru přítomných.

Z externích nástrojů jsou ve více programech využity také knihovny projektu SuperMatrix. Protože tento nástroj není široce znám, rozebereme jeho strukturu v samostatné podsekci.

6.1.1 Knihovna SuperMatrix (SM)

SuperMatrix nabízí dva hlavní jmenné prostory. Jsou to *Matrices*, který zastřešuje veškeré operace přímo z řídkými maticemi ve třídě *Matrices::SuperMatrix*, a *smartcomparator*, který zastřešuje operace s dvojicemi řádků *Matrices::SuperMatrix*.

Třída *Matrices::SuperMatrix* ukládá kromě hodnot polí řídké matice i popisky řádků a sloupců a také u každého řádku a sloupce ukládá informační údaje počet nenulových hodnot vektoru (řádku nebo sloupce), součet vektoru, globální frekvenci labelu vektoru a entropii. Tyto vlastnosti se budou velmi hodit při počítání metrik kontextu a filtrování.

Jmenný prostor *smartcomparator* poskytuje tzv. komparátory, tedy metody operující s dvojicemi řádků (nebo i sloupců) SM. Tyto metody jsou identifikovány textovým řetězcem, takže je možné je snadno volitelně nastavovat například v konfiguračním souboru.

Podrobnější dokumentace knihovny se nachází v repozitáři SM v adresáři *supermatrix/doc/manual*.

6.1.2 Modul spravující matice kontextu

Matice zatím nijak netransformovaného kontextu se vyznačuje značnou velikostí, která může dosahovat stovek tisíc řádků i sloupců, ale zároveň je velmi řídká. Po provedení transformací se z ní naopak často stává hustá čtvercová, navíc často symetrická matice. Při tom všem je třeba mít u všech těchto druhů matic stejné funkce.

Popsaná situace byla v této práci vyřešena zavedením jedné abstraktní třídy *Matrix*, která poskytuje společné funkčnosti, a matic *SparseMatrix*, *DenseRectMatrix* a *SymmetricRectMatrix*, které z ní dědí a mají svoji vnitřní strukturu, hlavně pro práci s daty, rozdílnou.

Všechny poskytované funkce zde nebudeme rozebírat, jsou dobře zdokumentované ve zdrojovém kódu.

Třída SparseMatrix

V této třídě dědící z třídy *Matrix* je spravována řídká matice. Je zbytečné dělat vlastní implementaci, pokud již existuje vysoce kvalitní nástroj v podobě třídy *Matrices::SuperMatrix* z externí knihovny. Proto je třída *SparseMatrix* pouze pouzdrem, zajišťujícím funkcionalitu navazující na rodičovskou třídu.

Třída DenseRectMatrix

V této třídě dědící z třídy *Matrix* je spravována hustá čtvercová matice. Data jsou zde uložena v jednom poli typu *double*, jehož délka se rovná kvadrátu rozměru

matice, a přistupuje se k nim následující funkcí, která kromě parametrů využívá i údaj o rozměru matice, *rows*.

```
double GetValue(size_t row, size_t col)
{
   return data[row * rows + col];
}
```

Třída SymmetricRectMatrix

V této třídě dědící z třídy *Matrix* je spravována hustá čtvercová symetrická matice. Data jsou zde uložena opět v jednom poli typu *double*, jehož délka odpovídá výrazu $rows * (rows + 1)/2$, kde *rows* je rozměr matice. K prvkům matice se přistupuje pomocí následujícího kódu.

```
size_t GetArrayIndex(size_t r, size_t c)
{
   size_t m = min(r,c);
   return (r*r + c*c - m*m + r + c + m) / 2;
}


double GetValue(size_t row, size_t col)
{
   return data[GetArrayIndex(row, col)];
}
```

6.2 Moduly tvořící program FeatureRetriever

FR využívá dva hlavní moduly. Jeden z nich, *Matrix* spravuje matice kontextu a je popsán výše. Druhý, *MatrixProcessor*, provádí transformace těchto matic a je popsán v následujících sekcích.

