



ACADEMIA ROMÂNĂ
Institutul de Cercetări pentru Inteligență Artificială

**METODE DE DEZAMBIGUIZARE SEMANTICĂ
AUTOMATĂ. APLICAȚII PENTRU LIMBILE ENGLEZĂ
ȘI ROMÂNĂ**

Radu ION

Conducător: prof. dr. **Dan TUFÎȘ**,
Membru Corespondent al Academiei Române

București, mai 2007

Rezumat

Dezambiguizarea semantică automată (DSA) reprezintă un subdomeniu al Prelucrării Automate a Limbajului Natural (PLN) și se referă la identificarea algoritmică a înțelesului unui cuvânt într-un context dat. Problema DSA a apărut ca o necesitate imediată a cercetărilor de traducere automată care au evidențiat faptul că înțelesurile cuvintelor nu se traduc uniform pentru că la înțelesuri diferite corespund traduceri diferite. Astfel, pentru a selecta traducerea corectă a unui cuvânt, trebuie să existe o metodă de a alege cea traducere care conservă înțelesul cuvântului.

Adnotarea cu înțelesuri a devenit utilă și pentru alte aplicații ale PLN. Dintre acestea, putem menționa aplicațiile de înțelegere a limbajului natural: generarea automată a răspunsurilor la întrebări, sisteme de recunoaștere a comenzilor în limbaj natural, etc. sau algoritmi de transcriere a vorbirii (pentru o listă mai cuprinzătoare se poate consulta [37]).

Problema DSA este recunoscută ca fiind una IA-completă. Ea nu poate fi rezolvată fără a rezolva în prealabil celelalte probleme complexe ale Inteligenței Artificiale (IA) printre care pe primul loc se află Reprezentarea Cunoștințelor (RC) cu un accent special pe reprezentarea cunoștințelor implicite (așa numitele cunoștințe “de bun-simț”). De aceea metodele de DSA existente aproximează capacitatea umană de a atribui înțelesuri cuvintelor modelând algoritmi evidențiabili experimental prin care se presupune că ființele umane înțeleg limbajul natural. Cel mai important dintre aceștia este exemplificat de axioma potrivit căreia înțelesul unui cuvânt este determinat de contextul de apariție al acestuia¹ ([126, 26]).

Determinarea contextului de apariție a unui cuvânt și reprezentarea lui constituie principala dificultate în proiectarea de algoritmi de DSA. Există metode care reprezintă contextul ca pe o mulțime de cuvinte care apar în vecinătatea cuvântului studiat (țintă). Altele impun restricții pe aceste mulțimi cum ar fi ordinea în care apar cuvintele sau gradele de relevanță a cuvintelor din mulțime asupra înțelesului cuvântului țintă. Pe lângă acestea, metodele de DSA pe texte paralele beneficiază de un avantaj: câmpul semantic al cuvântului țintă se restrânge² prin traducerea lui într-o altă limbă.

¹[126, pag. 117]: “43. Pentru o clasă largă de cazuri de folosire a cuvântului “semnificație” ...semnificația unui cuvânt este folosirea lui în limbaj”. Aici termenul “semnificație” este sinonim cu “înțeles”.

²Avem în vedere faptul că traducerea conservă înțelesul cuvântului sursă și că, în general, la traduceri diferite, corespund înțelesuri diferite.

Lucrarea de față își propune să studieze problema DSA atât pe texte simple cât și pe texte paralele. Din perspectiva monolingvă ne interesează modelele sintactice ale contextului iar din cea multilingvă, traduceri ca și cuantificări ale contextului.

Ideea de reprezentare sintactică a contextului de apariție a unui cuvânt nu este nouă în peisajul cercetărilor de DSA (vezi de exemplu [97, 53, 98, 51]). În general, modelele sintactice ale contextelor au folosit gramaticile de constituenți pentru a evidenția corespondențele dintre cuvinte. Prin însăși natura lor, gramaticile de constituenți sunt gramatici generative care încearcă, în ultimă instanță, să explice realizarea formelor de suprafață³ a propozițiilor limbii fără a se preocupa de corespondența analizei sintactice cu cea a analizei semantice⁴. În contrast, formalismul sintactic al structurilor de dependență din [61] este conceput ca o etapă în reprezentarea semantică a propoziției. Mel'čuk observă faptul că ordinea cuvintelor este un mijloc expresiv universal al oricărei limbi și care, tocmai din acest motiv, nu poate fi inclusă într-un formalism sintactic care ar trebui să fie independent de limbă⁵.

Structura sintactică de dependențe a unei propoziții va fi aproximată de modele de atracție lexicală ([131]) care sunt modele statistice ale structurii de dependență a unei propoziții. Această structură simplifică definiția din [61] prin eliminarea orientării arcelor și a identificării lor cu numele relațiilor sintactice din limbă. Din punctul de vedere al dezambiguizării semantice automate, simplificarea nu reduce complexitatea algoritmului de DSA dar, pe de altă parte, generarea grafului bazat pe modelul de atracție lexicală are propriile avantaje care nu pot fi neglijate.

În ce privește DSA pe texte paralele, se va prezenta un algoritm care utilizează traducerea cuvântului țintă ca reprezentare a contextului acestuia. Înțelesurile diferite ale unui cuvânt se traduc de regulă diferit într-o altă limbă iar acest fapt se datorează cunoștințelor pe care traducătorul le-a înglobat în traducerea cuvântului țintă *prin examinarea contextului acestuia*. Dacă există inventare de înțelesuri compatibile⁶ pentru cele două limbi, atunci prin intersecția mulțimilor de înțelesuri ale cuvântului țintă și traducerii acestuia, obținem o mulțime de înțelesuri redusă și comună ambelor cuvinte.

³Forma observabilă a propoziției. Gramaticile generative conțin reguli de producție din a căror aplicare ar trebui să rezulte propoziții gramatical corecte.

⁴Pentru care nu există încă formalizări general acceptate.

⁵Lucru care nu se întâmplă cu gramaticile generative. Pentru o corespondență formală, vezi [69].

⁶Prin inventare de înțelesuri compatibile pentru două limbi, înțelegem inventare de înțelesuri între care înțelesurile unuia sunt echivalente la nivel sinonimic cu înțelesurile celui de-al doilea.

Cuprins

1	Introducere	1
1.1	O clasificare a metodelor de DSA	4
1.2	Despre sensuri și înțelesuri	6
1.2.1	Sens și denotație. Analiza limbajului	6
1.2.2	DSA și noțiunea de sens	8
2	Preprocesarea textelor. Resurse lingvistice computaționale	10
2.1	Modulul de preprocesare a textelor TTL	12
2.1.1	Recunoașterea entităților denumite	13
2.1.2	Segmentarea la nivel de frază	14
2.1.3	Segmentarea la nivel de cuvânt	16
2.1.4	Adnotarea cu etichete morfosintactice	18
2.1.5	Lematizarea	22
2.2	SemCor2.0: O versiune adnotată în limba română	26
2.2.1	Adnotarea textului englezesc din SemCor2.0	28
2.2.2	Adnotarea textului românesc din SemCor2.0	32
2.2.3	Transferul sensurilor din engleză în română	34
2.3	Rețeaua semantică a limbii române	38
3	DSA pe texte paralele	49
3.1	Aliniatorul lexical YAWA	50
3.1.1	Faza 1	53
3.1.2	Faza 2	54
3.1.3	Fazele 3 și 4	57
3.2	WSDTool	60
3.2.1	Descrierea algoritmului de bază	60
3.2.2	O extensie a algoritmului de bază	64
3.2.3	Evaluări	67

4	DSA cu structuri sintactice de dependențe	69
4.1	Formalismul dependențelor sintactice	72
4.1.1	Relația de dependență sintactică	72
4.1.2	Meaning Text Model	78
4.2	Modele de atracție lexicală. Analizorul de legături LexPar . .	81
4.2.1	Modele de atracție lexicală	82
4.2.2	LexPar	88
4.3	SynWSD	93
4.3.1	Descrierea algoritmului	95
4.3.2	Evaluări	101
5	Concluzii	106
5.1	Contribuții proprii	108
A		111
B		116
C		123

Listă de figuri

1.1	O clasificare a metodelor de DSA.	6
2.1	Gramatică pentru recunoașterea unei abrevieri	14
2.2	Filtru pentru gramatica din figura 2.1	14
2.3	Rezultatul operației de recunoaștere a entităților	15
2.4	Câteva abrevieri uzuale în română	15
2.5	Câteva abrevieri uzuale în engleză	16
2.6	Compuși românești ca unități lexicale	17
2.7	Prefixe (LEFTSPLIT) și sufixe (RIGHTSPLIT) care trebuie separate în română.	17
2.8	Regulă pentru a rezolva ambiguitatea de MSD Di.../Pi... .	22
2.9	Formele flexionare ale substantivului “aramă”.	24
2.10	Reguli de lematizare pentru un substantiv singular, articulat, nominativ/acuzativ.	25
2.11	“in” este adnotat ca adverb (RB) când ar fi trebuit să fie prepoziție (IN); “which” este adverb (!) când această parte de vorbire nici nu se află în clasa sa de ambiguitate. Aici ar fi trebuit să fie pronume relativ (WP).	29
2.12	Adjectivul “much” în Princeton WordNet 2.0.	36
2.13	Exemple de diferențe în cazul de transfer 2 (leme diferite). . .	36
2.14	Exemple de diferențe în cazul de transfer 3 (etichete morfosin- tactice diferite).	36
2.15	Matricea de corespondență între înțelesuri și cuvinte.	41
2.16	Conceptul de “ <i>vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă</i> ” în ROWN2.0.	42
2.17	Conceptul de “ <i>vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă</i> ” în PWN2.0.	42
2.18	Alinierea înțelesurilor de “ <i>pix</i> - instrument de scris” și “ <i>ball- point pen</i> ”.	47
2.19	Echivalența conceptuală a arborilor de hipernimi pentru con- ceptul <i>pix</i> (1).	48

3.1	Exemplu de aliniere lexicală între o frază în engleză și traducerea acesteia în română.	51
3.2	Exemplu de aliniere lexicală între două cuvinte de categorii gramaticale diferite: “ <i>thinking</i> ” și “ <i>gânduri</i> ”.	52
3.3	Gramatică pentru recunoașterea grupurilor nominale și prepoziționale (tipice) în engleză.	54
3.4	Exemplu de codificare XML din corpusul paralel SemCor2.0.	55
3.5	Situații posibile în alinierea de blocuri.	57
3.6	Matricea echivalențelor de traducere (MTEQ).	62
3.7	Matricea de dezambiguizare (MSET).	63
3.8	O traducere aproximativă (corespondență indirectă).	64
4.1	Un arbore de constituenți	73
4.2	Un arbore de relații sintactice binare cu rădăcina în “pleacă”	73
4.3	Relație intransitivă care nu este relație de dependență sintactică	77
4.4	Exemplu în care condiția de planaritate nu este îndeplinită	77
4.5	Exemplul 4.1: Translația de la <i>SSyntR</i> la <i>DSyntR</i>	80
4.6	Exemplul 4.2: Translația de la <i>SSyntR</i> la <i>DSyntR</i>	81
4.7	Dependențe ale cuvintelor în context.	85
4.8	Câteva reguli sintactice pentru engleză folosite de LexPar.	90
4.9	Functor care exprimă înțelesul propoziției 4.5.	94
4.10	O corespondență între <i>SemR</i> și <i>DSyntR</i>	94
4.11	Exemplu de generalizare pentru substantivul “ <i>floare</i> ”.	98

Listă de tabele

2.1	Rezultatele lematizării pentru română și engleză.	27
2.2	Primele 62 de expresii ca rang de frecvență din SemCor-ul englezesc.	31
2.3	Transferul de etichete semantice SC20-en-Brill-SC20-en-TTL .	35
2.4	Corpusul paralel englez-român SemCor2.0.	39
2.5	Situația transferului de sensuri în română.	39
2.6	Relații transferate automat din PWN2.0 în ROWN2.0 (tabel din [105]).	46
3.1	Performanțele YAWA pe corpusul HLT-NAACL 2003.	58
3.2	Performanțele YAWA pe corpusul ACL 2005.	59
3.3	Performanța WSDTool pe SemCor2.0.	67
4.1	Memoria procesorului LexPar înainte de rularea acestuia pe exemplul 4.4.	91
4.2	Gradul de acord între LexPar și MiniPar pe SemCor2.0.	93
4.3	Rezultatele algoritmului SynWSD pe SemCor2.0.	102
4.4	Comparația preciziilor algoritmilor WSDTool și SynWSD (cu combinatorul <code>int</code>).	104
4.5	WSDTool și SynWSD (cu combinatorul <code>int</code>) și cei mai buni algoritmi de DSA din SENSEVAL pentru limba engleză.	105
B.1	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este strictă.	117
B.2	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.	118
B.3	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.	119

B.4	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este strictă.	120
B.5	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.	121
B.6	Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.	122
C.1	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este mi). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată. . .	124
C.2	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este mi). Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.	125
C.3	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este dice). Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.	126
C.4	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este prob). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată. . .	127
C.5	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este mi). Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.	128
C.6	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este dice). Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.	129
C.7	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (combinator int). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.	130
C.8	Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (combinator int). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.	131

Capitolul 1

Introducere

Dezambiguizarea Semantică Automată¹ (o vom abrevia DSA de aici înainte) reprezintă un subdomeniu al Prelucrării Automate a Limbajului Natural (PLN) care și-a câștigat recunoașterea încă de la începuturile cercetărilor preocupate de procesarea limbajului natural. De exemplu, în traducerea automată, pentru a reda cu o cât mai mare acuratețe traducerea unui cuvânt din limba sursă, sensul acestuia trebuia cunoscut pentru a se putea alege cea lexicalizare care îl conservă în limba țintă².

Un al doilea exemplu în sprijinul utilității unui proces de DSA ar fi acela în care se ia în considerare selectarea documentelor în care numai un anume sens al cuvântului cheie este căutat. În prezent, motoarele de căutare existente pe Internet nu fac distincția de sensuri³ pentru cheile căutate și astfel, interogarea se soldează cu afișarea documentelor care conțin cuvintele cheie fără nici o altă procesare.

În [37], Ide și Véronis dau o serie de alte argumente practice în favoarea DSA:

- inserția de diacritice într-un cuvânt. De exemplu cuvântul “*fata*” ar fi

¹Acronimul din limba engleză pentru aceasta problemă este WSD însemnând “*Word Sense Disambiguation*”. Dezambiguizarea semantică se referă astfel la distincția de sens.

²Unele ambiguități de sens se păstrează cu traducerea cum este exemplul engleză-română *country-țară* în care ambiguitatea de sens teritoriu/națiune capătă lexicalizări identice în cele două limbi. Astfel, sistemul de traducere automată trebuie să facă de fapt numai acele distincții relevante pentru traducere.

³Nu se ține de asemenea cont de categoriile gramaticale ale cuvintelor cheie. O căutare după “*book*” va returna documente care conțin atât verbul cât și substantivul “*book*” chiar dacă suntem interesați numai de documentele care se referă la cărți. În plus, cuvintele funcționale sunt eliminate pentru că sunt prea frecvente și deci fără relevanță pentru căutare. Totuși, pentru o cerere de tipul “*books about Peter Pan*”, o simplă preprocesare la nivel morfosintactic a frazei de interogare ne-ar putea indica faptul că “*books*” este substantiv.

putut proveni din “*fată*”, persoană tânără de sex feminin, “*față*” sau “*fața*”, chip, figură, sau din “*fată*”, “*fătă*”, proces prin care un mamifer dă naștere puilor săi;

- atașarea grupurilor prepoziționale în analiza sintactică. În

[[John]_{NP} [[ate]_V [the cake]_{NP} [with a spoon]_{PP}]_{VP}]_S

grupul prepozițional “*with a spoon*” se atașează verbului “*ate*” pentru că, de obicei, o prăjitură se mănâncă cu lingurița⁴.

- transcrierea automată a vorbirii și segmentarea cuvintelor într-o secvență vorbită;
- clasificarea tematică a documentelor.

În [48], Kilgariff studiază aplicabilitatea DSA în următoarele 4 domenii ale PLN:

1. extragerea informațiilor⁵;
2. traducerea automată;
3. analiza sintactică;
4. înțelegerea limbajului natural⁶.

Meritul DSA în traducerea automată este recunoscut și așa cum am afirmat mai sus un algoritm de DSA lucrând pentru un sistem de traducere automată, trebuie să identifice numai acele distincții de sens care sunt relevante pentru traducere. În ce privește analiza sintactică, Kilgariff observă că nu există studii care să indice clar dacă DSA ar îmbunătăți performanțele unui analizor sintactic. Argumentul său care sugerează că DSA nu ar fi necesară analizei sintactice se bazează pe următorul exemplu:

(1.1) I love **baking** cakes **with friends**.

(1.2) I love baking **cakes with butter icing**.

⁴Asta nu înseamnă că analiza [[John]_{NP} [[ate]_V [the cake [with a spoon]_{PP}]_{NP}]_{VP}]_S nu este posibilă. Este probabil mai puțin plauzibilă decât cealaltă.

⁵În engleză, “*Information Retrieval (IR)*”.

⁶În engleză, “*Natural Language Understanding (NLU)*”.

unde în 1.1 grupul prepozițional “*with friends*” se atașează verbului “*baking*” iar în 1.2 grupul prepozițional “*with butter icing*” se atașează substantivului “*cakes*”. Motivația atașamentului corect se află în informația lexicală de combinare disponibilă analizorului și pentru că centrul⁷ grupului nominal “*friends*” aparține clasei semantice a oamenilor iar centrul grupului nominal “*butter icing*” aparține clasei semantice a ingredientelor pentru prăjituri, nu există nici o ambiguitate semantică care să împiedice atașamentul corect.

Putem răspunde acestui argument cu un alt exemplu:

(1.3) Am cumpărat un plic **pentru copii**.

Propoziția 1.3 are două interpretări: fie plicul a fost cumpărat pentru un grup de copii (lemă “*copil*”) care probabil că au cerut acest lucru (grupul prepozițional se atașează la verb), fie s-a cumpărat un plic special conceput pentru copii presupunând că există un astfel de plic (lemă “*copie*”, grupul prepozițional se atașează la substantiv). Putem observa de asemenea că un analizor sintactic care se bazează pe cadrele de valență ale verbului și nu pe informația de coocurență, are nevoie de determinarea claselor semantice ale argumentelor sale iar această problemă este echivalentă cu problema de DSA cu un inventar de sensuri în care acestea sunt grupate în astfel de clase semantice (sensul unui cuvânt devine astfel egal cu clasa semantică)⁸.

În ce privește aplicațiile de înțelegere a limbajului natural, Kilgariff conchide că DSA are o aplicabilitate limitată în acest domeniu pentru că, în general, aceste aplicații sunt proiectate pentru domenii relativ restrânse unde ambiguitatea de sens nu există (sau nu interesează). În plus, conceptele ontologiilor implicate au corespondențe stabilite prin metode ad-hoc cu domeniul de discurs iar DSA nu ar ajuta la stabilirea acestor corespondențe. Totuși se acceptă ideea evoluției acestor sisteme în direcția depășirii barierelor de domeniu, caz în care DSA devine necesară.

Dincolo de toate aplicațiile imediate ale dezambiguizării semantice, credem că DSA este un domeniu al PLN care pune bazele celei mai importante cercetări a PLN: înțelegerea limbajului natural. Cu siguranță că cercetările în DSA vor conduce la crearea de resurse lingvistice computaționale foarte complexe construite special pentru a veni în ajutorul procesului. WordNet ([25]) este un prim exemplu (deși această rețea semantică nu a fost construită special pentru DSA ea este responsabilă de apariția unui număr foarte mare de algoritmi de DSA care îi exploatează direct structura în procesul de dezambiguizare).

⁷În engleză, “*head* (of a phrase)”.

⁸Suntem de părere că cele două procese, analiza sintactică și DSA, sunt interdependente. DSA are de beneficiat de pe urma procesului de analiză sintactică așa cum se arată în [33, 53, 97].

1.1 O clasificare a metodelor de DSA

Rezolvările problemei de DSA au urmat căi diferite dând astfel naștere mai multor tipuri de rezolvări posibile. Distincția cea mai importantă care s-a făcut între tipurile de rezolvări a fost cea de metodă *asistată*⁹ față de metodă *neasistată*¹⁰. Metodele de DSA asistată (vezi de exemplu [33, 29, 19, 97]) folosesc în general texte în care fiecare cuvânt de interes¹¹ este adnotat la nivel de sens, pentru a se “antrena” în recunoașterea sensurilor acestor cuvinte. Antrenarea presupune construcția unui clasificator pentru fiecare cuvânt adnotat din textul de antrenament care va fi folosit apoi pentru a clasifica ocurențele cuvântului dintr-un nou text (numit “de test”) într-una din clasele “învățate”. Un impediment real în folosirea acestei metode de DSA este costul mare de timp pentru a produce texte adnotate cu sensuri. În general, într-un text oarecare nu toate sensurile unui cuvânt din inventarul de sensuri sunt reprezentate în text. De aceea, un text de antrenare care să furnizeze un număr suficient de exemple pentru fiecare sens al fiecărui cuvânt din inventarul de sensuri considerat este aproape imposibil de realizat “manual”. O metodă de DSA asistată are nevoie de un astfel de text de antrenare pentru a putea fi aplicată, iar la rândul lui textul de antrenare ar putea beneficia de o metodă de DSA pentru a se ușura crearea sa. Acest fenomen este cunoscut sub denumirea de “*knowledge acquisition bottleneck*”¹² și el a generat apariția metodelor DSA intermediare de “*bootstrapping*”. “*bootstrapping*” înseamnă în contextul DSA, adnotarea manuală a unor ocurențe ale cuvântului țintă în textul de antrenare și aplicarea DSA asistate pentru restul de ocurențe ale cuvântului. Exemple în acest sens sunt [33, 93].

Metodele de DSA neasistată sunt toate cele care nu sunt asistate (nu au nevoie de texte de antrenament). În mod tradițional, aceste metode grupează ocurențele cuvântului țintă (de dezambiguit) în clase de echivalență în care ocurențele cuvântului dintr-o clasă au același sens (vezi de exemplu [93, 130, 94]). Identitatea sensurilor într-o clasă de echivalență este justificată de modul de construcție al clasei și anume, clasa conține acele ocurențe ale cuvântului țintă care apar în contexte similare. Similaritatea contextelor este dependentă de metodă dar de obicei, un context este dat de o fereastră de cuvinte centrată în cuvântul țintă¹³.

⁹În engleză, “*supervised* (WSD method)”.

¹⁰În engleză, “*unsupervised* (WSD method)”.

¹¹Cuvintele vizate în DSA sunt așa-numitele cuvinte conținut, adică substantivele, verbele, adjectivele și adverbele.

¹²În IA “*knowledge acquisition bottleneck*” se referă la imposibilitatea de a descrie și stoca cunoștințe cu caracter enciclopedic.

¹³Formalizare a contextului cunoscută sub numele de “*bag of words*”.

O altă clasificare a metodelor de DSA consideră sursele de informații folosite de algoritm. La o extremă se află algoritmul lui Lesk ([52]) care folosește textul de dezambiguizat (fără vreo adnotare prealabilă) și inventarul de sensuri care este o simplă listă de definiții pentru fiecare sens. La cealaltă extremă se află algoritmul lui Stevenson și Wilks ([98]) care utilizează diverse adnotări ale textului de dezambiguizat și un inventar de sensuri structurat. În general, un algoritm care folosește fie adnotări suplimentare ale textului de dezambiguizat cum ar fi de exemplu analiza sintactică, fie inventare de sensuri structurate (WordNet este un exemplu în acest sens) și/sau ontologii (vezi SUMO, [75]) este un algoritm de DSA cu surse externe de informație (SEI)¹⁴.

Dacă judecăm soluțiile problemei de DSA după acuratețea pe care algoritmi de DSA o obțin, putem afirma că cele mai bune metode de DSA sunt cele hibride. Metodele hibride de DSA folosesc de obicei în procesul de dezambiguizare orice sursă de informație la care au acces și pe lângă acest lucru, se folosesc de procesările metodelor de DSA neasistată pentru a găsi clasele de echivalență ca un pas foarte util în activitatea de dezambiguizare. Hinrich Schütze afirmă în [94] că DSA este procesul de atribuire a etichetelor semantice ocurențelor unui cuvânt ambiguu iar această problemă poate fi împărțită în două subprobleme:

- *sense discrimination*: gruparea ocurențelor cuvântului ambiguu în clase de ocurențe în care toate ocurențele au același sens;
- *sense labeling*: identificarea sensurilor (etichetelor semantice) aplicabile claselor de ocurențe.

Este un mod de a privi DSA ca pe un proces compus în care întâi se aplică o metodă de DSA neasistată pentru a se stabili clasele de echivalență ale sensurilor cuvântului țintă după care intervine procedura de atribuire a unei etichete de sens unei clase de echivalență și deci implicit fiecărei ocurențe a cuvântului din clasă.

În figura 1.1 se află o reprezentare ierarhică a metodelor de DSA în viziunea autorului. Metodele care folosesc inventare de sensuri structurate sunt considerate cu surse externe de informație (+ SEI). Algoritmii pe care îi vom prezenta în această lucrare implementează următoarele tipuri de metode de DSA după această clasificare:

- WSDTool este o metodă de DSA multilingvă, neasistată cu surse externe de informație;

¹⁴În engleză, “*knowledge-based WSD*”.

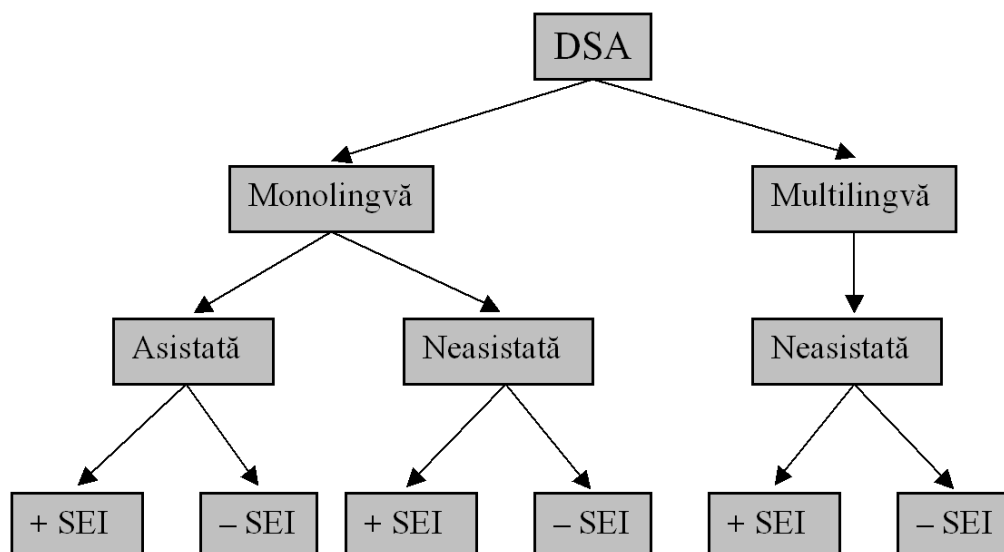


Figura 1.1: O clasificare a metodelor de DSA.

- SynWSD este o metodă de DSA monolingvă, neasistată cu surse externe de informație.

1.2 Despre sensuri și înțelesuri

1.2.1 Sens și denotație. Analiza limbajului

În încercarea sa de a descrie o teorie completă a înțelesului, Frege (vezi [15]) face o distincție clară între sensul unui cuvânt și referința¹⁵ (sau denotația) sa. În concepția fregeană, sensul unui cuvânt precizează referința cuvântului într-un context dat¹⁶. Astfel, două expresii pot avea aceeași referință dar două sensuri diferite:

(1.4) The Morning Star is The Evening Star.

¹⁵Un corespondent în logica predicatelor de ordinul I pentru referință ar fi extensiunea dată unui predicat de modelul de interpretare.

¹⁶Sau sensul este acea componentă semantică a unui cuvânt cu ajutorul căreia putem preciza referința cuvântului într-un context. În logica predicatelor de ordinul I, predicatele ar putea fi concepute ca sensuri.

(1.5) The Morning Star is The Morning Star.

În timp ce 1.5 este o relație de indentitate tautologică de tipul $a = a$ ¹⁷ fără conținut informativ, 1.4 este o relație care ne informează despre o identitate de tipul $a = a$ în care fiecare a a fost obținut altfel. Această modalitate de denotare este numită de Frege “sens”. Prin conectarea noțiunilor de “informație” (deci “cunoaștere”) și “sens”, Frege își justifică punctul de vedere conform căruia sensul este o componentă a înțelesului unui cuvânt unde înțelesul unui cuvânt este “ceea ce cunoaște/știe cineva atunci când înțelege un cuvânt”.

Pentru Frege, componentele înțelesului unui cuvânt sunt: tonul (sau conotația), forța (cum este definită de teoria actelor de vorbire) și sensul cuvântului. Referința cuvântului nu intră deloc în această descriere și la prima vedere, ea nu joacă nici un rol în determinarea înțelesului cuvântului. Dar pentru că sensul cuvântului îi precizează referința și pentru că sensul este componenta semantică a înțelesului care ajută la stabilirea valorii de adevăr a propoziției, concluzionăm că, deși referința nu este menționată explicit în schema de înțeles a unui cuvânt, ea este prezentă totuși în determinarea înțelesului lui.

Frege a fost interesat de rolul semantic al expresiilor în compunerea înțelesului și de clasificarea lor în acest scop. Despre înțelesurile expresiilor, Frege formulează două principii, principii care reflectă concepția sa asupra analizei limbajului:

- sensul unei expresii se compune din sensurile expresiilor constituente¹⁸;
- referința unei expresii se construiește din referințele expresiilor componente¹⁹.

O primă distincție care se face între expresii este aceea de expresii complete și expresii incomplete. Expresiile complete sunt de două tipuri: nume proprii și enunțuri. Expresiile incomplete sunt definite pe baza celor complete (de nivel 0) prin intermediul celor incomplete de nivel imediat inferior după cum urmează:

- Expresii incomplete de nivelul 1 (sunt expresii din care se elimină expresii de nivel 0):

– Conectorii logici unari și binari: $\neg, \vee, \wedge, \rightarrow, \leftrightarrow$;

¹⁷Dacă a este un designator rigid (a este o constantă căreia i se atribuie același obiect din domeniul de discurs indiferent de modelul de interpretare ales).

¹⁸Expresia minimală căreia i se poate atribui sens este cuvântul.

¹⁹Mai exact, referința întregului este denotată de sensul compus.

- Predicate unare²⁰ obținute din eliminarea unui nume propriu dintr-un enunț: din “John loves Mary” obținem “ x loves Mary” sau din “Brutus killed Caesar”, “ x killed Caesar”;
- Predicate n -are²¹ care se obțin din eliminarea a n nume proprii dintr-un enunț: din “Brutus killed Caesar” rezultă predicatul binar “ x killed y ”;
- Descripții definite din care se elimină unul sau două nume proprii: “the father of John and Mary” generează “the father of x and y ”.
- Expresii incomplete de nivelul 2 (sunt expresii din care se elimină expresii de nivel 1):
 - Cuantificatorii logici: de exemplu un cuantificator împreună cu un predicat unar formează un enunț, deci o expresie completă. Altfel spus, din $\forall x$ și $P(x)$ obținem $\forall x P(x)$ care are valoare de adevăr și este deci un enunț;
 - Operatorul de descriere: “the x [such that] $\phi(x)$ ” unde $\phi(x)$ este o variabilă care ia valori în mulțimea predicatelor unare.

1.2.2 DSA și noțiunea de sens

Dacă acceptăm definiția lui Frege a înțelesului, putem afirma că DSA se referă la selectarea algoritmică a *înțelesului* (nu a sensului) unui cuvânt în contextul său de apariție. În lucrarea de față vom folosi totuși termenii de “sens” și “înțeles” ca fiind sinonimi²² și vom considera că problema de DSA este definită în raport cu un inventar de sensuri²³ care este disponibil algoritmului de dezambiguizare și despre care se presupune că face acele distincții de sensuri relevante pentru textul procesat²⁴. Noțiunea de sens al unui cuvânt a fost folosită în această împrejurare pentru a individualiza acea componentă semantică a cuvântului de care depinde o viitoare procesare a lui sau a contextului de apariție a lui. De exemplu, în traducerea automată interesează lexicalizările diferite ale înțelesurilor cuvântului sursă. Noțiunea

²⁰Denumite și proprietăți.

²¹Denumite și relații.

²²Unde nu sunt, se va sublinia diferența dintre ei (vezi secțiunea 2.3).

²³Un sens este privit aici ca o definiție de dicționar și din acest motiv punem semnul (aproximativ) egal între “sens” și “înțeles” (vezi secțiunea 2.3 pentru detalii asupra egalității dintre “sens” și “înțeles”).

²⁴În această lucrare nu vom considera problemele care apar în legătură cu incompletitudinea inventarului de sensuri.

de sens al unui cuvânt a suferit astfel modificările cerute de aplicația de procesare a limbajului natural care folosește DSA.

Sensul unui cuvânt este un concept neclar din punctul de vedere al reprezentării pe care o capătă pentru fiecare vorbitor. Neclaritatea este accentuată de opiniile diferite pe care le au diversele dicționare în legătură cu sensurile unui cuvânt dat și chiar s-a afirmat că sensurile există în cadrul unui domeniu de aplicație (vezi [48]). În plus, “problema” creativității limbajului natural este invocată în defavoarea considerării dicționarelor ca inventare de sensuri pentru metodele de dezambiguizare semantică automată. Un cuvânt poate fi folosit practic în orice context, cu orice categorie gramaticală, pentru a satisface nevoile de comunicare ale vorbitorului. Din acest punct de vedere, putem fi siguri că orice inventar de sensuri nu va fi niciodată suficient de bogat pentru a acoperi descriptiv întreg fondul lexical la care un om are acces. Totuși, formularea problemei dezambiguizării semantice automate este clară: găsirea aceluși sens al cuvântului cu care acesta este folosit în contextul său de apariție, sens extras din inventarul de sensuri care este disponibil algoritmului. De aceea, din punctul de vedere al problemei, faptul că un inventar de sensuri este incomplet, nu este relevant. În cazul cuvintelor/sensurilor necunoscute, un algoritm de DSA ar trebui să indice că ele nu sunt cunoscute²⁵.

Dezambiguizarea semantică automată a fost considerată ca fiind o procesare utilă altora. De aceea, datele de intrare (inventarul de sensuri, modul de adnotare) au fost modificate astfel încât rezultatul dezambiguizării să fie util procesărilor ulterioare. Printre acestea, aplicațiile de înțelegere a limbajului natural sunt cele mai în măsură să ceară serviciile oferite de un modul de DSA pentru că, în conformitate cu postulatul de compoziționalitate a înțelesului, înțelesurile părților trebuie cunoscute pentru a se putea compune din ele înțelesul întregului. O întrebare naturală care se poate pune în acest punct este dacă pentru a reuși dezambiguizarea semantică, este necesară construirea înțelesului propoziției pe care vrem să o dezambiguizăm. Rezolvările propuse până acum răspund negativ.

²⁵Acest lucru nu se întâmplă în prezent. Lucrările despre dezambiguizarea semantică automată nu precizează care/câte cuvinte/sensuri nu au fost recunoscute pentru că nu erau prezente în lexicon. În cele mai multe cazuri, algoritmi de DSA se concentrează pe mulțimi reduse de cuvinte de dezambiguizat pentru care se testează acuratețea dezambiguizării pentru un număr determinat de sensuri care se află în lexicon.

Capitolul 2

Preprocesarea textelor. Resurse lingvistice compuționale

Algoritmii de DSA atribuie sensuri¹ cuvintelor unui text. Pentru a realiza acest lucru, ei au nevoie să identifice în text cuvintele² iar în funcție de dicționarul folosit, au de asemenea nevoie să cunoască categoriile gramaticale³ și lemele⁴ cuvintelor. În consecință, pentru a putea face DSA pe un text acesta are nevoie de câteva procesări prealabile, procesări care se fac de obicei pe niveluri (fiecare nivel depinzând de cel anterior):

1. **segmentare la nivel de frază**⁵: cei mai mulți algoritmi de DSA folosesc contexte care nu sunt egale cu fraza. Dar pentru cei care folosesc fraza ca limită a contextului, această operație este necesară. Operația de identificare a unei fraze poate întâmpina dificultăți atunci când aceasta conține abrevieri de exemplu. În acest caz, punctul final al unei abrevieri poate sau nu să fie și marcator de sfârșit de frază (vezi [31]).

2. **segmentare la nivel de cuvânt**⁶: acest proces este absolut necesar

¹Aceste “sensuri” sunt de fapt niște etichete care identifică înțelesuri anume ale cuvintelor așa cum sunt ele date de un dicționar.

²Identificarea unui cuvânt poate să pară o operație foarte simplă care nu merită menționată dar există ambiguități în segmentarea la nivel de cuvânt (vezi de exemplu [31]).

³Este vorba despre categoriile morfosintactice (sau părțile de vorbire) cum ar fi substantiv, adjectiv, verb, adverb.

⁴Vezi nota de subsol 8 din capitolul 4.

⁵În engleză, “sentence splitting”.

⁶În engleză, “tokenizing”.

fiecărui algoritm de DSA. Pentru a putea atribui un sens unui cuvânt, algoritmul trebuie să obțină întâi o listă a cuvintelor de dezambiguizat.

3. **adnotare cu etichete morfosintactice**⁷: există lucrări de DSA (vezi [98]) în care se consideră că ambiguitatea de categorie gramaticală este de asemenea și ambiguitate semantică. De aceea, performanța adnotării cu categorii gramaticale este creditată ca performanță a adnotării semantice în cazul în care pentru o anumită categorie gramaticală, cuvântul are un singur sens în dicționar. Cunoaștem totuși faptul că algoritmi de adnotare cu etichete morfosintactice ajung la ora actuală la performanțe în intervalul de precizie 96% – 98% (vezi [100, 101, 7, 88]) iar în acest caz, “dezambiguizarea” cuvintelor cu un singur sens pe categorie gramaticală nu mai reprezintă o problemă pentru că aici meritul este al algoritmului de adnotare cu etichete morfosintactice. În practicile curente de DSA, acest proces de dezambiguizare morfosintactică este considerat ca o etapă standard premergătoare dezambiguizării semantice.
4. **lematizare**: operație de asemenea obligatorie pentru DSA. Asigură reducerea formelor flexionare ale cuvintelor la formele standard care sunt inventariate de dicționare. Trebuie să observăm că această operație este dependentă de adnotarea cu etichete morfosintactice pentru că pentru o formă flexionară a unui cuvânt lema acestuia depinde de categoria gramaticală a cuvântului. De exemplu, “haina” poate să fie adjectiv feminin, singular, articulat cu lema “hain” sau substantiv comun, feminin, singular, articulat cu lema “haină”.

Pe lângă informația necesară pentru dezambiguizare prezentată mai sus, un algoritm de DSA mai are nevoie și de un inventar de sensuri⁸ din care să aleagă sensul unui cuvânt dintr-un context dat. Aceste inventare de sensuri fac parte din categoria resurselor lingvistice computaționale (alături de corpusuri, lexiconuri, gramatici, ș.a.) și sunt indispensabile dezambiguizării semantice. De ele depinde într-o oarecare măsură chiar proiectarea algoritmilor de DSA. De exemplu, în [1], rețeaua semantică Princeton WordNet 2.0 (PWN2.0) a limbii engleze ([25, 24]) este folosită pentru a calcula o densitate conceptuală între înțelesurile cuvântului țintă și înțelesurile cuvintelor din context de aceeași categorie gramaticală iar această densitate este folosită apoi pentru a selecta înțelesul cuvântului țintă.

⁷În engleză, “part-of-speech tagging”. Vezi și nota de subsol 9 din capitolul 4.

⁸Sau dicționar într-o accepțiune largă a termenului. Acest dicționar trebuie să existe în format electronic astfel încât să poată fi interogată de un algoritm de DSA.

În acest capitol vom prezenta un modul de preprocesare a textelor care efectuează toate operațiile menționate anterior, vom continua cu o prezentare a unui corpus paralel englez-român în care partea engleză este adnotată cu etichete de sens din PWN2.0 și care constituie un corpus de referință în cercetările de DSA ([67]). Odată cu traducerea în limba română a acestui corpus am reușit să transferăm adnotările de sens din engleză în română folosind rețeaua semantică a limbii române (Romanian WordNet sau pe scurt, ROWN2.0, [105, 106]) care este aliniată (vezi secțiunea 2.3 pentru definiția acestei operații) la PWN2.0.

2.1 Modulul de preprocesare a textelor TTL

TTL⁹ este un modul Perl ([125]) care a fost dezvoltat din dorința de a dispune de un singur program care să producă niște adnotări care altfel ar fi trebuie obținute separat prin invocarea mai multor programe. O problemă suplimentară care apare din folosirea mai multor programe care nu sunt compatibile din punctul de vedere al formatelor datelor de intrare și ieșire este conversia între aceste formate. De asemenea se dorea o interfață programabilă¹⁰ cu acest modul, anume posibilitatea de a incorpora diverse proceduri de adnotare în alte programe.

TTL este capabil în versiunea sa curentă (6.7) să producă independent de limbă¹¹ următoarele adnotări:

- **recunoașterea entităților denumite**¹²: în general acest proces se referă la adnotarea numelor proprii de persoane, orașe, țări, instituții, etc. dintr-un text dar și la depistarea unor entități cum ar fi datele, numerele (întregi, reale), ș.a.m.d. (vezi de exemplu [6] pentru o introducere). În majoritatea limbilor aceste entități au o grafie proprie diferită de cea a cuvintelor comune iar acest aspect este folosit în principal la identificarea lor. De exemplu, în română ca și în engleză substantivele proprii se scriu cu majusculă. TTL folosește o listă de expresii regulate pentru fiecare entitate pe care o recunoaște iar pentru fiecare expresie regulată există o etichetă care-i specifică tipul (dată, număr real, etc.). Urmează să descriem ce dificultăți există la acest nivel și cum procedează exact TTL pentru a identifica entitățile.

⁹În engleză, "Tokenizing, Tagging and Lemmatizing free running texts".

¹⁰Termen cunoscut în engleză ca API (Application Programming Interface).

¹¹Cu excepția resurselor de care are nevoie și care sunt evident folosite de o limbă anume.

¹²"Named Entity Recognition (NER)" în engleză.

- **segmentare la nivel de frază:** se folosesc o serie de șabloane pentru identificarea sfârșitului de frază și de asemenea o listă de abrevieri frecvente pentru o limbă dată pentru a putea judeca natura punctului final al unei fraze.
- **segmentare la nivel de cuvânt:** a fost inspirată de segmentatorul MtSeg ([2]) și folosește liste de expresii pe care le recunoaște în text și liste de prefixe și sufixe care dacă fac parte dintr-un cuvânt, sunt despărțite de acesta din motive care vor deveni clare în cele ce urmează.
- **adnotare cu etichete morfosintactice:** implementează adnotatorul TnT ([7]) pe care îl îmbunătățește cu câteva euristici noi.
- **lematizare:** funcția de lematizare folosește un model de leme extras automat dintr-un lexicon care conține pentru fiecare formă ocurentă a unui cuvânt, lema și eticheta morfosintactică a ei.

2.1.1 Recunoașterea entităților denumite

Această problemă a fost rezolvată prin diverse metode (pentru exemple vezi [6, 16]) însă o etapă care apare de obicei este etapa antrenării clasificatorului pe un corpus în care entitățile sunt deja recunoscute¹³ (învățare asistată¹⁴).

Pentru a rezolva problema entităților denumite, TTL apelează la expresiile regulate ca la o metodă facilă, ușor de implementat și care nu necesită antrenare. Astfel, un expert codifică într-o gramatică nerecursivă care suportă operatorii de repetiție Kleene $\{*, +, ?\}$ ¹⁵ câte o regulă pentru fiecare tip de entitate care trebuie să fie recunoscută. Regulile gramaticii sunt apoi traduse automat prin expandarea lor¹⁶ în expresii regulate Perl. Ordinea în care aplicarea lor este verificată este dată de un fișier de control care se numește filtru și care specifică prioritatea fiecărei producții de start din gramatică cât și faptul dacă producția se ia în calcul sau nu în procesul de recunoaștere. Prioritatea de aplicare este necesară pentru că o entitate poate să fie un subșir de caractere al altei entități iar dacă subșirul este recunoscut primul, entitatea mai cuprinzătoare rămâne astfel nerecunoscută. Din acest motiv, expresiile regulate care recunosc șiruri mai lungi de caractere primesc prioritate mai mare decât restul expresiilor regulate.

¹³Adnotate ca atare de un expert.

¹⁴În engleză, “*supervised training*”.

¹⁵ $a+ = aa^*$, $a? = (\epsilon|a)$.

¹⁶Din acest motiv gramatica nu trebuie să fie recursivă pentru că, în caz contrar, expandarea ar dura la nesfârșit.

```

LMarker -> ( '~|s|\\(|\\[|\\{|\\\"|\\'|,|\\.|:|;|\\?|\\!|)' )
RMarker -> ( '$|s|\\)|\\]|\\}|\\\"|\\'|,|\\.|:|;|\\?|\\!|)' )
Abbrev  -> ( '(?:[A-Z]\\.){1,4}' )

AbbrevS -> LMarker '(' Abbrev ')' RMarker

```

Figura 2.1: Gramatică pentru recunoașterea unei abrevieri

```

apply AbbrevS priority 100 ctag Y msd Yn emsd Ed

```

Figura 2.2: Filtru pentru gramatica din figura 2.1

Un prim dezavantaj al recunoașterii entităților denumite cu expresii regulate este acela că dacă există două entități de tipuri diferite care sunt recunoscute de o aceeași regulă de start a gramaticii avem un conflict de tipuri. În acest caz nu avem nicio metodă de a selecta un singur tip pentru entitatea respectivă și din acest motiv suntem obligați fie să generalizăm tipul entității, fie să ajustăm regulile gramaticii astfel încât acest lucru să nu se întâmple.

Pentru exemplificare, fie gramatica din figura 2.1, filtrul din figura 2.2 și fraza (formată dintr-o singură propoziție) din 2.1.

(2.1) Serviciul Român de Informații (S.R.I.) este o instituție similară cu C.I.A.

Șirurile de caractere aflate între apostrofuri reprezintă simboluri terminale ale gramaticii (sunt simboluri ale expresiilor regulate Perl) iar simbolul de start al gramaticii este **AbbrevS**. Prin expandarea producției **AbbrevS**, vom obține o expresie regulată Perl care va putea fi verificată pentru aplicare pe propoziția 2.1. Ea recunoaște șirurile de caractere “S.R.I.” și “C.I.A.” ca fiind abrevieri pentru că filtrul permite recunoașterea abrevierilor (**apply**). Tipul entității este dat de mai multe etichete morfosintactice aflate în corespondență (vezi prezentarea adnotării cu etichete morfosintactice pentru detalii). După adnotare, propoziția dată va conține informația din figura 2.3.

2.1.2 Segmentarea la nivel de frază

Problema identificării sfârșitului unei fraze se reduce la a dezambiguiza punctuația finală. Dacă semnul întrebării ('?') sau semnul exclamării ('!') nu

Serviciul Român de Informații (
`<entity nerSS="AbbrevS" ctag="Y" ana="Yn" eana="Ed">S.R.I.</entity>`
) este o instituție similară cu
`<entity nerSS="AbbrevS" ctag="Y" ana="Yn" eana="Ed">C.I.A.</entity>`

Figura 2.3: Rezultatul operației de recunoaștere a entităților

î.e.n.	ABBREVIATION	înaintea_erei_noastre
ș.a.m.d.	ABBREVIATION	și_așa_mai_departe
ș.a.	ABBREVIATION	și_alte

Figura 2.4: Câteva abrevieri uzuale în română

sunt aproape niciodată ambigue (ele termină fraze în marea majoritate a cazurilor), interpretarea punctului ('.') este ambiguă între marcajul de final de frază sau finalul unei abrevieri (sau poate primi ambele interpretări simultan, vezi de asemenea [31]). Există cazuri în care punctul apare și în componența unor entități cum ar fi în engleză numerele reale: 1,234.543 de exemplu.