6.2.1 Metody transformující matice

Metody transformace matic se dělí do tří skupin. První skupinu lze na jedné matici počítat paralelně, navíc je výstupní matice symetrická. Druhou skupinu lze také na jedné matici počítat paralelně, ale výstupní matice symetrická není. Třetí skupinu tvoří metody, jejichž paralelizace na jedné matici není nutná, nebo

jsou tak nenáročné, že není potřeba. První dvě skupiny získají z třídy *MatrixProcessingMethods* metodu, kterou pak aplikují buď na všechny kombinace dvojic řádků (nesymetrická metoda, výsledkem je nesymetrická matice), nebo pouze na množinu všech různých neuspořádaných dvojic, řádků, což je přibližně polovina předchozího počtu.

Metody, které jsou vydávané třídou *MatrixProcessingMethods* jsou buďto interní metody ze třídy *MatrixProcessingMethods*, nebo se jedná o zapouzdřené komparátory ze jmenného prostoru projektu *compare::smartcomparator* projektu *SuperMatrix*. Volání těchto metod je dobře popsané v dokumentaci tohoto projektu. Metody počítané přímo uvnitř třídy *MatrixProcessingMethods* jsou dokumentované ve zdrojovém kódu.

Pokud paralelizace není třeba, nebo není možná, jsou parametry metody spolu se vstupní maticí předány třídě *MatrixProcessingMethods*, ve které je vypočten výsledek a vrácena transformovaná matice.

6.3 Moduly tvořící program EvaluateFeatures

EF je tvořený modulem pro práci s daty, *DataSet*, modulem obsluhujícím strojové učení *MachineLearner* a modulem vyhodnocujícím úspěšnost predikce *ResultEvaluator*.

Modul *DataSet* na začátku dostane všechny vstupní rysy a seznam relací extrahovaný z WordNetu. Podle požadavku z nich vytvoří dataset buď s cílovou třídou z WN, nebo bez ní, kde se instance nebudou krýt s relacemi ve WN.

Dále pak na vyžádání vrací objekt typu *std::vector* z STL obsahující zvolené řádky datasetu. Například i–té trénovací a testovací sady pro křížovou validaci.

Modul *MachineLearner*, dostává datasety z modulu *DataSet* a podle toho, jestli běží v režimu predikce, nebo evaluace spouští proces predikce, nebo křížové validace výsledků. Knihovna, která tomuto modulu poskytuje metody strojového učení je *liblinear*, nicméně modul je navržen tak, aby bylo možné tuto knihovnu snadno nahradit jinou.

Poslední modul v řadě procesu EF je *ResultEvaluator*, který dostane seznam dvojic (predikce, cílová třída) a vypíše statistiky výsledků. Součástí tohoto modulu je i třída pracující s *confusion matrix*.

6.4 Moduly tvořící program WN-Transformer

WNT využívá pouze modul sémantické sítě, *semantic_network*, který zpracovává graf sítě, tvořený relacemi a lematy extrahovanými z WN modulem *word_net*. Struktura tříd modulu *word_net* odpovídá struktuře EWN, modul obsahuje navíc jen zastřešující třídu.

Z modulu *word_net* jsou do modulu *semantic_network* načítány relace a lemmata. Pro obojí jsou v modulu *semantic_network* připravené specializované třídy *lemma* a *relation*, dědící od nadtřídy *entity*.

Pro organizaci a unifikaci těchto entit, byl použit modul poskytující binární vyhledávácí strom AVL.

6.4.1 Modul binárního vyhledávacího stromu AVL

Z důvodů potřeby rychlého třídění a unifikace relací a lemmat, tedy entit z modulu WordNet, byl použit binární vyhledávací strom. Aby bylo využití stromu efektivní, byla zvolena variantu AVL stromu. AVL strom je dynamickou strukturou, která využívá rozdílu hloubky podstromů jednotlivých uzlů k vlastnímu vyvážení. Pro naše potřeby byla vytvořili vlastní generická implementaci. Protože množství ukládaných dat relací sahá do mnoha desítek tisíců, bylo třeba využít co nejjednodušší a zároveň nejefektivnější řešení. Nejsme schopni dosáhnout lepší úspěšnosti při vyhledávání než *log N*, proto je implementace v binárním stromě optimální.

Náš strom má v každém uzlu uloženu klíčovou hodnotu, odkaz na ukládaný objekt, odkazy na pravý a levý podstrom a hloubku. Při přidávání uzlů provádíme vyhledání místa pro uložení, a pokud jeden z upravených podstromů zvýší svou hloubku oproti druhému podstromu o více než jedna, provádíme rotaci. Využíváme dvou typů rotací, jednoduchou, která je buď pravá či levá, nebo dvojitou rotaci. Rotace srovná hloubky podstromů, čímž docílíme efektivní implementace našeho stromu.

7. Závěr

V této práci bylo zkoumáno několik základních možností načítání kontextu, filtrování vzniklých matic, různé posloupnosti transformací a nakonec vyhodnocení i za pomoci ruční anotace třemi lidmi. Byla navržena robustní vysoce konfigurovatelná metoda získávání sémantických vztahů. Zároveň byla prezentována sada nástrojů pro automatizaci celého procesu extrakce.

Na konci obou kapitol popisujících použité postupy jsou uvedeny další možné cesty zlepšování výsledků. Práce tedy může být inspirací pro další komputční lingvisty. Možných způsobů vylepšení celého procesu bylo navrženo hned několik, což by mohlo naznačovat, že kvalita současných výsledků je nízká. Tomu ale neodpovídají ani hodnoty metriky automatického hodnocení kvality sad rysů, ani výsledky ručního hodnocení. Na jednu stranu jsou procenta úspěšnosti získaných konkrétních relací nízká, na druhou ale po zobecnění na měření míry *similarity* a *semantic relatedness* převyšují procenta ručního hodnocení relací v Czech WordNetu.

V diskusi výsledků je vyslovena hypotéza proč by tomu tak mohlo být. Pravdavděpodobnou příčinou je, že slova v CWN jsou anotovaná často ve svých minoritních významech a po oproštění od značky významu (tj. vytržení z kontextu) je obtížné jejich význam v relaci z CWN určit.

Naopak automatická metoda extrakce reaguje na distribuci kontextu slova, tedy (podle distribuční hypotézy) na všechny významy slova současně. Nejvíc je však ovlivněná právě významem většinovým. To je důvod, proč byla její úspěšnost, počítaná optikou *similarity* a *relatedness*, lepší, než relací z CWN, ať už byla ruční anotace jakkoli nesourodá, jak naznačuje tabulka 4.7. Tímto byla dokázána relevantnost použitých hypotéz a na nich založených postupů.

Kromě již zmíněných závěrů má tato práce ještě další přínosy, a to zjištění, že:

1. Jen jedna použitá asymetrická míra (pokrytí) na rozpoznání směru relací nestačí. K vylepšení výsledků získávání orientovaných relací je třeba nalézt nějaké další.

2. Umocnění matice rysu metrikou podobnosti, aplikovanou na jeho řádky má smysl a dodává další informace.

Součástí vyhotovené práce je CD, obsahující anotovaná data, záznamy jednotlivých pokusů a v neposlední řadě i již zmiňovaná a popisovaná sada programů a dávkových souborů, které mohou být využity pro další výzkum.

Literatura

[1] Český národní korpus - SYN2000. 2000.
URL `http://www.korpus.cz`

[2] Český národní korpus - SYN2005. 2005.
URL `http://www.korpus.cz`

[3] Český národní korpus - SYN2006PUB. 2006.
URL `http://www.korpus.cz`

[4] Agirre, E.; Alfonseca, E.; Hall, K.; aj.: A study on similarity and relatedness using distributional and WordNet-based approaches. In *NAACL '09: Proceedings of Human Language Technologies: The 2009 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, Morristown, NJ, USA: Association for Computational Linguistics, 2009, s. 19–27.