Ca și recunoașterea entităților denumite, identificarea sfârșitului unei fraze este o problemă care a fost studiată și pentru care există de asemenea algoritmi care învață din corpusuri anotate ([89]). Abordarea noastră este iarăși una mai simplă și anume aceea bazată pe reguli: mai exact, aceste reguli definesc de fapt șabloanele sfârșitului de frază.

Segmentarea la nivel de frază se desfășoară după analiza precedentă din cauză că entitățile pot conține simboluri de sfârșit de frază. Odată cu recunoașterea entităților, se elimină cazul în care se putea segmenta textul în interiorul unei entități. Rămâne de rezolvat problema judecării semnificației punctului. TTL folosește o listă de abrevieri uzuale pentru fiecare limbă pentru a putea identifica abrevierile. Punctul final după un cuvânt care se află în această listă reprezintă finalul unei abrevieri. Dacă după abreviere se întâlnește un cuvânt care începe cu majusculă, punctul este de asemenea și final de frază. Cazul rămas (punct după un cuvânt care nu este în lista de abrevieri) este considerat ca fiind sfârșit de frază.

Pentru limba română lista de abrevieri pe care o utilizează TTL conține 731 de abrevieri (vezi figura 2.4 pentru formatul listei de abrevieri) iar pentru engleză, 186 de abrevieri (figura 2.5).

Șabloanele de sfârșit de frază rezolvă problemele care apar atunci când fraza se încheie cu punctuație pereche așa cum sunt parantezele (deschise

m.p.h.	ABBREVIATION	miles_per_hour
vs.	ABBREVIATION	versus
i.e.	ABBREVIATION	id_est
a.m.	ABBREVIATION	ante_meridiem
p.m.	ABBREVIATION	post_meridiem

Figura 2.5: Câteva abrevieri uzuale în engleză

$\langle, (, \{, [$ și închise $], \},), \rangle$), ghilimelele (deschise “și închise”) sau apostrofurile (deschis ‘ și închis ’). Dacă după punctuația de final de frază (’, ’?, ’!, ’...’, ’?...’ sau ’!...’) apare de exemplu o paranteză închisă, atunci ea trebuie păstrată în fraza curentă. În schimb, o paranteză deschisă nu trebuie păstrată dacă apare după punctuația de final.

2.1.3 Segmentarea la nivel de cuvânt

Se face în mod necesar după segmentarea la nivel de frază din același motive menționate mai sus: entitățile pot conține punctuație care nu trebuie segmentată iar abrevierile conțin la rândul lor punctuație finală care iarăși nu trebuie separată. La acest nivel trebuie să avem deci garanția că entitățile cât și abrevierile sunt marcate în stilul prezentat în figura 2.3.

Dacă la segmentarea frazelor punctul nu era întotdeauna marcaj de sfârșit de frază, aici putem afirma că spațiul nu este întotdeauna marcaj de sfârșit de cuvânt. Mai mult, marcajul de sfârșit de cuvânt poate fi chiar șirul vid (ϵ) !

În orice limbă există expresii idiomatice al căror înțeles este nedecompozabil¹⁷ și din acest motiv ele trebuie considerate ca unități lexicale de sine stătătoare¹⁸. Chiar dacă înțelesul unei secvențe de cuvinte poate fi construit din înțelesurile cuvintelor care o compun¹⁹, există diverse motive pentru care putem totuși considera secvența ca fiind o expresie: expresia se află într-un dicționar, expresia este identificată ca o colocație²⁰ (pentru depistarea

¹⁷De exemplu “a arunca o vorbă”, “a-și arunca ochii”, în română sau “to take a look”, “to catch one’s breath” în engleză

¹⁸Spațiul nu este delimitator de cuvânt în acest caz.

¹⁹“Ecuație diferențială” de exemplu.

²⁰Manning și Schütze, [57]: o colocație este o secvență de două sau mai multe cuvinte folosită în mod uzual pentru a exprima ceva.

mai_cu_seamă	COMPOUND
peste_poate	COMPOUND
peste_tot	COMPOUND
praf_de_pușcă	COMPOUND
punct_de_vedere	COMPOUND
punctul_de_vedere	COMPOUND

Figura 2.6: Compuși românești ca unități lexicale

într-	LEFTSPLIT	<i>prepoziție</i>
le-	LEFTSPLIT	<i>pronume</i>
ne-	LEFTSPLIT	<i>pronume</i>
-ți	RIGHTSPLIT	<i>pronume</i>
-și	RIGHTSPLIT	<i>pronume</i>
-o	RIGHTSPLIT	<i>pronume</i>

Figura 2.7: Prefixe (LEFTSPLIT) și sufixe (RIGHTSPLIT) care trebuie separate în română.

colocațiilor într-un corpus, vezi [57, pag. 151]). Din păcate²¹, o secvență de cuvinte poate să constituie o expresie într-un context iar în altul nu (vezi exemplele 2.2 și 2.3 cât și [91]).

(2.2) Au venit *cu miile* în piață.

(2.3) Negocierea se face **cu miile** de euro.

Din acest motiv, TTL folosește o listă de secvențe de cuvinte²² care indiferent de context constituie expresii și care astfel pot fi recunoscute ca atare într-o frază²³ (vezi figura 2.6).

O altă problemă cu care se confruntă segmentarea la nivel de cuvânt este aceea că există situații în care dintr-o secvență de caractere care nu conține spațiu pot fi extrase două sau mai multe cuvinte²⁴. Asta înseamnă că șirul vid este separator de cuvinte. Dar pentru că șirul vid apare între fiecare două

²¹Pentru prelucrarea automată a limbajului natural.

²²Sau cuvinte compuse sau compuși.

²³TTL nu rezolvă deci problema dezambiguizării înțelesului expresiei în context ca unic mijloc de a identifica expresia.

²⁴De exemplu, în engleză, “cannot” se separă în “can” și “not”.

caractere consecutive ale unei secvențe de caractere, nu putem să separăm pur și simplu secvența după șirul vid. Din acest motiv, TTL păstrează o listă de prefixe și sufixe care trebuie separate dacă sunt identificate într-un șir de caractere care nu conține spațiu. Această listă precizează astfel pozițiile în care șirul vid este separator de cuvânt (figura 2.7).

La acest nivel de segmentare facem uz de expresii regulate (ca și Karttunen în [47]) pentru a separa punctuația de la stânga și de la dreapta unui cuvânt. Sumar, algoritmul de segmentare la nivel de cuvânt parcurge următorii pași pentru a obține o listă de cuvinte dintr-o frază S (ca șir de caractere cu spații):

1. fiecare adnotare de tipul `<entity ...>...</entity>` devine un cuvânt în lista finală de cuvinte; se prelucrează S astfel încât segmentarea după spațiu să nu distrugă aceste adnotări;
2. se segmentează fraza S după spațiu și se obține astfel o primă listă tentativă de cuvinte L_1 ;
3. pentru fiecare cuvânt w_i din L_1 , se elimină punctuația de la începutul și de la sfârșitul lui w_i și se construiește astfel o nouă listă L_2 în care punctuația are intrări separate aflate pe pozițiile corespunzătoare (fie înaintea sau după w_i);
4. pentru fiecare cuvânt w_i din L_2 se elimină prefixe și sufixe dacă w_i le conține, extrase dintr-o listă ca cea din figura 2.7 construindu-se astfel o nouă listă L_3 în care prefixele și sufixele eliminate apar pe pozițiile lor corespunzătoare (fie înaintea sau după w_i);
5. se construiește lista finală de cuvinte L_4 în care fiecare secvență de N cuvinte consecutive²⁵ devine o singură unitate lexicală dacă secvența se află într-o listă similară cu cea din figura 2.6.

2.1.4 Adnotarea cu etichete morfosintactice

Adnotarea cu etichete morfosintactice este o problemă a Prelucrării Automate a Limbajului Natural care s-a bucurat de o mare atenție din partea comunității științifice²⁶. La ora actuală există diverse metode de a rezolva această problemă printre care amintim câteva: Modelele Markov Ascunse

²⁵Unde N reprezintă numărul maxim de cuvinte care pot să apară într-o expresie. Acest număr este calculat din lista de expresii.

²⁶Vezi articolul despre “Part of Speech Tagging” de la adresa Internet http://en.wikipedia.org/wiki/Part-of-speech_tagging.

([7]), Principiul Entropiei Maxime ([88]) sau Rețelele Neurale ([92]). Nivelul de performanță actual al algoritmilor de adnotare cu etichete morfosintactice se încadrează în intervalul 96% – 98% ceea ce înseamnă că dintr-un text oarecare primit la intrare, cel puțin 96% din unitățile lexicale care-l compun vor primi automat eticheta morfosintactică corectă în context. Cu un asemenea nivel de încredere în performanțele algoritmului, adnotarea cu etichete morfosintactice a devenit o procesare standard în aproape orice prelucrare automată de text.

O etichetă morfosintactică²⁷ este o codificare a unei părți de vorbire împreună cu valori ale variabilelor morfosintactice aplicabile ei. De exemplu, în română, substantivul are asociate următoarele variabile morfosintactice:

- **tipul**, valori: *propriu, comun*;
- **genul**, valori: *masculin, feminin*;
- **numărul**, valori: *singular, plural*;
- **cazul**, valori: *nominativ, acuzativ, genitiv, dativ, vocativ*;
- **articolul**, valori: *articulat, nearticulat*.

Dacă ar fi să construim mulțimea de etichete morfosintactice pentru substantiv în română am avea $2 \times 2 \times 2 \times 5 \times 2 = 80$ de etichete morfosintactice numai pentru substantiv.

Adnotarea cu etichete morfosintactice implică existența unei mulțimi de etichete morfosintactice²⁸ pentru o limbă dată. Acest inventar de etichete este în general proiectat astfel încât să se obțină un maxim de performanță în adnotare relativ la cantitatea de informație conținută în fiecare etichetă din inventar ([109], vezi de asemenea [110] pentru un experiment în proiectarea automată de inventare de etichete morfosintactice).

Pentru limba română cât și pentru engleză au fost proiectate²⁹ câte două inventare de etichete morfosintactice aflate în corespondență (vezi și tehnica adnotării stratificate, [100, 110] și anexa A): primul inventar de etichete respectă specificațiile MULTEXT-East ([23], similare cu exemplul pe care l-am dat mai sus) iar cel de-al doilea este derivat din primul eliminându-se din fiecare etichetă morfosintactică variabilele morfosintactice care nu sunt

²⁷Vezi și nota de subsol 9 din capitolul 4.

²⁸În engleză, “tagset”.

²⁹În cadrul proiectului MULTEXT-East, [21].

dependente de context³⁰. Astfel, pentru o etichetă morfosintactică din primul inventar avem o singură etichetă din al doilea iar unei etichete morfosintactice din al doilea inventar îi corespund una sau mai multe etichete din primul. O etichetă morfosintactică compatibilă MULTEXT-East se numește MSD (din engleză, “Morpho-Syntactic Descriptor”) iar o etichetă derivată CTAG (“Corpus TAG”).

TTL implementează adnotatorul cu etichete morfosintactice TnT ([7]) care este un adnotator probabilistic bazat pe Modele Markov Ascunse (MMA, “Hidden Markov Models” în engleză, vezi [87, 57]). Folosește un corpus adnotat pentru a-și estima probabilitățile de tranziție iar stările automatului sunt trigrame de etichete morfosintactice CTAG. Pentru a evita probabilitățile de tranziție nule dintr-o stare în alta care nu a fost găsită la antrenament, probabilitatea tranziției în orice stare este dată de interpolarea liniară Jelinek-Mercer:

$$p(t_{k+1}|t_{k-1}, t_k) = \lambda_1 p(t_{k+1}) + \lambda_2 p(t_{k+1}|t_k) + \lambda_3 p(t_{k+1}|t_{k-1}, t_k)$$

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$$

Probabilitățile de emisie sunt de asemenea estimate din corpusul de antrenare la care se adaugă un lexicon care conține forme ocurente ale cuvintelor împreună cu etichetele morfosintactice corespunzătoare³¹. În cazul în care adnotatorul găsește un cuvânt pe care nu l-a întâlnit la antrenare, euristicele de ghicire a etichetei intră în funcțiune iar în acest punct implementarea noastră diferă de descrierea originală prin:

- analiza de sufix (adică atribuirea unei etichete morfosintactice t unui cuvânt pe baza analizei ultimelor m caractere din cele n ale cuvântului:

$$i = \overline{0, \dots, m-1},$$

$$P(t|l_{n-i+1}, \dots, l_n) = \frac{\hat{P}(t|l_{n-i+1}, \dots, l_n) + \theta_i P(t|l_{n-i}, \dots, l_n)}{1 + \theta_i},$$

$$\hat{P}(t|l_{n-i+1}, \dots, l_n) = \frac{f(t, l_{n-i+1}, \dots, l_n)}{f(l_{n-i+1}, \dots, l_n)}, P(t) = \hat{P}(t),$$

$$\bar{P} = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s \hat{P}(t_j), \theta_i = \frac{1}{s-1} \sum_{j=1}^s (\hat{P}(t_j) - \bar{P})^2$$

³⁰De exemplu, pentru substantiv, între gen și număr, genul poate fi eliminat pentru că în afară de cazul în care determină acordul cu un adjectiv, genul substantivului nu mai determină nicio altă etichetă spre deosebire de număr care apare atât la acordul cu adjectivul cât și la acordul cu un verb în situația de subiect-predicat.

³¹Pentru română acest lexicon conține aproximativ 570000 de intrări iar pentru engleză, 126000. Pentru un exemplu, vezi figura 2.9.

unde s este numărul de CTAG-uri, $\hat{P}$ este probabilitate estimată din corpusul de antrenare, f este funcție de frecvență iar θ_i sunt parametrii de ajustare a probabilității finale, vezi [7] pentru detalii) se face doar pentru etichetele morfosintactice aparținând claselor deschise: substantive, adjective, verbe și adverbe pentru că cel puțin pentru română și engleză credem că am epuizat lista cuvintelor funcționale astfel încât marea majoritate a lor se află în lexicoanele noastre;

- dacă cuvântul este necunoscut dar începe cu literă mare și nu se află la început de frază, adnotatorul are opțiunea de a-l eticheta ca fiind substantiv propriu, o etichetă generică care se potrivește pentru orice tip de entitate. Această euristică este un parametru configurabil și funcționează în cazul în care textul abundă în denumiri;
- în cazul în care recunoașterea entităților denumite a fost rulată înaintea adnotării cu etichete morfosintactice, entitățile au deja eticheta morfosintactică asociată (vezi figura 2.2; dacă se aplică o regulă, entitatea va putea fi adnotată cu MSD-ul, CTAG-ul sau EMSD-ul³² corespunzător: toate cele trei etichete sunt în corespondență) ceea ce este un câștig atât pentru decodorul Viterbi [123] (unele puncte sunt prestabilite în calea optimă) cât și pentru analiza de sufix pentru că aceasta greșește mai mult în cazul entităților (nu au terminații regulate).

Tehnica adnotării stratificate ([100, 110]) se bazează pe faptul că adnotatoarele probabilistice dau rezultate foarte bune cu mulțimea CTAG³³ și că funcția de recuperare a unui MSD dintr-un CTAG împreună cu forma ocurentă a cuvântului adnotat este deterministă în cazul în care cuvântul adnotat apare în lexicon împreună cu MSD-ul corespunzător. TTL implementează de asemenea această tehnică a adnotării stratificate cu care poate să readnoteze cu etichete MSD un text adnotat cu etichete CTAG. În cazul în care există ambiguități la operația de recuperare, TTL folosește o listă de reguli pentru a elimina ambiguitatea. De exemplu în figura 2.8, în engleză avem o regulă care precizează că ambiguitatea de MSD $Di \dots / Pi \dots$ se rezolvă astfel: se alege $Di \dots$ dacă la poziția +1 în text³⁴ apare un substantiv comun care se acordă cu determinantul după număr (poziția marcată cu # desemnează acord) sau dacă la poziția +1 se află un substantiv propriu sau dacă la poziția +1 se află un adjectiv (A), adverb (R) sau numeral (M) și la

³²Etichetele EMSD sunt extensii ale etichetelor MSD și au fost introduse de autor pentru a descrie entitățile recunoscute de TTL (vezi anexa A).

³³Care are o cardinalitate cu mult redusă față de mulțimea MSD.

³⁴Față de poziția ambiguă. În această fază, textul este o listă de perechi unitate lexicală, MSD sau unitate lexicală, MSD-uri dacă avem ambiguitate.

```

choose ^Di..#$ if
  +1 Nc.# or
  +1 ^Np or
  +1 ^[ARM] and +2 Nc.# or
  +1 ^[ARM] and +2 ^Np or
  +1 ^[ARM] and +2 ^[ARM] and +3 Nc.#
end

```

Figura 2.8: Regulă pentru a rezolva ambiguitatea de MSD Di.../Pi....

poziția +2 se află un substantiv comun care se acordă cu determinatorul după număr, etc.

Dacă un cuvânt nu se află în lexicon, TTL încearcă să îi ghicească MSD-ul construind un model de sufixe similar cu cel descris mai sus implementat de TnT. O metodă mai adecvată care utilizează Principiul Entropiei Maxime atât pentru a asigura MSD-urile cuvintelor necunoscute cât și pentru a rezolva ambiguitățile de MSD-uri, este descrisă în [14].

2.1.5 Lematizarea

Lematizarea³⁵ este o operație de normalizare a formei ocurente a unui cuvânt, normalizare care elimină orice tip de flexiune din forma ocurentă a cuvântului. Este operația care transformă orice formă ocurentă a unui cuvânt într-o formă standard care de obicei este adoptată de dicționare. Lematizarea nu trebuie confundată cu indentificarea rădăcinii cuvântului³⁶ (vezi de exemplu algoritmul din [85]) pentru că de exemplu “connecting” are lema “connect” dar “connections” are lema “connection” și nu “connect” care este rădăcina cuvântului.

În literatura de specialitate lematizarea se face folosind reguli de eliminare a flexiunilor achiziționate automat ([84, 68]) sau nu ([81]) care transformă forma ocurentă a unui cuvânt în lema. În [68], regulile de lematizare sunt văzute ca niște clase în care toate formele ocurente care se lematizează cu regula respectivă se încadrează. Totuși în lucrarea menționată nu se ține cont de eticheta morfosintactică a cuvântului dar în schimb, contextul cuvântului, o fereastră de 7 cuvinte centrată în cuvântul de lematizat, se ia în conside-

³⁵ “Lemmatization” în engleză.

³⁶ Operație care în engleză se numește “stemming”.

rare pentru operația de lematizare, lucru menit să suplinească parțial lipsa etichetei morfosintactice.

Operația de lematizare urmează adnotarea cu etichete morfosintactice pentru că lema unui cuvânt depinde de categoria gramaticală a acestuia iar categoria gramaticală a unui cuvânt depinde la rândul ei de contextul de apariție a cuvântului. TTL se bazează pe un model de lematizare extras automat dintr-un lexicon care conține pentru fiecare formă ocurentă a unui cuvânt, lema și MSD-ul acestuia (care prin corespondența descrisă în secțiunea anterioară poate fi transformat în CTAG-ul corespunzător, vezi figura 2.9). Acest model conține pentru fiecare etichetă CTAG t_j (din mulțimea de etichete care aparțin clasei părților de vorbire care flexionează) două componente:

- o mulțime de reguli care dacă sunt aplicate pe o formă ocurentă a unui cuvânt produc lema acestuia. Aceste reguli sunt extrase automat astfel: pentru fiecare triplu formă ocurentă, lema, etichetă CTAG, $\langle w_i, l_i, t_j \rangle$, se determină secvența LCS (“Longest Common Subsequence”, vezi [36]) între w_i și l_i . Dacă LCS are lungimea mai mare sau egală cu jumătatea lungimii lui w_i ,³⁷ atunci aceasta se înlocuiește cu șirul de caractere “{LCS}” atât în w_i cât și în l_i rezultând regula

$$p_{w_i}\{LCS\}s_{w_i} \rightarrow p_{l_i}\{LCS\}s_{l_i}$$

Această regulă precizează că dacă din forma ocurentă (care a fost adnotată cu eticheta morfosintactică t_j) se elimină prefixul p_{w_i} și/sau sufixul s_{w_i} și se adaugă la șirul de caractere rămas prefixul p_{l_i} și/sau sufixul s_{l_i} ,³⁸ se obține o lema posibilă a formei ocurente (vezi figura 2.10).

- un model Markov (vezi [57, pag. 317]) antrenat pe lemele formelor ocurente cu eticheta morfosintactică t_j . Stările automatului sunt date de secvențe de 4 caractere iar probabilitățile de tranziție se calculează cu relația de interpolare liniară Jelinek-Mercer (pentru calculul parametrilor $\lambda_i, i \in \{1, 2, 3, 4\}$, vezi [7]). Acest model va fi folosit pentru a ordona lemele candidate ale unei forme ocurente.

Algoritmul de lematizare așteaptă la intrare o listă de cuvinte, fiecare cuvânt având asociat CTAG-ul corespunzător. Dacă S este o listă de perechi formă ocurentă, CTAG $\langle w_i, t_i \rangle$, algoritmul de lematizare urmează pașii:

³⁷Dacă nu se întâmplă acest lucru, lematizarea nu se poate face printr-o regulă și acest caz reprezintă deci o excepție. De exemplu în engleză avem plurale neregulate cum ar fi ”goose” singular, ”geese” plural. Între cele două forme LCS este ”se” care nu este rădăcina cuvântului. Această condiție încearcă să garanteze că atunci când se găsește LCS aceasta conține rădăcina cuvântului.

³⁸Oricare din $p_{w_i}, s_{w_i}, p_{l_i}, s_{l_i}$ poate fi egal cu șirul vid.

Formă ocurentă	Lemă	MSD	CTAG
aramă	aramă	Ncfsrn	NSRN
arama	aramă	Ncfsry	NSRY
aramē	aramă	Ncfp-n	NPN
aramē	aramă	Ncfson	NSON
aramēi	aramă	Ncfsoy	NSOY
aramele	aramă	Ncfpry	NPRY
aramelor	aramă	Ncfpoy	NPOY

Figura 2.9: Formele flexionare ale substantivului “aramă”.

1. dacă forma ocurentă a cuvântului w_i este întâlnită în lexicon extrage lema din intrarea respectivă folosind cheia $\langle w_i, t_i \rangle$; dacă lema nu este unică, alege cea mai frecventă lema dintr-o listă de frecvențe pentru leme³⁹.
2. aplică toate regulile de lematizare specifice etichetei t_i și obține o listă de leme candidate. Ordonează descrescător această listă după probabilitățile furnizate de modelul Markov pentru eticheta t_i și extrage lema din capul listei. De exemplu, pentru perechea “cartea/NSRY” lemele candidate date de regulile din figura 2.10 (în ordinea din figură de sus în jos) sunt: $\langle \text{“-”, “carteă”, “carte”, “cartee”} \rangle$. Ne așteptăm ca pozițiile 2 și 4 din lista anterioară să fie foarte puțin probabile pentru limba română pentru că secvențele de 4 caractere “teă<” și “tee<” la sfârșit de lema sunt practic inexistente în modelul Markov pentru CTAG-ul “NSRY” (“<” indică sfârșit de lema și este un caracter de control inserat).

La selecția lemei candidate în pasul 2 de mai sus, modelul Markov tinde să aleagă lema cu lungimea cea mai mică pentru că pentru o lema l cu n caractere, probabilitatea furnizată de model este:

$$p(l) = p(c_1, c_2, \dots, c_n) = \prod_{i=1}^{n+1} p(c_i | c_{i-3}, c_{i-2}, c_{i-1})$$

unde c_{-2}, c_{-1}, c_0 și c_{n+1} sunt caractere inserate (nu fac parte din lema) care marchează începutul respectiv sfârșitul lemei. Se observă că cu cât n este

³⁹Dacă lema nu este unică ca în cazul “copii” cu lemele “copil” și “copie” atunci pentru a extrage lema potrivită avem nevoie de DSA iar pentru a putea face DSA avem nevoie de lema. Această dependență mutuală este rezolvată la nivelul lematizării.

CTAG	Regulă	Frecvență	Exemplu
NSRY	$\{\text{LCS}\}_{\text{ul}} \rightarrow \{\text{LCS}\}$	6732	băiatul $\rightarrow$ băiat
NSRY	$\{\text{LCS}\}_{\text{a}} \rightarrow \{\text{LCS}\}_{\text{ă}}$	4307	mașina $\rightarrow$ mașină
NSRY	$\{\text{LCS}\}_{\text{a}} \rightarrow \{\text{LCS}\}$	3525	cartea $\rightarrow$ carte
NSRY	$\{\text{LCS}\}_{\text{a}} \rightarrow \{\text{LCS}\}_{\text{e}}$	1540	colecția $\rightarrow$ colecție

Figura 2.10: Reguli de lematizare pentru un substantiv singular, articulat, nominativ/acuzativ.

mai mare, $p(l)$ este mai mică pentru că avem un produs de numere subunitare. Pentru a atenua această tendință am introdus în procesul de selecție și frecvența regulii care a produs lema candidată (vezi figura 2.10) și în consecință, am decis să introducem următoarea combinație de euristici în locul punctului 2 de mai sus:

1. generează două leme: una cu modelul Markov (pasul 2 de mai sus), l_{MM} și cea de-a doua prin aplicarea celei mai frecvente reguli pentru eticheta t_i , l_{FRQ} ; dacă $l_{MM} = l_{FRQ} = l$, alege lema l .
2. la antrenare, pentru fiecare etichetă t_j pentru care se construiește modelul de lematizare, evaluează precizia euristicilor MM și FRQ separat și împreună pe N tripluri $\langle w_i, l_i, t_j \rangle$. Fie c numărul de cazuri în care MM și FRQ au dat aceeași lema corectă, a numărul de cazuri în care MM a dat lema corectă și b numărul de cazuri în care FRQ a dat lema corectă. Atunci, $x = a - c$ este numărul de cazuri în care MM a dat lema corectă iar FRQ nu și $y = b - c$ este numărul de cazuri în care FRQ a dat lema corectă iar MM nu.
3. fie probabilitățile:
 - probabilitatea ca MM să furnizeze lema corectă dacă FRQ nu a dat-o ($l_{MM} \neq l_{FRQ}$): $p(MM|\neg FRQ) = \frac{x/N}{(N-b)/N} = \frac{x}{N-c-y}$
 - probabilitatea ca MM să furnizeze lema greșită dacă FRQ a dat lema corectă ($l_{MM} \neq l_{FRQ}$): $p(\neg MM|FRQ) = \frac{y/N}{b/N} = \frac{y}{c+y}$
4. dacă $p(MM|\neg FRQ) > p(\neg MM|FRQ)$ alege lema l_{MM} ; în caz contrar alege l_{FRQ} .

Acest mecanism asigură selecția automată a euristicii optime pentru fiecare CTAG.

În tabelul 2.1 se află rezultatele lematizării statistice a câte 1000 (română) respectiv 200 (engleză) de forme ocurente care au un CTAG inclus în modelul de lematizare. Notăm că rezultatele date sunt lematizări ale unor cuvinte necunoscute (care nu se află în lexicon⁴⁰). Preciziile de 100% apar din cauză că exemplele sunt puține (până în 10) și se rezolvă toate cu aceeași regulă. De asemenea performanța slabă a algoritmului de lematizare în engleză pentru verbele la participiu trecut (PPAS) poate fi explicată prin faptul că mulțimea de test a conținut și verbe neregulate pentru care lematizarea pe bază de prefixe și sufixe este practic inaplicabilă. Un rezultat surprinzător se înregistrează la lematizarea participiilor prezente (PPRE) în engleză unde majoritatea erorilor se datorează faptului că regula cea mai frecventă în acest caz este înlăturarea sufixului “ing” în detrimentul celei care pe lângă această operație mai adaugă sufixul “e”. Astfel verbe ca “breathing”, “seizing” sunt lematizate incorect ca “breath” sau “seiz” în loc de “breathe” și “seize”.

În română remarcăm un prim rezultat slab în dreptul adjectivelor singulare, nearticulate (ASN) care poate fi explicat prin faptul că în lexiconul românesc adjectivele sunt lematizate întotdeauna la forma de masculin, singular, nearticulat. Deci “frumoasă” are lema “frumos” iar această transformare nu este atât de regulată pe cât ne-am fi așteptat. Alte rezultate slabe apar în dreptul substantivelor comune, plural (NPN, NPOY, NPRY) în care regula cea mai frecventă furnizează leme incorecte cu lungime mai mică, leme care sunt agreate și de modelul Markov conform observațiilor pe care le-am făcut mai sus.

2.2 SemCor2.0: O versiune adnotată în limba română

SemCor ([67]) este un corpus de limbă engleză (americană) adnotat cu etichete de sens din WordNet 1.6 ([66]). Corpusul care a fost adnotat este corpusul Brown ([50]), un corpus balansat care conține articole din presă, literatură, texte științifice și religioase. Este un corpus de mici dimensiuni (1014312 de cuvinte, [28]) după standardele actuale dar care este foarte important pentru cercetările de DSA pentru că este practic singurul corpus disponibil pentru antrenarea algoritmilor de DSA asistată și pentru testarea oricărui tip de algoritm de DSA. Există numeroase lucrări de DSA care fie raportează rezultate de precizie calculate pe acest corpus, fie îl folosesc la antrenare (de exemplu, [74, 97, 19, 63, 65]).

⁴⁰De fapt am antrenat modelele de lematizare pe lexicoanele existente din care am extras în prealabil datele de test.

Română		Engleză	
CTAG	Precizie	CTAG	Precizie
APN	93.4%	NNS	83.5%
APOY	96.5%	PAST	71.5%
APRY	96%	PAST1	100%
ASN	50.2%	PAST2	100%
ASON	93.6%	PAST3	75%
ASOY	97.8%	PPAS	65.5%
ASRY	95.8%	PPRE	66.5%
ASVN	100%	VERB3	89%
ASVY	99%	Media	81.375%
NPN	56.5%		
NPOY	52.9%		
NPRY	56.3%		
NPVY	100%		
NSON	88.5%		
NSOY	80.2%		
NSRY	75.8%		
NSVN	50%		
NSVY	82.9%		
V1	90.4%		
V2	82.6%		
V3	75.8%		
VG	84.8%		
VPPF	88%		
VPPM	89.5%		
VPSF	86.2%		
VPSM	91.9%		
Media	82.869%		

Tabela 2.1: Rezultatele lematizării pentru română și engleză.

Așa cum este descris în [67], SemCor a fost adnotat cu etichete morfo-sintactice cu adnotatorul Brill ([8]) iar adnotarea semantică a fost realizată urmând metoda secvențială: cuvânt cu cuvânt, frază cu frază în ordinea apariției în corpus. Lexicografii au folosit o interfață grafică (ConText) dezvoltată special pentru activitatea de adnotare semantică. Această interfață afișează pentru fiecare cuvânt conținut⁴¹, sensurile din WordNet⁴² corespunzătoare părții sale de vorbire în context. Rezultatul adnotării îl reprezintă pointerul către sensul din WordNet care se potrivește în context.

Traducerea în limba română ([55, 60]) a SemCor-ului a fost realizată astfel încât să se obțină o exprimare cursivă în limba română respectându-se pe cât posibil ordinea cuvintelor din engleză. Acest lucru a fost impus traducătorilor pentru a facilita o aliniere lexicală cât mai bună între engleză și română. Corpusul a fost aliniat la nivel de cuvânt cu aliniatorul lexical **YAWA** (pentru o descriere a lui vezi capitolul 3 și [118]) pentru a se putea trece la transferul adnotărilor de sens din engleză în română. Pașii de prelucrare a corpusului paralel englez-român sunt următorii:

- adnotarea morfosintactică și lematizarea ambelor părți cu TTL întrucât YAWA funcționează pe texte paralele adnotate morfosintactic (cu etichete compatibile MULTTEXT-East) și lematizate.
- alinierea lexicală cu YAWA în vederea transferului de sensuri.
- transferul de sensuri folosind alinierea lexicală și corespondența dintre rețeaua semantică a limbii engleze PWN2.0 și cea a limbii române ROWN2.0.

2.2.1 Adnotarea textului englezesc din SemCor2.0

Așa cum am afirmat, partea engleză a corpusului a fost adnotată inițial cu adnotatorul morfosintactic al lui Brill însă la o primă inspecție a acestei adnotări s-au observat multe greșeli de adnotare (vezi [83] pentru observații similare). De exemplu, în primul fișier al corpusului, **br-a01**, în propoziția numărul 2, întâlnim adnotările din figura 2.11. Totuși, așa cum se raportează și în [83], erorile cele mai frecvente sunt observate la nivelul cuvintelor funcționale⁴³ lucru care este explicabil prin faptul că adnotarea cu sensuri s-a făcut la nivelul cuvintelor conținut ale căror etichete morfosintactice au fost

⁴¹Substantiv, adjectiv, verb sau adverb.

⁴²Se afișează sinseturile în care cuvântul este un literal împreună cu glosele asociate. Vezi secțiunea următoare pentru definițiile acestor termeni.

⁴³Un cuvânt care nu este cuvânt conținut, adică substantiv, adjectiv, verb sau adverb.

```

      <wf cmd=ignore pos=IN>for</wf>
      <wf cmd=ignore pos=DT>the</wf>
      <wf cmd=done pos=NN lemma=manner
        wnsn=1 lexs=1:07:02:>manner</wf>
->      <wf cmd=done pos=RB ot=notag>in</wf>
->      <wf cmd=done pos=RB ot=notag>which</wf>
      <wf cmd=ignore pos=DT>the</wf>
      <wf cmd=done pos=NN lemma=election
        wnsn=1 lexs=1:04:01:>election</wf>
      <wf cmd=done pos=VBD ot=notag>was</wf>
      <wf cmd=done pos=VB lemma=conduct
        wnsn=1 lexs=2:41:00:>conducted</wf>
      <punc>.</punc>

```

Figura 2.11: “in” este adnotat ca adverb (RB) când ar fi trebuit să fie prepoziție (IN); “which” este adverb (!) când această parte de vorbire nici nu se află în clasa sa de ambiguitate. Aici ar fi trebuit să fie pronume relativ (WP).

probabil corectate acolo unde a fost nevoie pentru a se putea atribui corect sensul.

O a doua problemă cu privire la partea de limbă engleză a corpusului a constituit-o formarea expresiilor. Sunt trei tipuri de expresii în engleză: unele care există în PWN2.0 și sunt recunoscute corect în contextul lor de apariție, altele care există în PWN2.0 dar care nu formează expresii în contextul dat și expresii care deși sunt marcate ca atare în text, nu există în PWN2.0. În total, în engleză există 14561 de expresii unice recunoscute (marcate cu “_”). În tabelul 2.2 sunt expuse primele 62 de expresii din engleză după rangul de frecvență. Dintre acestea, de exemplu, “of_this”, “in_which”, “of_it” corespundătoare exemplelor

(2.4) ... the size of_this city ...

(2.5) ... a resonant circuit in_which the capacitor ...

(2.6) The name of_it (RB!) is Gore_Court, ...

nu există în PWN2.0. Putem găsi o justificare la nivel sintactic pentru “of_this” ca fiind un determinant cu cazul marcat de prepoziție (s-ar traduce în română cu “acestui/acestei”) și pentru “of_it” ca fiind un determinant posesiv (în română “lui/ei”) dar care este adnotat ca adverb.

Oricum pentru că etichetele morfosintactice ale acestor expresii sunt în marea majoritate a cazurilor greșite și pentru că aceste echivalențe sunt lăsate spre rezolvare aliniatorului lexical, am decis să eliminăm toate expresiile care nu se regăsesc în PWN2.0 exceptând acele expresii care erau adnotate ca entități: grup, locație, persoană (de exemplu “`du_Pont`” care are eticheta de sens “`group(1)`”, adică “`any number of entities (members) considered as a unit`” – definiție din PWN2.0).

Tot în tabelul 2.2 remarcăm expresia “`in_this`” al cărei unic sens de adverb în PWN2.0 este

```
therein, in_this, in that -- ((formal) in or into that thing or place;
    "they can read therein what our plans are")
```

dar care în exemple de tipul

(2.7) ... I ever saw `in_this` county ...

(2.8) ... which is so vividly real `in_this` play.

nu reprezintă expresia cu sensul citat ci succesiunea de prepoziție, determinant demonstrativ. Pe parcursul a două luni, autorul a verificat toate “expresiile” suspecte de a nu fi expresii în contextul lor care aveau o frecvență de apariție de cel puțin 10. Candidații s-au selectat din expresii care conțineau cel puțin un cuvânt funcțional (prepoziție, determinant, etc.).

După ce etapa de corectare a expresiilor s-a încheiat, s-a trecut la adnotarea morfosintactică și lematizarea textului. Adnotatorul morfosintactic din TTL s-a antrenat pe fracțiunea în limba engleză a corpusului multilingv 1984 ([100]). În plus, toate cuvintele necunoscute din SemCor2.0 (care nu apar în 1984) au fost adăugate la lexiconul de engleză (extras inițial din 1984) fiecare împreună cu lema și MSD-ul asociat. Informația de lema este dată de PWN2.0 iar MSD-ul este derivat cu ajutorul unui analizor morfologic rudimentar cu expresii regulate care asociază terminațiile formelor ocurente cu MSD-urile corespunzătoare. De exemplu dacă “`booking`” nu apare în lexicon, PWN2.0 ne dă două leme: “`booking`” ca substantiv și “`book`” ca verb. Pentru că substantivul nu se termină în “`s|es`”, avem MSD-ul “`Ncns`” (singular, neutru) iar verbul, pentru că se termină în “`ing`” primește MSD-ul “`Vmg`” (gerunziu). Cu aceste adăugiri, lexiconul de engleză s-a mărit cu aproximativ 64000 de forme ocurente necunoscute și a fost și el inclus în antrenarea adnotatorului morfosintactic și a lematizatorului.

Adnotarea morfosintactică pe partea de engleză a corpusului SemCor2.0 (să o denumim SemCor2.0-en) a fost apoi corectată de autor pe parcursul a aproximativ 4 săptămâni⁴⁴ folosind tehnica antrenării pe datele de test⁴⁵

⁴⁴SemCor2.0-en are 778400 de unități lexicale incluzând aici și punctuația.

⁴⁵În engleză, “biased evaluation”.

Frecvență	Expresie	Frecvență	Expresie
229	United_States	64	had_to
217	a_few	63	many_of
210	of_this	59	that_is
201	more_than	59	as_well_as
194	at_least	58	think_of
168	New_York	58	In_addition
163	in_this	56	Of_course
156	of_course	55	fiscal_year
151	going_to	53	up_to
147	a_little	52	too_much
134	not_only	52	in_order
128	as_well	49	President_Kennedy
126	such_as	47	thought_of
126	per_cent	47	of_that
126	in_which	47	in_front
117	U._S.	47	a_couple_of
115	at_all	46	sort_of
114	the_most	44	of_which
110	and_then	44	in_terms_of
99	all_of	44	United_Nations
98	most_of	43	set_up
96	so_that	43	du_Pont
96	rather_than	42	all_right
86	Rhode_Island	42	a_bit
78	for_example	41	at_the_same_time
77	have_to	41	all_over
76	of_it	40	so_much
76	kind_of	40	old_man
74	no_longer	40	high_school
67	in_fact	40	find_out
64	less_than	40	at_once

Tabela 2.2: Primele 62 de expresii ca rang de frecvență din SemCor-ul englezesc.

([121]). În final precizia adnotatorului morfosintactic antrenat și testat pe SemCor2.0-en a fost de aproximativ 99%. Concomitent cu corecțiile de etichete morfosintactice s-au corectat și lemele formelor ocurente care aveau eticheta morfosintactică greșită.

2.2.2 Adnotarea textului românesc din SemCor2.0

Au fost traduse 81 de fișiere din SemCor2.0 din totalul de 352 după cum urmează:

- br-a01, br-a02, br-a11 până la br-a15 inclusiv,
- br-b13, br-b20,
- br-c01, br-c02, br-c04,
- br-d01 până la br-d04 inclusiv,
- br-e01, br-e02, br-e04, br-e21, br-e24, br-e29,
- br-f03, br-f10, br-f19, br-f43,
- br-g01, br-g11, br-g15,
- br-h01,
- br-j01 până la br-j20 inclusiv, br-j23, br-j37, br-j52 până la br-j60 inclusiv, br-j70,
- br-k01 până la br-k19 inclusiv.

Traducerea românească a corpusului (să o numim SemCor2.0-ro) s-a făcut pe varianta inițială a textului SemCor2.0 și din această cauză toate expresiile forțate în engleză au fost traduse ca atare în limba română. În plus, traducătorii au introdus compuşii în limba română pentru a facilita alinierea lexicală:

- timpuri compuse, moduri ale verbelor: “a_spus”, “au_făcut”, “va_pleca”, “ar_veni”, “să_fie”, etc.
- grade de comparație ale adjectivelor/adverbelor: “mai_frumos”, “cel_mai_tare”, etc.

- alți compuși: “un_personal cleric”, “la_1 ianuarie”, “comisia din_Fulton”, etc. din care unii pot fi justificați din punct de vedere sintactic, alții nu⁴⁶.

Pentru că pe SemCor2.0 s-au operat corecturile menționate în secțiunea anterioară după ce traducerea românească a fost făcută (rezultând SemCor2.0-en), a fost necesară o procesare similară a SemCor2.0-ro astfel încât:

- expresiile din engleză să rămână traduse cu expresii românești acolo unde acest lucru s-a întâmplat;
- expresiile forțate din română să dispară.

Traducătorii nu au fost familiarizați cu procedeul de aliniere lexicală iar din această cauză, am fost obligați să eliminăm toți compuşii pe care aceştia i-au introdus crezând că ușurează procesul de aliniere: am eliminat de exemplu compuşii care exprimau timpuri compuse și moduri ale verbelor pentru că YAWA aliniază automat verbele auxiliare din română la corespondentele lor din engleză sau în cazul în care acestea nu există, la verbul predicativ. Am eliminat de asemenea toți compuşii care în opinia noastră nu aveau o justificare de natură morfologică și/sau sintactică fie pentru limba română, fie pentru traducerea lor în engleză. O mențiune specială o facem la adresa expresiilor din engleză care reprezintă nume de entități (persoană, grup sau locație) care în limba română fie au fost traduse ca expresii⁴⁷, fie au fost lăsate neschimbate⁴⁸, fie au fost traduse dar nu ca expresii⁴⁹.

După corecțiile operate pe SemCor2.0-ro cu privire la expresii și compuşii⁵⁰, dintr-un număr de 8685 de compuşii⁵¹ unici care apăreau în varianta inițială a SemCor2.0-ro au mai rămas 3433 în varianta editată. Toți acești compuşii au fost adăugați la resursele de limba română ale modulului TTL pentru a putea fi recunoscuți la viitoarele procesări.

Adnotarea morfosintactică și lematizarea corpusului SemCor2.0-ro au fost obținute de asemenea cu modulul TTL. În ce privește adnotarea morfosintactică, TTL s-a antrenat pe corpusurile românești 1984, Republica și Ziare ([100]) și pe partea în limba română a corpusului NAACL ([64]). Lematizorul a fost antrenat pe lexiconul românesc de forme ocurente care conține

⁴⁶Cel puțin în opinia autorului.

⁴⁷i.e. “Fulton_Superior_Court” a fost tradus cu “Curtea_Superioară-din-Fulton”.

⁴⁸În general numele de persoane și de locații nu au fost traduse.

⁴⁹Vezi “Fulton_County_Grand_Jury” cu “Marele Juriu din Fulton”.

⁵⁰Orice expresie este un compus, însă reciproca nu e valabilă. Compușii sunt acele unități lexicale care sunt marcate în text cu caracterul “_”.

⁵¹În formă ocurentă. Aici se includ și expresiile.

aproximativ 570000 de înregistrări (o fracțiune din acest lexicon este expusă în figura 2.9). Corectura adnotării morfosintactice s-a bazat pe aceeași tehnică a antrenării pe datele de test iar rezultatul testării a indicat o precizie de peste 99%.

2.2.3 Transferul sensurilor din engleză în română

SemCor2.0 a fost inițial adnotat morfosintactic cu adnotatorul lui Brill (să numim această variantă a corpusului SC20-en-Brill) iar aceste etichete morfosintactice au stat apoi la baza adnotării semantice. Textele SemCor2.0-en și SemCor2.0-ro au fost însă prelucrate cu TTL și apoi corectate (fie aceste corpusuri SC20-en-TTL și SC20-ro-TTL) astfel încât pe corpusul paralel să se poată rula aliniatorul lexical YAWA. Readnotarea morfosintactică și relematizarea corpusului SC20-en-Brill a introdus astfel o nouă problemă pe lângă problema de transfer interlingual: transferul de sensuri din SC20-en-Brill în SC20-en-TTL. În efectuarea acestui prim transfer de sensuri ne interesează numai cuvintele conținut (numai ele sunt adnotate semantic) iar identitatea de etichete morfosintactice este dată de o echivalență de clase ale părților de vorbire:

- substantive: Brill NN $\Leftrightarrow$ MSD N,
- verbe: Brill VB $\Leftrightarrow$ MSD Vm,
- adjective: Brill JJ $\Leftrightarrow$ MSD Af și
- adverbe: Brill RB $\Leftrightarrow$ MSD R.

În consecință, pentru frazele s_{Brill}^i din SC20-en-Brill și corespondenta acesteia din SC20-en-TTL, s_{TTL}^i , am întâlnit următoarele cazuri:

1. cuvintele w_{Brill}^j din s_{Brill}^i și w_{TTL}^j din s_{TTL}^i au aceeași leamă și aceeași etichetă morfosintactică. În acest caz, copiază pur și simplu eticheta semantică de la w_{Brill}^j la w_{TTL}^j ;
2. cuvintele w_{Brill}^j din s_{Brill}^i și w_{TTL}^j din s_{TTL}^i au aceeași etichetă morfosintactică dar nu au aceeași leamă. În acest caz, copiază lema și eticheta semantică de la w_{Brill}^j la w_{TTL}^j ;
3. cuvintele w_{Brill}^j din s_{Brill}^i și w_{TTL}^j din s_{TTL}^i au aceeași leamă dar nu au aceeași etichetă morfosintactică. În acest caz, copiază eticheta morfosintactică și eticheta semantică de la w_{Brill}^j la w_{TTL}^j transformând eticheta morfosintactică Brill în etichetă morfosintactică MSD cu o tabelă de corespondență.

Caz de transfer	SC20-en-Brill	Procent	Transfer?
1. $l_{Brill}^j = l_{TTL}^j, t_{Brill}^j = t_{TTL}^j$	204386	88.90%	da
2. $l_{Brill}^j \neq l_{TTL}^j, t_{Brill}^j = t_{TTL}^j$	12020	5.23%	da
3. $l_{Brill}^j = l_{TTL}^j, t_{Brill}^j \neq t_{TTL}^j$	3813	1.66%	da
4. $l_{Brill}^j \neq l_{TTL}^j, t_{Brill}^j \neq t_{TTL}^j$	2614	1.14%	nu
5. $w_{Brill}^j \notin s_{TTL}^i$	7061	3.07%	nu
TOTAL	220219	95.79%	da

Tabela 2.3: Transferul de etichete semantice SC20-en-Brill-SC20-en-TTL

4. cuvintele w_{Brill}^j din s_{Brill}^i și w_{TTL}^j din s_{TTL}^i nu au nici aceeași leamă, nici aceeași etichetă morfosintactică. În acest caz am creditat adnotarea TTL și nu am transferat eticheta semantică a lui w_{Brill}^j ;
5. cuvântul w_{Brill}^j nu se află în fraza s_{TTL}^i . Acest lucru se întâmplă datorită faptului că din SC20-en-Brill au fost eliminate expresii (vezi subsecțiunea 2.2.1) care nu se mai regăsesc în SC20-en-TTL.