[5] Bejček, E.; Möllerová, P.; Straňák, P.: The Lexico-Semantic Annotation of PDT: Some Results, Problems and Solutions. In *TSD*, 2006, s. 21–28.

[6] Broda, B.; Piasecki, M.: SuperMatrix: a General tool for lexical semantic knowledge acquisition. In *IMCSIT*, 2008, s. 345–352.

[7] Budanitsky, A.; Hirst, G.: Evaluating WordNet-based Measures of Lexical Semantic Relatedness. *Computational Linguistics*, ročník 32, č. 1, 2006: s. 13–47.

[8] Chandna, S.: *Comparative analysis of measures of similarity and semantic relatedness for text classification*. Patiala, Paňdžáb, Indie: Computer Science and Engineering Department, Thapar University, 2010.

[9] Chang, C.-C.; Lin, C.-J.: LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, ročník 2, 2011: s. 27:1–27:27, software available at `http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm`.

[10] Fan, R.-E.; Chang, K.-W.; Hsieh, C.-J.; aj.: LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification. *Journal of Machine Learning Research*, ročník 9, 2008: s. 1871–1874.

[11] Fellbaum, C. (editor): *WordNet An Electronic Lexical Database*. Cambridge, MA ; London: The MIT Press, 1998, ISBN 978-0-262-06197-1.

[12] Gentzsch, W.: Sun Grid Engine: Towards Creating a Compute Power Grid. In *CCGRID*, IEEE Computer Society, 2001, s. 35–39.

[13] Hajič, J.; Panevová, J.; Hajičová, E.; aj.: Prague Dependency Treebank 2.0. 2006.

[14] Harris, Z.: *Mathematical structures of language*. Interscience Publishers, 1968.

[15] Hearst, M. A.: Automatic acquisition of hyponyms from large text corpora. In *Proceedings of the 14th conference on Computational linguistics - Volume 2*, COLING '92, Nantes, France: Association for Computational Linguistics, 1992, s. 539–545.

[16] Hüllen, W.: *A History of Roget's Thesaurus: Origins, Development, and Design*. 2005.

[17] Landauer, T. K.; Dutnais, S. T.: A solution to Plato's problem: The latent semantic analysis theory of acquisition, induction, and representation of knowledge. *Psychological review*, 1997: s. 211–240.

[18] Lenat, D.: CYC: A Large-Scale Investment in Knowledge Infrastructure. *Communications of the ACM*, ročník 38, 1995: s. 33–38.

[19] Lin, D.: Automatic retrieval and clustering of similar words. In *Proceedings of the 17th international conference on Computational linguistics*, Morristown, NJ, USA: Association for Computational Linguistics, 1998, s. 768–774.
URL `http://portal.acm.org/citation.cfm?id=980696`

[20] Mitchell, T. M.: *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill, 1997.

[21] Pajas, P.; Štěpánek, J.: Recent Advances in a Feature-Rich Framework for Treebank Annotation. In *The 22nd International Conference on Computational Linguistics - Proceedings of the Conference*, 2008, s. 673–680.

[22] Pajas, P.; Štěpánek, J.: Recent advances in a feature-rich framework for treebank annotation. In *Proceedings of the 22nd International Conference on Computational Linguistics - Volume 1*, COLING '08, Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2008, ISBN 978-1-905593-44-6, s. 673–680.