În tabela 2.3 este cuantificat transferul de etichete semantice din corpusul SC20-en-Brill în varianta TTL a lui, SC20-en-TTL. În total, în SC20-en-Brill există 229894 de adnotări cu etichete semantice ale cuvintelor conținut. Din acestea, urmând pașii de mai sus s-au importat în SC20-en-TTL 220219 de adnotări care reprezintă un procent de aproximativ 95.79% din mulțimea inițială de adnotări. Trebuie notat că numărul mare de leme diferite în cazul de transfer 2 se datorează faptului că în SC20-en-Brill, entitățile sunt lematizate ca “group”, “person” sau “location” – în total 8608 de astfel de adnotări, pe când TTL le lematizează automat la forma ocurentă.

În figura 2.13 sunt prezentate primele 10 diferențe de leamă (ca rang de frecvență) care au pus probleme transferului de sens. Cele mai multe se datorează modului de lematizare al modului TTL care pentru comparati-vele adjectivelor și adverbilor furnizează ca leamă forma pozitivă a acestora. În PWN2.0, există atât formele pozitive ale adjectivelor și adverbilor cât și formele lor de comparativ și superlativ. De exemplu pentru “much”, avem intrările din figura 2.12. Dacă adjectivul “more” apare în text și este comparativul lui “much”, el primește sensul numărul 1 al literalului “more” și nu al literalului “much”.

much(1) -- ((quantifier used with mass nouns)
great in quantity or degree or extent)
more(1), more_than(1) -- ((comparative of ‘much’ used with mass nouns)
a quantifier meaning greater in size or amount or extent or degree)
most(1) -- (the superlative of ‘much’ that can be used with mass nouns
and is usually preceded by ‘the’; a quantifier meaning the greatest in
amount or extent or degree)

Figura 2.12: Adjectivul “much” în Princeton WordNet 2.0.

Frecvență	SC20-en-Brill	SC20-en-TTL
112	more/more(1)/RB	more/much/Rmc
72	best/best(1)/JJ	best/good/Afs
50	better/better(1)/JJ	better/good/Afc
48	larger/larger(1)/JJ	larger/large/Afc
44	more/more(1)/JJ	more/much/Afc
41	greater/greater(1)/JJ	greater/great/Afc
31	smaller/smaller(1)/JJ	smaller/small/Afc
28	services/services(1)/NN	services/service/Ncnp
27	steps/steps(1)/NN	steps/step/Ncnp
26	words/words(1)/NN	words/word/Ncnp

Figura 2.13: Exemple de diferențe în cazul de transfer 2 (leme diferite).

Frecvență	SC20-en-Brill	SC20-en-TTL
42	today/today(1)/NN	today/today/Rmp
42	more/more(1)/JJ	more/more/Rsc
40	much/much(1)/JJ	much/much/Rmp
38	latter/latter(1)/JJ	latter/latter/Ncns
34	only/only(1)/JJ	only/only/Rmp
30	else/else(1)/RB	else/else/Afp
30	alone/alone(1)/RB	alone/alone/Afp
25	such/such(1)/RB	such/such/Afp
25	much/much(1)/NN	much/much/Rmp
24	public/public(1)/NN	public/public/Afp

Figura 2.14: Exemple de diferențe în cazul de transfer 3 (etichete morfosin-tactice diferite).

După ce am obținut corpusul SC20-en-TTL adnotat cu sensuri⁵², am aliniat lexical cele două jumătăți ale corpusului, SC20-en-TTL și SC20-ro-TTL, în vederea efectuării celui de-al doilea transfer semantic: transferul sensurilor din engleză în română. Aliniatorul lexical folosit a fost YAWA, program care furnizează alinieri multicuvânt de $m : n$. Nu vom descrie aici procedeul de aliniere lexicală (acesta se poate afla din [118] și este de asemenea dat în capitolul 3) și vom considera că alinierea lexicală ne furnizează o listă de alinieri pentru fiecare pereche de fraze din corpusul paralel. Fie două fraze s_i^{en} și s_i^{ro} din unitatea de traducere⁵³ i a corpusului paralel SemCor2.0. Fiecare cuvânt w_j^{en} din s_i^{en} are asociată o listă L_j^{ro} de cuvinte românești care se aliniază la el. Această listă poate să fie vidă sau nu. Dacă l_j^{en} , t_j^{en} și n_j^{en} sunt lema, eticheta morfosintactică și respectiv eticheta de sens a cuvântului w_j^{en} (adoptăm aceleași notații și pentru română), atunci algoritmul de transfer semantic din engleză în română funcționează astfel:

1. extrage lista A_j^{ro} din L_j^{ro} astfel încât pentru fiecare cuvânt w_k^{ro} din A_j^{ro} , $t_k^{ro} = t_j^{en}$ (egalitatea semnifică de fapt numai identitatea părților de vorbire);
2. pentru fiecare triplu $\langle l_j^{en}, l_k^{ro}, t_j^{en} \rangle$, (l_k^{ro} fiind lema cuvântului w_k^{ro} din A_j^{ro}) aplică algoritmul **WSDTool** (vezi [119, 42, 116] și capitolul 3, pagina 61, punctul 2) și obține o mulțime S_k , $k = 1 \dots |A_j^{ro}|$ de etichete de sens aplicabile atât lui w_j^{en} cât și lui w_k^{ro} ; aici întâlnim mai multe cazuri (vezi următoarea secțiune și capitolul 3 pentru detalii și terminologie):
 - l_j^{en} și l_k^{ro} aparțin unor sinseturi care sunt în corespondență având aceeași etichetă de sens – numim acest lucru o *corespondență directă* sau CD;
 - l_j^{en} și l_k^{ro} aparțin unor sinseturi care nu sunt în corespondență directă dar între care se poate găsi o cale de cel mult N legături ($0 \leq N \leq 2$) în ierarhia semantică – avem atunci o *corespondență indirectă* sau CI;
 - eticheta de sens n_j^{en} nu se află în rețeaua semantică lexicală a limbii române ROWN2.0, caz în care sinsetul corespunzător *nu este implementat* în română: SSNEI;

⁵²Am folosit termenii de “(etichetă de) sens” și “etichetă semantică” ca sinonimi în această subsecțiune. Ei se referă la pointerul către înțelesul din PWN2.0 care este aplicabil în context.

⁵³O unitate de traducere este un fragment al corpusului care conține fraza sau paragraful sursă și traducerea acesteia/acestui în limba/limbile corpusului.

- deși eticheta de sens n_j^{en} se află în rețeaua semantică lexicală a limbii române ROWN2.0, lema l_k^{ro} nu se află în sinsetul românesc corepunzător acestei etichete, caz în care avem un *sinset incomplet*: SSINC.
3. dacă $n_j^{en} \in S_k$, adaugă eticheta de sens n_j^{en} la adnotarea semantică a cuvântului w_k^{ro} .

Pentru că folosim corespondența dintre rețelele semantice lexice ale limbii engleze și române și pentru că structurile acestora sunt diferite în funcție de categoria gramaticală, avem nevoie de perechi de cuvinte aliniate care să aibă aceeași categorie gramaticală. La pasul 2, eticheta de sens poate fi comună pentru că ea reprezintă de fapt un identificator de înțeles (vezi următoarea secțiune pentru detalii). În pasul 3 putem întâlni situații în care mai multe cuvinte englezești să se alinieze la unul românesc și astfel să avem mai multe etichete de sens pentru cuvântul românesc deși acest lucru nu s-a întâmplat în practică.

Câteva statistici ale corpusului paralel englez-român SemCor2.0 cât și ale transferului de sensuri din SemCor2.0-en-TTL în SemCor2.0-ro-TTL sunt redate în tabelele 2.4 și 2.5. În tabela 2.4 avem o statistică a corpusului paralel englez-român SemCor2.0 în ansamblu și pe categoriile gramaticale ale cuvintelor conținut. Frecvențele sunt absolute iar procentul este calculat ca numărul de cuvinte conținut adnotate pe numărul de cuvinte conținut din corpus. În tabela 2.5, procentele sunt calculate din numărul total de cuvinte conținut existente în română: 88874. Trebuie menționat faptul că alinierea lexicală de la engleză la română nu a fost corectată de un expert iar în această situație, frecvențele de sinset incomplet, respectiv sinset neimplementat pot fi eronate. Totuși ținând cont de faptul că YAWA are o măsură a preciziei de aliniere în jurul procentului de 80% ([118]), putem afirma că cel puțin acest procent din cele două frecvențe sunt reale erori de tipul SSNEI și SSINC⁵⁴.

2.3 Rețeaua semantică a limbii române

Rețeaua semantică lexicală a limbii române, ROWN2.0 ([105, 106]) a luat naștere odată cu proiectul BalkaNet ([108]) finanțat de Comisia Europeană (IST-2000-29388) care își propunea să urmeze demersul EuroWordNet ([124]) și să dezvolte astfel o bază de date de rețele semantice lexice pentru cinci

⁵⁴ Această afirmație este susținută și de observația conform căreia precizia aliniatorului lexical YAWA pe cuvintele conținut (aliniere din română în engleză) este de fapt de aproximativ 90%.

	Unități lexicale	Cuvinte conținut	Adnotate	%
SemCor2.0				
engleză	178499	85552	79595	93.03%
română	175603	88874	48392	54.45%
Engleză				
substantive	41007	41007	38799	94.61%
adjective	12885	12885	12313	95.56%
adverbe	7973	7973	7264	91.10%
verbe	20634	20634	19435	94.18%
numerale	2994	2994	1738	58.04%
abrevieri	59	59	46	77.96%
TOTAL	85552	85552	79595	93.03%
Română				
substantive	41652	41652	26666	64.02%
adjective	12314	12314	2078	16.87%
adverbe	9420	9420	3249	34.49%
verbe	21915	21915	14396	65.69%
numerale	3324	3324	1858	55.89%
abrevieri	249	249	145	58.23%
TOTAL	88874	88874	48392	54.45%

Tabela 2.4: Corpusul paralel englez-român SemCor2.0.

	Ocurențe	Procent de transfer
Transfer reușit		
corespondență directă (CD)	37816	42.55%
corespondență indirectă (CI)	4487	5.05%
entități: group, person, location	4231	4.76%
numerale	1858	2.09%
TOTAL	48392	54.45%
Transfer nereușit		
alinieri nule	12814	14.42%
sinset incomplet (SSINC)	12044	13.55%
sinset neimplementat (SSNEI)	11930	13.42%
etichete morfosintactice diferite	3694	4.16%
TOTAL	40482	45.55%

Tabela 2.5: Situația transferului de sensuri în română.

limbi balcanice: bulgară, greacă, română, sârbă și turcă. În plus, rețeaua semantică a limbii cehe creată în proiectul EuroWordNet, avea să se extindă.

Prima rețea semantică lexicală a fost cea a limbii engleze și a fost dezvoltată de o echipă de cercetători de la universitatea Princeton din Statele Unite ale Americii coordonată de George Miller ([66]). A fost denumită sugestiv “WordNet”⁵⁵ pentru că simplificând lucrurile până la extrem, este în cele din urmă o rețea de (mulțimi de) cuvinte. WordNet adaugă încă trei principii la principiul de bază al semanticii lexicale oferind astfel o nouă viziune asupra organizării informației semantice din lexiconul mental:

1. (semantica lexicală) există o corespondență de $a : b$, $a, b \geq 1$ între cuvinte și înțelsuri (vezi figura 2.15);
2. (WordNet) *înțelesurile* cuvintelor sunt definite de serii sinonimice (sinseturi), adică de mulțimi de cuvinte care într-o serie anume au *sensuri* similare⁵⁶. Distincția înțeles/sens este aceeași deci cu cea dintre concept (general) și interpretare/accepțiune (viziune particulară a conceptului). De exemplu, în DEX98 ([18]), conceptul de “*vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă*” este exprimat prin: mașină/sens 3, autovehicul/sens 1 și automobil/sens 1. Definițiile sensurilor sunt:

- **mașină(3)**: autovehicul, automobil.
- **autovehicul(1)**: vehicul autopropulsat suspendat pe roți, șenile sau tălpi de alunecare, care servește la transportul oamenilor sau al bunurilor.
- **automobil(1)**: vehicul cu patru (rar, trei, șase) roți pneumatice, mișcat de un motor cu explozie internă, cu aburi, cu electricitate sau aer comprimat.

Cele trei sensuri sunt astfel plasate în sinsetul $\{\text{mașină}(3), \text{autovehicul}(1), \text{automobil}(1)\}$ pentru a desemna înțelesul (conceptul) de “*vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă*”.

3. (WordNet) *înțelesurile* cuvintelor sunt în relație unele cu altele;
4. (WordNet) relațiile conceptuale se diferențiază în funcție de categoriile gramaticale ale cuvintelor.

⁵⁵Princeton WordNet 2.0 (PWN2.0) este versiunea 2.0 a implementării conceptului WordNet.

⁵⁶Similaritatea se stabilește pentru o clasă de contexte și există dacă principiul substituției sinonimelor funcționează pentru oricare element al sinsetului.

Înțelesuri	Cuvinte				
	C_1	C_2	C_3	$\dots$	C_n
S_1	$E_{1,1}$	$E_{1,2}$			
S_2		$E_{2,2}$			
S_3		$E_{3,2}$	$E_{3,3}$		
$\vdots$				$\ddots$	
S_m					$E_{m,n}$

Figura 2.15: Matricea de corespondență între înțelesuri și cuvinte.

Înainte de a descrie ROWN2.0, este util să fixăm o anumită terminologie care va fi folosită în această secțiune:

- *literal*: este un cuvânt component al unui sinset. În matricea lexicală din figura 2.15 un literal este oricare din cuvintele $C_1, C_2, \dots, C_n$. De notat este faptul că literalul este de fapt forma standard de dicționar a unui cuvânt, deci lema acestuia.
- *sens* sau *înțeles*: în WordNet, spre deosebire de un dicționar convențional, putem pune semnul egal între sens și înțeles pentru că orice sens al unui literal se identifică cu sinsetul din care acesta face parte (sinsetul definește un concept și este o mulțime de sensuri similare, sensuri care la rândul lor se individualizează prin perechea literal, identificator de sens). Această egalitate elimină astfel deficiența dicționarelor convenționale care exprimă un același înțeles prin definiții (deci sensuri) diferite.
- *sinset* sau *concept*: o mulțime de literali în care fiecare literal este indexat de identificatorul său de sens. Din egalitatea sens, înțeles deducem că în WordNet putem identifica un concept și prin termenii: înțeles, sinset, sens al unui literal.
- *ILI*: din englezescul “Inter-Lingual Index”, este cheia unică cu care se indexează fiecare concept în WordNet⁵⁷. Rețeaua lexicală semantică poate astfel fi văzută și ca o tabelă a unei baze de date indexată după ILI.

⁵⁷În secțiunea anterioară am făcut referire la termenii “(eticheta de) sens” sau “etichetă semantică”. O astfel de etichetă este de fapt un ILI.

POS: **n**
 ILI: **ENG20-02853224-n**
 Synonyms: *automobil*(1), *autovehicul*(1), *mașină*(4)
 Definition: Vehicul cu patru (rar trei, șase) roți pneumatice, mișcat de un motor cu explozie internă, cu aburi, cu electricitate sau aer comprimat.

Figura 2.16: Conceptul de “*vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă*” în ROWN2.0.

POS: **n**
 ILI: **ENG20-02853224-n**
 Synonyms: *car*(1), *auto*(1), *automobile*(1), *machine*(4), *motorcar*(1)
 Definition: 4-wheeled motor vehicle; usually propelled by an internal combustion engine.

Figura 2.17: Conceptul de “*vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă*” în PWN2.0.

- *relație*: relațiile se stabilesc între conceptele rețelei semantice lexicale. În funcție de categoria gramaticală, există diverse relații care leagă între ele conceptele rețelei. De exemplu, pentru substantive între concepte se stabilește o relație de tip **subsumare** (relația $\sqsubset$ din logicile descriptive) numită *hiperonimie*: *hypernym*(a, b) indică faptul că a este hipernimul lui b , adică b moștenește toate proprietățile lui a la care adaugă proprietăți caracteristice pentru a se individualiza ca și concept. Exemplu: {*arbore*(1), *copac*(1), *pom*(1)} este hipernimul lui {*stejar*(1)}.

Prezentăm în figurile 2.16 și 2.17 intrările corespunzătoare conceptului de “*vehicul pe patru roți propulsat de un motor cu ardere internă*” din PWN2.0 și ROWN2.0. Categoria gramaticală a literalilor din sinset este substantiv (**n**). Cheia unică a acestui concept este **ENG20-02853224-n** iar sinsetul corespunzător poate fi extras dacă interogăm PWN2.0 sau ROWN2.0 după această cheie. În ROWN2.0, sensul 1 al literalului *automobil*, sensul 1 al literalului *autovehicul* și sensul numărul 4 al literalului *mașină* au toate aceeași definiție: “Vehicul cu patru (rar trei, șase) roți pneumatice, mișcat de un motor cu explozie internă, cu aburi, cu electricitate sau aer comprimat” (la fel se întâmplă bineînțeles și în PWN2.0).

Înțelesurile cuvintelor sunt independente de limbă dar acest lucru nu garantează că în două limbi diferite conceptualizarea unei entități din universul de discurs se face în mod necesar la fel. Cu alte cuvinte, teoretic nu există înțelesuri *identice* dar pentru că oricine poate învăța și vorbi o limbă străină, există deci înțelesuri *similare* iar aceste similarități sunt independente de limbă. Două înțelesuri similare din limbi diferite *asociate aceluiași ILI*⁵⁸ formează un concept iar operația de asociere⁵⁹ le conferă acestora statutul de înțelesuri echivalente. După ce înțelesurile au fost asociate conceptul identificat de ILI-ul respectiv devine o generalizare a înțelesurilor din cele două limbi și este astfel *egalul* acestora⁶⁰. În consecință, aceeași cheie de identificare a sinseturilor în PWN2.0 și ROWN2.0 arată faptul că vorbim despre același concept (înțeles). Astfel ILI reprezintă o codificare independentă de limbă a unui concept care se realizează (lexicalizează) diferit în română și engleză (vezi figurile 2.16 și 2.17).

O trăsătură importantă (poate cea mai importantă) a WordNet-ului este existența relațiilor semantice între conceptele rețelei. Această structură ne îndreptățește să privim WordNet-ul ca pe o *ontologie lexicală*, ontologie care specifică astfel o conceptualizare a structurii lexiconului mental. Există două tipuri de relații în WordNet ([66]):

- relații lexicale: apar între literalii și nu între sensurile lor. Exemple: sinonimia⁶¹, antonimia și relațiile morfologice.
- relații semantice: apar între conceptele rețelei. Exemple: hiperonimia/hiponimia, meronimia/holonimia, ș.a.

Pentru că un sinset conține o mulțime de literalii care pot fi folosiți interșanjabil într-o clasă de contexte, într-un sinset literalii sunt toți de aceeași categorie gramaticală. În WordNet, fiecare categorie gramaticală grupează conceptele în structuri diferite cu proprietăți diferite⁶². Unul din principiile de dezvoltare a rețelei semantice lexicale a limbii române ROWN2.0 a

⁵⁸ILI este cheia care identifică înțelesul din engleză. Asocierea se face prin atribuirea aceluiași ILI înțelesului din română.

⁵⁹Numim această operație aliniere conceptuală de unde noțiunea de rețele semantice aliniat la nivel de concept.

⁶⁰Prin operația de asociere, cele două înțelesuri își împrumută unul altuia trăsături semantice astfel încât conceptul să reprezinte o descriere suficientă pentru identificarea oricăruia din ele.

⁶¹Este relația definitorie a conceptului în WordNet și este o relație lexicală pentru că “apare între literalii unui sinset” ([66]). Totuși sinsetul este o colecție de sensuri similare ale literalilor componenți, caz în care sinonimia trebuie să fie o relație semantică. Atribuirea astfel sinonimiei calificativul de relație lexico-semantică.

⁶²Există de asemenea relații care leagă sensuri ale unor literalii care nu au aceeași categorie gramaticală dar acestea nu formează ierarhii de tipul celei a hipernimelor de exemplu.

fost acela de a conserva pe cât posibil structurile din PWN2.0 având dată alinierea conceptuală. Ca o consecință directă a acestui fapt, relațiile din PWN2.0 pot fi grupate în două categorii: relații dependente de limbă (engleză) și relații independente de limbă. Evident că relațiile semantice sunt independente de limbă și de aceea pot fi transferate automat în română (vezi figurile 2.18 și 2.19 pentru o aliniere structurală automată – vizualizări cu VisDic ([34])). Antonimia a fost și ea parțial transferată în română dar cu verificarea perechilor de antonime rezultate.

În cele ce urmează, vom da o descriere sumară a relațiilor din PWN2.0 care au fost transferate automat în ROWN2.0 (vezi tabelul 2.6). Considerăm că C este mulțimea conceptelor din PWN2.0 și știm de asemenea că fiecare concept are asociat un ILI unic, $i \in I$ ⁶³. Există deci o funcție bijectivă f , $f : C \rightarrow I$, $f(c) = i$ astfel încât putem identifica un concept prin ILI-ul său asociat. Relațiile semantice și lexicale din PWN2.0 sunt relații binare R definite pe $I \times I$ care au proprietăți specifice (desemnăm prin $R(i_1, i_2)$ sau $i_1 \xrightarrow{R} i_2$ o pereche din relația R). Ele sunt:

- relația *hypernym*: se aplică substantivelor și verbelor. *hypernym*(i_1, i_2) exprimă faptul că i_1 este hipernimul lui i_2 adică i_2 are toate proprietățile lui i_1 la care adaugă proprietăți caracteristice pentru a se individualiza ca și concept. De exemplu, *stilou*(1) este hipernimul lui *pix*(1) în ROWN2.0 (figura 2.19). Relația inversă relației *hypernym* este *hyponym* și se definește astfel:

$$hyponym(i_2, i_1) \Leftrightarrow hypernym(i_1, i_2)$$

Ambele relații sunt asimetrice, ireflexive și tranzitive.

- relația *holonym*: leagă substantive și este relația de tip “alcătuit(ă) din”. Relația inversă, *meronym*, este relația de tip “parte/porțiune/membru din”. Între cele două relații există echivalența

$$meronym(i_2, i_1) \Leftrightarrow holonym(i_1, i_2)$$

Ambele relații sunt asimetrice și parțial tranzitive (vezi [105, pag. 118] pentru detalii). Exemple din PWN2.0:

$$\begin{aligned} engine(1) &\xrightarrow{holo_part} camshaft(1) \Leftrightarrow camshaft(1) \xrightarrow{mero_part} engine(1) \\ timber(1) &\xrightarrow{holo_portion} wood(1) \Leftrightarrow wood(1) \xrightarrow{mero_portion} timber(1) \\ forest(1) &\xrightarrow{holo_member} tree(1) \Leftrightarrow tree(1) \xrightarrow{mero_member} forest(1) \end{aligned}$$

⁶³Pentru că literalii unui sinset au toți aceeași categorie gramaticală, ILI-ul conține de asemenea și această informație. Considerăm următoarele notații pentru categoriile gramaticale: substantiv N , verb V , adjectiv A și adverb R .

- relația *subevent*: se stabilește între verbe. *subevent*(i_1, i_2) denotă faptul că intervalul de timp în care se desfășoară evenimentul propriu conceptului i_1 este inclus în intervalul de timp în care are loc evenimentul i_2 : *subevent*(*dream*(2), *sleep*(1)).
- relația *causes*: apare între verbe. *causes*(i_1, i_2) asignează conceptului i_1 cauza iar conceptului i_2 efectul: *causes*(*kill*(1), *die*(1)).
- relația *verb_group*: se stabilește de asemenea între verbe⁶⁴ și grupează câteva înțelesuri similare într-o clasă: *verb_group*(i_1, i_2) și perechea *verb_group*(i_1, i_3) plasează conceptele $i_{1,2,3}$ în aceeași mulțime de înțelesuri⁶⁵ iar i_1 este înțelesul reprezentativ al clasei⁶⁶.
- relația *be_in_state*: categoriile gramaticale implicate sunt substantivul și adjectivul iar relația specifică ce valoare are o anumită proprietate: *be_in_state*(*stature*(2), *tall*(1)) atribuie valoarea adjectivului “*tall*” proprietății exprimate de substantivul “*stature*”.
- relația *similar_to*: se verifică între adjective și ca *verb_group* grupează niște înțelesuri într-o clasă de similaritate, clasă care conține un înțeles reprezentativ. Relația de antonimie a înțelesului reprezentativ cu un alt înțeles este preluată astfel indirect și de membrii clasei.
- relația *also-see*: apare între categoriile gramaticale din tabelul 2.6 și este o relație care indică o legătură semantică (specifică dicționarilor convenționale) între înțelesurile din PWN2.0. Este o relație simetrică: *also-see*(*tall*(1), *high*(2)) $\Leftrightarrow$ *also-see*(*high*(2), *tall*(1)).
- relația *category_domain*: este o relație care clasifică un înțeles din PWN2.0 în termenii altui înțeles din PWN2.0. Apare între categoriile gramaticale din tabelul 2.6 iar categoria este dată întotdeauna de un sinset de substantive. De exemplu, tancul este un vehicul specific armatei: *category_domain*(*tank*(1), *military*(1)).

În afară de relații, din PWN2.0 s-au mai transferat automat corespondențele sinseturilor cu conceptele ontologiei SUMO ([75, 76]) și cu domeniile IRST ([56]). Astfel, fiecare concept din PWN2.0 are asociat unul sau mai multe concepte SUMO și unul sau mai multe domenii IRST. Asocierea cu conceptele SUMO se face la nivel de sinonimie, hipernimie sau instanțiere (vezi [76]):

⁶⁴Între ILI-uri de verbe.

⁶⁵ $i_{1,2,3}$ nu sunt sinonime totuși pentru că altfel am fi avut un singur concept în loc de trei.

⁶⁶În engleză acesta se numește “*head*”.

Relație	Categorii gramaticale	Transfer?
<i>hypernym</i>	$\langle N, N \rangle; \langle V, V \rangle$	da
<i>holo_part</i>	$\langle N, N \rangle$	da
<i>holo_portion</i>	$\langle N, N \rangle$	da
<i>holo_member</i>	$\langle N, N \rangle$	da
<i>subevent</i>	$\langle V, V \rangle$	da
<i>causes</i>	$\langle V, V \rangle$	da
<i>verb_group</i>	$\langle V, V \rangle$	da
<i>be_in_state</i>	$\langle A, N \rangle$	da
<i>similar_to</i>	$\langle A, A \rangle$	da
<i>also_see</i>	$\langle V, V \rangle; \langle A, A \rangle$	da
<i>category_domain</i>	$\langle N, N \rangle; \langle V, N \rangle; \langle A, N \rangle; \langle R, N \rangle$	da
<i>near_antonym</i>	$\langle N, N \rangle; \langle V, V \rangle; \langle A, A \rangle; \langle R, R \rangle$	da cu restricții
<i>derived</i>	$\langle A, A \rangle; \langle R, A \rangle; \langle A, N \rangle$	parțial

Tabela 2.6: Relații transferate automat din PWN2.0 în ROWN2.0 (tabel din [105]).

- sinonimie (=): $\{animal(1), beast(1), brute(2), creature(1), \dots\}$ este asociat cu conceptul SUMO sinonim *Animal*;
- hipernimie (+): $\{measure(3), quantity(1), amount(3)\}$ are asociat conceptul SUMO hipernim *ConstantQuantity*;
- instanțiere (@): $\{President_of_the_United_States(1)\}$ este o instanță a conceptului SUMO *Position*.

Aceste asocieri ale sinseturilor din PWN2.0 cu concepte SUMO sau domenii IRST ne oferă inventare de sens alternative la inventarul dat de ILI. Pentru fiecare ILI $i \in I$, funcția $sumo(i)$ ne dă conceptul SUMO asignat conceptului i iar $dom(i)$ ne dă domeniul IRST asignat aceluiași concept. Funcțiile $sumo$ și dom sunt surjective dar nu sunt injective. Această proprietate a lor face ca noile etichete de sens să grupeze conceptele PWN2.0 în mulțimi de înțelesuri, lucru care reduce dimensiunea inventarului de sens ușurând astfel sarcina programului de DSA (vezi capitolele următoare).

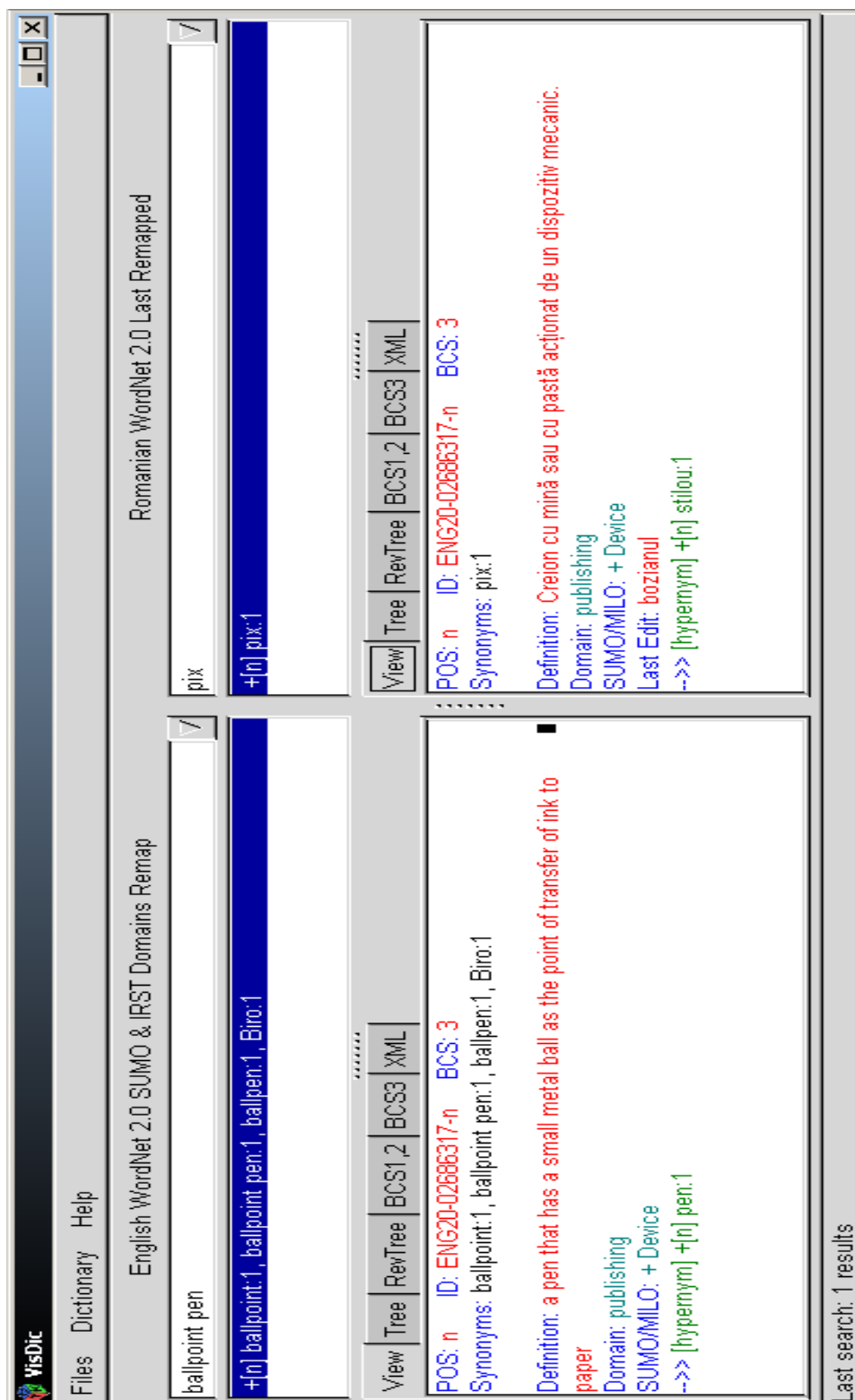


Figura 2.18: Alinierea înțelesurilor de "pix" - instrument de scris" și "ballpoint pen".

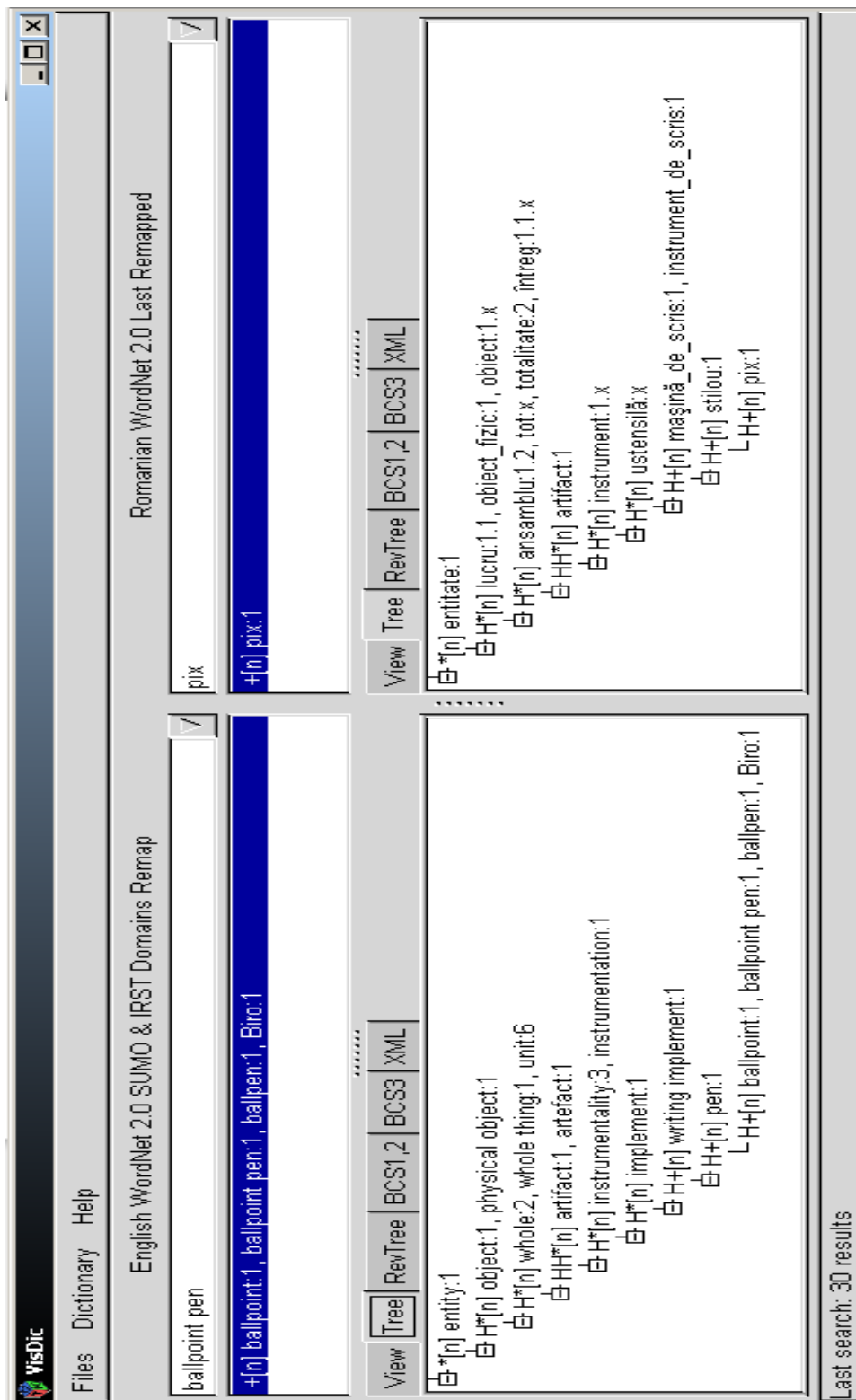


Figura 2.19: Echivalența conceptuală a arborilor de hipernimi pentru conceptul *pix*(1).

Capitolul 3

DSA pe texte paralele

Dezambiguizarea semantică automată a fost o problemă a cărei soluție s-a căutat în mod tradițional experimentând-se pe texte simple. Textele paralele¹, reprezintă colecții de traduceri (le numim texte țintă) ale unor texte (sursă) în una sau mai multe limbi, traduceri care oferă o nouă dimensiune noțiunii de context de apariție al unui cuvânt. Pentru că o traducere conservă înțelesul textului sursă, principiul compoziționalității înțelesului ne permite să apreciem că la nivel de cuvânt, perechea cuvânt sursă, cuvânt țintă reduce ambiguitatea de înțeles în ambele direcții (sursă-țintă și țintă-sursă). Contextul de apariție al cuvântului sursă este materializat prin însăși traducerea cuvântului în limba țintă (contextul de apariție determină înțelesul cuvântului sursă iar înțelesuri diferite se traduc diferit²).

Dezambiguizarea semantică automată pe texte paralele a fost subiectul cercetărilor din [9, 17, 20]. Primele două lucrări se ocupă de generarea traducerii corecte în engleză a unui cuvânt într-o limbă sursă dată cum ar fi limba germană sau ebraică ([17]) sau limba franceză ([9]). Această problemă este tot una de DSA în care “inventarul de sensuri” este compus din traducerile posibile ale unui cuvânt³. A treia lucrare ([20]) folosește traducerile pentru a determina înțelesurile cuvintelor țintă (în franceză) din inventarul de sensuri al limbii sursă (engleza). Prezentăm pe scurt algoritmul SALAAM din [20] pentru că posedă anumite similarități cu algoritmul nostru **WSDTool** ([119]) care va fi descris în acest capitol.

SALAAM atribuie etichete de sens cuvintelor în franceză dintr-un inventar de sensuri pentru engleză (Collins Cobuild English Dictionary, [95]). Pașii de dezambiguizare sunt următorii:

¹Sau corpusuri paralele.

²Evident, nu în mod necesar.

³Este deci un dicționar de traducere.

1. alinierea lexicală a bitextului englez-francez și selecția cuvintelor franțuzești de dezambiguizat;
2. pentru fiecare cuvânt de dezambiguizat w_k^{fr} , prin alinierea lexicală, obține o mulțime E de echivalenți de traducere ai lui w_k^{fr} din întreg corpusul;
3. se definește o măsură de similaritate *sim* (vezi [52] pentru definiția acesteia) între textele definițiilor sensurilor cuvintelor $w_j^{en} \in E$. Dacă notăm definiția sensului n al cuvântului w^{en} cu $d_n(w^{en})$, această măsură, $sim(d_a(w_i^{en}), d_b(w_j^{en}))$, trebuie să fie maximă pentru a se selecta sensurile a respectiv b ale cuvintelor englezești w_i^{en} și w_j^{en} , $\forall w_i^{en}, w_j^{en} \in E$. Astfel, un cuvânt $w_i^{en} \in E$ primește eticheta de sens a dacă și numai dacă $d_a(w_i^{en})$ are o similaritate maximă cu restul definițiilor sensurilor atribuite ale cuvintelor din E ;
4. fiecare ocurență a cuvântului w_k^{fr} în textul francez primește eticheta de sens $w_j^{en}(a)$ unde $w_j^{en} \in E$ este echivalentul de traducere folosit în unitatea de traducere respectivă.

În ce privește pasul 3 de mai sus, decizia de a eticheta toți echivalenții de traducere englezești ai unui cuvânt francez cu sensuri similare presupune că un cuvânt în franceză apare în corpus într-un spectru semantic îngust, lucru care este adevărat numai în cazul corpusurilor nebalansate. Altfel spus, tacit, se adoptă o ipoteză în spiritul celei a “unui sens pe discurs” (Yarowsky, [130]).

WSDTool ([119]) este un algoritm de dezambiguizare semantică automată pe texte paralele care se bazează pe existența rețelelor semantice lexicale aliniate la nivel de concept. Aceste rețele asigură o reprezentare independentă de limbă a înțelesurilor, lucru care oferă o etichetare cu sensuri uniformă pentru orice cuvânt al corpusului paralel. Pe de altă parte, structurile de relații între conceptele rețelei favorizează definirea de măsuri de similaritate între înțelesuri mult mai exacte decât cele de tip Lesk. În acest capitol vom descrie algoritmul WSDTool împreună cu aliniatorul lexical **YAWA** ([118]) de care WSDTool are nevoie pentru a găsi perechile de echivalenți de traducere (etapă identică cu pasul 1 al lui SALAAM).

3.1 Aliniatorul lexical YAWA

YAWA⁴ ([118]) este un program de aliniere lexicală care pentru două fraze⁵ în limbi diferite ale unui corpus paralel precizează la nivel de unitate lexicală

⁴Yet Another (simple) Word Aligner.

⁵Sau fragmente de text.

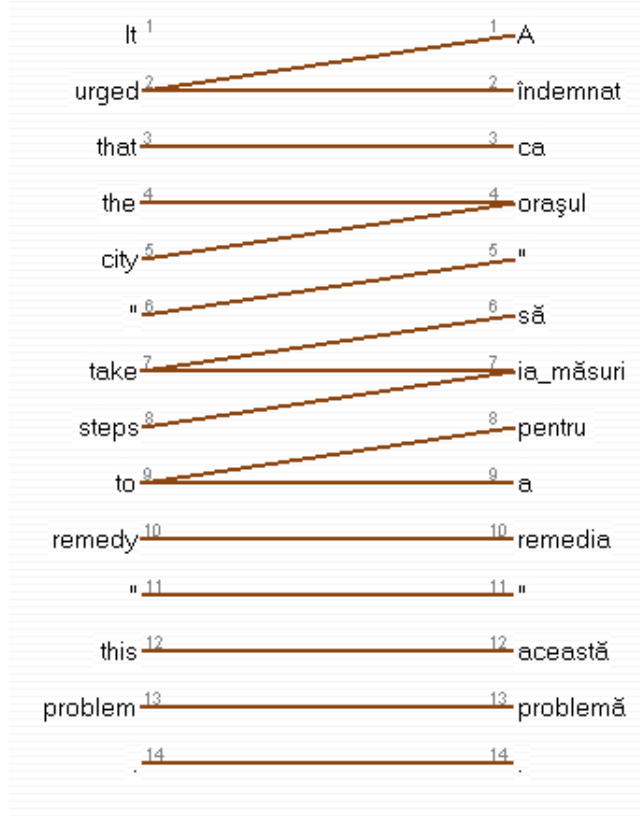


Figura 3.1: Exemplu de aliniere lexicală între o frază în engleză și traducerea acesteia în română.

care sunt echivalențele de traducere între ele. Frazele în limbile l_1 și l_2 apar ca două mulțimi de unități lexice împreună cu poziția lor în frază, S_{l_1} și S_{l_2} iar echivalențele de traducere se pot descrie ca niște corespondențe între elemente din S_{l_1} și S_{l_2} . În concluzie, alinierea lexicală a frazelor S_{l_1} și S_{l_2} este o mulțime $\mathcal{A}$ de corespondențe $w_{l_1}^i \leftrightarrow w_{l_2}^j$ (sau de perechi $\langle w_{l_1}^i, w_{l_2}^j \rangle$) cu $w_{l_1}^i \in S_{l_1}$ și $w_{l_2}^j \in S_{l_2}$ ⁶. În figura 3.1 avem un exemplu de aliniere lexicală între două fraze, una în engleză (sursa) și cea de-a doua în română (ținta). Mulțimea $\mathcal{A}$ conține în acest caz următoarele perechi:

$$\{\langle It_{en}^1, \emptyset \rangle, \langle urged_{en}^2, A_{ro}^1 \rangle, \langle urged_{en}^2, indemnat_{ro}^2 \rangle, \dots\}$$

Pentru a putea alinia un corpus paralel cu YAWA, acesta are nevoie de preprocesare: segmentare la nivel de cuvânt, adnotare cu etichete morfo-sintactice compatibile MULTTEXT-East ([21]) și lematizare. După preprocesare, o frază în limba L a corpusului paralel este o mulțime S_L de tupluri

⁶Dacă un cuvânt $w_{l_1}^i$ nu se traduce în limba țintă, acest lucru se reprezintă prin perechea $\langle w_{l_1}^i, \emptyset \rangle$. De asemenea dacă $w_{l_2}^j$ este inserat în traducerea în l_2 , perechea $\langle \emptyset, w_{l_2}^j \rangle$ va fi adăugată la mulțimea de alinieri.

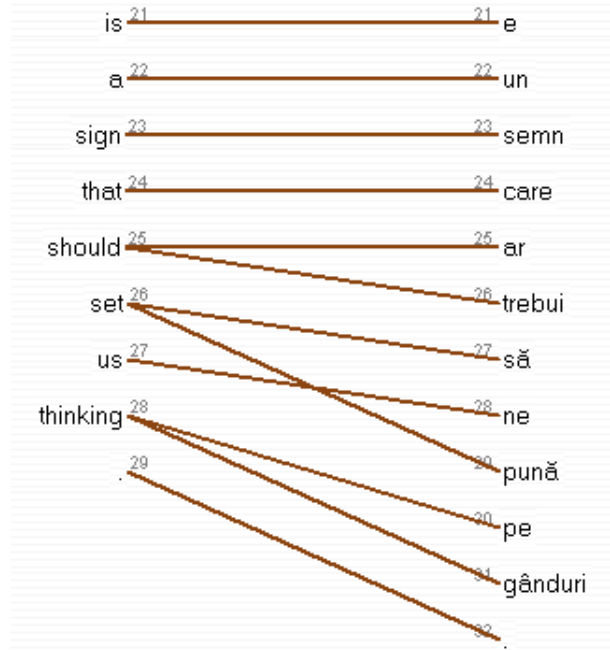


Figura 3.2: Exemplu de aliniere lexicală între două cuvinte de categorii gramaticale diferite: “*thinking*” și “*gânduri*”.

formă ocurentă, etichetă morfosintactică și leamă a cuvântului în frază de forma $\langle w_L^i, t_L^i, l_L^i \rangle$ unde i este poziția cuvântului în frază. Pe lângă aceste preprocesări, YAWA mai folosește de asemenea adnotarea cu metacategorii. O metacategorie este o clasă de etichete morfosintactice (vezi anexa A pentru lista exhaustivă a metacategoriilor pentru română și engleză) identificată printr-un număr întreg care permite ca alinierea intercategorială să aibă loc⁷. De exemplu, în figura 3.2, “*thinking*” este un verb la gerunziu (Vmg) iar “*gânduri*” este un substantiv, plural, nearticulat (Ncfs-n). Dacă aceste etichete morfosintactice sunt puse în corespondență prin aceeași metacategorie (1), alinierea devine posibilă.

În versiunea sa curentă, YAWA aliniază perechile de limbi română și engleză (în direcția română-engleză⁸) și este un aliniator lexical în patru faze. Fiecare fază asigură un schelet de aliniere pe care se va construi alinierea din următoarea fază. YAWA adaugă alinieri la fiecare fază (cu excepția ultimei

⁷YAWA aliniază cuvintele considerând eticheta morfosintactică a acestora. Cel mai restrictiv caz este acela în care cuvintele au aceeași etichetă dar cum alinieri intercategoriale există, metacategoriile relaxează condiția de egalitate nepermițând totuși orice combinație de etichete la aliniere (de exemplu, un adverb nu se va alinia niciodată cu un pronume).

⁸Pentru un alt program de aliniere pe aceeași direcție, vezi [103].

faze) cu scopul de a mări recall-ul alinierii globale fără a deteriora (prea mult) precizia acesteia. În cele ce urmează considerăm că YAWA aliniază două fraze S_{ro} și S_{en} de tupluri $\langle w_{ro}^i, c_{ro}^i, t_{ro}^i, l_{ro}^i \rangle \in S_{ro}$ și $\langle w_{en}^j, c_{en}^j, t_{en}^j, l_{en}^j \rangle \in S_{en}$ de forma cuvânt (w), metacategorie (c), etichetă morfosintactică (t) și leasă (l). De asemenea, rezultatele intermediare ale fazelor se notează $\mathcal{A}_1, \mathcal{A}_2, \mathcal{A}_3$ și $\mathcal{A}_4$ care este și rezultatul final ($\mathcal{A}$) și care conțin corespondențe de tupluri (română-engleză) de tipul celor de mai sus.

3.1.1 Faza 1

Faza 1 este faza cea mai importantă a alinierii pentru că pe scheletul de aliniere construit aici se vor genera alinierea următoare. În această fază YAWA aliniază 1:1 numai cuvintele cu metacategoriile 1, 8, 14, 100⁹ (vezi anexa A). Alinierea se face la nivel de leasă printr-un dicționar de echivalenți de traducere extras automat¹⁰ ([102, 104]) din corpusuri paralele și augmentat cu dicționarul extras din ROWN2.0 și PWN2.0¹¹. Pe lângă dicționarul de echivalenți de traducere, oricare două leme pentru care $cogn(l_{ro}^i, l_{en}^j) \geq 0.45$ ¹² sunt aliniate dacă au aceeași metacategorie. Dacă $cogn(l_{ro}^i, l_{en}^j) \geq 0.90$ ¹³, cele două leme sunt aliniate indiferent de metacategoria pe care o are fiecare. Algoritmul de aliniere în această fază este următorul:

1. pentru fiecare $l_{ro}^i \in S_{ro}$ ($c_{ro}^i \in \{1, 8, 14, 100\}$), determină cu ajutorul dicționarului și a funcției de similaritate $cogn$, pozițiile din S_{en} pe care se află echivalenții de traducere pentru l_{ro}^i și alcătuiește lista B_{en}^i de tupluri $\langle l_{ro}^i, l_{en}^j, s_{i,j} \rangle$ unde $s_{i,j}$ este scorul perechii extras din dicționar (sau dacă e vorba de leme similare din punct de vedere ortografic, $s_{i,j} = 100 \cdot cogn(l_{ro}^i, l_{en}^j)$ pentru a se obține scoruri în intervalul [45, 100]);

⁹Se aliniază intercategoriale substantivelor comune, verbele și adjectivele (1), adverbele (14), substantivelor proprii (8) și cuvintele cu categorie gramaticală necunoscută (100).

¹⁰Formatul acestui dicționar este $\langle l_{ro}, l_{en}, c, scor \rangle$ unde l_{ro}, l_{en} este perechea de echivalenți de traducere, c este metacategoria lemelor iar $scor$ este un scor care indică măsura în care programul de extracție “crede” că perechea este una de echivalenți de traducere.

¹¹Acest dicționar se extrage prin generarea tuturor perechilor din două sinseturi cu același ILI. Scorul de echivalență de traducere este unul foarte mare (10000) pentru că o astfel de pereche este sigură.

¹²Limba română a împrumutat cuvinte din engleză și din acest motiv, forma ortografică a acestor cuvinte este similară cu cea din engleză. Acest lucru este un indicator foarte puternic pentru echivalența de traducere. $cogn$ este o funcție de similaritate între șiruri de caractere cu valori în intervalul [0,1] iar pentru calculul acestei funcții, YAWA folosește pachetul Perl `String::Similarity` (<http://search.cpan.org/~mlehmann/String-Similarity-1.02/Similarity.pm>) care implementează algoritmul din [72]. Cititorul poate consulta de asemenea [102] pentru detalii.

¹³Cele două praguri de similaritate 0.45 și 0.90 au fost stabilite experimental.

```

Det  -> ( '<TS>' | '<DM>' | '<DMS>' | '<DMP>' | '<PSS>' | '<PS>' | '<PSP>' | '<PI>' |
          '<PZ>' | '<RELQ>' )
Adjē -> ( '<ADJE>' )
Adve -> ( '<ADVE>' )
Noun -> ( '<NN>' | '<NNP>' | '<NNPS>' | '<NNS>' | '<NNSY>' | '<NNY>' | '<CD>' | 'Y' )
Prep -> ( '<PREP>' )

Mod  -> ( Adve* Adjē+ )
Np   -> Det* Mod* Noun+
Pp   -> ( Prep+ Np )

```

Figura 3.3: Gramatică pentru recunoașterea grupurilor nominale și prepoziționale (tipice) în engleză.

2. din produsul cartezian $\otimes_i B_{en}^i$ se extrag alinieri 1:1 G_k iar dintre acestea se alege ca aliniere finală cea pentru care $\sum_{\langle l_{ro}^i, l_{en}^j, s_{i,j} \rangle \in G_k} |i - j|$ este minimă iar $\sum_{\langle l_{ro}^i, l_{en}^j, s_{i,j} \rangle \in G_k} s_{i,j}$ este maximă. Cu alte cuvinte se presupune că ordinea cuvintelor se păstrează în traducere (suma modulelor diferențelor pozițiilor cuvintelor este minimă) și se alege alinierea a cărei sumă a scorurilor de traducere este maximă.

3.1.2 Faza 2

Această fază cere o preprocesare suplimentară a corpusului paralel atât pentru limba română cât și pentru engleză. Este vorba de recunoașterea grupurilor sintactice nominale (**Np**) și prepoziționale (**Pp**) nerecursive cât și a complexilor verbali (**Vp**) și adjectivali (**Ap**). Aceste grupuri sunt recunoscute cu ajutorul expresiilor regulate definite peste secvențe de etichete morfosintactice. De exemplu expresia `/<TSR>(<NSRN>|<NSN>)<ASN>/` recunoaște un grup nominal de tipul “*o/TSR fată/NSRN frumoasă/ASN*” sau “*un/TSR băiat/NSN curajos/ASN*” iar expresia regulată `/<TSR>?<R><ASN>/` recunoaște complexi adjectivali de tipul “*cel/TSR mai/R complicat/ASN*” sau “*foarte/R complicat/ASN*”. Se folosește o gramatică similară cu cea cu care TTL recunoaște entitățile denumite (vezi figura 2.1) ale cărei reguli se transformă automat în expresii regulate Perl. De exemplu, în figura 3.3, neterminalul **Mod** generează expresia regulată Perl `/(<ADVE>)*(<ADJE>)+/` (în figura 3.4 se află un extras din formatarea XML a corpusului paralel în care grupurile sunt adnotate cu atributul **chunk**).

```

- <tu id="50">
- <seg lang="en">
- <s id="br-a01.44.50.en">
  <w lemma="Caldwell" ana="8+,Np" chunk="Np#1" wns="ili:ENG20-00006026-n">Caldwell</w>
  <w lemma="s" ana="21+,St" chunk="Np#1" head="0">s</w>
  <w lemma="resignation" ana="1+,Ncns" chunk="Np#1" wns="ili:ENG20-06109386-n" head="0">resignation</w>
  <w lemma="have" ana="3+,Vais" chunk="Vp#1" head="5">had</w>
  <w lemma="be" ana="3+,Vaps" chunk="Vp#1" head="5">been</w>
  <w lemma="expect" ana="1+,Vmps" chunk="Vp#1,Ap#1" wns="ili:ENG20-00695861-v" head="2">expected</w>
  <w lemma="for" ana="5+,Sp" chunk="Pp#1" head="8">for</w>
  <w lemma="some" ana="22+,Di3" chunk="Pp#1,Np#2" head="8">some</w>
  <w lemma="time" ana="1+,Ncns" chunk="Pp#1,Np#2" wns="ili:ENG20-14265546-n" head="5">time</w>
  <c>.</c>
</s>
</seg>
- <seg lang="ro">
- <s id="br-a01.44.50.ro">
  <w lemma="demisie" ana="1+,Ncfsry" chunk="Np#1">Demisia</w>
  <w lemma="lui" ana="21+,Tf-so" chunk="Np#1" head="2">lui</w>
  <w lemma="Caldwell" ana="8+,Np" chunk="Np#1" wns="ili:ENG20-00006026-n" head="0">Caldwell</w>
  <w lemma="fi" ana="3+,Vail3s" chunk="Vp#1" head="4">fusesec</w>
  <w lemma="aștepta" ana="1+,Vmp--sf" chunk="Vp#1,Ap#1" wns="ili:ENG20-00695861-v" head="0">așteptată</w>
  <w lemma="de" ana="5+,Spsa" chunk="Pp#1" head="7">de</w>
  <w lemma="ceva" ana="22+,Di3-sr---e" chunk="Pp#1,Np#2" head="7">ceva</w>
  <w lemma="timp" ana="1+,Ncns-n" chunk="Pp#1,Np#2" wns="ili:ENG20-14265546-n" head="4">timp</w>
  <c>.</c>
</s>
</seg>
</tu>

```

Figura 3.4: Exemplu de codificare XML din corpusul paralel SemCor2.0.

În faza 2 a algoritmului cu ajutorul mulțimii $\mathcal{A}_1$ se aliniază 1:1 grupurile/complecșii *de același tip* ($\mathbf{Np}_{ro} \leftrightarrow \mathbf{Np}_{en}$, etc.) din română și engleză astfel: dacă o submulțime $a_1^k \subset \mathcal{A}_1$ conține alinieri între poziții conținute de grupuri de același tip, aliniază grupurile respective. De exemplu, în figura 3.4 dacă mulțimea a_1^1 ar fi conținut alinierea $\langle \text{Caldwell}_{ro}^3, 8_{ro}^3, \text{Np}_{ro}^3, \text{Caldwell}_{ro}^3 \rangle \leftrightarrow \langle \text{Caldwell}_{en}^1, 8_{en}^1, \text{Np}_{en}^1, \text{Caldwell}_{en}^1 \rangle$ atunci am fi putut alinia grupurile nominale $\mathbf{Np}\#1_{ro}$ și $\mathbf{Np}\#1_{en}$ întrucât indexul 3 este conținut de grupul $\mathbf{Np}\#1_{ro}$ (limite 1,3) iar indexul 1 este conținut la rândul său de grupul $\mathbf{Np}\#1_{en}$ (limite 1,3).

După ce s-au aliniat grupurile, cuvintele componente trebuie și ele aliniate. În acest punct intră în funcțiune un modul de aliniere bazat pe reguli care este dependent de perechea de limbi. Pentru fiecare pereche de grupuri aliniate, g_{ro}^a și g_{en}^b cuvintele componente se aliniază în felul următor:

1. indiferent de tipul grupurilor, dacă în acestea există un număr egal de cuvinte cu aceeași metacategorie, aliniază 1:1 cuvintele de aceeași metacategorie în ordinea apariției lor. În exemplul nostru din figura 3.4, grupul nominal $\mathbf{Np}\#1_{ro}$ conține cuvintele *demisia*, *lui*, *Caldwell* cu metacategoriile 1, 21, 8 iar grupul nominal $\mathbf{Np}\#1_{en}$ conține cuvintele *Caldwell*, *'s*, *resignation* cu metacategoriile 8, 21, 1. În acest caz, cuvintele se aliniază 1:1 pentru că avem același număr de metagorii (8 apare o dată în engleză și în română, etc.);
2. după ce se aplică pasul 1, pentru cuvintele rămase nealinate se caută alinieri care să respecte anumite reguli de traducere. De exemplu, în compecșii verbali aliniați verbele auxiliare se aliniază 1:1 sau 1:2 (vezi aceeași figură 3.4, grupurile $\mathbf{Vp}\#1_{ro}$ și $\mathbf{Vp}\#1_{en}$) sau dacă în română nu avem verb auxiliar, auxiliarul din engleză se aliniază la verbul predicativ românesc. De asemenea, marcajele de mod conjunctiv (*să*) și condițional-optativ (*aș*, *ai*, etc.) se aliniază prin convenție pe verbul predicativ/modal englezesc (vezi figura 3.2).

Pentru că YAWA a fost dezvoltat într-un timp relativ scurt (aproximativ două săptămâni) regulile de aliniere în faza 2 nu au fost descrise separat într-un fișier ci au fost incorporate într-un plugin¹⁴ Perl care este folosit de YAWA pentru a genera alinierea specifice perechii de limbi. Din acest motiv nu putem da aici o listă de reguli de traducere pentru că acestea sunt codificate în plugin¹⁵.

¹⁴Un modul cu o interfață anume care îndeplinește o funcție a unui program și care poate fi detașat/inlocuit foarte ușor fără a modifica programul.

¹⁵Următoarea dezvoltare a acestui aliniator va include o descriere formală a regulilor de traducere care vor fi incluse într-un fișier separat.

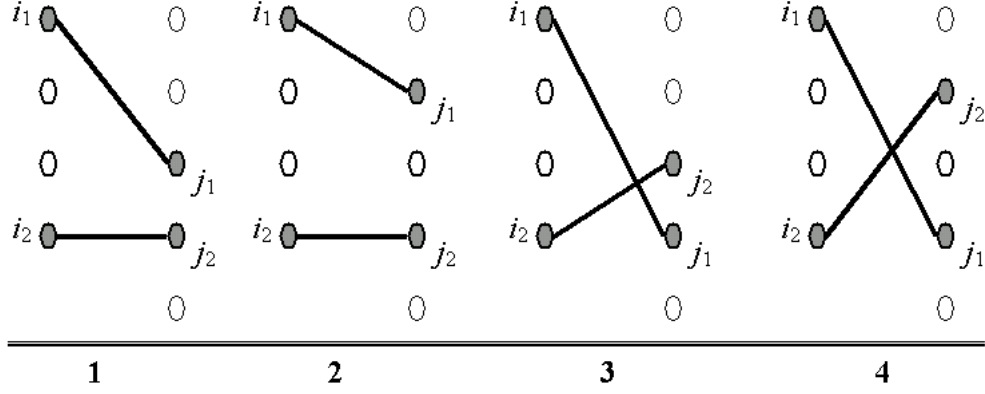


Figura 3.5: Situații posibile în alinierea de blocuri.

Algoritmul fazei 2 de aliniere este rulat în mod repetat până când la mulțimea $\mathcal{A}_2$ nu se mai adaugă nicio aliniere nouă. În acest moment se reunesc cele două mulțimi $\mathcal{A}_1$ și $\mathcal{A}_2$ iar rezultatul se depune în $\mathcal{A}_2$ care este rezultatul alinierii fazelor 1 și 2.

3.1.3 Fazele 3 și 4

În faza 3 se încearcă alinierea euristică a secvențelor de cuvinte consecutive (blocuri) rămase nealiniat. Întâi se caută corespondența blocurilor întocmai ca în faza 2 când se aliniau grupurile sintactice. Un bloc în română sau engleză este determinat de două cuvinte care sunt deja alinate. Fie i_1 și i_2 ($i_1 < i_2, i_2 - i_1 > 1$) pozițiile acestor cuvinte în română iar j_1 și j_2 pozițiile cuvintelor din engleză care se aliniază la cele românești. Avem patru cazuri (vezi figura 3.5):

1. $j_1 < j_2, j_2 - j_1 \in \{0, 1\}$; în acest caz blocul englesc corespunzător este vid iar blocul românesc rămâne nealiniat;
2. $j_1 < j_2, j_2 - j_1 > 1$; în acest caz blocul englesc corespunzător se aliniază cu cel românesc;
3. $j_1 > j_2, j_1 - j_2 \in \{0, 1\}$; bloc românesc izolat (rămâne nealiniat);
4. $j_1 > j_2, j_1 - j_2 > 1$; blocuri izolate (rămân nealiniat);

Precizie (P)	Recall (R)	F-Measure (F)
91.32%	69.58%	78.98%

Tabela 3.1: Performanțele YAWA pe corpusul HLT-NAACL 2003.

După ce blocurile au fost puse în corespondență, dintr-o pereche de blocuri se aliniază 1:1 toate cuvintele din engleză și română care au fie aceeași categorie gramaticală, fie aceeași metacategorie¹⁶. Se aplică apoi repetitiv faza 2 pe acest schelet de aliniere¹⁷ până când mulțimea de alinieri $\mathcal{A}_3$ nu mai primește alinieri noi. Mulțimea $\mathcal{A}_3$ se reunește cu $\mathcal{A}_2$ iar rezultatul este depus în $\mathcal{A}_3$ care astfel conține alinierea finală a acestei faze.

Ultima fază, faza 4, constă într-o procedură de corecție a alinierii din faza anterioară. Se elimină corespondențele care traversează un număr prestabilit de alinieri¹⁸ care au înclinații simiare¹⁹. Înclinația unei alinieri, *obl* se calculează cu relația

$$obl(i, j) = 1 - \left| \frac{i}{|S_{ro}|} - \frac{j}{|S_{en}|} \right|$$

unde i și j sunt pozițiile cuvintelor aliniate în română și engleză iar $|S_{ro}|$ și $|S_{en}|$ sunt dimensiunile în număr de cuvinte ale frazelor. Mulțimea $\mathcal{A}_4$ conține alinierea finală (corectată) pentru perechea de fraze S_{ro}, S_{en} .

În tabelele 3.1 și 3.2 se află evaluările aliniatorului YAWA pe corpusurile paralele de test²⁰ din competițiile de aliniere lexicală română-engleză desfășurate în cadrul workshop-urilor “HLT-NAACL 2003 Workshop on Building and Using Parallel Texts: Data Driven Machine Translation and Beyond” ([64]) și “ACL 2005 workshop on Building and Using Parallel Texts: Data Driven Machine Translation and Beyond” ([59]).

¹⁶Alinierea se face în ordinea apariției. Numărul de cuvinte din engleză de o parte de vorbire/metacategorie dată trebuie să fie *egal* cu numărul de cuvinte din română de aceeași parte de vorbire/metacategorie. Folosirea categoriei gramaticale sau a metacategoriei este un parametru configurabil al aliniatorului. Rezultatele cele mai bune au fost obținute cu metacategorii.

¹⁷Pentru fiecare pereche de blocuri aflate în corespondență.

¹⁸Configurabil ca parametru al aliniatorului. Rezultatele cele mai bune au fost obținute cu acest număr egal cu 4.

¹⁹O aliniere care traversează alte alinieri “paralele” (după funcția de înclinare *obl*) este intuitiv greșită (fapt observat experimental) pentru că nu respectă regularitatea traducerii.

	Precizie (P)	Recall (R)	F-measure (F)
Faza 1	94.08%	34.99%	51.00%
Faza 2	89.90%	53.90%	67.40%
Faza 3	88.82%	73.44%	80.40%
Faza 4	88.80%	74.83%	81.22%

Tabela 3.2: Performanțele YAWA pe corpusul ACL 2005.

Fie G alinierea de referință și A alinierea produsă de YAWA²¹. Valorile de precizie (**P**), recall (**R**) și F-measure (**F**) se calculează cu relațiile:

$$P = \frac{|A \cap G|}{|A|}$$

$$R = \frac{|A \cap G|}{|G|}$$

$$F = \frac{2PR}{P + R}$$

O precizie bună indică faptul că cele mai multe alinieri generate de YAWA sunt corecte pe când un recall bun indică faptul că cele mai multe alinieri care trebuiau să fie găsite au fost. F-measure este media armonică a celor două evaluări fiind astfel o măsură care le combină într-o singură valoare. În tabelul 3.2 se observă că în faza 1, YAWA generează un schelet de aliniere cu precizie mare (în defavoarea recall-ului) pentru că pe acesta se vor construi alinierea din fazele următoare. Cu cât înaintăm prin pașii de aliniere, prin adăugarea de alinieri noi, precizia scade ușor dar recall-ul crește semnificativ asigurându-se astfel o creștere monotonă a performanței de ansamblu a aliniatorului (F-measure).

Acest lucru poate să nu fie valabil pentru altă pereche de limbi.

²⁰Alinierile de referință (eng. “*gold standard alignments*”) au fost modificate pentru că textele erau segmentate necorespunzător la nivel de cuvânt. De asemenea, au fost eliminate alte alinieri care erau considerate ca fiind foarte greu de realizat automat (cum ar fi rezoluția interlinguală a anaferei).

²¹Ambele alinieri nu includ alinierea nule adică perechile de forma $\langle w_{ro}^i, \emptyset \rangle$ sau $\langle \emptyset, w_{en}^i \rangle$ (vezi nota de subsol 6).

3.2 WSDTool

WSDTool ([119, 42]) este un algoritm care a fost proiectat inițial pentru validarea alinierii conceptuale între ROWN2.0 și PWN2.0 ([115, 112, 120]). Conceptele rețelei semantice a limbii române au fost aliniate cu cele ale limbii engleze fără ca lexicografi să verifice aplicabilitatea alinierii pe traduceri efective din engleză în română. Experimentul de transfer al adnotării semantice din SemCor2.0 demonstrează convingător (vezi tabelul 2.5) că introspecția lexicografilor trebuie completată de analize ale alinierilor conceptuale aplicate pe traduceri reale²² ca o măsură *necesară* în validarea semantică a rețelei semantice lexicale a limbii române ROWN2.0.

WSDTool este un algoritm de DSA care operează pe texte paralele. Ideea esențială pe care se bazează WSDTool este aceea că dacă admitem că înțelesul unei propoziții este o funcție a înțelesurilor unităților lexicale care o compun, atunci o pereche de echivalenți de traducere $\langle w_S, w_T \rangle$ (S limba sursă, T limba țintă) ar trebui să indice un înțeles comun sau o mulțime de înțelesuri comune (din totalitatea înțelesurilor lui w_S și w_T) știind că traducerea conservă înțelesul sursă. Existența rețelelor semantice lexicale aliniate la nivel de concept ne permite să exprimăm precis intuiția de mai sus cu ajutorul operațiilor pe mulțimi.

3.2.1 Descrierea algoritmului de bază

Fie C un corpus paralel care conține N unități de traducere. Fiecare unitate de traducere conține la rândul ei $k + 1$ fraze din care k reprezintă traduceri în k limbi diferite ale frazei rămase. În această secțiune prin *cuvânt țintă* vom înțelege un cuvânt care este dezambiguizat iar prin *cuvânt sursă* un echivalent de traducere al acestuia²³. Unitatea de traducere devine astfel un tuplu de fraze $\langle S_T, S_{L_1}, S_{L_2}, \dots, S_{L_k} \rangle$ în care S_T este fraza țintă (în care există cuvinte de dezambiguizat) iar $S_{L_i}, i = \overline{1, k}$ sunt frazele sursă (cele care conțin echivalenții de traducere ai cuvintelor de dezambiguizat). Înainte de a trece la descrierea algoritmului este util să mai fixăm câteva notații care vor fi folosite de aici înainte:

- fiecare frază S_L^n din unitatea de traducere $n, n \leq N$ în limba L este o mulțime de tupluri $\langle w_L^{n,i}, t_L^{n,i}, l_L^{n,i} \rangle$ de forma cuvânt (w), etichetă morfosintactică (t) și leamă (l) unde i este poziția cuvântului în frază iar n este identificatorul unității de traducere în care apare fraza;

²²La momentul scrierii acestei secțiuni, cele mai multe erori de tipul SSINC raportate în tabelul 2.5 au fost corectate.

²³Termenii de “sursă” și “țintă” nu mai indică astfel direcția de traducere.

- funcția $ili(l_L, t_L)$ furnizează mulțimea de ILI care corespund sinseturilor în care l_L apare și are categoria gramaticală²⁴ identică cu t_L ;
- funcția $occ(l_L, S_L^n)$ numără ocurențele lemei l_L în fraza S_L^n .

Pentru a putea rula, WSDTool are nevoie de rețele semantice lexicale aliniate la nivel de concept pentru toate limbile care sunt implicate în procesul de dezambiguizare. De asemenea, se presupune că pentru fiecare pereche de fraze în limbile $T, L_i, i = \overline{1, k}$ se dispune de o aliniere lexicală a acestora astfel încât pentru fiecare cuvânt țintă să se poată identifica cuvântul sursă care se aliniaza la el. Algoritmului i se poate da o listă de cuvinte conținut²⁵ pentru a fi dezambiguizate sau acesta poate dezambiguiza toate cuvintele conținut ale corpusului. Acestea fiind spuse, pașii de dezambiguizare ai lui WSDTool sunt următorii:

1. pentru fiecare ocurență $l_T^{n,i}, 1 \leq n \leq N, 1 \leq i \leq |S_T^n|$ a lemei țintă l_T se extrag lemele sursă ale acesteia (alinierile 1:1) $l_{L_i}^{n,j}, 1 \leq j \leq |S_{L_i}^n|$ din fiecare frază $S_{L_i}^n, i = \overline{1, k}$ și se construiește matricea echivalențelor de traducere (MTEQ) din figura 3.6. Putem simplifica notația redenumind ocurențele $l_T^{n,i}$ și etichetele morfosintactice ale acestora prin

$$M = \sum_{n=1}^N occ(l_T, S_T^n)$$

$$l_T^i, i = \overline{1, M}$$

$$t_T^i, i = \overline{1, M}$$

și ocurențele $l_{L_i}^{n,j}$ prin $e_{L_i}(l_T^i)$ adică echivalentul de traducere al lemei l_T^i în limba L_i . Trebuie subliniat faptul că acest echivalent de traducere are aceeași etichetă morfosintactică²⁶ cu l_T^i . În cazul în care l_T^i nu are echivalent de traducere sau acesta are o etichetă morfosintactică diferită, $e_{L_i}(l_T^i) = \epsilon$ (șirul vid).

2. matricea echivalențelor de traducere este transformată în matrice de dezambiguizare (MSET, figura 3.7), matrice cu același număr de linii și coloane cu MTEQ. În această matrice fiecare celulă este ocupată de mulțimea

$$s(i, j) = ili(l_T^j, t_T^j) \cap ili(e_{L_i}(l_T^j), t_T^j)$$

$$ili(\epsilon, t_T^j) = \emptyset$$

Există două cazuri în ce privește mulțimea $s(i, j)$:

²⁴De substantiv, adjectiv, verb sau adverb.

²⁵Lista conține lemele acestor cuvinte și nu forma lor ocurență.

²⁶Identitatea se face numai la nivelul categoriilor gramaticale.

	l_T^1	l_T^2	$\dots$	l_T^M
L_1	$e_{L_1}(l_T^1)$	$e_{L_1}(l_T^2)$	$\dots$	$e_{L_1}(l_T^M)$
L_2	$e_{L_2}(l_T^1)$	$e_{L_2}(l_T^2)$	$\dots$	$e_{L_2}(l_T^M)$
$\vdots$			$\dots$	
L_k	$e_{L_k}(l_T^1)$	$e_{L_k}(l_T^2)$	$\dots$	$e_{L_k}(l_T^M)$

Figura 3.6: Matricea echivalenților de traducere (MTEQ).

- (a) $|s(i, j)| \geq 1$; adaugă mulțimea la matricea MSET pe poziția i, j ;
- (b) $|s(i, j)| = 0$ sau $s(i, j) = \emptyset$; din diverse motive (descrise mai jos) mulțimea $s(i, j)$ poate fi vidă, caz în care, dacă t_T^j este etichetă de substantiv sau verb, $s(i, j)$ va conține conceptele c_T făcând parte din perechi $\langle c_T, c_{L_i} \rangle \in ili(l_T^j, t_T^j) \otimes ili(e_{L_i}(l_T^j), t_T^j)$ ²⁷ pentru care măsura de similaritate calculată pe graful relației de hipernimie are o valoare de cel puțin 0.33 ($0 \leq K \leq 2$)²⁸:

$$sim(c_T, c_{L_i}) = \frac{1}{1 + K}$$

(K este numărul de legături între cele două concepte; $K = 0$ dacă și numai dacă $c_T = c_{L_i}$).

3. mulțimea D_T^j de etichete de sens (ILI) pentru lema l_T^j se obține prin intersecția mulțimilor $s(i, j)$:

$$D_T^j = \bigcap_{i=1}^k s(i, j), |s(i, j)| \geq 1$$

Cu alte cuvinte, dacă $s(i, j) = \emptyset$ atunci această mulțime nu poate contribui la dezambiguizarea lemei l_T^j fiind astfel exclusă de la intersecția finală. În cazuri excepționale (vezi comentariile următoare), mulțimea D_T^j poate să fie vidă caz care se rezolvă prin gruparea ocurențelor l_T^j (secțiunea 3.2.2).

În pasul 2b mulțimea $s(i, j)$ poate să rămână vidă din oricare din următoarele motive:

²⁷ $\otimes$ este produsul cartezian.

²⁸Valoare stabilită experimental.

	l_T^1	l_T^2	$\dots$	l_T^M
L_1	$s(1, 1)$	$s(1, 2)$	$\dots$	$s(1, M)$
L_2	$s(2, 1)$	$s(2, 2)$	$\dots$	$s(2, M)$
$\vdots$			$\dots$	
L_k	$s(k, 1)$	$s(k, 2)$	$\dots$	$s(k, M)$

Figura 3.7: Matricea de dezambiguizare (MSET).

- echivalentul de traducere $e_{L_i}(l_T^j)$ poate să fie greșit (vorbit de o eroare a aliniatorului lexical);
- l_T^j poate să nu fie tradus în limba L_i sau poate de asemenea să fie tradus greșit;
- $e_{L_i}(l_T^j)$ poate să îl traducă aproximativ pe l_T^j iar pragul de similaritate ($K \leq 2$) să fie prea ridicat. Similaritatea între două sinseturi de substantive sau verbe (pentru alte măsuri de similaritate sau distanțe semantice pe rețele semantice lexicale, vezi [12]) este o măsură care cuantifică înrudirea înțelesurilor pentru că într-o traducere reală adesea se folosesc hipernimii/hiponimii direcți ai cuvântului de tradus. De exemplu, în traducerea

(3.1) “It’s the Golden Country - almost,” he murmured.

(3.2) “Parc-ar fi Tărâmul de Aur; în fine, aproape,” șopti el.

intersecția de la punctul 2 este vidă pentru perechea de traducere $\langle country_{en}, t\ddot{a}r\ddot{a}m_{ro} \rangle$. Figura 3.8 ne arată că înțelesul lui “country” a fost tradus în română printr-un hipernim lexicalizat în această limbă ca “tărâm” iar în acest caz măsura de similaritate are valoarea 0.5 ($K = 1$):

$$sim(country(5)_{en}, t\ddot{a}r\ddot{a}m(1)_{ro}) = \frac{1}{1+1} = 0.5$$

- literalul $e_{L_i}(l_T^j)$ nu se află în sinsetul care se aliniază la sinsetul aplicabil în context al lui l_T^j . Avem în acest caz un sinset incomplet în rețeaua semantică a limbii L_i (vezi studiul de caz SemCor2.0, tabelul 2.5);

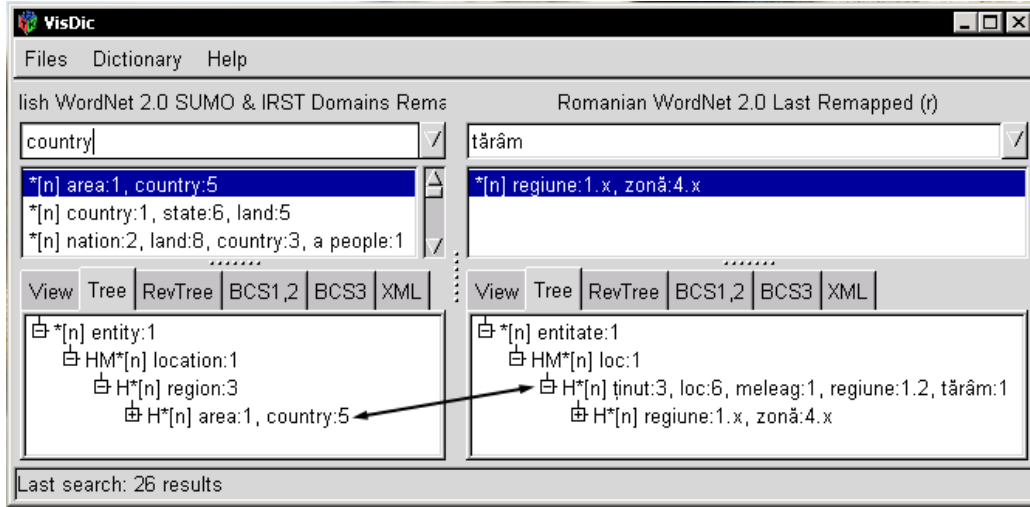


Figura 3.8: O traducere aproximativă (corespondență indirectă).

- sinsetul aplicabil în context al lui l_T^j nu este implementat în rețeaua semantică a limbii L_i (ILI-ul care-l identifică nu se află în rețeaua semantică a limbii L_i , vezi de asemenea tabelul 2.5)

3.2.2 O extensie a algoritmului de bază

Pasul 3 al algoritmului de dezambiguizare *nu asigură* pentru fiecare leamă l_T^j o singură etichetă de sens (ILI). Dar în cazul în care $k \geq 3$, sunt mici șansele ca intersecția finală să conțină mai multe etichete de sens mai ales dacă limbile corpusului paralel au origini diferite și dacă rețelele semantice ale limbilor L_i sunt corect aliniate la cea a limbii țintă. Experimentele noastre pe corpusul paralel 1984 care conține traducerea romanului “Nineteen Eighty-Four” al lui George Orwell în română, cehă și bulgară au arătat că 4 limbi sunt suficiente pentru dezambiguizarea completă a oricărui cuvânt țintă²⁹.

În cazul în care corpusul paralel conține traduceri în mai puțin de 3 limbi (la limită poate să conțină o singură traducere cum ar fi cea în română din SemCor2.0) trebuie găsită o metodă de a reduce dimensiunea mulțimii D_T^j la 1 (acolo unde este cazul) adică ne trebuie o metodă care să aleagă din D_T^j eticheta de sens aplicabilă lemei l_T^j în contextul ei de apariție³⁰.

²⁹Cu condiția ca sinseturile relevante să se afle în rețelele semantice ale celor 3 limbi sursă și să conțină echivalenții de traducere ai cuvântului țintă.

³⁰Se poate obiecta că D_T^j poate să nu conțină ILI-ul căutat. Excludem acest caz pre-

Pentru a reduce dimensiunea mulțimii D_T^j apelăm la un algoritm ierarhic de grupare³¹ a ocurențelor l_T^j după similaritatea traducerilor bazându-ne pe ipoteza că traduceri identice pentru două ocurențe l_T^a și l_T^b înseamnă sensuri identice pentru aceste ocurențe. Fie E_{L_i} lista ordonată alfabetic a echivalențelor de traducere în limba sursă L_i pentru lema l_T ³² construită din linia L_i a matricii MTEQ (figura 3.6). Fie E lista obținută prin concatenarea listelor $E_{L_i}, i = \overline{1, k}$ și $pos(E, e_{L_i}(l_T^j))$ poziția în E a echivalentului de traducere $e_{L_i}(l_T^j)$. Pentru fiecare ocurență l_T^j se construiește un *vector binar* v_T^j de dimensiune $|E| = \sum_{i=1}^k |E_{L_i}|$ în care fiecare bit corespunde unui element din E . Acest vector are exact k poziții egale cu 1 și anume cele date de $pos(E, e_{L_i}(l_T^j)), i = \overline{1, k}$.

Algoritmul de grupare pe care-l utilizăm este descris în principiu în [46] (vezi de asemenea și [111]). Acest algoritm este modificat astfel încât condiția de oprire să permită determinarea claselor de ocurențe ale lemei l_T care *au sensuri distincte*. Fiecare vector de traducere v_T^j intră în algoritmul de grupare cu mulțimea proprie D_T^j iar doi vectori v_T^a și v_T^b se pot combina într-o clasă *doar dacă* $D_T^a \cap D_T^b \neq \emptyset$ (D_T^a și D_T^b sunt diferite de mulțimea vidă $\emptyset$). În acest fel, *numai* ocurențele care au sensuri comune se pot grupa într-o clasă de echivalență iar în momentul în care nu mai există două clase cu sensuri comune, algoritmul se oprește³³.

Algoritmul de grupare pornește cu o listă inițială de clase V de dimensiune M (numărul de ocurențe al lemei l_T). Fiecare clasă conține o mulțime O de ocurențe care au fost grupate în ea (inițial se află doar ocurența l_T^j a lemei l_T), vectorul v_T^j corespunzător lemei l_T^j și mulțimea de etichete de sens D_T^j . La fiecare iterație, două clase x_a și x_b pentru care conjuncția de enunțuri

- distanța euclidiană

$$dist(x_a, x_b) = \sqrt{\sum_{i=1}^{|E|} (v_T^a[i] - v_T^b[i])^2}$$

este minimă, $\forall a, b, 1 \leq a, b \leq M$ unde $v_T^a[i]$ este poziția i (la prima iterație, 0 sau 1) a vectorului v_T^a și

supunând că traduceri sunt corecte, rețelele semantice lexicale ale limbilor sursă sunt corect aliniate la cea a limbii țintă și că sinseturile relevante sunt implementate și conțin echivalenții de traducere din text. Cu WSDTool se pot dezambiguiza numai ocurențele cuvintelor țintă ale căror sensuri căutate sunt implementate în *toate* rețelele semantice ale limbilor sursă.

³¹“Hierarchical Clustering Algorithm” în engleză.

³²Listă fără duplicate.

³³Încercăm să determinăm practic câte sensuri ale lemei l_T (= numărul de clase finale) sunt prezente în textul paralel și care sunt acelea (un sens pe clasă).

- $D_T^a \cap D_T^b \neq \emptyset$ sau $D_T^a = \emptyset$ sau $D_T^b = \emptyset$ ³⁴,

este adevărată, se unesc într-o clasă x rezultantă compusă din:

- $O = O_a \cup O_b$,
- un vector centroid (reprezentant al noii clase) care are pe poziția i elementul

$$v_T[i] = \frac{|O_a|v_T^a[i] + |O_b|v_T^b[i]}{|O_a| + |O_b|},$$

- o mulțime de etichete comune ambelor clase D :

$$\begin{aligned} D &= D_T^a \cap D_T^b \text{ dacă } D_T^a \neq \emptyset \wedge D_T^b \neq \emptyset \\ D &= D_T^a \cup D_T^b \text{ dacă } D_T^a = \emptyset \vee D_T^b = \emptyset \end{aligned}$$

Clasa x_a se suprascrie cu noua clasă x iar clasa x_b se elimină din lista V de clase. Se observă că dacă una din mulțimile de etichete D_T^a sau D_T^b este vidă, algoritmul de grupare poate corecta deficiența versiunii de bază a lui WSDTool unind această clasă cu una a cărei mulțime de etichete nu este vidă.

Dimensiunea listei V scade cu 1 la fiecare iterație până în momentul în care fie

- $|V| = 1$; am ajuns la o singură clasă de ocurențe caz în care toate ocurențele $l_T^j, 1 \leq j \leq M$ primesc aceeași etichetă din mulțimea D a clasei, sau
- $|V| > 1$ și $\forall x_a, x_b \in V, D_T^a \cap D_T^b = \emptyset, D_T^a, D_T^b \neq \emptyset$; am ajuns la o partiție a sensurilor lemei l_T în text.

Oricare ar fi dimensiunea lui V , atribuirea etichetelor de sens se face astfel: pentru fiecare clasă $x_a \in V$, extrage mulțimea de etichete de sens D_a și dacă:

- $|D_a| = 0$, atribuie tuturor ocurențelor $l_T^j \in O_a$ eticheta de sens (ILI-ul) corespunzătoare celui mai frecvent sens³⁵;
- $|D_a| = 1$, atribuie tuturor ocurențelor $l_T^j \in O_a$ eticheta de sens din D_a ;

³⁴Singurul caz în care acest enunț este fals este $D_T^a \cap D_T^b = \emptyset$ și $D_T^a \neq \emptyset$ și $D_T^b \neq \emptyset$.

³⁵Este vorba despre identificatorul de sens. Această informație se obține din rețeaua semantică a limbii T iar în PWN2.0 de exemplu, identificatorii de sens sunt numere naturale care prin ele însele dau rangul de frecvență al sensului în limbă.

	Mărime		Engleză(<i>en</i>)				Română(<i>ro</i>)			
	<i>en</i>	<i>ro</i>	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
ILI	115424	33421	70.217	66.882	68.509	1	53.478	49.805	51.576	1
SUMO	2008	1774	76.788	73.144	74.921	1	65.059	60.572	62.735	1
IRST	168	164	87.636	83.463	85.498	1.092	85.015	79.124	81.964	1.11

Tabela 3.3: Performanța WSDTool pe SemCor2.0.

- $|D_a| > 1$, ordonează etichetele de sens din D_a după frecvența sensului corespunzător și atribuie eticheta din capul listei tuturor ocurențelor $l_T^j \in O_a$.

WSDTool echipat cu extensia grupării ocurențelor cuvântului țintă are câteva avantaje notabile asupra versiunii de bază a algoritmului:

- prin gruparea claselor de ocurențe ale cuvântului țintă se rezolvă eventuala ambiguitate de înțeles din pasul 3 (pagina 62) al algoritmului de bază;
- gruparea claselor de ocurențe asigură atribuirea de înțeles ocurențelor pentru care mulțimea de înțelesuri din pasul 3 rămâne vidă;
- gruparea atenuează de asemenea lipsa traducerilor din corpusul paralel care ar fi ajutat procesul de dezambiguizare.

3.2.3 Evaluări

Evaluările algoritmului WSDTool (cu extensia grupării ocurențelor cuvântului țintă) sunt date în anexa B. Testele s-au făcut pe corpusul paralel englez-român SemCor2.0 (vezi secțiunea 2.2) care este adnotat cu etichete de sens atât în engleză cât și în română, adnotare care s-a luat ca referință. Algoritmul a fost rulat pentru fiecare limbă în parte iar precizia (**P**), recall-ul (**R**) și f-measure (**F**) au fost calculate pentru fiecare fișier al corpusului, pentru *toate* cuvintele conținut dezambiguizate, cu relațiile de la pagina 59 în care:

- mulțimea A conține ocurențele l_T^j ($T \in \{en, ro\}$) care au fost adnotate de WSDTool;
- mulțimea G conține ocurențele l_T^j ($T \in \{en, ro\}$) care sunt dezambiguizate în SemCor2.0. Din tabelul 2.4, știm că $|G|_{en} = 79595$ iar $|G|_{ro} = 48392$.

În tabelul 3.3 sunt rezumate rezultatele din anexa B. Am folosit 3 inventare de sensuri diferite existente în rețelele semantice lexicale aliniate ale limbilor engleză (PWN2.0) și română (ROWN2.0). Să notăm că pentru fiecare ILI, există una sau mai multe categorii SUMO corespunzătoare și de asemenea unul sau mai multe domenii IRST³⁶ și din acest motiv, numărul mediu de etichete semantice atribuite pe cuvânt (**S/C**) depășește 1 în cazul domeniilor IRST. Valorile de precizie (**P**) și recall (**R**) sunt valorile medii din toate fișierele corpusului iar valoarea f-measure (**F**) este calculată între aceste medii. Coloana **Mărime** indică dimensiunea inventarelor de sensuri în engleză și română (numărul de categorii distincte cu care algoritmul operează).

Se observă că cu cât dimensiunea inventarului de sensuri este mai mică, performanța algoritmului crește, rezultat care confirmă afirmațiile din [113, 114] dar la o scară mult mai mare. Atât domeniile IRST cât și categoriile SUMO grupează sub o aceeași etichetă mai multe concepte (ILI) din rețeaua semantică lexicală. De aceea, putem afirma că cu cât granularitatea semantică³⁷ este mai mică, cu atât este mai ușoară sarcina algoritmului de dezambiguizare (lucru care este remarcat în majoritatea lucrărilor care tratează DSA). În același cadru putem afirma că pentru a compara obiectiv doi algoritmi de DSA este nevoie ca ei să folosească același inventar de sensuri și cel puțin să dezambiguiască volume comparabile de date (extrase aleator) dacă nu să ruleze pe același text.

În tabelul 3.3 performanța pentru română este sistematic mai slabă decât cea pentru engleză. Acest lucru se explică prin faptul că în engleză toate ocurențele l_{en}^j care nu au putut fi dezambiguate³⁸ au primit automat ILI-ul corespunzător celui mai frecvent sens, informație care nu este (încă) disponibilă în ROWN2.0 (vezi și nota de subsol 35). În ROWN2.0 identificatorii de sens îi respectă pe cei din DEX ([18]) dar în acest dicționar, sensul numărul 1 nu este neapărat cel mai frecvent sens al cuvântului respectiv în română.

³⁶Însă de regulă, un ILI are asociată o singură categorie SUMO și un singur domeniu IRST. De exemplu, în PWN2.0 există 38 de ILI cu două sau mai multe categorii SUMO asociate și 23838 de ILI cu două sau mai multe domenii IRST asociate dintr-un total de 115424 de ILI.

³⁷Este vorba de distincțiile care se fac între înțelesuri și care la nivel de ILI sunt foarte fine: nu puține sunt cazurile în care este greu de precizat prin ce anume diferă două înțelesuri.

³⁸Frecvență mică și fără echivalenți de traducere în română.

Capitolul 4

DSA cu structuri sintactice de dependențe

Dezambiguizarea semantică automată cu structuri sintactice de dependențe aderă la ideea conform căreia contextul unui cuvânt este dat de dependențele sintactice ale lui de restul frazei. Această reprezentare a contextului impune o anumită structură acestuia și anume, structura contextului este dată de arborele de dependențe asociat. O astfel de reprezentare a contextului are următoarele avantaje:

1. înțelesul cuvântului țintă este influențat direct numai de înțelesurile cuvintelor cu care intră în relații de dependență sintactică. Acest lucru poate avea o influență benefică asupra procesului de dezambiguizare întrucât se elimină astfel zgomotele introduse de contextul de tip fereastră de cuvinte în care cuvântul țintă intră în relație cu fiecare cuvânt din fereastră.
2. structura arborescentă a contextului favorizează atribuirea înțelesurilor cuvintelor fără a se considera o ordine de procesare a acestora.
3. structura contextului permite o cuantificare a interpretării semantice; la nivelul frazei ne putem imagina o măsură care să exprime numeric cât de plauzibilă este o interpretare¹ sau alta.

În lucrările care tratează DSA, dimensiunea² contextului nu este determinată. De exemplu, în [129, 130] Yarowsky folosește noțiunea de context ca o fereastră (mulțime) de $\pm k$ cuvinte din jurul cuvântului țintă unde

¹Prin interpretare înțelegem atribuirea a câte unui înțeles pentru fiecare substantiv, verb, adjectiv sau adverb din fraza dată.

²În număr de cuvinte.

$k \in [2, 10] \cap \mathcal{N}$ ³. Schütze ([93]) folosește secvențe de 3 sau 4 caractere ca unitate componentă a contextului pe care le selectează dintr-o fereastră de 1000 de caractere centrată în cuvântul țintă. În general nu există un consens în ceea ce privește dimensiunea contextului dar un fapt unanim acceptat este acela că influențele asupra înțelesului cuvântului țintă ale cuvintelor din contextul său scad cu creșterea dimensiunii contextului⁴. În acest capitol vom considera că fraza în care apare cuvântul de dezambiguizat reprezintă contextul de apariție al său⁵. Desigur că facem o presupunere care este discutabilă pentru că există cazuri în care cuvinte din afara frazei în care apare cuvântul de dezambiguizat pot ajuta la identificarea înțelesului acestuia. Totuși trebuie să remarcăm aici că deși determinarea înțelesului unui cuvânt poate fi favorizată de contexte ale lui care depășesc barierele frazei, acest lucru nu este de natură să *schimbe structura de bază a algoritmului de dezambiguizat*. Dându-i-se o frază oarecare, un om poate determina în marea majoritate a cazurilor care sunt înțelesurile cuvintelor care o alcătuiesc. Deci, suntem înclinați să credem că un context egal cu fraza ar trebui să fie suficient pentru un algoritm de DSA iar eventualele performanțe mai slabe ale algoritmilor de DSA care folosesc un asemenea context ar trebui să fie puse pe seama unor simplificări de formalizare a lui.