[23] Patwardhan, S.; Pedersen, T.: Using WordNet-based Context Vectors to Estimate the Semantic Relatedness of Concepts. In *Proceedings of the EACL 2006 Workshop on Making Sense of Sense: Bringing Computational Linguistics and Psycholinguistics Together*, Trento, Italy, April 2006, s. 1–8.
URL `http://www.patwardhans.net/papers/PatwardhanP06.pdf`

[24] Pecina, P.: An Extensive Empirical Study of Collocation Extraction Methods. In *ACL*, 2005.
URL http://acl.ldc.upenn.edu/P/P05/P05-2003.pdf

[25] Petkevič, V.: Reliable Morphological Disambiguation of Czech: Rule-Based Approach is Necessary. In *Insight into the Slovak and Czech Corpus Linguistics*, editace M. Šimková, Bratislava, Slovakia: Veda, 2006, s. 26–44.

[26] Piasecki, M.: Automated Extraction of Lexical Meanings from Corpus: A Case Study of Potentialities and Limitations. In *Representing Semantics in Digital Lexicography. Innovative Solutions for Lexical Entry Content in Slavic Lexicography. MONDILEX Fourth Open Workshop. Warszawa, Poland, 29 June – 1 July, 2009. Proceedings*, Institute of Slavic Studies, Polish Academy of Sciences, 2009, s. 32–43.

[27] Pála, K.; Smrž, P.: Building Czech Wordnet. ročník 2004: s. 79–88.

[28] Richardson, S. D.; Dolan, W. B.; Vanderwende, L.: MindNet: acquiring and structuring semantic information from text. In *Proceedings of the 17th international conference on Computational linguistics*, Morristown, NJ, USA: Association for Computational Linguistics, 1998, s. 1098–1102.

[29] Schütze, H.: Automatic Word Sense Discrimination. *Computational Linguistics*, 1998: s. 97–123.
URL http://www.aclweb.org/anthology/J/J98/J98-1004.pdf

[30] Vanderwende, L.; Kacmarcik, G.; Suzuki, H.; aj.: MindNet: An Automatically-Created Lexical Resource. In *HLT/EMNLP*, 2005.
URL http://acl.ldc.upenn.edu/H/H05/H05-2005.pdf

[31] Vossen, P. (editor): *EuroWordNet: a multilingual database with lexical semantic networks*. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1998, ISBN 0-7923-5295-5.

[32] Yule, G.; Kendall, M.: *An introduction to the theory of statistics*. London: Griffin, 1950.

Seznam tabulek

Seznam obrázků

A. Seznam použitých zkratek

- **CWN** (Czech WordNet) – Česká část EuroWordNetu, evropského WordNetu.
- **ČNK** (Český Národní Korpus) — Rozsáhlý korpus českého jazyka.
- **EF** (EvaluateFeatures) — Program pro predikci relací, součást práce.
- **FR** (FeatureRetriever) — Program pro získávání rysů, součást práce.
- **EWN** (Euro WordNet) — Vícejazyčný evropský WordNet.
- **LSA** (Latent Semantic Analysis) — Technika transformace matice kontextu.
- **NLP** (Natural Language Processing) – Obor počítačové zpracování přirozeného jazyka.
- **PDT** (Prague Dependency Treebank) – Pražský závislostní korpus.
- **PlWN** (Polish WordNet) — Polská část Euro WordNetu.
- **RMSD** (Root Mean Square Deviation) – Odmocněná střední kvadratická chyba.
- **SGE** (Sun Grid Engine) — Prostředí pro spoučtšní úloh na výpočetním clusteru.
- **SM** (SuperMatrix) — Nástroj pro práci s maticemi kontextu.
- **STL** (Standard Template Library) — Standatdní knihovna jazyka C++, která nabízí řadu užitečných datových struktur.
- **SVD** (Singular Value Decomposition) — Rozklad matice na tři určitých druhů, matematický základ LSA.
- **SVM** (Support Vector Machines) — Metoda strojového učení použitá v práci.
- **WN** (WordNet) — Anglicko-jazyčný sémantický zdroj.
- **WNT** (WN-Transformer) — Program pro získávání relací z WordNetu, součást práce.