O a doua problemă cu privire la contextul de apariție a unui cuvânt este formalizarea acestuia. Cea mai simplă conceptualizare a contextului este reprezentarea lui ca o mulțime de cuvinte⁶ de dimensiune nespecificată ([127, 129, 130, 29]). Marea majoritate a algoritmilor de DSA existenți consideră că un context al cuvântului țintă este echivalent cu o mulțime de attribute⁷ (extrasă din acest context) relevantă pentru dezambiguizarea înțelesului cuvântului în contextul respectiv ([33, 98, 51, 82]). Câteva dintre aceste attribute sunt:

³ $\mathcal{N}$ este mulțimea numerelor naturale.

⁴În sprijinul acestei afirmații putem aduce rezultatele obținute în [5] care confirmă faptul că atracția lexicală dintre două cuvinte scade exponențial cu distanța dintre ele. În continuare vom vedea de ce atracția lexicală este esențială pentru determinarea înțelesurilor cuvintelor.

⁵Fraza este context de apariție al unui cuvânt al ei în [97, 63, 73] de exemplu.

⁶Termenul din engleză pentru acest model de context este “*bag of words*” prin care se sugerează ca un context este dat de cuvintele care apar la stânga și la dreapta cuvântului studiat fără a se considera niciun nivel de segmentare al textului, altul decât cel la nivel de cuvânt. De remarcat este faptul că un cuvânt poate apărea de mai multe ori în această “mulțime” pentru că mulțimea este formată din perechi $\langle \text{cuvânt}, \text{poziție} \rangle$ unde “poziție” este poziția la care apare cuvântul în text. Acest tip de context mai este denumit și “*fereastră de cuvinte*” centrată în cuvântul studiat (numărul de cuvinte de la stânga cuvântului țintă este egal cu cel de la dreapta lui).

⁷Termenul englezesc pentru atribut este “*feature*”. ‘Atribut’ se referă la un atribut specific contextului și de aceea îl vom numi și atribut contextual.

- cuvinte din fereastra cuvântului studiat reduse sau nu la formele lor standard de dicționar⁸. O opțiune posibilă este includerea sau nu a cuvintelor din clasa părților de vorbire neflexionare (cu excepția adverbului).
- etichetele morfosintactice⁹ ale cuvintelor din fereastra cuvântului studiat.
- colocațiile cuvântului țintă. Yarowsky lansează ipoteza conform căreia cuvintele care alcătuiesc o colocație au înțelesuri determinate în acest context minimal (vezi [128]).
- attribute morfosintactice cum ar fi de exemplu numărul plural la substantive ([11]).
- attribute de natură sintactică cum sunt centrul unui grup nominal care include cuvântul țintă sau primul substantiv/verb care apare înaintea cuvântului țintă sau după el ([62]).

Reprezentarea contextului cu ajutorul analizei sintactice la nivel de frază a mai fost realizată în [97, 122]. Structurile de dependențe au fost folosite la dezambiguizarea înțelesurilor cuvintelor de [53]. În această lucrare, Lin definește contextul local al unui cuvânt W ca fiind mulțimea de relații sintactice de dependență la care acesta participă într-o frază dată. Metoda sa de dezambiguizare se bazează pe postulatul conform căruia “*cuvinte diferite în contexte locale identice tind să aibă înțelesuri similare*”¹⁰ și procedează la identificarea înțelesului unui cuvânt prin aflarea contextelor locale ale altor cuvinte identice cu cel al cuvântului țintă.

Același principiu va fi folosit și în capitolul de față. Algoritmul prezentat va diferi esențial de cel din [53] prin faptul că va atribui o interpretare frazei

⁸Reducerea formelor ocurente ale cuvintelor la formele lor standard de dicționar se numește “*lematizare*”. O leamă este deci o formă morfologică “standard” a unui cuvânt care, pentru substantive de exemplu, este forma de nominativ, singular, nearticulat. În consecință, lematizarea formelor ocurente “băiatul”, “băiatului”, “băieții” produce lema “băiat”.

⁹O etichetă morfosintactică reprezintă o codificare a unei părți de vorbire împreună cu combinații ale atributelor morfosintactice proprii ei. De exemplu, pentru un substantiv comun se pot codifica numărul, genul, cazul și articolul enclitic.

¹⁰O obiecție perfect justificată formulată de Lin în [53] asupra metodelor de DSA asistate era aceea că cei mai mulți algoritmi de DSA asistată funcționează pe principiul similarității contextelor: “*cuvinte identice în contexte similare au același înțeles*”, principiu care impune existența unor corpusuri de antrenare în care fiecare înțeles al fiecărui cuvânt să fie reprezentat suficient de bine din punct de vedere statistic. Astfel de corpusuri nu există și pe lângă aceasta, cuvintele care nu au fost întâlnite în procesul de antrenare, nu pot fi dezambiguizate.

ca întreg. În cele ce urmează, vom prezenta pe scurt formalismul sintactic al dependențelor expus în [61] urmat de o prezentare succintă a modelelor de atracție lexicală din [131] cu îmbunătățirile ce se impun iar în final, vom schița un algoritm de DSA neasistată pe texte adnotate cu un analizor de legături.

4.1 Formalismul dependențelor sintactice

În această secțiune vom prezenta modelul de dependență sintactică introdus de Igor Mel'čuk în lucrarea sa [61], model care va evidenția rolul structurii sintactice în construcția înțelesului unei fraze. În primul rând se va caracteriza relația de dependență sintactică iar apoi se va prezenta locul pe care această relație îl ocupă într-un model lingvistic mai general denumit "Meaning Text Model".

4.1.1 Relația de dependență sintactică

Comparativ cu gramaticile generative (de constituenți), formalismul dependențelor sintactice (abreviat FDS) are următoarele caracteristici diferențiator:

1. **relaționare** (compară cu **constituență**): reprezentarea sintactică cu ajutorul dependențelor se bazează pe construcția unui arbore de *relații binare* între cuvintele componente ale unei fraze spre deosebire de arborele de constituență care reprezintă un mod de formare al frazei din grupuri de *cuvinte adiacente* ca poziție în frază. De exemplu, în figura 4.1, vedem cum se construiește un arbore de constituenți prin formarea succesivă a grupurilor de cuvinte adiacente iar în figura 4.2 observăm relațiile binare, asimetrice care se constituie între cuvintele aceleiași propoziții. Trebuie subliniat faptul că grupurile de cuvinte pot fi identificate la fel de bine în reprezentarea sintactică cu dependențe: un grup de cuvinte este un subarbore al arborelui sintactic al frazei.
2. **subcategorizarea**: într-un arbore de constituenți sintactici, aceștia sunt dominați de categorii sintactice abstracte cum ar fi grupul nominal (abreviat NP) sau grupul verbal (abreviat VP, vezi figura 4.1) care formează noduri în arborele sintactic. Pozițiile în care pot apărea aceste categorii sintactice abstracte în propozițiile și/sau frazele unei limbi, determină caracteristicile distribuționale ale lor iar pe baza acestor caracteristici, li se atribuie rolurile sintactice în fragmentul sintactic respectiv. În contrast, FDS nu admite formularea rolurilor sintactice

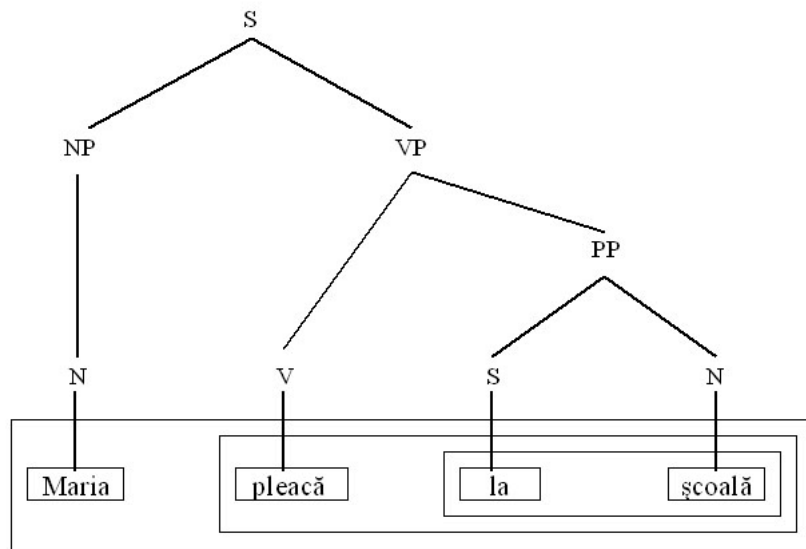


Figura 4.1: Un arbore de constituenți

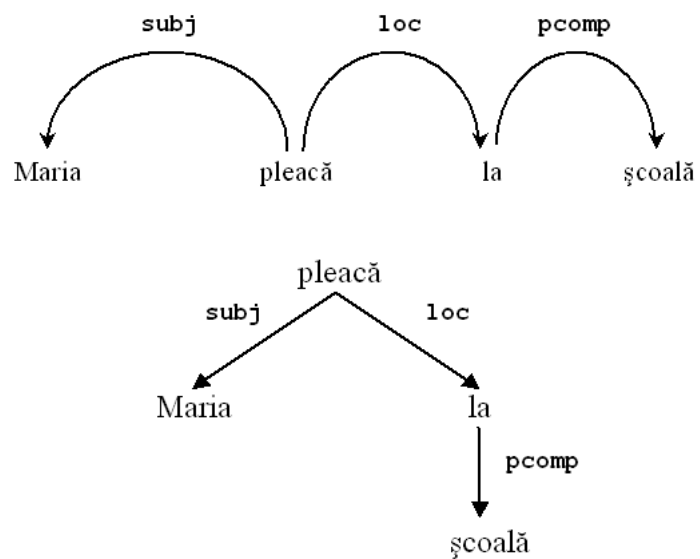


Figura 4.2: Un arbore de relații sintactice binare cu rădăcina în “pleacă”

pe baza distribuțiilor unităților sintactice și nici nu permite prezența categoriilor sintactice abstracte în reprezentarea sintactică. FDS stipulează faptul că pentru fiecare limbă trebuie construit un inventar de relații sintactice și că acest inventar este *necesar* analizei sintactice. În figura 4.2 avem exemplificate trei relații sintactice: **subj** care indică relația de subiect dintre “Maria” și “pleacă”, **loc** specifică complementul circumstanțial de loc pentru predicatul propoziției iar **pcomp** precizează complementul prepoziției “la”. În această figură observăm de asemenea că nodurile arborelui de dependențe sunt chiar cuvintele propoziției spre deosebire de arborele de constituenți din figura 4.1 unde nodurile (interne) sunt date de categoriile sintactice abstracte.

3. **ordinea cuvintelor:** în arborele din figura 4.1 se observă că dacă îl parcurgem în inordine și reținem numai nodurile terminale (cuvintele propoziției) obținem forma de suprafață a propoziției analizate. Acest lucru indică faptul că ordinea cuvintelor în propoziție este codificată în structura sintactică¹¹. Arborele de dependențe nu codifică ordinea observabilă a cuvintelor propoziției pentru că:

- variază de la o limbă la alta și este un mijloc universal de codificare a informației sintactice care nu poate fi exprimat formal fără a se ține cont de limbă¹².
- o secvență de cuvinte poate avea două interpretări sintactice diferite iar permutări ale aceleiași secvențe de cuvinte pot avea aceeași interpretare sintactică. Nu există deci o funcție bijectivă de la mulțimea secvențelor de cuvinte la mulțimea interpretărilor sintactice (ne referim la cele bazate pe constituenți, fără transformări.).

FDS postulează faptul că orice trebuie reprezentat, trebuie reprezentat explicit folosind simbolurile care se impun.

FDS introduce structura sintacă de suprafață a unei propoziții ca o pereche de două mulțimi:

¹¹În gramaticile transformaționale – o varietate a gramaticilor generative – arborele sintactic care codifică forma de suprafață se obține aplicând o serie de transformări structurale asupra arborelui “de adâncime” al propoziției. În cazul acestui ultim tip de arbore, parcurgerea lui în inordine nu mai generează forma de suprafață a propoziției analizate dar existența transformărilor structurale implică existența unei ordini a cuvintelor în acest arbore.

¹²Aici trebuie adusă în discuție teoria X-bară în sprijinul gramaticilor generative. Această teorie promovează un set de reguli parametrizate de generare a limbajului care devin dependente de limbă numai prin fixarea unor valori pentru parametrii specifici (pentru detalii vezi de exemplu [13]).

1. mulțimea M a formelor morfologice “de adâncime”¹³ reduse ale cuvintelor din propoziție. O formă morfologică de adâncime a unui cuvânt este dată de lema acestuia indexată de atributele morfosintactice¹⁴ proprii formei sale ocurente și a părții de vorbire. Forma morfologică de adâncime și redusă este forma morfologică de adâncime din care se elimină atributele morfosintactice care nu sunt purtătoare de înțeles¹⁵. Mai jos este redat un exemplu de formă morfologică de adâncime, formă morfologică redusă de adâncime și lema pentru substantivul “băiatului”:

$$\begin{aligned} DMorphR(\text{băiatului}, \text{subst.}) &= \text{băiat}_{sg,masc,gen/dat,art} \\ RedDMorphR(\text{băiatului}, \text{subst.}) &= \text{băiat}_{sg,masc} \\ Lema(\text{băiatului}, \text{subst.}) &= \text{băiat} \end{aligned}$$

2. o relație binară R definită pe mulțimea M care acoperă toată mulțimea:

$$\forall w, v \in M, \langle w, v \rangle \in R \vee \langle v, w \rangle \in R$$

În perechea $\langle w, v \rangle \in R$, cuvintele w și v se numesc centru¹⁶ respectiv dependent¹⁷ iar relația care se stabilește între ele se reprezintă grafic $w \rightarrow v$.

Graful asociat relației R este un arbore iar proprietățile pe care R trebuie să le aibă astfel încât graful asociat să fie un arbore, sunt:

- este **ireflexivă**:

$$\forall w \in M, \langle w, w \rangle \notin R$$

Cu alte cuvinte nu se poate trasa o relație sintactică între un cuvânt și el însuși.

- este **asimetrică**¹⁸:

$$\forall w_1, w_2 \in M, \langle w_1, w_2 \rangle \in R \Rightarrow \langle w_2, w_1 \rangle \notin R$$

De exemplu, perechile

$$\begin{aligned} &\langle \text{proprietar}_{sg,masc}, \text{apartament}_{sg,masc} \rangle \\ &\langle \text{apartament}_{sg,masc}, \text{proprietar}_{sg,masc} \rangle \end{aligned}$$

¹³ “D(eep-)Morph(ological) R(epresentation)” sau abreviat DMorphR.

¹⁴ Atributele morfosintactice se mai numesc și variabile morfosintactice. De exemplu, variabila morfosintactică *număr* poate lua valori în mulțimea $\{sg, pl\}$.

¹⁵ De exemplu, în română, cazul și articolul enclitic pentru substantive.

¹⁶ În engleză, “governor”.

¹⁷ În engleză, “dependant”.

¹⁸ Asimetria implică ireflexivitatea.

corespunzătoare perechilor de forme ocurente

$$\begin{aligned} &\langle \text{proprietarul}, \text{apartamentului} \rangle \\ &\langle \text{apartamentul}, \text{proprietarului} \rangle \end{aligned}$$

nu pot coexista în R deoarece au semnificații diferite și ar trebui să aibă astfel și structuri sintactice diferite.

- este **intransitivă**¹⁹:

$$\forall w_1, w_2, \dots, w_k \in M, \langle w_1, w_2 \rangle \in R \wedge \dots \wedge \langle w_{k-1}, w_k \rangle \in R \Rightarrow \langle w_1, w_k \rangle \notin R$$

Proprietatea de intransitivitate prezentată aici ar trebui numită “intransitivitate totală” pentru că negarea definiției de tranzitivitate nu produce această definiție ci următoarea definiție (exprimăm $\langle a, b \rangle \in R$ ca aRb și considerăm $k = 3$ pentru că derivarea este aceeași $\forall k, k \leq |M|$):

$$\begin{aligned} &\neg(\forall w_1, w_2, w_3 \in M, w_1Rw_2 \wedge w_2Rw_3 \Rightarrow w_1Rw_3) \Leftrightarrow \\ &\exists w_1, w_2, w_3 \in M, \neg(w_1Rw_2 \wedge w_2Rw_3 \Rightarrow w_1Rw_3) \Leftrightarrow \\ &\exists w_1, w_2, w_3 \in M, \neg(\neg(w_1Rw_2 \wedge w_2Rw_3) \vee w_1Rw_3) \Leftrightarrow \\ &\exists w_1, w_2, w_3 \in M, \neg(\neg w_1Rw_2 \vee \neg w_2Rw_3 \vee w_1Rw_3) \Leftrightarrow \\ &\exists w_1, w_2, w_3 \in M, w_1Rw_2 \wedge w_2Rw_3 \wedge \neg w_1Rw_3 \end{aligned}$$

Altfel spus, este suficient ca trei perechi cu proprietățile de mai sus să nu respecte tranzitivitatea iar relația devine intransitivă. Totuși trebuie să impunem condiția ca *toate* triplurile de perechi cu proprietățile de mai sus să nu respecte caracteristica de tranzitivitate ori vom avea cazuri în care un cuvânt are două noduri părinte într-o structură care, evident, nu mai este un arbore. De exemplu, pentru figura 4.3, dacă adaugăm la R perechea $\langle \text{lucra}_{ind, prez}, \text{mașină}_{sg, fem} \rangle$ obținem o relație intransitivă în sensul negării definiției clasice dar care ar fi inacceptabilă pentru un arbore de dependențe sintactice.

Pe lângă cele trei proprietăți generale ale lui R mai trebuie impuse două pentru a transforma această relație într-una de dependență sintactică:

- existența unui nod unic în arborele de dependențe care să constituie rădăcina arborelui:

$$\exists! w \in M, ((\forall x \in M, \langle x, w \rangle \notin R)$$

¹⁹Intransitivitatea așa cum este definită aici implică asimetria.

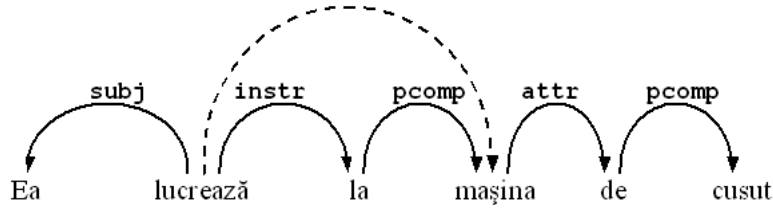


Figura 4.3: Relație intransitivă care nu este relație de dependență sintactică

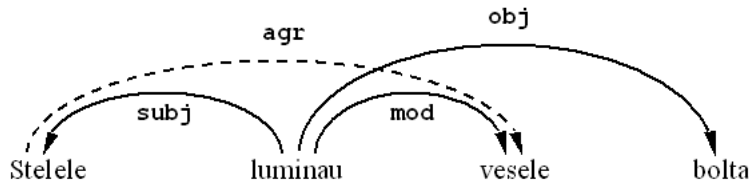


Figura 4.4: Exemplu în care condiția de planaritate nu este îndeplinită

- inexistența unui nod cu doi părinți diferiți:

$$\forall x, y, w \in M, x \neq y, \neg(\langle x, w \rangle \in R \wedge \langle y, w \rangle \in R)$$

Alături de mulțimile menționate mai sus avem nevoie de o funcție r care să facă legătura între relația R și mulțimea I a denumirilor relațiilor sintactice din limba respectivă (sau inventarul de relații sintactice al limbii):

$$r : R \rightarrow I, r(x) \in I, \forall x \in R$$

Pentru un alt model matematic al structurii de dependență cât și pentru un inventar al relațiilor sintactice pentru limba română, cititorul poate consulta [35]. În [35] se consideră o nouă restricție asupra relației R și anume aceea de planaritate (această proprietate a lui R este semnalată și de [61]). O explicație intuitivă a proprietății de planaritate a relației de dependență sintactică R este aceea că graful relației desenat pe forma de suprafață a propoziției nu conține arce care să se intersecteze (pentru o definiție matematică a planarității, vezi [35]). Deși majoritatea propozițiilor din română au analize sintactice de dependențe planare, există și contraexemple (exemplu din [43], vezi figura 4.4). Relația de acord (notată **agr**) dintre substanti-

vul “Stelele” și adjectivul “vesele” intersectează relația de complement direct (obj) dintre verbul “luminau” și substantivul “bolta”. Aici observăm de asemenea și o dublă dependență a adjectivului “vesele” astfel încât proprietatea de arbore a analizei sintactice este infirmată. Mel’čuk explică fenomenele de acest tip prin faptul că în orice limbă există cel puțin trei tipuri de relații sintagmatice între cuvintele unei propoziții:

- relații morfologice care sunt în totalitate dependente de limbă;
- relații sintactice care sunt în parte dependente de limbă, în parte conceptuale;
- relații semantice care sunt conceptuale pe de-a-ntregul.

Astfel, relația trasată punctat în figura 4.4 este una morfologică și nu intră în componența relației de dependență sintactică R descrisă mai sus (pentru detalii vezi [61, pag. 25,106]).

4.1.2 Meaning Text Model

“Meaning Text Model” (abreviat MTM) reprezintă un cadru de lucru pentru descrierea și studiul limbajelor naturale. Pe lângă componentele consacrate ale actului de vorbire, emițătorul, receptorul și canalul de comunicație, modelul include următoarele trei componente suplimentare:

- un *conținut* cu o structură ierarhică care este comunicat de către emițător receptorului și care este inclus într-o mulțime numărabilă de semnificații sau **înțelesuri**²⁰.
- o *formă lingvistică* de exprimare a conținutului care va fi denumită generic **text**²¹ inclusă și ea într-o mulțime numărabilă a textelor.
- o corespondență de $m : n$ $m \geq 1, n \geq 1$ $m, n \in \mathcal{N}$ între mulțimea înțelesurilor și mulțimea textelor.

MTM reprezintă un sistem de reguli care descrie corespondența între mulțimea înțelesurilor și mulțimea textelor sau, mai exact, între mulțimea

²⁰Un înțeles este astfel o entitate de sine stătătoare dintr-o mulțime (se acceptă aici reprezentarea discretă a înțelesului). De asemenea, un “înțeles” se definește ca fiind un invariant al transformărilor sinonimice și este deci ceea ce se extrage dintr-un cuvânt sau enunț numai pe baza cunoștințelor de natură lingvistică fără a se recurge la logică, pragmatică, cunoștințe enciclopedice sau alte cunoștințe extralingvistice.

²¹Un text este deci orice formă de comunicare lingvistică pornind de la cuvânt, secvență de cuvinte, propoziții, fraze și așa mai departe.

reprezentărilor simbolice ale înțelesurilor *Sem* și mulțimea reprezentărilor simbolice fonetice ale textelor *Phon*:

$$\begin{aligned} Sem &= \{SemR_i \mid i \in \mathcal{N}\}, \\ Phon &= \{PhonR_j \mid j \in \mathcal{N}\}, \\ Sem &\xleftrightarrow{m:n} Phon \end{aligned}$$

A descrie direct corespondența dintre *Sem* și *Phon* este un lucru imposibil pentru că aceasta este una foarte complexă. Un mod de simplificare a descrierii este acela de a introduce straturi intermediare de reprezentare care pentru orice limbaj natural se evidențiază la cel puțin două nivele de analiză: nivelul formei ocurente a cuvântului și cel al propoziției. Obținem astfel reprezentările intermediare morfologice și sintactice *MorphR* respectiv *SyntR*²² iar schema corespondenței devine:

$$\{SemR_i\} \xleftrightarrow{m:n} \{SyntR_j\} \xleftrightarrow{m:n} \{MorphR_k\} \xleftrightarrow{m:n} \{PhonR_l\}, \forall i, j, k, l \in \mathcal{N}$$

În ce privește formalizarea structurilor *SemR*, *SyntR*, *MorphR*, *PhonR*, acestea se încadrează în reprezentarea cu grafuri. *SemR* este un graf conex și orientat, *SyntR*, așa cum am văzut în secțiunea anterioară, este un arbore iar *MorphR* și *PhonR* sunt la rândul lor arbori dar pentru care fiecare nod are un singur descendent (exceptând unica frunză). Fiecare nivel de reprezentare (mai puțin cel semantic *SemR*) este subîmpărțit în două: subnivel de suprafață (notat cu prefixul “S” atașat denumirii nivelului, de exemplu *SSyntR*) adaptat la forma de suprafață a propoziției și subnivel de adâncime (prefix “D”) adaptat la reprezentarea semantică a ei. Se face în acest mod o trecere progresivă spre reprezentarea semantică evidențiindu-se la fiecare subnivel de adâncime proprietățile semantice care sunt observabile la acel nivel. De asemenea, fiecare nivel împreună cu subnivelele lui codifică *aceeași* informație lingvistică conținută de propoziție cu mențiunea că ambiguitatea *scade* pe măsură ce ne apropiem de *SemR*²³.

În cele ce urmează vom exemplifica cum se obține o aceeași interpretare pentru două propoziții diferite având reprezentări sintactice diferite (a doua se obține din prima prin operația de pasivizare). Fie exemplele:

(4.1) Ion a spălat mașina.

(4.2) Mașina a fost spălată de Ion.

²²Aceasta este relația *R* pe care am descris-o în secțiunea anterioară.

²³Altfel spus, nivelele mai apropiate de *SemR* conțin mai multă metainformație de reprezentare decât nivelele depărtate fiind din această cauză mai explicite decât acestea din urmă. O consecință firească a acestui fapt este că cu cât crește nivelul de explicitare, cu atât scade nivelul de ambiguitate (vezi [61, pag. 49,50]).

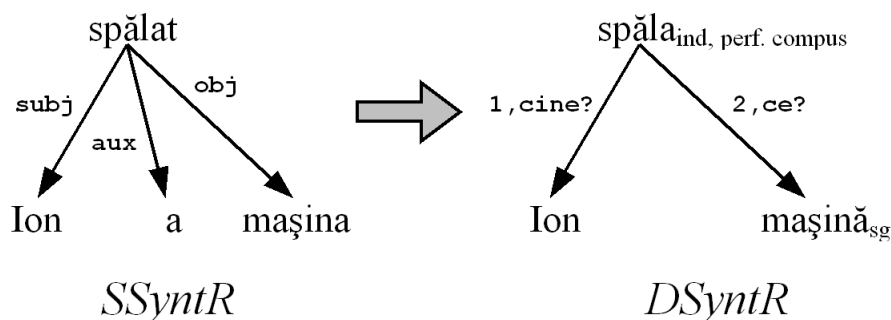


Figura 4.5: Exemplul 4.1: Translația de la *SSyntR* la *DSyntR*

În acest caz, la subnivelul de adâncime al reprezentării sintactice *DSyntR* predicatorul propoziției “a spăla” va avea aceleași argumente: executantul operației, “Ion” și obiectul care suferă operația, “mașina”. Ideea centrală a reprezentării uniforme se rezumă la precizarea că la nivelul *DSyntR*, fiecare formă morfologică redusă de adâncime predicativă are argumentele²⁴ identificate și ordonate astfel încât pentru fiecare argument este posibilă precizarea tipului său cât și a poziției pe care o ocupă²⁵ în structura predicativă a lexemului. Relația actant poate fi realizată la subnivelul de suprafață al reprezentării sintactice *SSyntR* de o multitudine de construcții sintactice stabilindu-se astfel o translație deterministă de la structurile sintactice de suprafață proprii unui lexem predicativ la relațiile actant ale acestuia.

În exemplul de mai sus la propoziția 4.1, la nivelul *SSyntR*, între “Ion” și “spălat” se stabilește o relație sintactică de subiect (**subj**) care se transferă la nivelul *DSyntR* în relația actant de tip “cine?” aflată pe poziția 1 în structura argumentală a verbului “a spăla”. Similar, între “spălat” și “mașina” există o relație de tip obiect (**obj**) care la rândul ei se transferă în relația actant de tip “ce?” aflată pe poziția 2. Pentru propoziția 4.2, relația sintactică de subiect se transferă la poziția 2 a structurii argumentale a verbului pentru că acesta se află la diateza pasivă (vezi figurile 4.5 și 4.6).

²⁴Relația formă morfologică redusă de adâncime – argument proprie unui predicator mai este denumită la acest nivel și actant (în engleză, “actant”). Structura argumentală a unui lexem predicativ reprezintă de fapt un cadru de valență generalizat al lexemului.

²⁵În plus, tipurile și pozițiile argumentelor sunt independente de limbă.

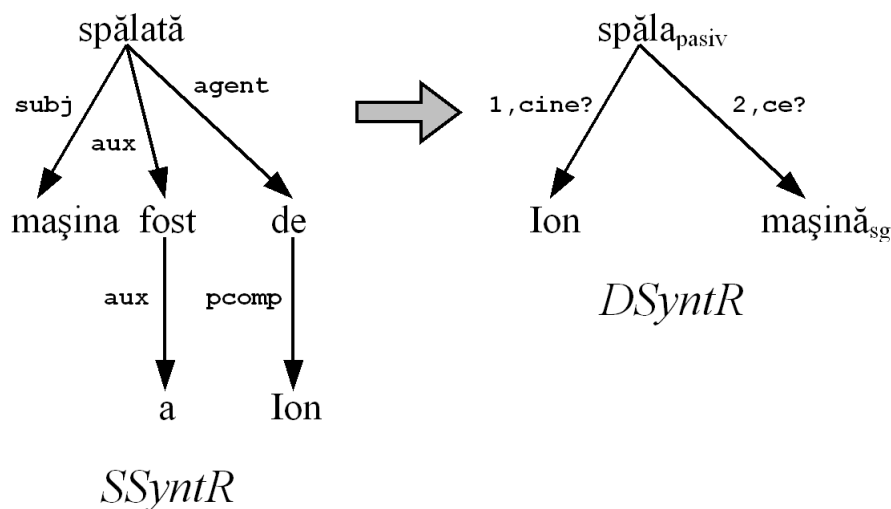


Figura 4.6: Exemplul 4.2: Translația de la *SSyntR* la *DSyntR*

4.2 Modele de atracție lexicală. Analizorul de legături LexPar

Generarea automată a unei structuri sintactice de dependențe conform cu nivelul de analiză *SSyntR* presupune existența unui algoritm care să producă structura sintactică având la intrare o gramatică de dependențe și fraza de analizat²⁶. Dacă algoritmi de analiză sintactică cu dependențe există (vezi de exemplu [77, 79, 99, 80, 30]), nu se poate afirma cu tărie același lucru despre gramaticile de dependențe. Ce se poate afirma despre gramaticile de dependențe (și nu numai) în general cât și despre cele existente la ora actuală ar fi:

- construcția umană a unei gramatici cuprinzătoare pentru o limbă implică un timp îndelungat de dezvoltare;
- nu se poate garanta completitudinea unei gramatici în sensul că vor exista secvențe de cuvinte formând expresii gramatical corecte pentru care gramatica nu conține reguli de combinare;
- în timp ce pentru engleză există gramatici construite (vezi de exemplu [44, 45]) pentru alte limbi (printre care și româna) nu sunt disponibile asemenea gramatici.

²⁶Acest tip de analiză sintactică se numește în engleză “*grammar-driven parsing*”.

O alternativă la modelul de analiză sintactică bazată pe gramatici o reprezintă analiza sintactică cu modele gramaticale induse automat²⁷. O cerință firească²⁸ pentru construcția acestor modele o reprezintă existența corpurilor adnotate cu structuri sintactice cum ar fi cele din [32, 58] din care programe de învățare automată²⁹ extrag informații statistice cu privire la modurile de combinare ale elementelor sintactice. Aceste informații sunt asamblate de obicei într-un “model gramatical” probabilistic care este folosit ulterior la analiza sintactică a frazelor ([78, 22]).

Indiferent de metoda de analiză sintactică, un analizor sintactic poate fi evaluat după următoarele trei măsuri (propuse în [78]):

- **robustețe:** un analizor sintactic P este robust dacă și numai dacă fiind dată o colecție de fraze $T = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ în limba L , P atribuie *cel puțin* o analiză sintactică pentru orice x din T ;
- **dezambiguizare:** un analizor sintactic P dezambiguizează³⁰ dacă și numai dacă fiind dată o colecție de fraze $T = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ în limba L , P atribuie *cel mult* o analiză sintactică pentru orice x din T ;
- **acuratețe:** un analizor sintactic P este performant dacă și numai dacă fiind dată o colecție de fraze $T = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ în limba L , P găsește analiza sintactică potrivită³¹ pentru orice x din T ;

În ceea ce urmează vom descrie modelele de atracție lexicală (MAL) introduse de Deniz Yuret în [131] și apoi, vom prezenta analizorul de legături **LexPar** [40] care extinde MAL cu reguli de combinare. De asemenea, vom evalua LexPar cu privire la robustețe, dezambiguizare și într-un mod aproximativ, cu privire la acuratețe.

4.2.1 Modele de atracție lexicală

O versiune a modelelor de atracție lexicală a fost descrisă de Deniz Yuret în [131] dar ideea de atracție lexicală ca dependență între cuvinte aflate la distanțe arbitrare este introdusă în [5]. În cele ce urmează ne vom ocupa de

²⁷În engleză, “*data-driven parsing*”.

²⁸Există și metode care construiesc modele gramaticale din corpusuri care nu sunt adnotate la nivel sintactic (vezi [90]).

²⁹În engleză, “*machine learning*”.

³⁰Această noțiune se referă de fapt la capacitatea sistemului de a alege o singură analiză din mai multe analize posibile pentru o frază dată.

³¹Această comparație se face între analiza dată de sistem și analiza dată de om pentru o aceeași frază. De obicei se folosesc corpusurile adnotate la nivel sintactic și se măsoară procentul de analize sintactice corecte furnizate de analizorul sintactic pe corpusul adnotat.

MAL ale lui Yuret pentru că ele se află la baza analizorului de legături Lex-Par. În plus, Yuret este cel care folosește MAL pentru descoperirea relațiilor de dependență dintre cuvintele unui text *neadnotat*. În acest scop, dezvoltă de asemenea un algoritm care îmbină descoperirea relațiilor cu trasarea lor, un principiu care se dovedește a fi esențial pentru succesul ambelor procese. Algoritmul său emulează întrucâtva capacitatea umană de analiză sintactică.

Atracția lexicală în accepțiunea lui Yuret, este o măsură a afinității de combinare a două cuvinte într-o frază. Yuret se bazează pe faptul că atât achiziția cât și învățarea limbajului natural se fundamentează pe capacitatea umană de a construi în memorie o tabelă asociativă a conceptelor care apoi să fie folosită la determinarea corectă a înțelesului sintagmelor sau propozițiilor. El ilustrează această ipoteză printr-un exemplu de achiziție de limbaj în cazul unui copil care nu cunoaște încă regulile sintactice de formare a propozițiilor gramatical corecte dar cu toate acestea, este în stare să alcătuiască propoziții simple corecte (vezi [131, pag. 10]). Acest lucru se întâmplă datorită modului în care conceptele se asociază. Alăturarea conceptelor într-o propoziție sau frază devine posibilă prin afinitatea lor crescută dobândită prin învățare iar în cazul copiilor învățarea înseamnă în principal repetiție. De aici decurge formalizarea afinității conceptelor – a ”atrăției lexicale” în consecință – ca o măsură (probabilistică).

Pentru cazul de față, un model probabilistic al unei limbi scrise este dat de un câmp de probabilitate $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ în care Ω este spațiul evenimentelor elementare, o mulțime nevidă care conține simbolurile și secvențe de simboluri³² ale unei limbi iar $\mathcal{F}$ este mulțimea de evenimente, $\mathcal{F} = 2^{\Omega}$ ³³. P este o probabilitate definită pe $\mathcal{F}$ care distribuie masa de probabilitate peste toate evenimentele elementare din Ω . Simplificând, putem spune că un model probabilistic al unei limbi este dat de o funcție probabilitate care asignează fiecărui cuvânt, expresie, propoziție sau frază o probabilitate de apariție. Singurul mod de a cuantifica aceste probabilități este estimarea lor din texte în limba respectivă, texte care vor trebui să aibă dimensiuni foarte mari pentru a putea obține estimări robuste.

Probabilitatea P are o distribuție necunoscută peste mulțimea de evenimente elementare dar probabilitatea unei propoziții (sau fraze) S văzută ca o secvență de n cuvinte poate fi aproximată în funcție de gradul de independență al unui cuvânt față de contextul său, astfel:

1. $P(S) = p(w_1) \cdot p(w_2) \cdot \dots \cdot p(w_n) = \prod_{i=1}^n p(w_i)$ în care cuvintele se consideră că apar independent unele de altele. O astfel de aproximație

³²Simbolurile sunt cuvinte, semne de punctuație, diverse alte simboluri ale limbii cum ar fi de exemplu '+', '-', etc. iar secvențele expresii și propoziții sau fraze.

³³ 2^{Ω} este mulțimea părților lui Ω .

este în mod evident nepotrivită pentru limbajul natural pentru că orice permutare a secvenței de cuvinte S produce aceeași probabilitate iar modelul ar trebui să poată atribui probabilități mai mari propozițiilor și frazelor gramatical corecte decât celor greșite.

2. $P(S) = p(w_1) \cdot p(w_2|w_1) \cdot \dots \cdot p(w_n|w_{n-1}) = p(w_1) \cdot \prod_{i=1}^n p(w_i|w_{i-1})$ în care se folosește un model Markov de ordin 1 (vezi [57, pag. 192, 317]): fiecare cuvânt depinde ca apariție doar de precedentul. O astfel de aproximație este mai bună decât independența totală dar are și ea deficiențele ei:

(4.3) Individul ieși pe ușa din dos în grabă, vădit încurcat.

În exemplul 4.3, expresia adverbială “*în_grabă*” depinde de predicatul propoziției “*ieși*” în sensul că verbul “*ieși*” favorizează apariția acesteia în contextul său într-o mult mai mare măsură decât, să zicem, “*ușa*” iar adjectivul “*încurcat*” determină substantivul “*Individul*” (cele două se află la cele două capete ale propoziției). Bineînțeles că s-ar putea măări ordinul modelului Markov astfel încât astfel de dependențe să fie capturate dar un asemenea model ar fi realizabil doar teoretic pentru că din punct de vedere practic numărul de parametri care ar trebui estimați ar fi imens (vezi tabelul 6.1 din [57, pag. 194]).

Dacă ar fi să calculăm entropia propoziției S în cele două aproximații de mai sus am avea:

$$H_1(S) = - \sum_{i=1}^n p(w_i) \log p(w_i) = \sum_{i=1}^n H_1(w_i)$$

și pentru că în cazul 2 avem un model Markov de ordin 1 iar din [57, pag. 64, ecuația 2.30] avem

$$H(X_1, X_2, \dots, X_n) = H(X_1) + H(X_2|X_1) + \dots + H(X_n|X_1, \dots, X_{n-1})$$

atunci

$$H_2(S) = H_2(w_1) + \sum_{i=2}^n H_2(w_i|w_{i-1})$$

Diferența între cele două entropii este

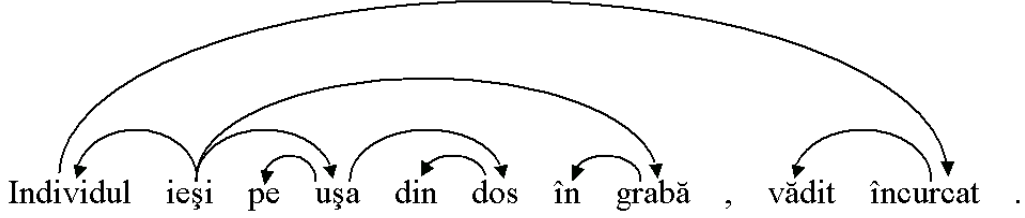


Figura 4.7: Dependente ale cuvintelor în context.

$$\begin{aligned}
H_1(S) - H_2(S) &= H_1(w_1) + \sum_{i=2}^n H_1(w_i) - H_2(w_1) - \sum_{i=2}^n H_2(w_i|w_{i-1}) \\
&= \sum_{i=2}^n H_1(w_i) - \sum_{i=2}^n H_2(w_i|w_{i-1}) \\
&= \sum_{i=2}^n [H_1(w_i) - H_2(w_i|w_{i-1})] \\
&= \sum_{i=2}^n I(w_i; w_{i-1}) = \sum_{i=2}^n I(w_{i-1}; w_i)
\end{aligned}$$

și este pozitivă pentru că este suma informațiilor mutuale ale cuvintelor adiacente din propoziție (vezi [57, pag. 66,67 și ecuația 2.36]). Asta înseamnă că entropia modelului Markov este mai mică decât entropia modelului bazat pe independența totală ceea ce duce la concluzia că modelul Markov atribuie o probabilitate mai mare propoziției S decât contracandidatul său³⁴.

Am făcut această minidemonstrație pentru a servi ca suport introducerii modelelor de atracție lexicală. În exemplul 4.3, am dori să existe o dependență între cuvintele *ieși* și *ușa* și între *ușa* și *dos* sau între *Individul* și *încurcat*. În figura 4.7 sunt reprezentate dependențele cuvintelor din exemplul 4.3 într-o structură de dependențe care respectă relația de dependență sintactică din secțiunea 4.1. Yuret ([131, pag. 25]) arată că entropia unei propoziții S a cărei probabilitate este dată de un model care se bazează pe o astfel de structură este mai mică decât entropia propoziției dată de modelul Markov.

Un model de atracție lexicală (MAL) este așadar un model de probabilitate a unei fraze în care fiecare cuvânt al frazei este probabilistic dependent

³⁴Dacă S este gramatical corectă. De asemenea modelul Markov va atribui o probabilitate mai mică unei propoziții gramatical greșite decât celălalt model.

numai de centrul său. Pe de altă parte, se presupune că informația mutuală între două cuvinte ale unei fraze este măsura relaționării sintactice ale acestora³⁵. Această măsură este simetrică însă și nu poate fi o măsură a unei relații asimetrice dar Yuret demonstrează că probabilitatea unei fraze calculată cu un MAL este aceeași indiferent de cuvântul care este ales ca rădăcină a arborelui de dependențe ([131, pag. 28,29]). Acest rezultat conduce la observația că orientarea arcelor poate fi eliminată fără ca modelul să calculeze altă probabilitate pentru o aceeași frază caz în care:

- un MAL devine un model de probabilitate a unei fraze în care fiecare cuvânt al său este probabilistic dependent numai de cuvintele cu care se leagă;
- informația mutuală poate fi o măsură a relaționării sintactice a două cuvinte dintr-o frază.

Cu aceste precizări vedem că de fapt un MAL aproximează o relație sintactică de dependență din secțiunea 4.1 prin eliminarea orientării arcelor și prin neconsiderarea inventarului de relații sintactice al limbii³⁶. Vom numi această aproximație o *structură de legături* a unei fraze care este un graf ale cărui noduri sunt cuvintele frazei și care este neorientat, conex, aciclic și planar (vezi pagina 77). De asemenea, numim o *legătură* un arc al acestui graf.

Un MAL se poate construi³⁷ de exemplu dintr-un corpus care este adnotat cu structuri de dependență sintactică. Yuret descrie un algoritm care construiește un MAL din texte simple, neadnotate și care îmbină construcția structurii de legături a unei fraze cu estimarea parametrilor modelului pe fraza respectivă. Fie C un corpus care conține M fraze $S_i, i = \overline{1, M}$, liste de unități lexicale $w_j, j = \overline{1, n_i}$ (n_i este dimensiunea frazei S_i , $N = \sum_{i=1}^M n_i$). Fiecare frază S_i conține de asemenea și două marcaje de început, respectiv sfârșit de frază aflate pe pozițiile 0 și $n_i + 1$. Algoritmul de construcție/descoperire (vezi algoritmul 1) a structurii de legături are două componente:

- o memorie care înregistrează perechile de cuvinte $\langle w_a, w_b \rangle$ din fraza S_i , $0 \leq a < b \leq n_i + 1$ și de asemenea și perechile $\langle w_a, * \rangle$, $\langle *, w_b \rangle$ și $\langle *, * \rangle$ (ultima este numărul K de perechi care au fost introduse în memorie) unde $*$ reprezintă orice cuvânt. Pentru fiecare pereche se contorizează numărul de apariții a acesteia în corpus.

³⁵În sensul relației de dependență sintactică.

³⁶Toate celelalte proprietăți sunt păstrate însă, printre care și proprietatea de planaritate.

³⁷Ne referim la estimarea parametrilor săi.

- un analizor de legături (procesor) care are sarcina de a “desena” structura de legături astfel încât proprietățile acesteia să fie respectate și de a scrie în memorie perechile de cuvinte care sunt luate în calcul la legare.

Algoritmul 1 Analizorul de legături al lui Yuret.

```

1: procedure LINK-SENTENCE( $S_k$ )
2:   for  $j \leftarrow 1$  to  $\text{length}(S_k) - 1$  do
3:     for  $i \leftarrow j - 1$  downto  $0$  do
4:        $\text{last} \leftarrow \text{pop}(\text{rightlinks}(i), \text{Stack})$ 
5:       for all  $l \in \text{last}$  do
6:          $\text{MinLink}[i] \leftarrow \min(l, \text{MinLink}[\text{rightindex}(l)])$ 
7:       end for
8:       if  $\text{mi}(\langle i, j \rangle) > 0, \text{mi}(\text{MinLink}[i]), \text{mi}(\text{Stack}[s]), \forall s$  then
9:          $\text{unlink}(\text{Stack}[s]), \forall s$ 
10:         $\text{reset}(\text{Stack})$ 
11:         $\text{unlink}(\text{MinLink}[i])$ 
12:         $\text{MinLink}[i] \leftarrow \text{link}(i, j)$ 
13:       end if
14:        $\text{push}(\text{leftlinks}(i), \text{Stack})$ 
15:     end for
16:   end for
17: end procedure

```

Fraza S_k pe care rulează algoritmul are $\text{length}(S_k) = n_k + 2$ cuvinte (cu tot cu marcasele de început și sfârșit). Notăția $S_k[i], 0 \leq i < n_k + 2$ desemnează cuvântul de pe poziția i din frază (prima poziție în acest vector are $i = 0$). O legătură l este o pereche de indecși $\langle i, j \rangle, i < j$ care se formează cu funcția `link` și se distruge cu funcția opusă `unlink`. *Stack* este o stivă care conține legături (funcțiile `push` și `pop` adaugă respectiv șterg legături din stivă în ordinea proprie acestei structuri de date) și *MinLink* este un vector care la poziția i conține legătura de scor (= informație mutuală, $\text{mi}(\langle i, j \rangle) = \text{mi}(x = S_k[i], y = S_k[j]) = \text{mi}(x, y) = \log_2 \frac{f(x, y)K}{f(x, *)f(*, y)}$, unde $f(x, y)$ este frecvența cu care perechea $\langle x, y \rangle$ apare în corpus până la fraza curentă) minim între pozițiile i și j (lucru valabil de la linia 8 în jos) și care la final va conține legăturile care alcătuiesc structura.

Algoritmul scanează fraza de la stânga la dreapta (linia 2) iar la poziția curentă j încearcă să traseze una sau mai multe legături scanând de la dreapta la stânga (linia 3). La linia 8, un ciclu se detectează când o nouă legătură se încearcă între pozițiile i și j iar poziția i a vectorului *MinLink* conține o

legătură cu un scor mai mic. O intersecție este depistată atunci când stiva conține în vârful ei una sau mai multe legături cu scor mai mic decât cea care se încearcă. În condiția de la linia 8, virgula trebuie interpretată ca un operator *și*:

$$\begin{aligned} \text{mi}(\langle i, j \rangle) > 0, \text{mi}(\text{MinLink}[i]), \text{mi}(\text{Stack}[s]), \forall s \Leftrightarrow \\ \text{mi}(\langle i, j \rangle) > 0 \wedge \\ \text{mi}(\langle i, j \rangle) > \text{mi}(\text{MinLink}[i]) \wedge \\ \text{mi}(\langle i, j \rangle) > \text{mi}(\text{Stack}[s]), \forall s \end{aligned}$$

Acest analizor nu este optimal (nu generează structura de legături cu cea mai mare informație mutuală) și de asemenea nu este robust (pot exista cazuri în care să rămână cuvinte nelegate, [131, pag. 38]). Yuret oferă și varianta optimală a analizorului dar la un cost al timpului de execuție de $O(n^5)$ (față de $O(n^2)$). Pentru că algoritmul trebuie să ruleze pe texte foarte mari pentru a depista structurile de legături corecte³⁸, costul de timp de execuție ridicat al analizorului optimal nu îi justifică folosirea în ce privește performanțele afișate.

Performanțele algoritmului suboptimal au fost evaluate pe 200 de fraze extrase din datele de antrenament (un text jurnalistic de 100 de milioane de cuvinte) și adnotate cu legături de un expert. Testarea s-a făcut numai pe legăturile dintre cuvintele conținut în număr de 1287 în cele 200 de fraze. Precizia analizorului a fost de aproximativ 61% iar recall-ul de aproximativ 56%, rezultate foarte bune în opinia noastră pentru un program care rulează pe texte simple, neadnotate în vreun fel cu excepția segmentării la nivel de frază.

4.2.2 LexPar

LexPar ([40]) este un analizor de legături bazat pe reguli. Este o extensie firească a algoritmului 1 (pagina 87) care constrânge formarea de legături cu reguli sintactice specifice limbii textului procesat. În plus conține și un mecanism simplu de generalizare a proprietăților unei legături pentru a elimina inadaptabilitatea algoritmului inițial față de cuvintele necunoscute.

Principalele diferențe între algoritmul 1 și LexPar sunt:

- LexPar rulează pe texte adnotate morfosintactic și lematizate. Lematizarea oferă un prim nivel de generalizare pentru forma ocurentă a cuvântului contribuind la estimări mai bune ale parametrilor modelului.

³⁸Algoritmul suboptimal a fost rulat pe un text jurnalistic de aproximativ 100 de milioane de cuvinte !

- LexPar calculează scorul unei legături considerând simultan lemele cuvintelor legate cât și etichetele morfosintactice ale lor (vezi notațiile de mai jos):

$$\begin{aligned} \text{mi}(\langle i, j \rangle) &\stackrel{\text{def}}{=} \text{mi}(l_i, l_j) + \text{mi}(t_i, t_j) \\ \text{mi}(l_i, l_j) &\stackrel{\text{def}}{=} 0, \text{ dacă } f(l_i, l_j) = 0 \\ \text{mi}(t_i, t_j) &\stackrel{\text{def}}{=} 0, \text{ dacă } f(t_i, t_j) = 0 \end{aligned}$$

În cazul în care una din leme nu a fost întâlnită la antrenare, scorul legăturii este dat de perechea de etichete morfosintactice a cărei apariție este mult mai probabilă decât cea a perechii de leme. Împreună cu lematizarea, luarea în calcul a etichetelor morfosintactice ale cuvintelor în formarea unei legături reprezintă principalul mecanism de generalizare al lui LexPar în calculul scorurilor legăturilor între cuvintele necunoscute.

- Ca și în algoritmul 1, LexPar ia în calcul o legătură care nu produce un ciclu și care nu încalcă proprietatea de planaritate dar în plus, LexPar nu consideră legătura care este rejectată de filtrul său sintactic³⁹ (vezi figura 4.8). Această filtrare are rolul de a grăbi convergența procesului de antrenament către MAL care aproximează structura de dependențe a limbii date. În plus, perechile care nu pot fi relaționate sintactic nu încarcă inutil memoria procesorului.

Algoritmul LexPar consideră o altă ordine de procesare a cuvintelor unei fraze decât scanarea de la stânga la dreapta. Principala presupunere pe care o face este aceea că cele mai multe legături se stabilesc între cuvinte adiacente iar apoi între grupuri adiacente de cuvinte legate. LexPar construiește progresiv structura de legături a unei fraze, alcătuind grupuri de cuvinte legate de dimensiuni din ce în ce mai mari. Pentru o frază S_k (fără marcaje de început și sfârșit), o listă de tripluri $\langle w_i, l_i, t_i \rangle$ de formă ocurentă (w), lemă (l) și etichetă morfosintactică compatibilă MULTTEXT-East (t), pseudocodul procesorului este algoritmul 2. Vom exemplifica funcționarea acestui algoritm cât și semnificația regulilor de combinare din figura 4.8 pe următorul exemplu:

(4.4) John/John/Np 's/'s/St watch/watch/Ncns fell/fall/Vmis on/on/Sp the/the/Dd3 floor/floor/Ncns ././PERIOD

³⁹Prezența filtrului sintactic nu mai garantează o structură de graf conex a analizei de legături (vezi comentariile de la pagina 92).

Algoritmul 2 Analizorul de legături LexPar.

```
1: function LEXPAR( $S_k$ )
2:    $G \leftarrow \text{patterns}(S_k)$ 
3:   while true do
4:      $G_{new} \leftarrow \text{empty}()$ 
5:      $i \leftarrow 0$ 
6:     while  $i < \text{sizeof}(G) - 2$  do
7:        $lnk_{i,i+1} \leftarrow \text{bestlink}(G[i], G[i + 1])$ 
8:       if  $i + 2 = \text{sizeof}(G)$  then
9:          $\text{addgroup}(G_{new}, \text{makegroup}(G[i], G[i + 1], lnk_{i,i+1}))$ 
10:        return  $G_{new}$ 
11:      end if
12:       $lnk_{i+1,i+2} \leftarrow \text{bestlink}(G[i + 1], G[i + 2])$ 
13:      if  $\text{nolink}(lnk_{i,i+1}) \wedge \text{nolink}(lnk_{i+1,i+2})$  then
14:         $\text{addgroup}(G_{new}, G[i])$ 
15:         $\text{addgroup}(G_{new}, G[i + 1])$ 
16:         $i \leftarrow i + 2$ 
17:        next loop
18:      end if
19:      if  $\text{mi}(lnk_{i,i+1}) > \text{mi}(lnk_{i+1,i+2})$  then
20:         $\text{addgroup}(G_{new}, \text{makegroup}(G[i], G[i + 1], lnk_{i,i+1}))$ 
21:         $i \leftarrow i + 2$ 
22:      else
23:         $\text{addgroup}(G_{new}, G[i])$ 
24:         $\text{addgroup}(G_{new}, \text{makegroup}(G[i + 1], G[i + 2], lnk_{i+1,i+2}))$ 
25:         $i \leftarrow i + 3$ 
26:      end if
27:    end while
28:    if  $\text{sizeof}(G) = \text{sizeof}(G_{new})$  then
29:      return  $G_{new}$ 
30:    end if
31:     $G \leftarrow G_{new}$ 
32:  end while
33: end function
```

```
deny left any right preposition(prep)
enforce left preposition(prep) right noun(*,*,*)
agree left determiner(*,*,*,*,*,*) right noun(*,*,*) at number{}
sequence noun(*,*,*);preposition(post);noun(*,*,*) link 1-2;1-3
```

Figura 4.8: Câteva reguli sintactice pentru engleză folosite de LexPar.

i		0	1	2	3	4	5	6
		John	's	watch	fall	on	the	floor
0	John	×	30	45	19	5	6	10
1	's	×	×	11	2	7	1	9
2	watch	×	×	×	29	13	10	15
3	fall	×	×	×	×	14	2	20
4	on	×	×	×	×	×	3	50
5	the	×	×	×	×	×	×	60
6	floor	×	×	×	×	×	×	×

Tabela 4.1: Memoria procesorului LexPar înainte de rularea acestuia pe exemplul 4.4.

Să considerăm de asemenea că scorul unei legături este extras direct din tabelul 4.1 (de exemplu $\text{mi}(\langle 0, 1 \rangle) = 30$) în care am dat scoruri mari legăturilor pe care algoritmul trebuie să le descopere⁴⁰.

La linia 2 vectorul inițial de grupuri este vectorul calculat de funcția **patterns** care folosește regulile *sequence* pentru a recunoaște grupuri de cuvinte adiacente ale căror etichete morfosintactice corespund. În cazul nostru, în figura 4.8 avem o regulă *sequence* care recunoaște secvența

John/noun(p,*,*); 's/preposition(t); watch/noun(c,n,s)

iar grupul se formează cu legăturile $[\langle 0, 1 \rangle, \langle 0, 2 \rangle]$. Vectorul G va conține grupurile $\{\langle 0, 1 \rangle, \langle 0, 2 \rangle, [3], [4], [5], [6]\}$.

Liniile 7 și 12 sunt liniile în care funcția **bestlink** caută cea mai bună legătură care să unească grupurile $G[i], G[i+1]$ sau $G[i+1], G[i+2]$. Căutarea se face respectând proprietățile de planaritate și aciclicitate ale noului grup care se poate forma și constrângerile dictate de filtrul sintactic⁴¹. Depinzând de scorurile legăturilor $\text{lnk}_{i,i+1}$ și $\text{lnk}_{i+1,i+2}$ (linia 19) se formează un grup care se adaugă la noul vector de grupuri G_{new} . Funcția **makegroup** primește ca argument cele două grupuri care se vor uni și legătura care le unește și întoarce noul grup astfel format care cu funcția **addgroup** se adaugă la noul vector de grupuri. Întorcându-ne la exemplul nostru, evoluția vectorului G este:

⁴⁰Vrem să vedem că algoritmul trasează legăturile corect dacă acestea au scorul maxim.

⁴¹Fiecare legătură care poate forma un nou grup este introdusă în memoria analizorului.

- $G : \{[\langle 0, 1 \rangle, \langle 0, 2 \rangle, \langle 2, 3 \rangle], [4], [\langle 5, 6 \rangle]]\}$, legătura $\langle 3, 4 \rangle$ este respinsă de regula *deny* din figura 4.8 iar legătura $\langle 5, 6 \rangle$ este permisă de regula de acord gramatical *agree*;
- $G : \{[\langle 0, 1 \rangle, \langle 0, 2 \rangle, \langle 2, 3 \rangle], [\langle 4, 6 \rangle, \langle 5, 6 \rangle]]\}$, legătura $\langle 4, 6 \rangle$ a fost impusă de regula *enforce* ceea ce înseamnă că aceasta este considerată cea mai bună indiferent de scorul pe care îl are;
- $G : \{[\langle 0, 1 \rangle, \langle 0, 2 \rangle, \langle 2, 3 \rangle, \langle 3, 6 \rangle, \langle 4, 6 \rangle, \langle 5, 6 \rangle]]\}$, vector care se obține la linia 10 și care conține structura de legături a exemplului 4.4.

Algoritmul nu garantează o analiză robustă din cauză că filtrul sintactic poate conține reguli care să interzică legarea a două grupuri într-un caz în care aceasta ar fi trebuit să fie permisă. Regulile au fost scrise în marea lor majoritate de către autor studiind comportamentul analizorului pe diferite texte. Există reguli atât pentru română cât și pentru engleză care rejectează legături care sunt greșite în cele mai multe cazuri dar care rejectează de asemenea aceleași tipuri de legături care însă sunt corecte în alte cazuri (izolate)⁴². Linia 28 garantează terminarea algoritmului atunci când nu se mai adaugă nicio legătură la structura de legături (practic atunci când numărul de grupuri rămâne neschimbat).

LexPar a fost antrenat pe corpusurile NAACL, 1984, Republica, Ziare și SemCor2.0 (1291736 de unități lexicale și punctuație) pentru construcția modelului de atracție lexicală românesc și pe corpusurile 1984 și SemCor2.0⁴³ (în total 893650 de unități lexicale împreună cu punctuația) pentru modelul limbii engleze⁴⁴. Pentru că nu dispunem de un corpus de referință adnotat cu legături, vom folosi analizorul sintactic de dependențe MiniPar ([54]) pe partea de engleză a corpusului paralel SemCor2.0 și vom compara analizele sintactice produse cu structurile de legături generate de LexPar pe același text. În tabelul 4.2 se află precizia, recall-ul și f-measure pentru legăturile găsite de LexPar considerând adnotarea sintactică MiniPar ca referință.

Precizia analizorului sintactic MiniPar este de aproximativ 89% ([54]) și pentru că LexPar găsește 68% din legăturile între cuvinte conținut ale lui MiniPar, nu greșim foarte mult dacă presupunem că *toate* aceste legături sunt corecte (au fost generate independent de două analizoare diferite)⁴⁵. Cu

⁴²Am preferat să păstrăm aceste reguli pentru că performanța pe ansamblu era mai bună cu ele decât fără ele.

⁴³Corpusul complet în engleză nu numai partea corespunzătoare traducerii în română.

⁴⁴Au fost utilizate aceste corpusuri la antrenare pentru că adnotarea morfosintactică și lematizarea au fost verificate manual eliminându-se astfel erorile de legare care s-ar fi datorat greșelilor de adnotare morfosintactică sau lematizare.

⁴⁵De asemenea presupunem că LexPar nu generează legături corecte pe care MiniPar nu le găsește.

	Toate legăturile	Cuvinte conținut
P(%)	53.692%	49.819%
R(%)	67.838%	68.209%
F(%)	59.941%	57.582%

Tabela 4.2: Gradul de acord între LexPar și MiniPar pe SemCor2.0.

datele din tabelul 4.2 putem aprecia că recall-ul real al analizorului LexPar este de $0.68209 \times 0.89 = 60.706\%$ un recall mai bun decât cel al analizorului lui Yuret (56%). În plus, există o diferență semnificativă între dimensiunile textelor de antrenament: Lexpar, 10^6 de unități lexicale, Yuret, 10^8 de unități lexicale de unde se poate trage concluzia că filtrul sintactic mărește considerabil viteza de convergență a analizoarelor de legături.

Algoritmul LexPar este de asemenea robust în proporție de 97.830%, procent care evidențiază gradul de conectare al unităților lexicale în întreg textul: dacă într-o frază întâlnim n unități lexicale din care sunt conectate numai x , frecvența de conectare crește cu $\frac{x}{n}$. Pentru a obține procentul de conectare, suma frecvențelor de conectare se împarte la 8276 de fraze câte sunt în textul englezesc. Diferența de 2.17% reprezintă o aproximație a procentului mediu de unități lexicale neconectate dintr-o frază. Aceste unități lexicale rămân neconectate din cauza filtrului sintactic (vezi nota de subsol 42).

4.3 SynWSD

În secțiunea 4.1 am văzut că pentru fiecare structură sintactică de suprafață $SSyntR$ există o structură sintactică de adâncime $DSyntR$ din care poate fi obținut apoi graful semantic $SemR$. În transformarea $SSyntR \leftrightarrow DSyntR \leftrightarrow SemR$ ⁴⁶ înțelesurile lexemelor sunt prezente în $SemR$. De exemplu, graful semantic $SemR$ pentru exemplul

(4.5) Dick asked Susan to visit him.

este redat în figura 4.10 împreună cu transformarea de la $DSyntR$ (arcele punctate desemnează coreferința elementelor și nu fac parte din relația sintactico-semantică de la acest nivel). În $SemR$, fiecare lexem este indexat de înțelesul său (extras din dicționarul de referință, PWN2.0 în cazul de față) iar graful reprezintă schematizarea functorului din figura 4.9.

⁴⁶Vezi [61, pag. 73,81] pentru regulile de transformare.

$$\begin{array}{l}
 \text{ASK}_{ask(2)}(\\
 \quad \text{DICK}_{male(2)}, \\
 \quad \text{SUSAN}_{female(2)}, \\
 \quad \text{VISIT}_{visit(3)}(\\
 \qquad \qquad \text{SUSAN}_{female(2)}, \\
 \qquad \qquad \text{DICK}_{male(2)} \\
 \quad) \\
)
 \end{array}$$

Figura 4.9: Functor care exprimă înțelesul propoziției 4.5.

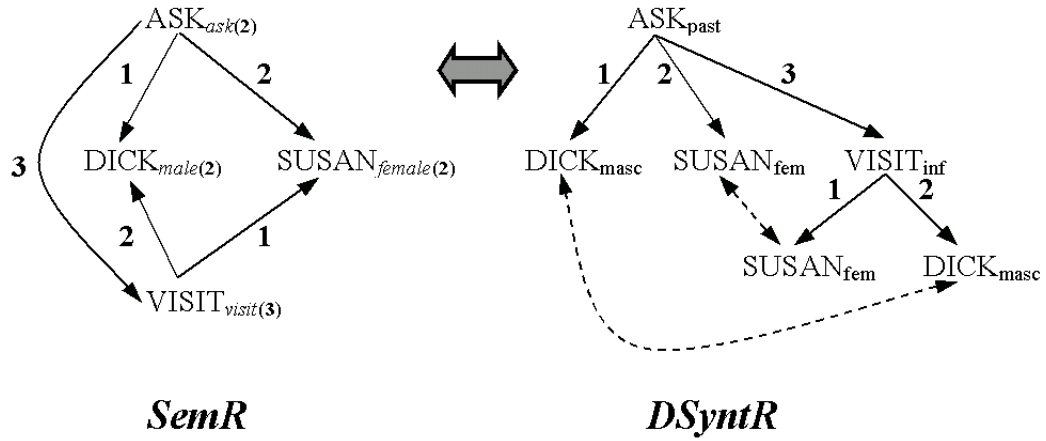


Figura 4.10: O corespondență între *SemR* și *DSyntR*.

Dacă s-ar pune problema generării automate a structurii $SemR$, atunci procesul de DSA ar trebui implementat pe transformarea $DSyntR \rightarrow SemR$ având structura $DSyntR$ la intrare. Cum nu dispunem de un algoritm de construcție a acestei structuri și pentru că dispunem doar de o aproximare a structurii $SSyntR$, vom încerca în cele ce urmează să construim procesul de DSA pe structura de legături a unei fraze. Această structură aproximează $SSyntR$ prin eliminarea orientării relațiilor sintactice și a denumirii acestora dar structura arborescentă se poate păstra prin alegerea primului cuvânt al frazei ca rădăcină a arborelui, considerarea tuturor cuvintelor legate de rădăcină ca dependenți ai rădăcinii, ș.a.m.d.

În prezența structurii de legături a unei fraze, contextul de apariție al unui cuvânt capătă un plus de explicitare față de definirea acestuia ca fereastră de cuvinte. Astfel, contextul unui cuvânt w este specificat de mulțimea de legături care-l conține și în consecință, înțelesul acestuia va fi determinat *direct* numai de cuvintele care sunt legate la el și *indirect*, de celelalte cuvinte.

4.3.1 Descrierea algoritmului

SynWSD (un prototip al acestui algoritm a fost prezentat în [38]) este un algoritm de dezambiguizare semantică automată neasistată care utilizează structura de legături a unei fraze ca pe o specificare a dependențelor înțelesurilor cuvintelor unele de altele. Dacă S este o frază și w_i și w_j două cuvinte din S , ipoteza pe care se bazează acest algoritm este următoarea: dacă w_i îl atrage lexical pe w_j atunci anumite înțelesuri ale lui w_i vor *atrage semantic* (într-un sens ce va fi definit ulterior) anumite înțelesuri ale lui w_j . Altfel spus, anumite înțelesuri vor avea o afinitate de combinare mai mare cu altele decât cu restul.

Algoritmul are două faze:

1. **antrenare:** estimarea valorilor atracției semantice folosind ca inventar de sens o rețea semantică lexicală (PWN2.0 sau ROWN2.0 în cazul experimentelor noastre) și un corpus adnotat cu legături de LexPar;
2. **dezambiguizare:** pentru o frază S cu structura de legături L și cu modelul M creat în pasul anterior, găsește cea mai bună combinație de înțelesuri ale cuvintelor conținut din S care să maximizeze atracția semantică pe S .

Să considerăm fraza S ca un vector de tupluri $\langle w_i, t_i, l_i \rangle, 0 \leq i < |S|$ de formă ocurentă (w), etichetă morfosintactică (t) și lemă (l) și structura ei de legături L ca un vector de perechi de indecși legați $\langle i, j \rangle, 0 \leq i < j < |S|$. De asemenea, să considerăm funcțiile $ili(l_i, t_i)$, $sumo(l_i, t_i)$ și $dom(l_i, t_i)$ care

au ca valori mulțimea de ILI-uri, mulțimea de concepte SUMO și respectiv mulțimea de domenii IRST corespunzătoare literalului l_i cu categoria gramaticală a etichetei t_i din rețelele semantice lexicale PWN2.0 și ROWN2.0. Dacă l_i nu se află în vreun sinset din rețeaua semantică lexicală (dacă este lema unui cuvânt funcțional de exemplu), atunci valoarea oricărei funcții de mai sus este chiar l_i . Dacă l_i se află într-un sinset care nu are un concept SUMO sau un domeniu IRST asociat, atunci valorile funcțiilor *sumo* și *dom* sunt egale cu valoarea implicită **default**. De exemplu, valorile funcțiilor de mai sus calculate pe ROWN2.0 pentru substantivul “*floare*” sunt următoarele:

$$\begin{aligned} ili(floare, N) &= \{\text{ENG20-10924345-n, ENG20-10792063-n, ENG20-10924920-n}\} \\ sumo(floare, N) &= \{\text{Flower, Plant, FloweringPlant}\} \\ dom(floare, N) &= \{\text{plants}\} \end{aligned}$$

Faza de antrenare

SynWSD se antrenează pe un corpus adnotat morfosintactic, lematizat și analizat cu LexPar și va construi câte un model de atracție semantică pentru fiecare inventar de sensuri (ILI, SUMO sau IRST). Procesul de construcție a modelului este același oricare ar fi inventarul de sensuri și de aceea în continuare vom descrie numai modelul de atracție semantică pentru ILI. Acest model se creează parcurgând pe rând frazele S din corpus iar pentru o astfel de frază, se efectuează următorii pași:

1. pentru fiecare legătură $\langle i, j \rangle \in L$ calculează valorile $I_i = ili(l_i, t_i)$ și $I_j = ili(l_j, t_j)$;
2. pentru fiecare ILI $c_a \in I_i$ generalizează valoarea acestuia și depune rezultatul în mulțimea G_i (analog pentru fiecare ILI $c_b \in I_j$). Generalizarea se aplică doar în cazul inventarului de sens ILI și este necesară pentru a reduce numărul de parametri ai modelului. În funcție de categoria gramaticală, procedeul de generalizare urmează pașii:
 - substantive, verbe: alege primul ILI g_a din ierarhia de hipernimi care subsumează exact un înțeles al literalului l_i . Această condiție se impune pentru a putea apoi extrage neambiguu înțelesul c_a al literalului l_i . De exemplu, în figura 4.11, conceptele care generalizează sensurile 1, 3, și 6 ale substantivului “*floare*” sunt încercuite cu linie punctată (săgețile verticale indică relația de hipernimie). Se observă că sensul 3 nu poate fi generalizat deoarece hipernimul său ar subsuma și sensul numărul 6.

- adjective: dacă c_a se află într-o clasă de similaritate, alege ca generalizare înțelesul reprezentativ al clasei g_a ; dacă nu, $g_a = c_a$;
- adverbe: $g_a = c_a$.

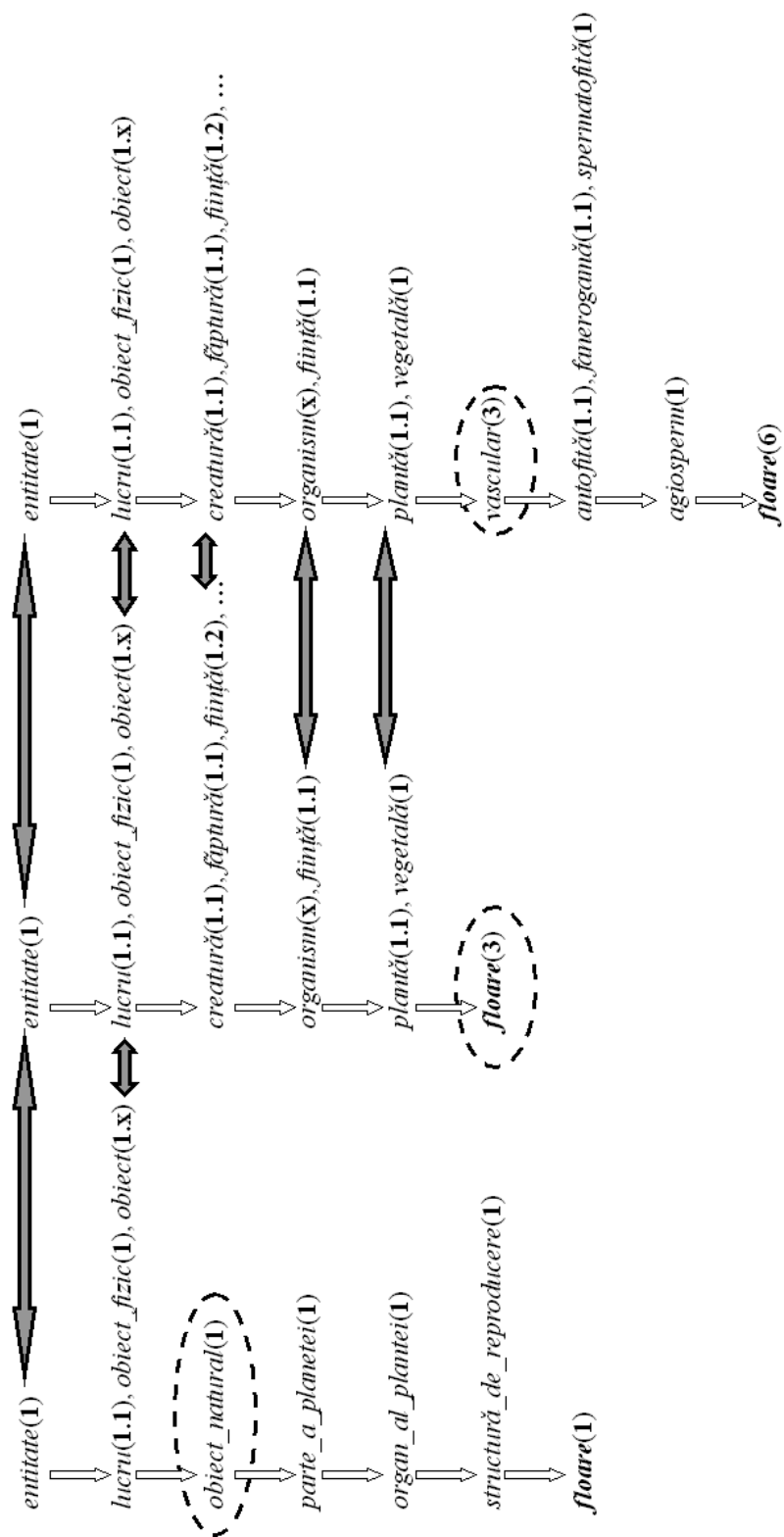


Figura 4.1.1: Exemplu de generalizare pentru substantivul "floare".

3. pentru fiecare pereche de ILI $\langle c_a, c_b \rangle$ (parametru al modelului) din produsul cartezian $G_i \otimes G_j$ incrementează frecvențele $f(\langle c_a, c_b \rangle)$, $f(\langle c_a, * \rangle)$, $f(\langle *, c_b \rangle)$ și $f(\langle *, * \rangle)$ în model. Notăția $*$ semnifică “orice etichetă de sens” iar frecvența perechii $\langle *, * \rangle$ este egală cu numărul total de perechi de etichete semantice care au apărut în corpusul de antrenare până la pasul curent. De asemenea, $f(\langle c_a, * \rangle)$ este numărul de apariții ale etichetei semantice c_a în stânga unei legături iar $f(\langle *, c_b \rangle)$ este numărul de apariții ale lui c_b în dreapta unei legături (toate legăturile sunt perechi $\langle i, j \rangle$ pentru care $i < j$).

Modelul astfel format este o colecție de frecvențe ale perechilor de etichete semantice posibile ale cuvintelor care determină o legătură și este identic din acest punct de vedere cu memoria analizorului de legături.

Faza de dezambiguizare

Este responsabilă de găsirea configurației de înțelesuri care conferă un scor de atracție semantică maxim pentru fraza S . În această privință, SynWSD diferă de algoritmi de DSA care atribuie înțelesuri cuvintelor unei fraze prin optimizarea locală, pentru fiecare cuvânt în parte, a parametrilor de clasificare.

Faza de dezambiguizare este de asemenea complet independentă de limbă în sensul că aceasta are nevoie de fraza S împreună cu structura ei de legături L și de modelul de atracție semantică M construit în faza anterioară. Pentru ca parametrii specifici frazei S să fie definiți în momentul dezambiguizării, este *necesar* ca antrenarea să se fi produs și pe fraza S . Această condiție nu trebuie interpretată însă ca o favorizare a fazei de dezambiguizare (este vorba de evaluarea pe datele de test care nu poate fi obiectivă întrucât ar trebui testată abilitatea programului de învățare automată de a generaliza pe date necunoscute) pentru că în cazul SynWSD, antrenarea nu se produce pe corpusuri adnotate cu etichete semantice (SynWSD fiind astfel un algoritm de DSA neasistată) iar din această cauză nu există premiza favorizării (procesul de antrenare nu “știe” apriori care sunt etichetele semantice pe care faza de dezambiguizare ar trebui să le furnizeze).

Vom descrie algoritmul de dezambiguizare pentru inventarul de sensuri dat de ILI. În această fază, SynWSD parcurge următorii pași:

1. pas identic cu pasul 1 (pagina 96) din faza de antrenament;
2. pas de asemenea identic cu pasul 2 din faza de antrenament;
3. consideră structura de legături L a frazei S ca pe un arbore cu rădăcina

în poziția 0 a frazei⁴⁷. Parcurge recursiv acest arbore în adâncime și formează o listă V de indecși prin inserarea nodurilor arborelui când acestea sunt vizitate.

4. pentru fiecare index $k \in V, 0 \leq k < |S|$, asociază acestuia mulțimea G_k de ILI calculată anterior. Prin $V[i], 0 \leq i < |V|$ vom înțelege mulțimea de ILI corespunzătoare poziției $k, 0 \leq k < |S|$ din fraza S ;
5. pe secvența de stări $V[i]$, aplică algoritmul Viterbi ([57, pag. 332]) fără emisie de simboluri și utilizând una din următoarele măsuri de atracție semantică în locul probabilităților de tranziție ($c_a \in V[i], c_b \in V[i+1]$):

- coeficientul DICE (măsură simetrică):

$$\begin{aligned} \text{dice}(c_a, c_b) &= \text{dice}(c_b, c_a) = \frac{2p(c_a, c_b)}{p(c_a) + p(c_b)} \\ &= \frac{2 \frac{f(\langle c_a, c_b \rangle) + f(\langle c_b, c_a \rangle)}{f(\langle *, * \rangle)}}{\frac{f(\langle c_a, * \rangle) + f(\langle *, c_a \rangle)}{f(\langle *, * \rangle)} + \frac{f(\langle c_b, * \rangle) + f(\langle *, c_b \rangle)}{f(\langle *, * \rangle)}} = \\ &= \frac{2(f(\langle c_a, c_b \rangle) + f(\langle c_b, c_a \rangle))}{f(\langle c_a, * \rangle) + f(\langle *, c_a \rangle) + f(\langle c_b, * \rangle) + f(\langle *, c_b \rangle)} \end{aligned}$$

- probabilitatea $\text{prob}(c_b|c_a)$ (măsură asimetrică):

$$\begin{aligned} \text{prob}(c_b|c_a) &= p(c_b|c_a) = \frac{p(c_a, c_b)}{p(c_a)} = \\ &= \frac{f(\langle c_a, c_b \rangle) + f(\langle c_b, c_a \rangle)}{f(\langle c_a, * \rangle) + f(\langle *, c_a \rangle)} \end{aligned}$$

- informația mutuală punct la punct⁴⁸ (măsură simetrică):

$$\begin{aligned} \text{mi}(c_a, c_b) &= \text{mi}(c_b, c_a) = \log_2 \frac{p(c_a, c_b)}{p(c_a)p(c_b)} = \\ &= \log_2 \frac{f(\langle *, * \rangle)(f(\langle c_a, c_b \rangle) + f(\langle c_b, c_a \rangle))}{(f(\langle c_a, * \rangle) + f(\langle *, c_a \rangle))(f(\langle c_b, * \rangle) + f(\langle *, c_b \rangle))} \end{aligned}$$

- scorul Log-Likelihood $\text{ll}(c_a, c_b)$ ([71]) de asemenea o măsură simetrică.

⁴⁷Toți indecșii care apar în legături care conțin poziția 0 devin dependenți ai acesteia iar acest proces continuă recursiv până când se epuizează toți indecșii frazei.

⁴⁸“Pointwise mutual information” în engleză.

6. extragerea prin căutarea cu revenire⁴⁹ a *tuturor* configurațiilor semantice ale lui S de scor maxim. Se obține o listă D de mulțimi de etichete semantice astfel încât $D[i] \subseteq V[i], 0 \leq i < |V|$. Dacă $c_a \in D[i]$ este un ILI care nu conține substantivul/verbul l_k , se caută sinsetul hiponim al lui c_a care-l conține pe l_k (se aplică operația inversă generalizării) și se înlocuiește c_a cu acesta. Dacă l_k este adjectiv, se caută sinsetul similar cu c_a care-l conține pe l_k și se face de asemenea înlocuirea.

În pasul 6 al fazei de dezambiguizare există cazuri în care două sau mai multe configurații semantice au același scor de atracție semantică. Acest lucru se traduce prin existența mai multor etichete semantice la poziția $V[i]$ prin care calea optimă trece și pentru că nu dispunem de un mecanism de a alege o singură etichetă, le vom considera pe toate ca rezultat al dezambiguizării. Acest lucru nu reprezintă neapărat o limitare a algoritmului pentru că, în cazul unui inventar de sensuri cu granularitate foarte mică cum este ILI, pentru un anume cuvânt pot exista mai multe etichete semantice aplicabile în context (diferențierea sensurilor este dificilă chiar și pentru experți). De exemplu, în fraza

(4.6) The jury said it did find that many of Georgia’s registration and election laws “are outmoded or inadequate and often ambiguous”.

din SemCor2.0, SynWSD a atribuit sensurile 1 și 2 literalului “*ambiguous*” din 3 posibile cu următoarele definiții (din PWN2.0):

<i>equivocal</i> (1), <i>ambiguous</i> (1):	open to two or more interpretations; or of uncertain nature or significance; or (often) intended to mislead.
<i>ambiguous</i> (2):	having more than one possible meaning.
<i>ambiguous</i> (3):	having no intrinsic or objective meaning; not organized in conventional patterns.

Adnotarea de referință specifică numai sensul numărul 2 ca fiind corect.

4.3.2 Evaluări

SynWSD s-a antrenat pe aceleași date ca și LexPar (vezi pagina 92) și a fost evaluat pe SemCor2.0 ca și WSDTool pentru a permite o comparație a performanțelor celor doi algoritmi.

Pe lângă măsurile de atracție semantică cunoscute, definim în continuare un combinator care produce o nouă adnotare din adnotările obținute cu **dice**, **prob**, **mi** și **ll** (vezi pagina 95 și pasul 6 al algoritmului pentru notații):

⁴⁹ “Backtracking” în engleză.

		Engleză				Română			
		P(%)	R(%)	F(%)	S/C	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
ILI	dice	46.985	46.874	46.930	1.477	40.627	40.122	40.373	1.769
	prob	46.459	46.349	46.404	1.429	<u>41.588</u>	<u>41.070</u>	<u>41.327</u>	1.787
	mi	<u>47.859</u>	<u>47.746</u>	<u>47.803</u>	1.729	41.204	40.685	40.942	2.084
	ll	42.977	42.876	42.927	1.239	36.170	35.720	35.943	1.384
	int	69.773	26.638	38.556	1.163	59.845	22.214	32.401	1.373
	majv	43.952	43.848	43.900	1.285	37.212	36.747	36.978	1.493
	union	68.164	68.001	68.082	2.805	59.647	58.896	59.269	3.353
SUMO	dice	50.246	49.958	50.102	1.237	40.971	40.472	40.720	1.234
	prob	49.688	49.408	49.548	1.169	41.954	41.442	41.696	1.214
	mi	<u>57.831</u>	<u>57.236</u>	<u>57.532</u>	1.334	<u>51.188</u>	<u>50.570</u>	<u>50.877</u>	1.413
	ll	47.249	46.979	47.114	1.096	39.550	39.065	39.306	1.120
	int	74.067	32.503	45.180	1.009	69.405	25.609	37.413	1.008
	majv	48.135	47.915	48.025	1.087	39.566	39.084	39.323	1.092
	union	73.505	73.165	73.335	2.140	66.708	65.901	66.302	2.363
IRST	dice	<u>78.042</u>	<u>77.658</u>	<u>77.849</u>	1.090	<u>77.461</u>	<u>76.516</u>	<u>76.986</u>	1.089
	prob	76.351	75.974	76.162	1.018	76.685	75.749	76.214	1.032
	mi	75.437	74.983	75.210	1.274	65.235	64.440	64.835	1.276
	ll	75.735	75.359	75.546	1.010	76.140	75.210	75.672	1.004
	int	88.399	59.352	71.020	1.002	87.368	50.449	63.963	1.001
	majv	76.371	76.026	76.198	1.016	76.612	75.677	76.142	1.020
	union	91.413	91.005	91.209	1.621	90.305	89.202	89.750	1.719

Tabela 4.3: Rezultatele algoritmului SynWSD pe SemCor2.0.

- adnotarea prin *intersecție* (**int**): dacă cuvântul w_i , $0 \leq i < |S|$ a primit mulțimile de înțelesuri $D_{\text{dice}}[i]$, $D_{\text{prob}}[i]$, $D_{\text{mi}}[i]$ și $D_{\text{ll}}[i]$ corespunzătoare execuției algoritmului cu măsurile de atracție semantică **dice**, **prob**, **mi** și **ll**, atunci $D_{\text{int}}[i] = \bigcap_{m \in \{\text{dice}, \text{prob}, \text{mi}, \text{ll}\}} D_m[i]$;
- adnotarea prin *reuniune* (**union**): în condițiile de la intersecție, adnotarea lui w_i este $D_{\text{union}}[i] = \bigcup_{m \in \{\text{dice}, \text{prob}, \text{mi}, \text{ll}\}} D_m[i]$;
- adnotarea prin *vot majoritar* (**majv**): fie $M = \bigodot_{m \in \{\text{dice}, \text{prob}, \text{mi}, \text{ll}\}} D_m[i]$ lista obținută din concatenarea mulțimilor $D_{\text{dice}}[i]$, $D_{\text{prob}}[i]$, $D_{\text{mi}}[i]$ și $D_{\text{ll}}[i]$. Se păstrează etichetele de sens care au frecvența de apariție maximă în M și se depun în $D_{\text{majv}}[i]$.

În tabelul 4.3 sunt rezumate rezultatele algoritmului SynWSD pentru fiecare măsură a atracției semantice. Coloanele **P**, **R** și **F** conțin măsurile procentuale medii⁵⁰ ale preciziei, recall-ului și respectiv ale combinației aces-

⁵⁰Medierea s-a făcut pe rezultatele obținute pe fiecare fișier al corpusului SemCor2.0 numai pentru precizie și recall iar f-measure a fost recalculat cu aceste valori medii.

tora, f-measure, calculate cu relațiile următoare:

$$P = \frac{N_{A,G}}{N_A}, R = \frac{N_{A,G}}{N_G}, R = \frac{2PR}{P + R}$$

unde

- A este lista de adnotări produsă de SynWSD pentru ocurențele i , $1 \leq i \leq N_A$ (N_A este numărul de ocurențe adnotate de SynWSD) ale cuvintelor conținut din SemCor2.0. La poziția i în A se află lista de etichete semantice D_i^A atribuite de algoritm pentru ocurența respectivă;
- G este lista de adnotări de referință din SemCor2.0 pentru ocurențele j , $1 \leq j \leq N_G$ (N_G este numărul de ocurențe adnotate de experți în SemCor2.0) ale cuvintelor conținut. La poziția j în G se află lista de etichete semantice D_j^G ;
- $N_{A,G}$ este numărul de ocurențe în care SynWSD a atribuit eticheta sau etichetele semantice din adnotarea de referință SemCor2.0 (deci numărul de adnotări corecte). Acest număr se poate calcula în două feluri:
 - evaluarea *relaxată*: fie $C = D_i^A \cap D_j^G$. Dacă $C \neq \emptyset$, se adaugă 1 la $N_{A,G}$ (se consideră că SynWSD a găsit sensul corect chiar dacă $|D_i^A| > 1$);
 - evaluarea *strictă*: se adaugă $\frac{|C|}{|D_i^A|}$ la $N_{A,G}$. Altfel spus, se depunctează algoritmul dacă acesta atribuie mai multe etichete semantice: de exemplu, dacă SynWSD a găsit două etichete semantice din care numai una este în adnotarea de referință, $N_{A,G}$ crește cu 0.5 în loc de 1.

Evaluarea relaxată favorizează precizia algoritmului iar cea strictă defavorizează recall-ul pentru că numărul de adnotări corecte ar trebui să crească cu 1 indiferent de dimensiunea mulțimii D_i^A ⁵¹. În tabelul 4.3 am folosit evaluarea relaxată pentru inventarul de sensuri ILI și evaluările stricte pentru SUMO și IRST. Valorile subliniate reprezintă maximele atinse de algoritm rulând cu una din cele patru măsuri introduse în pasul 5 al său iar valorile îngroșate sunt maximele absolute pe inventarul de sensuri considerat (în anexa C se prezintă rezultatele detaliate ale algoritmului pe fiecare fișier al corpusului numai pentru valorile subliniate.). Coloana **S/C** indică numărul mediu de etichete semantice pe ocurență, număr care este egal cu $\frac{\sum_{i=1}^{N_A} |D_i^A|}{N_A}$.

⁵¹Evident, doar dacă $C \neq \emptyset$.

		Engleză		Română	
		P(%)	S/C	P(%)	S/C
ILI	WSDTool	70.217	1	53.478	1
	SynWSD	69.773	1.163	59.845	1.373
SUMO	WSDTool	76.788	1	65.095	1
	SynWSD	74.067	1.009	69.405	1.008
IRST	WSDTool	87.636	1.092	85.015	1.11
	SynWSD	88.399	1.002	87.368	1.001

Tabela 4.4: Comparația preciziilor algoritmilor WSDTool și SynWSD (cu combinatorul `int`).

În ce privește performanța algoritmului SynWSD comparativ cu cea a algoritmului WSDTool, apreciem că SynWSD (cu combinatorul `int`) atinge precizii comparabile (în unele cazuri chiar mai bune) cu cele ale lui WSDTool (luând în calcul și numărul mediu de etichete semantice pe cuvânt) așa cum se poate vedea în tabelul 4.4. Combinatorul `int` favorizează precizia algoritmului SynWSD în detrimentul recall-ului întrucât o ocurență va primi etichetele semantice găsite independent (prin rulările cu diferitele măsuri de atracție semantică) care astfel sunt corecte cu o probabilitate mare.

Combinatorul `union` are un comportament complementar combinatorului `int` prin faptul că asigură creșterea recall-ului în defavoarea preciziei. Chiar dacă valorile recall-ului și f-measure sunt comparabile cu cele obținute de WSDTool (pentru ambele limbi, în unele cazuri chiar mai bune), trebuie să remarcăm puterea de decizie a lui WSDTool care este net superioară celei a lui SynWSD: în timp ce WSDTool are un număr mediu de sensuri pe cuvânt de 1, SynWSD ajunge și la 3 pentru română în cazul inventarului de sens ILI.

Rezultatele obținute de SynWSD pe SemCor2.0 confirmă și ele faptul că cu cât inventarul de sensuri are o granularitate mai mare, cu atât sarcina algoritmului devine mai ușoară. Pe de altă parte, observăm că cu cât inventarul de sensuri are o granularitate mai mică (și deci o dimensiune mai mare), rezultatele algoritmului scad. SynWSD este dependent de performanțele analizorului de legături LexPar iar acestea la rândul lor de *dimensiunea textului de antrenament*. De asemenea, modelul de atracție semantică pentru un inventar de sensuri bogat cere la rândul lui un text de antrenament de dimensiune mare pentru a-și putea estima parametrii. În concluzie, credem că

	Inventar	Ocurențe	Performanțe		
			P(%)	R(%)	F(%)
SENSEVAL-1	Hector	8448	61.60	60.50	61.04
SENSEVAL-2	WordNet 1.7	2473	69.00	69.00	69.00
SENSEVAL-3	WordNet 1.7.1	2081	65.10	65.10	65.10
SYNWSL (int)	WordNet 2.0	79595	69.77	26.63	38.55
WSDTOOL	WordNet 2.0	79595	70.21	66.88	68.50

Tabela 4.5: WSDTool și SynWSD (cu combinatorul `int`) și cei mai buni algoritmi de DSA din SENSEVAL pentru limba engleză.

dimensiunea textului de antrenament are consecințe directe (măsurabile ca atare prin indicatorii de performanță) asupra comportamentului algoritmului SynWSD.

Încheiem această secțiune a evaluărilor precizând clasarea⁵² performanțelor algoritmilor SynWSD și WSDTool printre cele ale celor mai buni algoritmi prezenți la concursurile de dezambiguizare semantică automată din prestigioasa serie SENSEVAL⁵³. Până în prezent s-au ținut trei asemenea competiții din care selectăm rezultatele corespunzătoare temei de concurs “English: All Words, fine-grained”⁵⁴ în care se cerea dezambiguizarea tuturor ocurențelor cuvintelor conținut din textele de test (SENSEVAL-1 ([49])⁵⁵, SENSEVAL-2⁵⁶ și SENSEVAL-3 ([96])). În tabelul 4.5 coloana **Inventar** precizează inventarul de sensuri folosit de algoritmii de dezambiguizare (pentru Hector vezi [49]) iar coloana **Ocurențe** indică numărul de ocurențe ale cuvintelor conținut dezambiguizate. SynWSD are cea mai bună precizie dar în schimb cel mai slab recall⁵⁷ și apreciem că WSDTool este superior oricărui algoritm din tabelul 4.5, demonstrând încă o dată că traducerea este o formă foarte eficientă de specificare a contextului de apariție al unui cuvânt.

⁵²O comparație directă nu este disponibilă datorită datelor de test și a inventarelor de sens care sunt diferite de cele folosite în această lucrare.

⁵³Vezi adresa de Internet <http://www.senseval.org/>.

⁵⁴Pentru că am rezolvat aceeași problemă cu WSDTool și SynWSD pe SemCor2.0.

⁵⁵www.itri.brighton.ac.uk/events/senseval/ARCHIVE/RESULTS/senseval.html.

⁵⁶http://193.133.140.102/senseval2/Results/all_graphs.htm.

⁵⁷Cei mai buni algoritmi de DSA din SENSEVAL sunt algoritmi care implementează metode de DSA asistată. SynWSD și WSDTool sunt metode de DSA neasistată iar metodele de DSA asistată au de regulă performanțe mai bune (dar nu sunt scalabile).

Capitolul 5

Concluzii

Lucrarea de față și-a propus să prezinte algoritmi cu care cititorul să poată construi un sistem de dezambiguizare semantică automată care să fie capabil să proceseze textele de la forma lor primară, așa cum apar ele în publicațiile electronice¹. Pentru a se putea rula un algoritm de DSA pe un text, acesta are nevoie de preprocesare: segmentare la nivel de frază, cuvânt, adnotare morfosintactică și lematizare. Dacă algoritmul rulează pe texte paralele, avem nevoie de asemenea și de aliniere lexicală în vederea extragerii echivalențelor de traducere.

Dezambiguizarea semantică automată este și ea ca și adnotarea morfosintactică sau analiza sintactică o procesare intermediară a textelor utilă unor aplicații de PLN cum ar fi traducerea automată, sistemele de întrebare-răspuns, sau aplicațiile de înțelegere a limbajului natural. O observație importantă în ce privește utilitatea metodelor de DSA este aceea că pentru aplicații diferite, trebuie alese inventarele de sens care să asigure nivelul de granularitate dorit concomitent cu performanțe bune pe acest nivel de granularitate. De exemplu, pentru traducerea automată, un algoritm de DSA trebuie să aleagă echivalentul de traducere potrivit al cuvântului de tradus în contextul său de apariție iar o metodă de DSA care rulează pe nivelul de granularitate ILI din WordNet poate fi forțată să aleagă (inutil) între concepte care se lexicalizează identic în limba țintă. În acest caz “inventarul de sensuri” trebuie să fie un dicționar bilingv din care algoritmul să selecteze un echivalent de traducere.