B. Obsah přiloženého CD

```
+-/calculated_data:
| |   -Adresář obsahující mezivýpočty a logy výpočtů.
| +-/calculated_data/annotation:
| |     -Adresář obsahující soubory s ruční anotací relací na
| |      kterých bylo provedeno vyhodnocení
| +-/calculated_data/feature_evaluation:
|       -Zde jsou uloženy záznamy z běhu výběru nejlepších
|        rysů i se záznamem úspěšností
+-/software:
| |   -Adresář obsahující softwarové nástroje a nastavení
| |   -Zde je také umístěný instalační skript install.sh
| +-/software/cfg:
| | |   -Zde se nachází soubory s nastavením pro program
| |      FeatreRetriever
| | +-/software/cfg/wn_transformer:
| |     -Zde se nachází nastavení programu WN-Transformer.
| +-/software/lists:
| |   -Seznamy zakázaných lemmat a povolených tagů
| +-/software/misc:
| |   -Pomocné soubory
| +-/software/scenarios:
| | |   -Adresář, ve kterém jsou uložené skripty načítající
| | |    kontext z korpusů, konstruují z něj
| | |    matice a provádí s nimi naplánované operace
| | +-/software/scenarios/evaluate_features:
| | |   -Zde je uložený skript provádějící hladový výběr rysů
| | +-/software/scenarios/extract_relations:
| |     -Zde je uložený skript extrahující nové relace pomocí
| |      vybraných rysů
| +-/software/scripts:
| | | -Adresář, ve kterém jsou uložené pomocné a konverzní skripty
| | +-/software/scripts/btred:
| |     -Adresář obsahující dávkové soubory programu btred
| +-/software/src:
|     -Adresář obsahující zdrojové soubory EF, TWN a FR
+-/text:
      -Zde je uložen tento text ve formátu pdf
```

Pro začátek práce je třeba sestavit programy EF, TWN a FR pomocí

`/software/install.sh`

Poté upravit cesty ve všech dávkových souborech tak, aby vyhovovaly prostředí spouštění. Nastavení proměnných se vždy nachází na začátku skriptu.

C. Seznam úspěšně predikovaných relací

Na následujících relacích predikovaných EF se shodli alespoň dva anotátoři.

Pořadí	První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
1	alkoholizmus	narkotikum	rel	rel	rel	hyp
2	angličtina	němčina	sim	sim	sim	hyp
3	b	c	rel	sim	sim	hyp
4	banka	spořitelna	sim	syn	syn	syn
5	barva	odstín	syn	sim	syn	syn
6	březen	září	sim	sim	sim	hyp
7	c	b	rel	sim	sim	syn
8	ČD	dráha	rel	syn	rel	syn
9	červen	duben	sim	sim	sim	syn
10	červen	srpen	sim	sim	sim	syn
11	člověk	bůh	rel	sim	sim	syn
12	člověk	bytost	hyp	syn	hyp	syn
13	člověk	duch	rel	sim	rel	syn
14	člověk	duše	rel	sim	rel	syn
15	člověk	láska	rel	rel	rel	syn
16	člověk	muž	hyp	hyp	hyp	syn
17	člověk	myšlenka	hyp	rel	rel	syn
18	člověk	příroda	rel	sim	rel	syn
19	člověk	vědomí	rel	sim	rel	syn
20	člověk	vůle	rel	sim	rel	syn
21	člověk	žena	hyp	hyp	hyp	syn
22	člověk	život	rel	rel	rel	syn
23	ČR	ČSFR	rel	sim	sim	hyp
24	den	březen	rel	rel	sim	syn
25	den	červenec	rel	sim	sim	syn
26	den	doba	rel	sim	sim	syn
27	den	duben	rel	rel	sim	syn
28	den	leden	rel	rel	sim	syn
29	den	listopad	rel	rel	sim	syn
30	den	měsíc	hyp	sim	sim	syn

Pořadí	První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
41	dolar	měna	hyp	hyp	hyp	syn
31	den	pátek	sim	hyp	hyp	syn
32	den	prosinec	rel	rel	sim	syn
33	den	rok	hyp	sim	sim	syn
34	den	říjen	rel	rel	sim	syn
35	den	srpen	rel	rel	sim	syn
36	den	září	rel	rel	sim	syn
37	disk	gigabyte	rel	sim	rel	syn
38	doba	začátek	rel	sim	rel	syn
39	dolar	koruna	sim	sim	sim	hyp
40	dolar	marka	sim	sim	sim	syn
41	dolar	měna	hyp	hyp	hyp	syn
42	dům	byt	sim	sim	sim	syn
43	dur	moll	sim	sim	sim	syn
44	federace	ČSFR	rel	hyp	rel	hyp
45	finále	čtvrtfinále	rel	sim	sim	hyp
46	finále	semifinále	rel	rel	sim	hyp
47	firma	podnik	syn	syn	syn	hyp
48	firma	společnost	syn	syn	syn	hyp
49	foto	rámeček	rel	sim	rel	hyp
50	galerie	muzeum	rel	syn	syn	hyp
51	gól	branka	rel	syn	rel	hyp
52	infekce	skvrnitost	hyp	rel	rel	syn
53	jednání	zasedání	rel	syn	syn	hyp
54	komise	výbor	syn	sim	syn	hyp
55	konec	polovina	rel	sim	sim	syn
56	konec	začátek	sim	sim	sim	syn
57	koruna	marka	sim	sim	sim	hyp
58	koruna	miliarda	rel	rel	sim	syn
59	koruna	milión	hyp	rel	rel	syn
60	květen	březen	sim	sim	sim	syn
61	květen	červen	sim	sim	sim	syn
62	květen	červenec	sim	sim	sim	syn
63	látka	sloučenina	syn	sim	sim	syn
64	léčba	farmakoterapie	syn	sim	syn	syn
65	letadlo	letoun	syn	syn	syn	hyp
66	meniskus	vaz	rel	rel	hyp	hyp
67	metr	kilometr	sim	sim	sim	hyp
68	miliarda	milión	sim	sim	sim	syn
69	milión	miliarda	rel	rel	sim	hyp
70	milión	sto	rel	rel	sim	hyp

Pořadí	První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
41	dolar	měna	hyp	hyp	hyp	syn
71	milión	tisíc	rel	sim	sim	hyp
72	ministerstvo	ministr	rel	rel	rel	hyp
73	ministr	ministerstvo	rel	sim	rel	syn
74	ministr	premiér	rel	sim	sim	hyp
75	místopředseda	předseda	sim	sim	sim	hyp
76	mnich	cisterciák	syn	hyp	hyp	hyp
77	móda	bižuterie	rel	rel	rel	hyp
78	monarchie	císař	rel	rel	rel	hyp
79	music	folk	rel	hyp	hyp	syn
80	muž	žena	sim	sim	sim	syn
81	mzda	plat	syn	syn	syn	hyp
82	mzda	výdělek	syn	syn	syn	hyp
83	navazování	navázání	sim	syn	syn	hyp
84	návrh	schválení	rel	rel	rel	syn
85	noha	ruka	rel	sim	sim	syn
86	období	rok	sim	hyp	hyp	syn
87	obličej	tvář	syn	syn	syn	syn
88	obligace	dluhopis	sim	sim	syn	syn
89	odumírání	vadnutí	hyp	syn	syn	syn
90	onemocnění	choroba	rel	syn	syn	hyp
91	ostrov	souostroví	sim	hyp	sim	syn
92	otec	matka	rel	sim	sim	syn
93	paragraf	ustanovení	syn	syn	syn	syn
94	pátek	čtvrtek	sim	sim	sim	hyp
95	pátek	středa	sim	sim	sim	syn
96	pivo	půllitr	rel	syn	rel	syn
97	plán	plánování	syn	syn	rel	syn
98	platforma	server	rel	sim	sim	syn
99	plyn	elektřina	rel	rel	sim	hyp
100	počátek	doba	rel	rel	sim	syn
101	počátek	konec	rel	sim	sim	syn
102	pojištění	pojišťovna	rel	rel	rel	hyp
103	pokles	vzestup	rel	rel	sim	syn
104	polopravda	nepravda	rel	sim	sim	hyp
105	prezident	ministr	rel	sim	sim	hyp
106	předpis	zákon	syn	syn	syn	syn
107	příjem	mzda	syn	syn	syn	hyp
108	půl	sto	rel	rel	sim	hyp
109	pupen	výhon	syn	sim	sim	syn
110	republika	ČR	sim	hyp	hyp	hyp