Una din dificultățile de proiectare (principala dificultate în opinia autorului) a unei metode de DSA rezidă în formalizarea contextului de apariție al cuvântului de dezambiguizat. Algoritmii de DSA prezentați aici utilizează

¹Nu am prezentat totuși o metodă de construcție a unui text paralel, anume un aliniator de fraze. Pentru a-și forma o părere asupra acestui subiect, cititorul poate consulta de exemplu [10, 70].

definiții diferite ale contextului. WSDTool cuantifică contextul de apariție al cuvântului de dezambiguizat ca un vector de traduceri al acestuia în limbile corpusului paralel iar SynWSD definește același context ca pe mulțimea de legături la care cuvântul de dezambiguizat participă. Ambele metode de dezambiguizare folosesc fraza ca entitate ale cărei cuvinte constituie materialul din care se construiește reprezentarea contextului. Elementele de noutate introduse de cei doi algoritmi în rezolvarea problemei de DSA sunt următoarele:

- WSDTool: folosirea rețelilor semantice lexicale aliniate la nivel de concept pentru asigurarea unei adnotări uniforme a ocurențelor cuvintelor conținut ale unui text paralel cât și pentru determinarea *exactă*² a mulțimii de înțesuri comune unei perechi de traducere;
- SynWSD: atribuirea *cele mai bune interpretări semantice* pentru o frază, compusă din etichete semantice pentru fiecare cuvânt conținut în contrast cu practicile uzuale care optimizează parametrii de clasificare pentru fiecare cuvânt în parte fără a se reveni asupra unei clasificări deja făcute.

WSDTool și **SynWSD** sunt algoritmi de DSA *neasistată* independenți de limbă. Evaluările celor doi algoritmi au fost făcute pe corpusul paralel englez-român SemCor2.0, un corpus de referință (partea engleză) în evaluările metodelor de DSA. Evaluările din această lucrare s-au făcut pe 79595 de ocurențe adnotate în engleză și pe 48392 de ocurențe adnotate în română³ cu inventarele de sensuri ILI, SUMO și IRST. În ce privește inventarul de sensuri ILI, algoritmi au demonstrat următoarele rezultate:

- WSDTool a obținut o precizie de 70.21% cu un recall de 66.88% pentru engleză și o precizie de 53.47% cu un recall de 49.80% pentru română (vezi tabelele B.1 și B.4 din anexa B pentru detalierea performanțelor pentru fiecare fișier al corpusului SemCor2.0);
- SynWSD cu combinatorul `int` a atins la rândul său o precizie de 69.77% cu un recall de 26.63% (1.16 etichete pe ocurență) pentru engleză și 59.84% precizie, 22.21% recall (1.37 etichete pe ocurență) pentru limba română (vezi tabelele C.7 și C.8 din anexa C pentru detalii).

²Exactitate dependentă de corectitudinea și completitudinea rețelilor semantice și de corectitudinea alinierii conceptuale.

³După știința autorului, cea mai cuprinzătoare evaluare ca număr de ocurențe de test.

Rezultatele afișate de SynWSD pentru inventarul de sens ILI nu-l recomandă deocamdată unei aplicații de PLN care are nevoie de astfel de etichete⁴. Totuși, să luăm în calcul și faptul că antrenarea acestui algoritm s-a făcut pe texte foarte mici (aproximativ 10^6 de unități lexicale) în comparație cu dimensiunea inventarului de sensuri ILI și din acest motiv multe perechi de etichete nu au obținut frecvențe care să reflecte realitatea (acest lucru influențând negativ performanțele algoritmului).

În ce privește ciclul de dezvoltare al celor doi algoritmi, în viitorul apropiat planificăm următoarele activități:

- îmbunătățirea recall-ului algoritmului SynWSD și studiul performanțelor sale (și ale analizorului de legături LexPar) pe texte de antrenament de dimensiuni mari: 10^7 și 10^8 unități lexicale.
- studierea unei noi metode de reducere a parametrilor modelului de atracție semantică bazat pe ILI: antrenarea algoritmului SynWSD pe texte dezambiguate în prealabil cu categorii SUMO sau domenii IRST pentru că SynWSD oferă rezultate bune cu aceste inventare de sens;
- studiul performanțelor unei metode mixte de adnotare: WSDTool și SynWSD. SynWSD poate asista decizia lui WSDTool de a alege un înțeles din mulțimea de înțelesuri comune perechii de traducere iar la rândul său WSDTool poate reduce numărul de stări pe care decodorul Viterbi trebuie să le parcurgă, *garantând* că eticheta corectă se află în mulțimea redusă.

5.1 Contribuții proprii

Contribuțiile autorului la rezolvarea problemei de DSA pentru limbile engleză și română sunt rezumate în cele ce urmează:

- asamblarea corpusului paralel englez-român **SemCor2.0** și transferul adnotărilor semantice din engleză în română. SemCor este corpusul de referință în testarea algoritmilor de DSA pentru limba engleză;
- dezvoltarea modului de preprocesat texte **TTL** care realizează operațiile de recunoaștere a entităților denumite, segmentare la nivel de frază și cuvânt, adnotare cu etichete morfosintactice, lematizare și recunoaștere a grupurilor sintactice nominale și prepoziționale nerecursive cât și a complexilor verbali și adjectivali. Segmentarea la nivel de

⁴În cazul în care aplicația are nevoie de un recall mare și de asemenea de un număr mediu de etichete semantice pe ocurență egal cu 1.

cuvânt, adnotarea cu etichete morfosintactice și lematizarea sunt necesare oricărui algoritm de DSA. TTL este în prezent adaptat ca serviciu web la adresa <http://nlp.racai.ro/>⁵;

- dezvoltarea aliniatorului lexical **YAWA** necesar algoritmului WSDTool pentru depistarea echivalențelor de traducere din textul paralel. YAWA este o componentă a sistemului de aliniere lexicală **COWAL** ([117, 107, 118]) care a câștigat primul loc la competiția de aliniere lexicală din cadrul “The 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL’05) Workshop on Building and Using Parallel Texts: Data Driven Machine Translation and Beyond”, Ann Arbor, SUA. De asemenea, YAWA a avut câteva aplicații directe în probleme cum ar fi transferul adnotărilor sintactice într-un corpus paralel ([3, 4]) sau evaluarea dificultăților de traducere ([39]);
- dezvoltarea algoritmului de DSA neasistată **WSDTool** care operează pe texte paralele utilizând trei inventare de sensuri: conceptele ontologiilor lexicale PWN2.0 și ROWN2.0, categoriile SUMO și domeniile IRST. WSDTool a fost folosit de asemenea și la verificarea corectitudinii alinierii conceptuale dintre PWN2.0 și ROWN2.0 ([115, 112, 120]);
- dezvoltarea analizorului de legături **LexPar**, o implementare a unui model de atracție lexicală cu reguli de constrângere a existenței legăturilor. Structura de legături furnizată de LexPar este necesară⁶ algoritmului SynWSD pentru a putea rula.
- dezvoltarea algoritmului de DSA neasistată **SynWSD** care utilizează ca și WSDTool cele trei inventare de sensuri.

Pe perioada stagiului său doctoral, autorul a publicat **26** de lucrări din care 23 de articole în reviste de specialitate și în volume ale conferințelor sau întâlnirilor de lucru naționale și internaționale. Cele mai importante dintre acestea sunt:

- The Association for Computational Linguistics (ACL)⁷;
- The North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL)⁸;

⁵La momentul scrierii acestor rânduri TTL a prelucrat aproximativ 2 miliarde de cuvinte în limba română. De asemenea, a fost folosit la adnotarea corpusului paralel englez-român TimeBank1.2 ([27]) și la adnotarea corpusului de întrebări din [86].

⁶LexPar a mai fost folosit de asemenea și la depistarea grupurilor sintactice în [41].

⁷<http://www.aclweb.org/>

⁸<http://www.cs.cornell.edu/home/lllee/naacl/>

- The International Conference on Computational Linguistics (COLING)⁹;
- The European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL)¹⁰;
- The Language Resources And Evaluation Conference (LREC)¹¹;
- The International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS)¹²;
- Revista “Language Resources and Evaluation”, ISSN 1574-020X, Springer Netherlands;
- Revista “Romanian Journal on Information Science and Technology”, ISSN 1453-8245, Editura Academiei Române.

⁹<http://www.issco.unige.ch/coling2004/>

¹⁰<http://eacl.coli.uni-saarland.de/>

¹¹<http://www.lrec-conf.org/>

¹²<http://www.flairs.com/>

Anexa A

Tabelele de mai jos reprezintă setul de etichete morfosintactice pentru engleză și română folosite de modulul TTL. Coloana **MSD** conține etichetele compatibile cu specificațiile MULTEXT-East ([21]), coloana **CTAG** dă etichetele derivate din etichetele MSD iar ultima coloană, **CAT** conține la rândul ei metacategoriile folosite de YAWA.

Din motive de editare, ultima linie a primului tabel pentru română este reprodusă mai jos:

$\langle \text{Mmfpr-yy}, M, 1 \rangle, \langle \text{Mmfso-n}, M, 1 \rangle, \langle \text{Mmfso-ny}, M, 1 \rangle$

Engleză

MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT
Af	ADJE	1	Afc	ADJE	1	Afp	ADJE	1
Afs	ADJE	1	Cc	CCOMP	31	Cc-i	CCOO	31
Cc-n	CCOO	31	Cs	CSUB	31	Dd	DM	2
Dd3	DM	2	Dd3-p	DMP	2	Dd3-s	DMS	2
Di3	PI	22	Di3-p	PI	22	Di3-s	PI	22
Ds	PS	10	Ds---p	PSP	10	Ds----s	PSS	10
Ds1---p	PSP	10	Ds1---s	PSS	10	Ds2	PS	10
Ds3---p	PSP	10	Ds3---sf	PSS	10	Ds3---sm	PSS	10
Ds3---sn	PSS	10	Dw	RELQ	4	Dw-----q	RELQ	4
Dw-----r	RELQ	4	Dz3	PZ	22	Dz3-s	PZ	22
Dz3-p	PZ	22	I	UH	16	M	CD	1
Mc	CD	1	Mo	CD	1	Nc	NN	1
Nc---y	NNY	1	Nc-p	NNS	1	Nc-p--y	NNSY	1
Nc-s	NN	1	Nc-s--y	NNY	1	Ncf	NN	1
Ncf---y	NNY	1	Ncfs	NNS	1	Ncfp--y	NNSY	1
Ncfs	NN	1	Ncfs--y	NNY	1	Ncm	NN	1
Ncm---y	NNY	1	Ncmp	NNS	1	Ncmp--y	NNSY	1
Ncms	NN	1	Ncms--y	NNY	1	Ncn	NN	1
Ncn---y	NNY	1	Ncnp	NNS	1	Ncnp--y	NNSY	1
Ncns	NN	1	Ncns--y	NNY	1	Np	NNP	8
Np-p	NNPS	8	Np-s	NNP	8	Npfs	NNP	8
Npms	NNP	8	Npnp	NNPS	8	Npns	NNP	8
Pd3-p	DMP	2	Pd3-s	DMS	2	Pd3	DM	2
Pi3	PI	22	Pi3-p	PI	22	Pi3-s	PI	22
Pp	PPER	13	Pp--pn	PPER	13	Pp--sn	PPER	13
Pp1	PPER1	13	Pp1-sa	PPER1	13	Pp1-pa	PPER1	13
Pp1-pn	PPER1	13	Pp1--sn	PPER1	13	Pp2	PPER2	13
Pp2-p	PPER2	13	Pp3	PPER3	13	Pp3-pa	PPER3	13
Pp3-pn	PPER3	13	Pp3--sn	PPER3	13	Pp3fs	PPER3	13
Pp3fsa	PPER3	13	Pp3fen	PPER3	13	Pp3ms	PPER3	13
Pp3msa	PPER3	13	Pp3msn	PPER3	13	Pp3ns	PPER3	13
Ps	PS	10	Ps---p	PSP	10	Ps----s	PSS	10
Ps1---p	PSP	10	Ps1---s	PSS	10	Ps2	PS	10
Ps3	PS	10	Ps3---p	PSP	10	Ps3---sf	PSS	10
Ps3---sm	PSS	10	Pt3	EX	0	Pw	RELQ	4
Pw-----q	RELQ	4	Pw-----r	RELQ	4	Pw--a-----q	RELQ	4
Pw--a-----r	RELQ	4	Pw3-----q	RELQ	4	Pw3-----r	RELQ	4
Pw3n	RELQ	4	Pw3-p	RELQ	4	Dw3-p	RELQ	4
Pw3-s	RELQ	4	Dw3-s	RELQ	4	Px	PREF	12
Px1-p	PREF	12	Px1-s	PREF	12	Px2-p	PREF	12
Px2-s	PREF	12	Px3-p	PREF	12	Px3-s	PREF	12
Px3fs	PREFFS	12	Px3ms	PREFMS	12	Px3ns	PREFNS	12
Pz3	PZ	22	Pz3-s	PZ	22	Pz3-p	PZ	22
Qn	TO	15	Qz	NOT	7	R	ADVE	14
Rm	ADVE	14	R-p---q	ADVE	14	Rmc	ADVE	14
Rmp	ADVE	14	Rmp---q	ADVE	14	Rmp---r	ADVE	14
Rms	ADVE	14	Rsc	ADVE	14	Rsp	ADVE	14
Rss	ADVE	14	S	PREP	5	Sp	PREP	5
St	POST	21	Ti-s	TS	21	Va	AUX	3
Vacs	AUX	3	Vaip	AUX	3	Vaip-p	AUXP	3

MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT
Vaip1p	AUXP	3	Vaip1s	AUX1	3	Vaip2s	AUX2	3
Vaip3s	AUX3	3	Vais	AUX	3	Vais-p	AUXP	3
Vais1s	AUX1	3	Vais2s	AUX2	3	Vais3s	AUX3	3
Van	AUXB	3	Vapp	AUXPP	3	Vaps	AUXPS	3
Vm	VERB	1	Vmcs	PAST	1	Vmip	VERB	1
Vmip-p	VERB	1	Vmip1s	VERB1	1	Vmip2s	VERB2	1
Vmip3s	VERB3	1	Vmis	PAST	1	Vmis-p	PAST	1
Vmis1s	PAST1	1	Vmis2s	PAST2	1	Vmis3s	PAST3	1
Vmn	VINF	1	Vmnp	VERB	1	Vmpp	PPRE	1
Vmps	PPAS	1	Vo	VMOD	1	Voip	VMOD	1
Voip3s	VMOD	1	Vois	VMOD	1	Von	VMOD	1
Vops	VMOD	1	Vopp	VMOD	1	Y	Y	8
Yn	Y	8	X	X	100	Eno	CD	1
En	CD	1	Eni	CD	1	Enr	CD	1
Eti	CD	1	Etp	CD	1	Etd	NN	1
Egy	NN	1	Eqy1	NN	1	Eqt	NN	1
Eqd	NN	1	Eqa	NN	1	Eqm	NN	1
Eqv	NN	1	Ed	NNP	8	Edp	NNP	8
Edpm	NNP	8	Edpf	NNP	8	Edl	NNP	8
Edlc	NNP	8	Edly	NNP	8			

Română								
MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT
Afcfp-n	APN	1	Afcfpoy	APOY	1	Afcfpny	APRY	1
Afcfson	ASON	1	Afcfsoy	ASOY	1	Afcfsern	ASN	1
Afcfsry	ASRY	1	Afcmp-n	APN	1	Afcmpoy	APOY	1
Afcmpny	APRY	1	Afcms-n	ASN	1	Afp	A	1
Af	A	1	Afp-p-n	APN	1	Afp-p-ny	APN	1
Afp-poy	APOY	1	Afpf--n	AN	1	Afpf--ny	AN	1
Afpfp-n	APN	1	Afpfp-ny	APN	1	Afpfpon	APON	1
Afpfpoy	APOY	1	Afpfpoyy	APOY	1	Afpfpny	APRY	1
Afpfpnyy	APRY	1	Afpfson	ASON	1	Afpfsony	ASON	1
Afpfsoy	ASOY	1	Afpfsoyy	ASOY	1	Afpfsern	ASN	1
Afpfserny	ASN	1	Afpfsry	ASRY	1	Afpfsery	ASRY	1
Afpfsvn	ASVN	1	Afpfsvy	ASVY	1	Afpm--n	AN	1
Afpmp-n	APN	1	Afpmp-ny	APN	1	Afpmpoy	APOY	1
Afpmpoyy	APOY	1	Afpmpny	APRY	1	Afpmpnyy	APRY	1
Afpms-n	ASN	1	Afpms-ny	ASN	1	Afpmsoy	ASOY	1
Afpmsoyy	ASOY	1	Afpmsry	ASRY	1	Afpmsryy	ASRY	1
Afpmsvsn	ASVN	1	Afpmsvy	ASVY	1	Afs	A	1
Afsfp-n	APN	1	Afsfpoy	APOY	1	Afsfpny	APRY	1
Afsfson	ASON	1	Afsfsoy	ASOY	1	Afsfsern	ASN	1
Afsfsry	ASRY	1	Afsmp-n	APN	1	Afsmpoy	APOY	1
Afsmpny	APRY	1	Afsms-n	ASN	1	Afsmsoy	ASOY	1
Afsmsry	ASRY	1	Afsmsvy	ASVY	1	Cccsp	C	31
Cccsp	C	31	Cccspy	C	31	Crssp	CR	31
Cccsp	C	31	Cccsp	C	31	Cccspy	C	31
Dd3-po----e	DMPD	2	Dd3-po----o	DMPD	2	Dd3fpo	DMPD	2
Dd3fpr	DMPR	2	Dd3fpr---e	DMPR	2	Dd3fpr---o	DMPR	2
Dd3fpr--y	DMPR	2	Dd3fso	DMSO	2	Dd3fso---e	DMSO	2
Dd3fso----o	DMSO	2	Dd3fser	DMSR	2	Dd3fser---e	DMSR	2
Dd3fser---o	DMSR	2	Dd3fser---ye	DMSR	2	Dd3fser--yo	DMSR	2
Dd3mpo	DMPD	2	Dd3mpr	DMPR	2	Dd3mpr---e	DMPR	2
Dd3mpr---o	DMPR	2	Dd3mpr--y	DMPR	2	Dd3mpr--yo	DMPR	2
Dd3mso	DMSO	2	Dd3mso---e	DMSO	2	Dd3mso---o	DMSO	2
Dd3msr	DMSR	2	Dd3msr---e	DMSR	2	Dd3msr---o	DMSR	2
Dd3msr--y	DMSR	2	Dd3msr--yo	DMSR	2	Dh1fp	PSP	10
Dh1fs	PSS	10	Dh1fso	PSS	10	Dh1fser	PSS	10
Dh1mp	PSP	10	Dh1ms	PSS	10	Dh2fp	PSP	10
Dh2fs	PSS	10	Dh2fso	PSS	10	Dh2fser	PSS	10
Dh2mp	PSP	10	Dh2ms	PSS	10	Dh3fp	PSP	10
Dh3fs	PSS	10	Dh3fso	PSS	10	Dh3fser	PSS	10
Dh3mp	PSP	10	Dh3ms	PSS	10	Di3	PI	22
Di3-----	PI	22	Di3-----y	PI	22	Di3--r	PI	22
Di3--r---e	PI	22	Di3-po	PI	22	Di3-po---e	PI	22
Di3-s-----	PI	22	Di3-sr	PI	22	Di3-sr---e	PI	22
Di3-sr--y	PI	22	Di3fp	PI	22	Di3fpr	PI	22
Di3fpr---e	PI	22	Di3fso	PI	22	Di3fso---e	PI	22
Di3fser	PI	22	Di3fser---e	PI	22	Di3mp	PI	22
Di3mpo	PI	22	Di3fpo	PI	22	Di3mpr	PI	22
Di3mpr---e	PI	22	Di3ms	PI	22	Di3mso---e	PI	22
Di3msr	PI	22	Di3msr---e	PI	22	Di3msr--y	PI	22
Ds1fp-p	PSP	10	Ds1fp-s	PSP	10	Ds1fsop	PSS	10
Ds1fsos	PSS	10	Ds1fsos-y	PSS	10	Ds1fsrp	PSS	10
Ds1fsrs	PSS	10	Ds1fsrs-y	PSS	10	Ds1mp-p	PSP	10
Ds1mp-s	PSP	10	Ds1ms-p	PSS	10	Ds1ms-s	PSS	10
Ds1msrs-y	PSS	10	Ds2fp-p	PSP	10	Ds2fp-s	PSP	10
Ds2fsop	PSS	10	Ds2fsos	PSS	10	Ds2fsos-y	PSS	10
Ds2fsrp	PSS	10	Ds2fsrs	PSS	10	Ds2fsrs-y	PSS	10
Ds2---s	PS	10	Ps2---s	PS	10	Ds2mp-p	PSP	10
Ds2mp-s	PSP	10	Ds2ms-p	PSS	10	Ds2ms-s	PSS	10
Ds2msrs-y	PSS	10	Ds3---s	PS	10	Ds3---p	PS	10
Ds3fp-s	PSP	10	Ds3fsos	PSS	10	Ds3fsos-y	PSS	10
Ds3fsrs	PSS	10	Ds3fsrs-y	PSS	10	Ds3mp-s	PSP	10
Ds3ms-s	PSS	10	Ds3msrs-y	PSS	10	Dw3--r---e	RELR	4
Dw3-po	RELO	4	Dw3-po---e	RELO	4	Dw3fpr	RELR	4
Dw3fso---e	RELO	4	Dw3fser	RELR	4	Dw3mpr	RELR	4
Dw3mso---e	RELO	4	Dw3msr	RELR	4	Dz3-po---e	PI	22
Dz3fso---e	PI	22	Dz3fser---e	PI	22	Dz3mpr---e	PI	22
Dz3mso---e	PI	22	Dz3msr---e	PI	22	I	I	16
Mc-p-d	M	1	Mc-p-l	M	1	Mc-p-r	M	1
Mc-s-d	M	1	Mc-s-r	M	1	Mcfp-l	M	1
Mcfp-ln	M	1	Mcfp-rn	M	1	Mcfpoly	M	1
Mcfprln	M	1	Mcfprly	M	1	Mcfsoln	M	1
Mcfsoy	M	1	Mcfsrln	M	1	Mcfsrly	M	1
Mcmp-l	M	1	Mcfs-l	M	1	Mcms-ln	M	1
Mcmsoly	M	1	Mcmsrl	M	1	Mcmsrly	M	1
Mffpoly	M	1	Mffprln	M	1	Mffprly	M	1
Mffsoln	M	1	Mffsoly	M	1	Mffsrln	M	1
Mffsrly	M	1	Ml-po	M	1	Ml-pr	M	1
Mlfpo	M	1	Mlfp	M	1	Mlmpo	M	1
Mlmp	M	1	Mmfp--n	M	1	Mmfp--ny	M	1
Mmfpo-y	M	1	Mmfpo-yy	M	1	Mmfp-r-y	M	1

MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT	MSD	CTAG	CAT
Mmfso-y	M	1	Mmfso-yy	M	1	Mmfser-n	M	1
Mmfser-ny	M	1	Mmfser-y	M	1	Mmfser-yy	M	1
Mmmpo-y	M	1	Mmmpo-yy	M	1	Mmmpr-n	M	1
Mmmpr-ny	M	1	Mmmpr-y	M	1	Mmmpr-yy	M	1
Mmmso-y	M	1	Mmmso-yy	M	1	Mmmsr-n	M	1
Mmmsr-ny	M	1	Mmmsr-y	M	1	Mmmsr-yy	M	1
Mo---l	M	1	Mo---ln	M	1	Mo---lly	M	1
Mo-s-r	M	1	Mofp-ln	M	1	Mofpoly	M	1
Mofpolyy	M	1	Mofprly	M	1	Mofprlyy	M	1
Mofs-l	M	1	Mofsoln	M	1	Mofsoly	M	1
Mofsolly	M	1	Mofsrln	M	1	Mofsrlly	M	1
Mofsrlly	M	1	Momp-ln	M	1	Mompoly	M	1
Mompolly	M	1	Momprly	M	1	Momprlyy	M	1
Moms-l	M	1	Moms-ln	M	1	Momsoly	M	1
Momsolly	M	1	Momsrly	M	1	Momsrlyy	M	1
Nc	NN	1	Ncm	NN	1	Nc---n	NN	1
Nc-s-ny	NSN	1	Ncf--n	NN	1	Ncf--ny	NN	1
Ncfp-n	NPN	1	Ncfp-ny	NPN	1	Ncfpoy	NPOY	1
Ncfpoyy	NPOY	1	Ncfpry	NPRY	1	Ncfpryy	NPRY	1
Ncfpvy	NPVY	1	Ncfs-n	NSN	1	Ncfson	NSON	1
Ncfsony	NSON	1	Ncfsoy	NSOY	1	Ncfsoyy	NSOY	1
Ncfsern	NSRN	1	Ncfserny	NSRN	1	Ncfsery	NSRY	1
Ncfseryy	NSRY	1	Ncfsvy	NSVY	1	Ncm--n	NN	1
Ncmp-n	NPN	1	Ncmp-ny	NPN	1	Ncmpoy	NPOY	1
Ncmpoyy	NPOY	1	Ncmpry	NPRY	1	Ncmpryy	NPRY	1
Ncmpvy	NPVY	1	Ncms-n	NSN	1	Ncms-ny	NSN	1
Ncms-y	NSY	1	Ncmsoy	NSOY	1	Ncmsoyy	NSOY	1
Ncmsrny	NSRN	1	Ncmsrn	NSRN	1	Ncmsry	NSRY	1
Ncmsryy	NSRY	1	Ncmsvn	NSVN	1	Ncmsvny	NSVN	1
Ncmsvy	NSVY	1	Np	NP	8	Npfp-n	NP	8
Npfpoy	NP	8	Npfpny	NP	8	Npfs-n	NP	8
Npfson	NP	8	Npfsoy	NP	8	Npfsern	NP	8
Npfsery	NP	8	Npfsvy	NP	8	Npmp-n	NP	8
Npmpoy	NP	8	Npmpny	NP	8	Npms-n	NP	8
Npms-y	NP	8	Npmsoy	NP	8	Npmsry	NP	8
Npmsvn	NP	8	Npmsvy	NP	8	Pd3-po	DMPD	2
Pd3fpo	DMPD	2	Pd3fpr	DMPR	2	Pd3fpr--y	DMPR	2
Pd3fso	DMSO	2	Pd3fser	DMSR	2	Pd3fser--y	DMSR	2
Pd3mpo	DMPD	2	Pd3mpr	DMPR	2	Pd3mpr--y	DMPR	2
Pd3mso	DMSO	2	Pd3msr	DMSR	2	Pd3msr--y	DMSR	2
Pi3	PI	22	Pi3-pr	PI	22	Pi3--r	PI	22
Pi3-po	PI	22	Pi3-so	PI	22	Pi3-sr	PI	22
Pi3fpr	PI	22	Pi3fso	PI	22	Pi3fser	PI	22
Pi3mpr	PI	22	Pi3mpo	PI	22	Pi3fpo	PI	22
Pi3mso	PI	22	Pi3msr	PI	22	Pi3msr--y	PI	22
Pp1-pa-----w	PPPA	13	Pp1-pa--y-----w	PPPA	13	Pp1-pd-----s	PPPD	13
Pp1-pd-----w	PPPD	13	Pp1-pd--y-----w	PPPD	13	Pp1-pr-----s	PPPR	13
Pp1-sa-----s	PPSA	13	Pp1-sa-----w	PPSA	13	Pp1-sa--y-----w	PPSA	13
Pp1-sd-----s	PPSD	13	Pp1-sd-----w	PPSD	13	Pp1-sd--y-----w	PPSD	13
Pp1-sn-----s	PPSN	13	Pp1-sr-----s	PPSR	13	Pp2-----s	PP	13
Pp2-pa-----w	PPPA	13	Pp2-pa--y-----w	PPPA	13	Pp2-pd-----s	PPPD	13
Pp2-pd-----w	PPPD	13	Pp2-pd--y-----w	PPPD	13	Pp2-po-----s	PPPO	13
Pp2-pr-----s	PPPR	13	Pp2-sa-----s	PP	13	Pp2-sa-----s	PPSA	13
Pp2-sa-----w	PPSA	13	Pp2-sa--y-----w	PPSA	13	Pp2-sd-----s	PPSD	13
Pp2-sd-----w	PPSD	13	Pp2-sd--y-----w	PPSD	13	Pp2-sn-----s	PPSN	13
Pp2-so-----s	PPSO	13	Pp2-sr-----s	PPSR	13	Pp3-p-----s	PPP	13
Pp3-pd-----w	PPPD	13	Pp3-pd--y-----w	PPPD	13	Pp3-po-----s	PPPO	13
Pp3-pr-----s	PPPR	13	Pp3-sd-----w	PPSD	13	Pp3-sd--y-----w	PPSD	13
Pp3-so-----s	PPSO	13	Pp3-sr-----s	PPSR	13	Pp3fpa-----w	PPPA	13
Pp3fpa--y-----w	PPPA	13	Pp3fpo-----s	PPPO	13	Pp3fpr-----s	PPPR	13
Pp3fpr--y-----s	PPPR	13	Pp3fs-----s	PPS	13	Pp3fpa-----w	PPSA	13
Pp3fpa--y-----w	PPSA	13	Pp3fso-----s	PPSO	13	Pp3fser-----s	PPSR	13
Pp3fser--y-----s	PPSR	13	Pp3mpa-----w	PPPA	13	Pp3mpa--y-----w	PPPA	13
Pp3mpo-----s	PPPO	13	Pp3mpr-----s	PPPR	13	Pp3mpr--y-----s	PPPR	13
Pp3ms-----s	PPS	13	Pp3msa-----w	PPSA	13	Pp3msa--y-----w	PPSA	13
Pp3mso-----s	PPSO	13	Pp3msr-----s	PPSR	13	Pp3msr--y-----s	PPSR	13
Ps1fp-p	PSP	10	Ps1fp-s	PSP	10	Ps1fsrp	PSS	10
Ps1fsrs	PSS	10	Ps1mp-p	PSP	10	Ps1mp-s	PSP	10
Ps1mprp	PSP	10	Ps1mprs	PSP	10	Ps1ms-p	PSS	10
Ps1ms-s	PSS	10	Ps2fp-p	PSP	10	Ps2fp-s	PSP	10
Ps2fsrp	PSS	10	Ps2fsrs	PSS	10	Ps2mp-p	PSP	10
Ps2mp-s	PSP	10	Ps2mprp	PSP	10	Ps2mprs	PSP	10
Ps2ms-p	PSS	10	Ps2ms-s	PSS	10	Ps2msrs-y	PSS	10
Ps3fp-s	PSP	10	Ps3fsrs	PSS	10	Ps3mp-s	PSP	10
Ps3mprs	PSP	10	Ps3ms-s	PSS	10	Ps3---s	PS	10
Ps3---p	PS	10	Pw3--r	RELR	4	Pw3-po	RELO	4
Pw3-so	RELO	4	Pw3fpr	RELR	4	Pw3fso	RELO	4
Pw3fser	RELR	4	Pw3mpr	RELR	4	Pw3mso	RELO	4
Pw3msr	RELR	4	Px3--a-----s	PXA	12	Px3--a-----w	PXA	12
Px3--a--y-----w	PXA	12	Px3--d-----s	PXD	12	Px3--d-----w	PXD	12
Px3--d--y-----w	PXD	12	Pz3-po	PI	22	Pz3-so	PI	22

Anexa B

Tabelele de mai jos reprezintă performanța algoritmului WSDTool pe corpusul paralel englez-român SemCor2.0. Coloana **Fișier** precizează fișierul corpusului pe care s-a rulat algoritmul, după care urmează valorile procentuale ale preciziei (**P(%)**), recall-ului (**R(%)**) și ale f-measure (**F(%)**) iar coloana **S/C** indică numărul mediu de etichete semantice per cuvânt dezambiguizat (= numărul total de etichete semantice date de algoritm împărțit la numărul de ocurențe ale tuturor cuvintelor dezambiguizate de algoritm). Tabelul este împărțit în două coloane, a doua în continuarea primeia.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	69.744	67.768	68.741	1	br-j23	68.351	65.44	66.863	1
br-a02	73.36	71.354	72.343	1	br-j37	71.648	68.776	70.182	1
br-a11	66.666	64.938	65.79	1	br-j52	63.766	58.452	60.993	1
br-a12	66.834	65.116	65.963	1	br-j53	70.167	67.309	68.708	1
br-a13	65.731	62.412	64.028	1	br-j54	68.488	66.012	67.227	1
br-a14	68.732	66.356	67.523	1	br-j55	72.296	70.247	71.256	1
br-a15	66.481	63.479	64.945	1	br-j56	71.383	67.359	69.312	1
br-b13	69.444	65.445	67.385	1	br-j57	68.625	63.964	66.212	1
br-b20	68.354	64.056	66.135	1	br-j58	67.107	64.548	65.802	1
br-c01	64.105	62.093	63.082	1	br-j59	70.104	68.828	69.46	1
br-c02	69.265	66.953	68.089	1	br-j60	70.022	65.732	67.809	1
br-c04	69.019	64.077	66.456	1	br-j70	73.874	70.56	72.178	1
br-d01	66.293	61.832	63.984	1	br-k01	72.235	68.901	70.528	1
br-d02	67.639	62.612	65.028	1	br-k02	69.52	67.144	68.311	1
br-d03	73.333	69.498	71.364	1	br-k03	66.978	62.081	64.436	1
br-d04	58.638	55.225	56.88	1	br-k04	71.41	66.161	68.685	1
br-e01	66.47	63.554	64.979	1	br-k05	67.549	61.893	64.597	1
br-e02	71.049	67.118	69.027	1	br-k06	69.75	66.067	67.858	1
br-e04	65.149	61.789	63.424	1	br-k07	69.292	66.114	67.665	1
br-e21	69.556	65.436	67.433	1	br-k08	66.84	63.456	65.104	1
br-e24	69.565	66.464	67.979	1	br-k09	71.784	68.204	69.948	1
br-e29	72.328	69.588	70.931	1	br-k10	68.795	66.087	67.413	1
br-f03	69.589	66.844	68.188	1	br-k11	71.462	69.061	70.24	1
br-f10	73.764	71.169	72.443	1	br-k12	70.349	68.271	69.294	1
br-f19	67.888	65.347	66.593	1	br-k13	74.584	69.523	71.964	1
br-f43	66.219	62.978	64.557	1	br-k14	71.062	67.911	69.45	1
br-g01	69.368	64.238	66.704	1	br-k15	65.832	64.146	64.978	1
br-g11	70.097	67.185	68.61	1	br-k16	72.871	69.934	71.372	1
br-g15	67.968	64.994	66.447	1	br-k17	68.219	64.341	66.223	1
br-h01	73.201	70.66	71.908	1	br-k18	67.805	63.08	65.357	1
br-j01	77.696	73.762	75.677	1	br-k19	69.318	65.435	67.32	1
br-j02	71.92	70.594	71.25	1	Media	70.217	66.882	68.501	1.000
br-j03	72.604	66.93	69.651	1	F(%)			68.509	
br-j04	72.172	66.158	69.034	1	MIN	58.638	55.225	56.880	1.000
br-j05	76.115	73.983	75.033	1	MAX	80.174	76.290	78.050	1.000
br-j06	69.389	67.982	68.678	1					
br-j07	71.229	68.028	69.591	1					
br-j08	74.652	70.221	72.368	1					
br-j09	76.489	73.465	74.946	1					
br-j10	74.778	70.711	72.687	1					
br-j11	73.239	69.565	71.354	1					
br-j12	79.647	76.29	77.932	1					
br-j13	71.851	70.918	71.381	1					
br-j14	74.829	72.21	73.496	1					
br-j15	80.174	76.036	78.05	1					
br-j16	75.601	73.908	74.744	1					
br-j17	74.066	73.018	73.538	1					
br-j18	67.289	57.067	61.757	1					
br-j19	71.019	67.414	69.169	1					
br-j20	67.787	62.532	65.053	1					
br-j22	67.948	67.948	67.948	1					

Tabela B.1: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este strictă.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	74.483	72.373	73.412	1	br-j23	74.216	71.055	72.601	1
br-a02	78.848	76.692	77.755	1	br-j37	78.351	75.21	76.748	1
br-a11	71.568	69.713	70.628	1	br-j52	71.818	65.833	68.695	1
br-a12	71.105	69.277	70.179	1	br-j53	75.083	72.025	73.522	1
br-a13	71.048	67.461	69.208	1	br-j54	76.205	73.45	74.802	1
br-a14	73.966	71.409	72.665	1	br-j55	78.007	75.796	76.885	1
br-a15	70.514	67.33	68.885	1	br-j56	78.459	74.035	76.182	1
br-b13	75.222	70.89	72.991	1	br-j57	76.263	71.084	73.582	1
br-b20	74.556	69.869	72.136	1.003	br-j58	75.957	73.062	74.481	1
br-c01	72.028	69.767	70.879	1	br-j59	76.477	75.085	75.774	1
br-c02	76.503	73.95	75.204	1	br-j60	76.438	71.754	74.021	1
br-c04	77.254	71.723	74.385	1.001	br-j70	78.277	74.766	76.481	1
br-d01	75.746	70.649	73.108	1	br-k01	78.456	74.835	76.602	1
br-d02	73.722	68.243	70.876	1	br-k02	77.511	74.862	76.163	1
br-d03	79.425	75.272	77.292	1	br-k03	74.732	69.268	71.896	1
br-d04	68.6	64.608	66.544	1	br-k04	76.196	70.595	73.288	1
br-e01	73.176	69.966	71.535	1	br-k05	74.701	68.446	71.436	1
br-e02	79.447	75.052	77.186	1	br-k06	77.817	73.707	75.706	1
br-e04	72.807	69.052	70.879	1	br-k07	75.834	72.356	74.054	1
br-e21	74.716	70.291	72.435	1	br-k08	75.422	71.604	73.463	1
br-e24	76.776	73.353	75.025	1	br-k09	78.083	74.189	76.086	1
br-e29	78.74	75.757	77.219	1	br-k10	75.542	72.569	74.025	1
br-f03	76.359	73.347	74.822	1	br-k11	78.657	76.013	77.312	1
br-f10	78.823	76.049	77.411	1	br-k12	77.001	74.726	75.846	1
br-f19	76.555	73.689	75.094	1	br-k13	81.609	76.071	78.742	1
br-f43	75.615	71.914	73.718	1	br-k14	76.678	73.278	74.939	1
br-g01	76.162	70.529	73.237	1	br-k15	73.967	72.073	73.007	1
br-g11	78.223	74.974	76.564	1	br-k16	79.341	76.143	77.709	1.002
br-g15	75.892	72.572	74.194	1	br-k17	75.479	71.188	73.27	1.001
br-h01	78.654	75.923	77.264	1	br-k18	75.558	70.293	72.83	1
br-j01	83.636	79.401	81.463	1	br-k19	77.651	73.301	75.413	1
br-j02	77.244	75.819	76.524	1	Media	76.788	73.144	74.912	1.000
br-j03	76.289	70.328	73.187	1	F(%)			74.921	
br-j04	76.385	70.02	73.064	1	MIN	68.600	59.973	64.902	1.000
br-j05	81.784	79.494	80.622	1	MAX	85.131	80.769	82.875	1.003
br-j06	76.143	74.599	75.363	1.001					
br-j07	75.508	72.114	73.771	1.002					
br-j08	80.748	75.955	78.278	1					
br-j09	81.798	78.563	80.147	1					
br-j10	80.752	76.359	78.494	1					
br-j11	79.929	75.919	77.872	1					
br-j12	82.728	79.241	80.946	1					
br-j13	81.599	80.54	81.066	1					
br-j14	79.705	76.914	78.284	1					
br-j15	85.131	80.737	82.875	1					
br-j16	81.557	79.731	80.633	1					
br-j17	78.086	76.981	77.529	1					
br-j18	70.716	59.973	64.902	1					
br-j19	77.736	73.789	75.711	1					
br-j20	76.05	70.155	72.983	1					
br-j22	80.769	80.769	80.769	1					

Tabela B.2: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	88.092	85.596	86.826	1.147	br-j23	85.945	82.284	84.074	1.045
br-a02	89.022	86.588	87.788	1.133	br-j37	88.461	84.915	86.651	1.134
br-a11	79.971	77.899	78.921	1.091	br-j52	85.584	78.452	81.862	1.044
br-a12	84.296	82.129	83.198	1.111	br-j53	90.614	86.923	88.73	1.045
br-a13	79.468	75.455	77.409	1.097	br-j54	87.352	84.194	85.743	1.081
br-a14	85.674	82.712	84.166	1.119	br-j55	89.671	87.131	88.382	1.14
br-a15	85.257	81.407	83.287	1.08	br-j56	87.893	82.937	85.343	1.144
br-b13	84.666	79.79	82.155	1.078	br-j57	85.663	79.846	82.652	1.092
br-b20	87.594	82.087	84.751	1.1	br-j58	85.601	82.337	83.937	1.088
br-c01	84.393	81.744	83.047	1.129	br-j59	91.193	89.533	90.355	1.032
br-c02	86.414	83.53	84.947	1.096	br-j60	88.495	83.073	85.698	1.183
br-c04	86.013	79.854	82.819	1.15	br-j70	88.258	84.299	86.233	1.096
br-d01	87.562	81.67	84.513	1.052	br-k01	89.17	85.054	87.063	1.079
br-d02	88.564	81.981	85.145	1.043	br-k02	86.757	83.792	85.248	1.067
br-d03	90.574	85.838	88.142	1.103	br-k03	86.497	80.173	83.215	1.098
br-d04	84.741	79.809	82.201	1.035	br-k04	88.539	82.03	85.16	1.112
br-e01	86.588	82.789	84.645	1.072	br-k05	87.682	80.339	83.85	1.082
br-e02	88.287	83.402	85.775	1.161	br-k06	88.612	83.932	86.208	1.102
br-e04	86.681	82.21	84.386	1.058	br-k07	90.387	86.242	88.265	1.042
br-e21	86.996	81.844	84.341	1.1	br-k08	88.036	83.58	85.75	1.084
br-e24	87.592	83.687	85.594	1.075	br-k09	91.207	86.658	88.874	1.115
br-e29	89.426	86.038	87.699	1.077	br-k10	88.915	85.416	87.13	1.086
br-f03	89.123	85.607	87.329	1.061	br-k11	89.088	86.095	87.565	1.119
br-f10	88.588	85.471	87.001	1.081	br-k12	89.177	86.542	87.839	1.098
br-f19	87	83.743	85.34	1.084	br-k13	90.166	84.047	86.999	1.111
br-f43	84.563	80.425	82.442	1.228	br-k14	91.208	87.164	89.14	1.092
br-g01	89.868	83.222	86.417	1.088	br-k15	87.984	85.731	86.842	1.098
br-g11	88.299	84.631	86.426	1.059	br-k16	89.557	85.947	87.714	1.135
br-g15	86.941	83.137	84.996	1.046	br-k17	87.808	82.816	85.238	1.097
br-h01	87.122	84.098	85.583	1.063	br-k18	88.83	82.64	85.623	1.086
br-j01	87.878	83.429	85.595	1.047	br-k19	90.656	85.578	88.043	1.075
br-j02	83.194	81.659	82.419	1.147	Media	87.636	83.463	85.488	1.092
br-j03	87.469	80.634	83.912	1.052	F(%)			85.498	
br-j04	86.585	79.369	82.82	1.087	MIN	79.468	71.598	77.409	1.032
br-j05	91.263	88.708	89.967	1.075	MAX	92.307	92.307	92.307	1.228
br-j06	82.679	81.003	81.832	1.09					
br-j07	84.171	80.388	82.236	1.077					
br-j08	89.625	84.305	86.883	1.069					
br-j09	91.115	87.513	89.277	1.075					
br-j10	89.048	84.205	86.558	1.139					
br-j11	88.497	84.057	86.219	1.153					
br-j12	91.749	87.881	89.773	1.068					
br-j13	88.061	86.918	87.485	1.066					
br-j14	86.054	83.041	84.52	1.111					
br-j15	89.99	85.345	87.605	1.089					
br-j16	84.994	83.09	84.031	1.116					
br-j17	90.047	88.773	89.405	1.103					
br-j18	84.423	71.598	77.483	1.062					
br-j19	88.184	83.707	85.887	1.079					
br-j20	84.453	77.906	81.047	1.084					
br-j22	92.307	92.307	92.307	1.064					

Tabela B.3: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză. Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	48.893	47.184	48.023	1	br-j23	53.375	49.705	51.474	1
br-a02	55.205	52.9	54.027	1	br-j37	46.617	44.58	45.575	1
br-a11	52.647	50.297	51.445	1	br-j52	42.129	37.067	39.436	1
br-a12	52.784	50.934	51.842	1	br-j53	56.374	53.295	54.791	1
br-a13	52.188	47.546	49.758	1	br-j54	54.639	51.356	52.946	1
br-a14	52	49.367	50.649	1	br-j55	57.228	55.232	56.212	1
br-a15	52.089	48.071	49.999	1	br-j56	56.315	51.69	53.903	1
br-b13	59.71	54.528	57.001	1	br-j57	50.947	44.605	47.565	1
br-b20	54.385	48.329	51.178	1	br-j58	45.274	43.096	44.158	1
br-c01	57.907	54.587	56.198	1	br-j59	48.268	46.75	47.496	1
br-c02	53.862	50.912	52.345	1	br-j60	56.399	50.902	53.509	1
br-c04	58.914	51.818	55.138	1	br-j70	55.876	53.703	54.767	1
br-d01	48.837	44.168	46.385	1	br-k01	58.333	54.804	56.513	1
br-d02	48.704	42.533	45.409	1	br-k02	50.462	48.063	49.233	1
br-d03	59.86	54.315	56.952	1	br-k03	53.033	47.773	50.265	1
br-d04	51.868	46.918	49.268	1	br-k04	55.803	49.9	52.686	1
br-e01	53.004	49.698	51.297	1	br-k05	53.763	47.984	50.709	1
br-e02	51.076	46.942	48.921	1	br-k06	61.322	56.771	58.958	1
br-e04	51.294	46.382	48.714	1	br-k07	52.594	49.01	50.738	1
br-e21	46.63	42.105	44.252	1	br-k08	52.845	48.598	50.632	1
br-e24	49.019	45.833	47.372	1	br-k09	56.631	52.436	54.452	1
br-e29	50.205	47.104	48.605	1	br-k10	56.179	53.38	54.743	1
br-f03	52.173	48.618	50.332	1	br-k11	60.998	58.201	59.566	1
br-f10	54.716	51.683	53.156	1	br-k12	55.619	53.284	54.426	1
br-f19	52.834	49.525	51.126	1	br-k13	56.954	51.794	54.251	1
br-f43	52.93	49.122	50.954	1	br-k14	53.51	50.81	52.125	1
br-g01	54.567	47.89	51.01	1	br-k15	54.832	52.851	53.823	1
br-g11	54.809	51.89	53.309	1	br-k16	58.958	55.599	57.229	1
br-g15	49.892	46.015	47.875	1	br-k17	52.608	48.692	50.574	1
br-h01	52.601	49.908	51.219	1	br-k18	50.526	45.54	47.903	1
br-j01	63.461	59.045	61.173	1	br-k19	52.62	48.643	50.553	1
br-j02	66.37	64.869	65.61	1	Media	53.478	49.805	51.561	1.000
br-j03	49.896	44.731	47.172	1	F(%)			51.576	
br-j04	57.637	52.996	55.219	1	MIN	30.810	27.078	28.823	1.000
br-j05	53.891	50.919	52.362	1	MAX	71.261	68.848	70.033	1.000
br-j06	47.954	46.475	47.202	1					
br-j07	45.882	43.173	44.486	1					
br-j08	50.185	46.404	48.22	1					
br-j09	59.215	58.076	58.639	1					
br-j10	60.035	55.833	57.857	1					
br-j11	54.088	50.588	52.279	1					
br-j12	54.634	50.111	52.274	1					
br-j13	46.897	46.223	46.557	1					
br-j14	56.532	53.483	54.965	1					
br-j15	59.803	55.555	57.6	1					
br-j16	71.261	68.848	70.033	1					
br-j17	51.976	50.674	51.316	1					
br-j18	46.341	36.45	40.804	1					
br-j19	39.189	36.708	37.907	1					
br-j20	30.81	27.078	28.823	1					
br-j22	62.5	62.5	62.5	1					