Pořadí	První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
111	rodič	dítě	rel	sim	rel	syn
112	rok	doba	sim	hyp	sim	syn
113	rok	leden	rel	rel	sim	syn
114	rok	listopad	rel	rel	sim	syn
115	rok	prosinec	rel	rel	sim	syn
116	rok	týden	rel	rel	sim	syn
117	rok	únor	rel	rel	sim	syn
118	rok	září	rel	sim	sim	syn
119	ruka	rameno	rel	sim	rel	syn
120	růst	nárůst	sim	syn	syn	syn
121	růst	pokles	rel	sim	sim	syn
122	řešení	vyřešení	rel	syn	syn	hyp
123	řidič	řidička	syn	syn	sim	syn
124	říjen	září	sim	sim	sim	hyp
125	sklo	keramika	rel	sim	sim	hyp
126	skvrnka	skvrna	syn	syn	syn	syn
127	smlouva	dohoda	syn	syn	syn	hyp
128	snímek	film	syn	hyp	syn	syn
129	snížení	snižování	rel	syn	syn	syn
130	snížení	zvýšení	rel	sim	sim	hyp
131	sobota	neděle	sim	sim	sim	hyp
132	společnost	akcie	rel	sim	rel	syn
133	společnost	akcionář	rel	sim	rel	syn
134	společnost	firma	rel	syn	syn	syn
135	společnost	podnik	syn	syn	syn	hyp
136	společnost	společník	hyp	hyp	rel	syn
137	spravedlnost	vnitro	rel	sim	sim	hyp
138	systém	server	rel	sim	rel	syn
139	telefon	fax	rel	sim	sim	hyp
140	transakce	obchod	syn	syn	rel	syn
141	trenér	kapitán	rel	sim	sim	hyp
142	trh	investor	rel	sim	rel	syn
143	umění	umělec	rel	sim	rel	syn
144	univerzita	ČVUT	rel	hyp	hyp	syn
145	ustanovení	odstavec	rel	rel	rel	syn
146	utkání	střetnutí	rel	syn	syn	hyp
147	utkání	zápas	syn	syn	syn	hyp
148	vláda	parlament	rel	rel	hyp	hyp
149	vlak	rychlík	hyp	syn	hyp	syn

Pořadí	První lemma	Druhé lemma	Anot. A	Anot. B	Anot. C	Predikce
150	vodovod	kanalizace	rel	sim	rel	hyp
151	výrobek	zboží	hyp	hyp	hyp	hyp
152	výstava	veletrh	sim	syn	syn	syn
153	vývoz	dovoz	rel	sim	sim	hyp
154	vývoz	export	syn	syn	syn	hyp
155	zákon	ustanovení	syn	syn	syn	syn
156	zákon	zákoník	rel	hyp	rel	syn
157	zápas	střetnutí	rel	syn	syn	hyp
158	září	červen	sim	sim	sim	syn
159	září	červenec	sim	sim	sim	syn
160	září	srpen	sim	sim	sim	syn
161	zelenina	ovoce	rel	sim	sim	hyp
162	země	stát	rel	syn	syn	hyp
163	zranění	poranění	syn	syn	syn	hyp
164	zvýšení	snížení	rel	sim	sim	syn
165	zvýšení	zvyšování	sim	syn	syn	hyp