Tabela B.4: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de senzuri este dat de ILI iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	57.746	55.728	56.719	1	br-j23	61.181	56.974	59.002	1
br-a02	66.585	63.805	65.165	1	br-j37	56.124	53.671	54.87	1
br-a11	68.847	65.773	67.274	1	br-j52	58.101	51.12	54.387	1
br-a12	67.312	64.953	66.111	1	br-j53	66.334	62.711	64.471	1
br-a13	67.34	61.349	64.205	1	br-j54	65.36	61.434	63.336	1
br-a14	67.733	64.303	65.973	1	br-j55	67.269	64.922	66.074	1
br-a15	66.573	61.439	63.903	1	br-j56	68.421	62.801	65.49	1
br-b13	68.181	62.264	65.088	1	br-j57	63.507	55.601	59.291	1
br-b20	67.167	59.688	63.207	1.002	br-j58	58.901	56.066	57.448	1
br-c01	71.776	67.66	69.657	1	br-j59	66.666	64.57	65.601	1
br-c02	66.523	62.88	64.65	1	br-j60	68	61.371	64.515	1
br-c04	71.576	62.954	66.988	1	br-j70	68.208	65.555	66.855	1
br-d01	59.196	53.537	56.224	1	br-k01	69.886	65.658	67.706	1
br-d02	58.808	51.357	54.83	1	br-k02	63.77	60.739	62.217	1
br-d03	70.301	63.789	66.886	1	br-k03	63.82	57.489	60.489	1
br-d04	70.769	64.015	67.222	1	br-k04	68.973	61.676	65.12	1
br-e01	67.167	62.977	65.004	1	br-k05	68.602	61.228	64.705	1
br-e02	62.818	57.733	60.168	1	br-k06	72.945	67.532	70.134	1
br-e04	65.176	58.936	61.899	1	br-k07	66.745	62.197	64.39	1
br-e21	57.741	52.138	54.796	1	br-k08	67.479	62.056	64.653	1
br-e24	62.566	58.5	60.464	1	br-k09	69.473	64.327	66.801	1
br-e29	62.345	58.494	60.358	1	br-k10	66.292	62.989	64.598	1
br-f03	61.66	57.458	59.484	1	br-k11	71.534	68.253	69.854	1
br-f10	65.408	61.782	63.543	1	br-k12	67.238	64.416	65.796	1
br-f19	63.157	59.203	61.116	1	br-k13	71.428	64.957	68.038	1
br-f43	65.406	60.701	62.965	1	br-k14	62.618	59.459	60.997	1
br-g01	64.903	56.962	60.673	1	br-k15	67.258	64.828	66.02	1
br-g11	67.876	64.261	66.019	1	br-k16	70.833	66.797	68.755	1
br-g15	58.963	54.382	56.579	1	br-k17	63.478	58.752	61.023	1.002
br-h01	63.583	60.329	61.913	1	br-k18	62.105	55.977	58.881	1.002
br-j01	70.299	65.407	67.764	1	br-k19	63.102	58.333	60.623	1
br-j02	71.53	69.913	70.712	1	Media	65.059	60.572	62.717	1.000
br-j03	58.762	52.68	55.555	1	F(%)			62.735	
br-j04	67.006	61.61	64.194	1	MIN	42.432	37.292	39.696	1.000
br-j05	64.202	60.661	62.381	1	MAX	80.000	80.000	80.000	1.002
br-j06	54.318	52.643	53.467	1					
br-j07	53.137	50	51.52	1					
br-j08	62.037	57.363	59.608	1					
br-j09	61.764	60.576	61.164	1					
br-j10	69.354	64.5	66.838	1					
br-j11	66.876	62.549	64.64	1					
br-j12	61.219	56.152	58.576	1					
br-j13	60.583	59.712	60.144	1					
br-j14	63.895	60.449	62.124	1					
br-j15	69.607	64.663	67.043	1					
br-j16	75.934	73.363	74.626	1					
br-j17	63.241	61.657	62.438	1					
br-j18	56.402	44.364	49.663	1					
br-j19	61.389	57.504	59.383	1					
br-j20	42.432	37.292	39.696	1					
br-j22	80	80	80	1					

Tabela B.5: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	86.317	83.3	84.781	1.175	br-j23	85.864	79.96	82.806	1.035
br-a02	84.019	80.51	82.227	1.128	br-j37	87.751	83.916	85.79	1.191
br-a11	86.604	82.738	84.626	1.093	br-j52	91.203	80.244	85.373	1.053
br-a12	85.23	82.242	83.709	1.089	br-j53	90.637	85.687	88.092	1.059
br-a13	83.164	75.766	79.292	1.09	br-j54	83.917	78.875	81.317	1.065
br-a14	81.6	77.468	79.48	1.128	br-j55	89.759	86.627	88.165	1.154
br-a15	84.401	77.892	81.015	1.069	br-j56	86.052	78.985	82.367	1.239
br-b13	81.611	74.528	77.908	1.082	br-j57	78.909	69.087	73.672	1.111
br-b20	87.218	77.505	82.075	1.127	br-j58	85.494	81.38	83.386	1.116
br-c01	85.888	80.963	83.352	1.177	br-j59	88.528	85.744	87.113	1.047
br-c02	84.334	79.716	81.96	1.111	br-j60	86.8	78.339	82.352	1.226
br-c04	86.304	75.909	80.773	1.147	br-j70	88.439	85	86.685	1.078
br-d01	76.321	69.024	72.489	1.082	br-k01	87.31	82.028	84.586	1.138
br-d02	89.637	78.28	83.574	1.113	br-k02	87.615	83.45	85.481	1.12
br-d03	90.255	81.894	85.871	1.206	br-k03	85.617	77.125	81.149	1.132
br-d04	89.01	80.516	84.55	1.061	br-k04	87.053	77.844	82.191	1.223
br-e01	84.12	78.873	81.412	1.04	br-k05	89.892	80.23	84.786	1.105
br-e02	84.931	78.057	81.349	1.111	br-k06	90.581	83.858	87.089	1.186
br-e04	86.588	78.297	82.234	1.07	br-k07	88.679	82.637	85.551	1.068
br-e21	76.32	68.914	72.428	1.125	br-k08	87.804	80.747	84.127	1.113
br-e24	86.987	81.333	84.065	1.122	br-k09	88.842	82.261	85.424	1.141
br-e29	80.041	75.096	77.489	1.078	br-k10	88.576	84.163	86.313	1.155
br-f03	82.411	76.795	79.503	1.077	br-k11	90.388	86.243	88.266	1.162
br-f10	83.438	78.811	81.058	1.067	br-k12	87.809	84.124	85.927	1.129
br-f19	86.437	81.024	83.643	1.113	br-k13	90.037	81.88	85.764	1.118
br-f43	83.931	77.894	80.799	1.224	br-k14	84.06	79.819	81.884	1.127
br-g01	82.692	72.573	77.302	1.069	br-k15	86.982	83.84	85.382	1.136
br-g11	89.11	84.364	86.672	1.059	br-k16	87.916	82.907	85.338	1.183
br-g15	80.777	74.501	77.512	1.086	br-k17	85.652	79.275	82.34	1.106
br-h01	82.466	78.244	80.299	1.059	br-k18	86.315	77.798	81.835	1.138
br-j01	83.333	77.534	80.328	1.049	br-k19	86.163	79.651	82.779	1.079
br-j02	87.366	85.391	86.367	1.193	Media	85.015	79.124	81.940	1.110
br-j03	76.288	68.391	72.123	1.018	F(%)			81.964	
br-j04	88.798	81.647	85.072	1.099	MIN	62.432	54.869	58.406	1.018
br-j05	86.575	81.801	84.12	1.044	MAX	91.203	87.500	88.266	1.239
br-j06	70.681	68.502	69.574	1.056					
br-j07	73.333	69.003	71.102	1.047					
br-j08	82.592	76.369	79.358	1.153					
br-j09	86.862	85.192	86.018	1.08					
br-j10	87.455	81.333	84.282	1.137					
br-j11	81.97	76.666	79.229	1.205					
br-j12	89.024	81.655	85.18	1.158					
br-j13	76.642	75.539	76.086	1.065					
br-j14	84.085	79.55	81.754	1.123					
br-j15	87.647	81.42	84.418	1.129					
br-j16	87.383	84.424	85.878	1.051					
br-j17	86.363	84.2	85.267	1.067					
br-j18	76.219	59.952	67.113	1.085					
br-j19	85.907	80.47	83.099	1.065					
br-j20	62.432	54.869	58.406	1.043					
br-j22	87.5	87.5	87.5	1.05					

Tabela B.6: Rezultatele algoritmului WSDTool pe corpusul SemCor2.0 în limba română. Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.

Anexa C

Tabelele de mai jos reprezintă performanța algoritmului SynWSD pe corpusul paralel englez-român SemCor2.0. Coloana **Fișier** precizează fișierul corpusului pe care s-a rulat algoritmul, după care urmează valorile procentuale ale preciziei (**P(%)**), recall-ului (**R(%)**) și ale f-measure (**F(%)**) iar coloana **S/C** indică numărul mediu de etichete semantice per cuvânt dezambiguizat (= numărul total de etichete semantice date de algoritm împărțit la numărul de ocurențe ale tuturor cuvintelor dezambiguizate de algoritm). Tabelul este împărțit în două coloane, a doua în continuarea primeia.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	50.295	50.295	50.295	1.714	br-j23	47.669	47.531	47.599	1.489
br-a02	47.916	47.916	47.916	1.593	br-j37	45.78	45.78	45.779	1.658
br-a11	47.54	47.476	47.507	1.786	br-j52	36.2	36.071	36.135	2.124
br-a12	43.451	43.451	43.451	2.03	br-j53	46.888	46.838	46.862	1.674
br-a13	46.348	46.283	46.315	1.869	br-j54	46.59	46.59	46.59	1.696
br-a14	45.527	45.345	45.435	1.807	br-j55	45.744	45.69	45.716	1.897
br-a15	44.281	44.223	44.251	1.942	br-j56	49.925	49.851	49.887	1.774
br-b13	43.441	43.35	43.395	1.648	br-j57	48.627	48.521	48.573	1.726
br-b20	48.571	48.398	48.484	1.79	br-j58	47.898	47.776	47.836	1.765
br-c01	50.582	50.465	50.523	1.724	br-j59	46.971	46.757	46.863	1.714
br-c02	47.306	47.255	47.28	1.589	br-j60	52.336	52.336	52.336	1.715
br-c04	44.634	44.417	44.525	1.77	br-j70	55.7	55.7	55.7	1.423
br-d01	41.995	41.995	41.995	1.879	br-k01	45.474	45.274	45.373	1.789
br-d02	49.492	49.436	49.463	1.801	br-k02	44.938	44.542	44.739	1.87
br-d03	55.251	55.01	55.13	1.658	br-k03	48.074	47.955	48.014	1.859
br-d04	45.768	45.605	45.686	1.883	br-k04	46.658	46.441	46.549	1.719
br-e01	44.92	44.769	44.844	1.851	br-k05	42.874	42.718	42.795	1.971
br-e02	46.645	46.45	46.547	1.72	br-k06	50.561	50.561	50.561	1.686
br-e04	43.505	43.368	43.436	1.614	br-k07	39.197	38.598	38.895	1.864
br-e21	43.537	43.495	43.515	1.66	br-k08	44.114	43.95	44.031	1.939
br-e24	42.624	42.451	42.537	1.885	br-k09	45.739	45.511	45.624	2.126
br-e29	53.304	53.246	53.274	1.611	br-k10	47.031	46.759	46.894	1.827
br-f03	45.842	45.842	45.841	1.733	br-k11	45.804	45.538	45.67	1.906
br-f10	51.657	51.305	51.48	1.651	br-k12	47.859	47.702	47.78	1.744
br-f19	51.609	51.443	51.525	1.717	br-k13	48.748	48.69	48.718	1.887
br-f43	44.882	44.787	44.834	1.759	br-k14	43.728	43.523	43.625	1.944
br-g01	48.39	48.123	48.256	1.754	br-k15	45.165	45	45.082	2.003
br-g11	46.305	46.209	46.256	1.649	br-k16	53.703	53.703	53.703	1.728
br-g15	49.946	49.733	49.839	1.705	br-k17	46.761	46.64	46.7	1.748
br-h01	46.248	46.248	46.247	1.53	br-k18	43.558	43.398	43.477	1.991
br-j01	51.152	51.093	51.122	1.554	br-k19	43.675	43.623	43.648	1.889
br-j02	41.29	41.29	41.29	1.463	Media	47.859	47.746	47.802	1.729
br-j03	42.403	42.355	42.378	1.667	F(%)			47.803	
br-j04	48.272	48.272	48.272	1.581	MIN	36.200	36.071	36.135	1.395
br-j05	51.175	51.129	51.151	1.49	MAX	60.358	60.358	60.358	2.126
br-j06	49.732	49.626	49.678	1.555					
br-j07	52.351	52.298	52.324	1.553					
br-j08	51.362	51.207	51.284	1.687					
br-j09	55.057	54.942	54.999	1.395					
br-j10	53.676	53.451	53.563	1.678					
br-j11	49.888	49.721	49.804	1.645					
br-j12	52.687	52.687	52.687	1.518					
br-j13	41.558	41.513	41.535	1.636					
br-j14	60.065	60.065	60.065	1.498					
br-j15	59.057	58.894	58.975	1.496					
br-j16	60.358	60.358	60.358	1.477					
br-j17	55.807	55.754	55.78	1.488					
br-j18	49.537	49.537	49.537	1.837					
br-j19	46.335	46.28	46.307	1.721					
br-j20	46.891	46.77	46.83	1.965					
br-j22	50	50	50	1.435					

Tabela C.1: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este *mi*). Inventarul de senzuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	55.595	55.135	55.364	1.327	br-j23	55.145	54.985	55.064	1.316
br-a02	56.578	55.989	56.281	1.276	br-j37	59.196	59.071	59.133	1.331
br-a11	55.845	55.388	55.615	1.295	br-j52	51.015	50.833	50.923	1.464
br-a12	53.152	52.631	52.89	1.354	br-j53	60.925	60.664	60.794	1.4
br-a13	54.943	54.558	54.749	1.336	br-j54	53.381	52.995	53.187	1.3
br-a14	58.634	58.244	58.438	1.338	br-j55	56.989	56.316	56.65	1.373
br-a15	50.133	49.8	49.965	1.346	br-j56	60.804	60.534	60.668	1.321
br-b13	58.324	57.591	57.955	1.322	br-j57	57.883	57.502	57.691	1.366
br-b20	59.952	59.667	59.809	1.381	br-j58	57.179	56.162	56.665	1.416
br-c01	61.313	60.813	61.061	1.327	br-j59	59.069	56.313	57.658	1.412
br-c02	59.263	58.88	59.07	1.313	br-j60	61.25	61.059	61.154	1.323
br-c04	57.212	56.796	57.003	1.361	br-j70	61.895	61.028	61.458	1.178
br-d01	51.335	51.276	51.305	1.434	br-k01	58.192	56.593	57.381	1.336
br-d02	58.531	58.333	58.431	1.412	br-k02	55.741	55.126	55.431	1.338
br-d03	63.215	62.527	62.869	1.341	br-k03	55.555	55.142	55.347	1.393
br-d04	49.821	49.643	49.731	1.455	br-k04	55.005	54.492	54.747	1.335
br-e01	51.473	51.068	51.269	1.341	br-k05	53.667	53.276	53.47	1.37
br-e02	58.5	57.828	58.162	1.336	br-k06	61.041	60.561	60.8	1.26
br-e04	54.718	54.315	54.515	1.359	br-k07	51.491	50.573	51.027	1.32
br-e21	56.183	56.019	56.1	1.38	br-k08	52.292	52.098	52.194	1.365
br-e24	56.818	55.724	56.265	1.347	br-k09	53.4	52.867	53.132	1.395
br-e29	58.488	57.792	58.137	1.345	br-k10	57.579	56.712	57.142	1.354
br-f03	56.913	56.609	56.76	1.36	br-k11	58.158	57.821	57.989	1.265
br-f10	58.16	57.434	57.794	1.297	br-k12	58.849	58.205	58.525	1.308
br-f19	54.946	54.652	54.798	1.343	br-k13	59.952	59.88	59.915	1.313
br-f43	54.555	54.148	54.35	1.351	br-k14	52.669	51.808	52.234	1.372
br-g01	55.902	55.408	55.653	1.373	br-k15	55.995	55.243	55.616	1.351
br-g11	56.666	56.49	56.577	1.373	br-k16	63.06	62.854	62.956	1.261
br-g15	60.58	60.192	60.385	1.381	br-k17	56.901	56.459	56.679	1.368
br-h01	50.784	50.727	50.755	1.322	br-k18	49.753	49.388	49.569	1.401
br-j01	67.497	65.477	66.471	1.316	br-k19	55.234	54.707	54.969	1.452
br-j02	61.075	59.323	60.186	1.22	Media	57.831	57.236	57.530	1.334
br-j03	59.701	58.89	59.292	1.365	F(%)			57.532	
br-j04	59.65	59.044	59.345	1.327	MIN	49.753	49.388	49.569	1.178
br-j05	62.764	61.517	62.134	1.252	MAX	69.264	69.037	69.150	1.464
br-j06	63.939	63.393	63.664	1.266					
br-j07	65.657	64.249	64.945	1.292					
br-j08	58.751	57.746	58.244	1.288					
br-j09	62.788	62.33	62.558	1.191					
br-j10	62.724	62.133	62.427	1.286					
br-j11	55.995	55.183	55.586	1.307					
br-j12	67.23	67.017	67.123	1.257					
br-j13	54.783	52	53.355	1.321					
br-j14	69.264	69.037	69.15	1.227					
br-j15	66.104	65.069	65.582	1.191					
br-j16	68.125	67.973	68.048	1.181					
br-j17	63.981	63.679	63.829	1.26					
br-j18	53.236	53.236	53.236	1.396					
br-j19	57.363	57.024	57.192	1.34					
br-j20	56.058	54.392	55.212	1.423					
br-j22	57.692	57.692	57.692	1.397					

Tabela C.2: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este *mi*). Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	79.669	79.574	79.621	1.078	br-j23	81.015	77.25	79.087	1.046
br-a02	74.442	73.958	74.199	1.072	br-j37	81.104	80.59	80.846	1.062
br-a11	67.808	67.53	67.668	1.11	br-j52	79.569	79.285	79.426	1.094
br-a12	70.955	70.869	70.911	1.1	br-j53	86.373	86.28	86.326	1.09
br-a13	74.402	74.193	74.297	1.112	br-j54	82.626	82.541	82.583	1.085
br-a14	73.889	73.005	73.444	1.113	br-j55	77.777	77.685	77.73	1.133
br-a15	75.898	75.697	75.797	1.085	br-j56	73.919	73.59	73.754	1.065
br-b13	72.689	72.46	72.574	1.076	br-j57	79.56	79.299	79.429	1.089
br-b20	82.078	81.494	81.784	1.063	br-j58	82.038	81.829	81.933	1.109
br-c01	77.855	77.674	77.764	1.072	br-j59	84.342	83.959	84.15	1.082
br-c02	77.993	77.825	77.908	1.081	br-j60	76.586	76.427	76.506	1.071
br-c04	76.126	75.849	75.987	1.071	br-j70	82.056	82.056	82.056	1.073
br-d01	80.626	80.626	80.626	1.092	br-k01	77.593	77.252	77.422	1.114
br-d02	86.56	85.585	86.069	1.084	br-k02	78.642	77.949	78.293	1.114
br-d03	84.118	83.66	83.888	1.067	br-k03	77.238	76.951	77.094	1.12
br-d04	81.622	81.235	81.428	1.095	br-k04	79.929	79.463	79.695	1.073
br-e01	75.48	75.14	75.309	1.097	br-k05	80.267	79.975	80.12	1.098
br-e02	72.117	71.816	71.966	1.111	br-k06	77.303	77.303	77.303	1.092
br-e04	79.091	78.842	78.966	1.065	br-k07	80.983	79.745	80.359	1.098
br-e21	72.983	72.912	72.947	1.081	br-k08	78.731	78.148	78.438	1.104
br-e24	75.05	74.67	74.859	1.1	br-k09	77.443	77.057	77.249	1.137
br-e29	76.096	75.108	75.598	1.078	br-k10	77.712	77.083	77.396	1.1
br-f03	81.41	81.236	81.322	1.084	br-k11	74.825	74.391	74.607	1.106
br-f10	73.714	73.212	73.462	1.104	br-k12	77.826	77.571	77.698	1.087
br-f19	80.266	77.433	78.824	1.089	br-k13	78.297	77.738	78.016	1.109
br-f43	75.969	75	75.481	1.09	br-k14	75.558	75.029	75.292	1.115
br-g01	80	79.47	79.734	1.075	br-k15	78.58	78.292	78.435	1.122
br-g11	83.141	82.45	82.794	1.073	br-k16	77.342	77.342	77.342	1.064
br-g15	84.573	83.671	84.119	1.106	br-k17	75.616	75.322	75.468	1.114
br-h01	72.004	72.004	72.004	1.061	br-k18	82.432	82.029	82.23	1.138
br-j01	74.193	74.108	74.15	1.091	br-k19	80.884	80.691	80.787	1.131
br-j02	71.149	71.004	71.076	1.111	Media	78.042	77.658	77.848	1.090
br-j03	75	74.745	74.872	1.088	F(%)			77.849	
br-j04	78.76	78.76	78.76	1.076	MIN	66.321	66.149	66.234	1.038
br-j05	82.097	82.023	82.059	1.083	MAX	86.560	86.280	86.326	1.143
br-j06	76.256	76.093	76.174	1.098					
br-j07	74.335	74.259	74.296	1.086					
br-j08	82.251	81.589	81.918	1.078					
br-j09	81.751	81.581	81.665	1.088					
br-j10	75.63	75.313	75.471	1.1					
br-j11	75.838	75.585	75.711	1.08					
br-j12	81.223	81.138	81.18	1.093					
br-j13	74.891	74.81	74.85	1.143					
br-j14	82.932	82.932	82.932	1.071					
br-j15	82.902	82.672	82.786	1.062					
br-j16	77.578	77.491	77.534	1.073					
br-j17	83.773	83.773	83.773	1.068					
br-j18	76.618	76.618	76.618	1.087					
br-j19	81.323	81.227	81.274	1.08					
br-j20	66.321	66.149	66.234	1.095					
br-j22	71.794	71.794	71.794	1.038					

Tabela C.3: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (măsura de atracție semantică este *dice*). Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	42.519	41.941	42.228	1.742	br-j23	40.319	39.685	39.999	1.7
br-a02	45.327	45.011	45.168	1.82	br-j37	45.759	45.279	45.517	1.701
br-a11	51.204	50.595	50.897	2.237	br-j52	32.238	31.975	32.105	1.691
br-a12	45.047	44.626	44.835	1.903	br-j53	36.257	35.028	35.631	1.727
br-a13	41.795	41.411	41.602	2.13	br-j54	43.055	42.054	42.548	1.704
br-a14	44.473	43.797	44.132	2.249	br-j55	39.299	39.147	39.222	1.912
br-a15	41.602	41.388	41.494	2.033	br-j56	48.058	47.826	47.941	1.859
br-b13	40.874	40.566	40.719	1.771	br-j57	39.495	39.004	39.247	1.663
br-b20	40	39.643	39.82	1.842	br-j58	40.254	39.748	39.999	1.8
br-c01	50.943	49.541	50.232	1.79	br-j59	41.505	40.461	40.976	1.896
br-c02	40.534	39.959	40.244	1.742	br-j60	43.566	42.779	43.168	1.707
br-c04	42.857	41.59	42.213	1.915	br-j70	46.468	46.296	46.381	1.771
br-d01	32.239	31.931	32.084	1.611	br-k01	33.574	33.096	33.333	1.916
br-d02	46.33	45.701	46.013	1.848	br-k02	42.882	42.429	42.654	2.016
br-d03	49.681	49.263	49.471	1.819	br-k03	35.772	35.627	35.699	1.713
br-d04	40.12	39.562	39.839	1.606	br-k04	41.129	40.718	40.922	1.937
br-e01	42.682	42.253	42.466	1.851	br-k05	33.398	33.013	33.204	1.794
br-e02	44.202	43.884	44.042	1.719	br-k06	40.796	39.888	40.336	1.88
br-e04	41.416	41.063	41.238	1.723	br-k07	33.105	31.868	32.474	1.803
br-e21	34.949	34.375	34.659	1.615	br-k08	39.347	38.317	38.825	1.675
br-e24	36.744	36.5	36.621	1.77	br-k09	34.122	33.723	33.921	1.875
br-e29	47.544	46.718	47.127	1.616	br-k10	40.429	40.213	40.32	1.806
br-f03	39.405	39.042	39.222	1.667	br-k11	37.07	36.155	36.606	1.768
br-f10	39.759	39.207	39.481	1.791	br-k12	42.486	41.788	42.134	1.771
br-f19	47.692	47.058	47.372	1.655	br-k13	40.94	40.17	40.551	1.773
br-f43	36.363	35.789	36.073	1.623	br-k14	38.138	37.657	37.895	1.782
br-g01	42.795	41.983	42.385	1.8	br-k15	36.641	36.501	36.57	1.845
br-g11	41.796	41.58	41.687	1.683	br-k16	47.326	46.954	47.139	1.906
br-g15	44.489	43.426	43.951	1.787	br-k17	39.183	38.631	38.905	1.714
br-h01	42.49	42.413	42.451	1.664	br-k18	37.213	37.001	37.106	1.816
br-j01	52.286	52.286	52.286	1.667	br-k19	37.281	37.209	37.244	1.836
br-j02	44.833	44.521	44.676	1.633	Media	41.588	41.070	41.326	1.787
br-j03	37.36	37.153	37.256	1.767	F(%)			41.327	
br-j04	42.075	41.76	41.916	1.939	MIN	28.192	27.790	27.989	1.282
br-j05	42.35	41.727	42.036	1.86	MAX	52.286	52.286	52.286	2.249
br-j06	35.903	35.903	35.903	1.702					
br-j07	42.537	42.066	42.3	1.777					
br-j08	42.782	42.123	42.449	1.629					
br-j09	46.538	46.538	46.538	1.725					
br-j10	49.831	49.166	49.496	1.763					
br-j11	45.454	45.098	45.275	1.845					
br-j12	45.265	43.847	44.544	1.928					
br-j13	38.979	38.489	38.732	1.892					
br-j14	46.818	46.292	46.553	1.672					
br-j15	50.642	50.273	50.456	1.816					
br-j16	52.164	51.693	51.927	1.719					
br-j17	43.774	43.352	43.561	1.762					
br-j18	45.873	45.323	45.596	1.774					
br-j19	35.714	35.262	35.486	1.668					
br-j20	28.192	27.79	27.989	1.92					
br-j22	35.897	35	35.442	1.282					

Tabela C.4: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este **prob**). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	52.952	52.233	52.59	1.419	br-j23	43.912	43.222	43.564	1.377
br-a02	51.168	50.812	50.989	1.415	br-j37	56.36	55.769	56.062	1.383
br-a11	53.915	53.273	53.592	1.433	br-j52	41.273	40.936	41.103	1.679
br-a12	57.547	57.009	57.276	1.436	br-j53	49.902	48.21	49.041	1.461
br-a13	44.582	44.171	44.375	1.461	br-j54	43.055	42.054	42.548	1.325
br-a14	50.385	49.62	49.999	1.465	br-j55	52.918	52.713	52.815	1.431
br-a15	49.095	48.843	48.968	1.516	br-j56	51.699	51.449	51.573	1.446
br-b13	50.38	50	50.189	1.395	br-j57	53.151	52.489	52.817	1.447
br-b20	49.213	48.775	48.993	1.442	br-j58	54.872	54.184	54.525	1.453
br-c01	55.66	54.128	54.883	1.349	br-j59	45.922	44.863	45.386	1.435
br-c02	52.057	51.318	51.684	1.397	br-j60	52.573	51.624	52.094	1.402
br-c04	49.648	48.181	48.903	1.449	br-j70	59.107	58.888	58.997	1.436
br-d01	41.698	41.3	41.498	1.48	br-k01	49.097	48.398	48.744	1.427
br-d02	46.788	46.153	46.468	1.472	br-k02	46.975	46.478	46.725	1.403
br-d03	55.414	54.947	55.179	1.414	br-k03	48.78	48.582	48.68	1.459
br-d04	41.129	40.556	40.84	1.481	br-k04	48.991	48.502	48.745	1.409
br-e01	44.308	43.863	44.084	1.378	br-k05	45.631	45.105	45.366	1.444
br-e02	51.811	51.438	51.623	1.405	br-k06	56.166	54.916	55.533	1.352
br-e04	50.107	49.787	49.946	1.379	br-k07	43.15	41.538	42.328	1.397
br-e21	48.662	47.861	48.258	1.372	br-k08	46.833	45.607	46.211	1.433
br-e24	47.147	46.833	46.989	1.414	br-k09	49.508	49.122	49.314	1.473
br-e29	53.045	52.123	52.579	1.367	br-k10	49.016	48.754	48.884	1.411
br-f03	45.539	45.119	45.328	1.429	br-k11	52.441	51.146	51.785	1.325
br-f10	54.325	53.465	53.891	1.41	br-k12	54.259	53.467	53.86	1.442
br-f19	53.358	52.751	53.052	1.416	br-k13	51.13	50.256	50.689	1.441
br-f43	49.732	48.947	49.336	1.401	br-k14	50.364	49.729	50.044	1.436
br-g01	48.172	47.257	47.71	1.47	br-k15	49.618	49.429	49.523	1.486
br-g11	49.222	48.969	49.095	1.455	br-k16	58.019	57.563	57.79	1.362
br-g15	44.489	43.426	43.951	1.385	br-k17	50.305	49.698	49.999	1.397
br-h01	50	49.908	49.953	1.36	br-k18	47.709	47.438	47.573	1.496
br-j01	57.256	57.256	57.255	1.379	br-k19	46.601	46.511	46.555	1.526
br-j02	65.499	65.043	65.27	1.343	Media	51.188	50.570	50.876	1.413
br-j03	57.434	57.116	57.274	1.395	F(%)			50.877	
br-j04	49.056	48.689	48.871	1.415	MIN	41.129	40.556	40.840	1.282
br-j05	47.672	47.058	47.363	1.335	MAX	65.499	65.043	65.270	1.679
br-j06	60.792	60.792	60.792	1.42					
br-j07	50.746	50.184	50.463	1.333					
br-j08	48.611	47.945	48.275	1.394					
br-j09	59.23	59.23	59.23	1.336					
br-j10	60.202	59.5	59.848	1.327					
br-j11	56.213	55.882	56.047	1.422					
br-j12	51.501	49.888	50.681	1.406					
br-j13	48.087	47.482	47.782	1.429					
br-j14	57.499	56.853	57.174	1.35					
br-j15	57.299	57.194	57.246	1.326					
br-j16	64.692	64.108	64.398	1.296					
br-j17	56.225	55.684	55.953	1.328					
br-j18	52.184	51.558	51.869	1.449					
br-j19	47.619	47.016	47.315	1.353					
br-j20	52.289	51.543	51.913	1.513					
br-j22	56.41	55	55.696	1.282					

Tabela C.5: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este *mi*). Inventarul de sensuri este dat de categoriile SUMO iar evaluarea este strictă.

Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fişier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	78.346	77.281	77.809	1.088	br-j23	82.634	81.335	81.979	1.049
br-a02	69.392	68.909	69.149	1.072	br-j37	77.385	76.573	76.976	1.051
br-a11	77.409	76.488	76.945	1.075	br-j52	82.956	82.281	82.617	1.149
br-a12	78.773	78.037	78.403	1.058	br-j53	80.701	77.966	79.309	1.066
br-a13	79.876	79.141	79.506	1.102	br-j54	81.547	79.651	80.587	1.061
br-a14	76.349	75.189	75.764	1.071	br-j55	78.404	78.1	78.251	1.083
br-a15	79.844	79.434	79.638	1.051	br-j56	76.699	76.328	76.513	1.082
br-b13	74.144	73.584	73.862	1.07	br-j57	78.361	77.385	77.869	1.134
br-b20	80.449	79.732	80.088	1.08	br-j58	76.906	75.941	76.42	1.076
br-c01	81.603	79.357	80.464	1.101	br-j59	77.896	76.1	76.987	1.096
br-c02	74.074	73.022	73.544	1.106	br-j60	72.61	71.299	71.948	1.091
br-c04	78.922	76.59	77.738	1.114	br-j70	84.572	84.259	84.415	1.089
br-d01	75.868	75.143	75.503	1.092	br-k01	75.27	74.199	74.73	1.131
br-d02	84.403	83.257	83.826	1.066	br-k02	75.8	75	75.397	1.071
br-d03	83.227	82.526	82.875	1.082	br-k03	77.642	77.327	77.484	1.121
br-d04	75.403	74.353	74.874	1.096	br-k04	79.233	78.443	78.836	1.09
br-e01	69.715	69.014	69.362	1.075	br-k05	77.864	76.967	77.412	1.091
br-e02	75.724	75.179	75.45	1.114	br-k06	75.332	73.654	74.483	1.079
br-e04	82.655	82.127	82.39	1.07	br-k07	80.365	77.362	78.834	1.105
br-e21	68.729	67.598	68.158	1.061	br-k08	77.735	75.7	76.704	1.147
br-e24	72.986	72.5	72.742	1.08	br-k09	79.764	79.142	79.451	1.137
br-e29	74.459	73.166	73.806	1.082	br-k10	75.134	74.733	74.932	1.073
br-f03	79.553	78.821	79.185	1.104	br-k11	72.513	70.723	71.606	1.097
br-f10	72.489	71.485	71.983	1.124	br-k12	76.851	75.729	76.285	1.079
br-f19	80.998	80.075	80.533	1.076	br-k13	76.695	75.384	76.033	1.113
br-f43	67.914	66.842	67.373	1.069	br-k14	73.54	72.612	73.073	1.122
br-g01	79.569	78.059	78.806	1.103	br-k15	75	74.714	74.856	1.091
br-g11	85.146	84.707	84.925	1.093	br-k16	72.871	72.298	72.583	1.061
br-g15	83.061	81.075	82.055	1.124	br-k17	79.226	78.269	78.744	1.087
br-h01	78.388	78.244	78.315	1.082	br-k18	80.534	80.075	80.303	1.158
br-j01	79.92	79.92	79.92	1.053	br-k19	78.64	78.488	78.563	1.104
br-j02	73.555	73.043	73.298	1.091	Media	77.461	76.516	76.984	1.089
br-j03	78.624	78.188	78.405	1.096	F(%)			76.986	
br-j04	80.943	80.337	80.638	1.064	MIN	60.240	59.382	59.807	1.049
br-j05	74.674	73.713	74.19	1.063	MAX	85.214	84.707	84.925	1.158
br-j06	69.823	69.823	69.823	1.121					
br-j07	70.895	70.11	70.5	1.057					
br-j08	81.076	79.965	80.516	1.086					
br-j09	83.076	83.076	83.076	1.08					
br-j10	78.246	77.333	77.786	1.062					
br-j11	77.514	77.058	77.285	1.088					
br-j12	79.907	77.404	78.635	1.092					
br-j13	78.142	77.158	77.646	1.122					
br-j14	80.454	79.55	79.999	1.072					
br-j15	81.934	81.785	81.859	1.049					
br-j16	83.599	82.844	83.219	1.109					
br-j17	85.214	84.393	84.801	1.066					
br-j18	77.669	76.738	77.2	1.111					
br-j19	82.051	81.012	81.528	1.067					
br-j20	60.24	59.382	59.807	1.101					
br-j22	64.102	62.5	63.29	1.051					

Tabela C.6: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (măsura de atracție semantică este *dice*). Inventarul de sensuri este dat de domeniile IRST iar evaluarea este strictă.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	72.1	27.154	39.45	1.156	br-j23	69.876	27.395	39.359	1.16
br-a02	71.071	25.911	37.976	1.121	br-j37	63.963	22.468	33.254	1.153
br-a11	70.695	26.33	38.369	1.183	br-j52	61.403	16.666	26.216	1.157
br-a12	66.312	22.888	34.03	1.205	br-j53	67.796	25.723	37.295	1.166
br-a13	68.613	26.367	38.094	1.204	br-j54	72.576	27.066	39.427	1.174
br-a14	65.467	24.202	35.339	1.226	br-j55	74.061	25.619	38.069	1.16
br-a15	67.247	25.63	37.114	1.226	br-j56	67.697	29.228	40.828	1.134
br-b13	67.663	26.073	37.641	1.111	br-j57	68.975	27.272	39.088	1.168
br-b20	66.666	27.283	38.719	1.139	br-j58	70.155	22.998	34.64	1.166
br-c01	75.644	30.697	43.671	1.189	br-j59	70.512	25.028	36.943	1.166
br-c02	69.627	26.157	38.027	1.189	br-j60	73.965	31.568	44.25	1.097
br-c04	63.186	27.912	38.719	1.31	br-j70	79.559	37.102	50.604	1.056
br-d01	62.781	19.373	29.609	1.112	br-k01	70.253	24.395	36.214	1.227
br-d02	62.113	27.139	37.773	1.172	br-k02	69.256	22.601	34.08	1.212
br-d03	77.014	35.403	48.507	1.161	br-k03	66.095	23.915	35.121	1.171
br-d04	66.551	22.921	34.098	1.117	br-k04	64.596	24.27	35.283	1.164
br-e01	68.535	24.746	36.362	1.236	br-k05	67.68	21.601	32.749	1.262
br-e02	68.867	22.86	34.325	1.157	br-k06	72.471	28.988	41.411	1.165
br-e04	64.722	24.526	35.572	1.125	br-k07	65.942	23.184	34.306	1.3
br-e21	63.43	19.029	29.275	1.116	br-k08	64.21	22.592	33.423	1.277
br-e24	63.366	19.452	29.766	1.155	br-k09	69.961	22.942	34.553	1.197
br-e29	65.714	27.38	38.654	1.142	br-k10	66.776	23.495	34.759	1.141
br-f03	66.666	24.093	35.394	1.162	br-k11	73.333	24.217	36.41	1.164
br-f10	74.011	29.738	42.428	1.231	br-k12	69.602	26.805	38.704	1.15
br-f19	70.466	29.09	41.179	1.178	br-k13	75.347	25.833	38.474	1.201
br-f43	69.459	27.34	39.236	1.167	br-k14	69.314	22.403	33.861	1.155
br-g01	70.212	29.139	41.185	1.292	br-k15	67.1	25.121	36.556	1.179
br-g11	63.947	25.233	36.186	1.234	br-k16	76.363	32.026	45.126	1.189
br-g15	69.946	28.068	40.06	1.196	br-k17	68.928	24.935	36.621	1.2
br-h01	70.37	23.404	35.125	1.037	br-k18	66.885	24.938	36.33	1.324
br-j01	70.588	27.617	39.701	1.076	br-k19	63.44	21.096	31.662	1.189
br-j02	76.736	22.643	34.967	1.121	Media	69.773	26.638	38.403	1.163
br-j03	70.588	23.103	34.812	1.034	F(%)			38.556	
br-j04	68.888	28.353	40.171	1.098	MIN	54.393	16.666	25.665	1.034
br-j05	76.562	30.984	44.115	1.1	MAX	82.783	43.449	56.505	1.324
br-j06	76.176	27.641	40.563	1.135					
br-j07	72.307	28.804	41.196	1.1					
br-j08	72.274	30.684	43.078	1.137					
br-j09	79.104	38.605	51.887	1.1					
br-j10	76	31.799	44.837	1.13					
br-j11	73.469	28.093	40.644	1.131					
br-j12	77.753	37.934	50.99	1.107					
br-j13	57.966	18.486	28.032	1.132					
br-j14	82.389	42.997	56.505	1.075					
br-j15	82.783	41.658	55.425	1.133					
br-j16	79.345	43.449	56.15	1.173					
br-j17	81.419	36.792	50.681	1.062					
br-j18	75.641	31.175	44.152	1.076					
br-j19	62.781	19.716	30.008	1.184					
br-j20	54.393	16.795	25.665	1.184					
br-j22	63.636	17.948	27.999	1.181					

Tabela C.7: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba engleză (combinator `int`). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.

Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C	Fișier	P(%)	R(%)	F(%)	S/C
br-a01	62.13	20.388	30.701	1.414	br-j23	51.19	16.895	25.405	1.339
br-a02	61.146	22.273	32.652	1.471	br-j37	62.735	23.251	33.927	1.292
br-a11	67.901	32.738	44.176	1.802	br-j52	38.62	11.405	17.609	1.324
br-a12	76.271	31.542	44.628	1.389	br-j53	47.096	13.747	21.281	1.38
br-a13	61.157	22.699	33.109	1.487	br-j54	63.829	23.255	34.089	1.228
br-a14	59.171	25.316	35.46	1.804	br-j55	66.285	22.48	33.573	1.348
br-a15	59.763	25.964	36.2	1.485	br-j56	57.591	26.57	36.363	1.371
br-b13	63.297	22.452	33.146	1.303	br-j57	56.647	20.331	29.922	1.283
br-b20	58.72	22.494	32.527	1.43	br-j58	57.668	19.665	29.328	1.435
br-c01	67.171	30.504	41.955	1.449	br-j59	60.666	19.077	29.026	1.56
br-c02	61.235	22.109	32.488	1.376	br-j60	63.761	25.09	36.01	1.275
br-c04	58.064	24.545	34.504	1.543	br-j70	68.888	28.703	40.522	1.288
br-d01	49.285	13.193	20.814	1.221	br-k01	52.197	16.903	25.536	1.571
br-d02	60.795	24.208	34.627	1.579	br-k02	61.578	20.598	30.869	1.5
br-d03	63.673	32.842	43.333	1.408	br-k03	52.229	16.599	25.191	1.222
br-d04	54.374	17.296	26.243	1.187	br-k04	62.189	24.95	35.612	1.626
br-e01	57.763	18.712	28.267	1.403	br-k05	54.32	16.89	25.767	1.425
br-e02	63.131	22.482	33.156	1.313	br-k06	62.433	21.892	32.417	1.46
br-e04	59.195	21.914	31.986	1.413	br-k07	58.823	17.582	27.072	1.477
br-e21	53.107	15.46	23.948	1.225	br-k08	60.795	20	30.098	1.414
br-e24	58.115	18.5	28.065	1.465	br-k09	52.976	17.348	26.136	1.488
br-e29	64.114	25.868	36.862	1.191	br-k10	59.685	20.284	30.277	1.554
br-f03	63.749	18.784	29.017	1.325	br-k11	66.666	20.458	31.308	1.373
br-f10	55.721	22.178	31.727	1.283	br-k12	59.887	19.343	29.241	1.378
br-f19	65.437	26.944	38.17	1.239	br-k13	63.551	23.247	34.041	1.434
br-f43	55.214	15.789	24.555	1.239	br-k14	65.363	21.081	31.88	1.351
br-g01	50.555	19.198	27.828	1.35	br-k15	63.428	21.102	31.668	1.314
br-g11	67.934	21.477	32.636	1.228	br-k16	61.722	25.343	35.932	1.449
br-g15	56.451	20.916	30.522	1.338	br-k17	60	21.73	31.905	1.388
br-h01	48.356	18.829	27.104	1.338	br-k18	53.926	19.544	28.69	1.382
br-j01	68.2	32.405	43.934	1.255	br-k19	56.172	17.635	26.842	1.345
br-j02	73.705	32.173	44.793	1.247	Media	59.845	22.214	32.254	1.373
br-j03	49.753	18.669	27.15	1.172	F(%)			32.401	
br-j04	58.851	23.033	33.108	1.354	MIN	34.848	10.926	16.636	1.120
br-j05	55.502	21.323	30.809	1.511	MAX	76.271	34.061	46.690	1.804
br-j06	55.319	17.18	26.217	1.12					
br-j07	55.072	21.033	30.44	1.381					
br-j08	62.272	23.458	34.078	1.231					
br-j09	69.819	29.807	41.778	1.234					
br-j10	68.84	31.666	43.378	1.38					
br-j11	59.907	25.49	35.763	1.419					
br-j12	59.693	26.174	36.391	1.561					
br-j13	49.693	14.568	22.53	1.472					
br-j14	66.834	29.887	41.303	1.19					
br-j15	74.206	34.061	46.69	1.361					
br-j16	69.014	33.182	44.816	1.206					
br-j17	61.835	24.662	35.26	1.222					
br-j18	63.157	25.899	36.734	1.304					
br-j19	52.147	15.37	23.742	1.368					
br-j20	34.848	10.926	16.636	1.484					
br-j22	72.727	20	31.372	1.181					

Tabela C.8: Rezultatele algoritmului SynWSD pe corpusul SemCor2.0 în limba română (combinator int). Inventarul de sensuri este dat de ILI iar evaluarea este relaxată.

Bibliografie

- [1] Eneko Agirre and German Rigau. Word sense disambiguation using conceptual density. In *Proceedings of COLING'96*, pages 16–22, Copenhagen, Danmark, 1996.
- [2] Susan Armstrong. Multext: Multilingual Text Tools and Corpora. *Lexikon und Text*, pages 107–119, 1996.
- [3] Verginica Barbu Mititelu and Radu Ion. Automatic import of verbal syntactic relations using parallel corpora. In *Proceedings of the International Conference on Recent Advances in Natural Language Processing, RANLP-2005*, pages 329–333, Borovets, Bulgaria, September 2005.
- [4] Verginica Barbu Mititelu and Radu Ion. Cross-language transfer of syntactic relations using parallel corpora. In *Proceedings of Cross-Language Knowledge Induction Workshop, EuroLan 2005*, Cluj-Napoca, Romania, July–August 2005. Babeş-Bolyai University.
- [5] Doug Beeferman, Adam Berger, and John Lafferty. A model of lexical attraction and repulsion. In Philip R. Cohen and Wolfgang Wahlster, editors, *Proceedings of the Thirty-Fifth Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and Eighth Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pages 373–380, Somerset, New Jersey, 1997. Association for Computational Linguistics.
- [6] Andrew Borthwick. *A Maximum Entropy Approach to Named Entity Recognition*. PhD thesis, Computer Science Department, New York University, September 1999.
- [7] Thorsten Brants. TnT – a statistical part-of-speech tagger. In *Proceedings of the 6th Applied NLP Conference, ANLP-2000*, pages 224–231, Seattle, WA, April 29 – May 3 2000.

- [8] Brill, Eric. A simple rule-based part-of-speech tagger. In *Proceedings of ANLP-92, 3rd Conference on Applied Natural Language Processing*, pages 152–155, Trento, Italy, April 1992.
- [9] Peter F. Brown, Stephen A. Della Pietra, Vincent J. Della Pietra, and Robert L. Mercer. Word-sense disambiguation using statistical methods. In *Proceedings of the 29th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-91)*, pages 264–270, Berkeley, CA., June 1991.
- [10] Peter F. Brown, Jennifer C. Lai, and Robert L. Mercer. Aligning sentences in parallel corpora. In *Proceedings of the 29th annual meeting on Association for Computational Linguistics*, pages 169–176, Berkeley, California, June 1991. Association for Computational Linguistics.
- [11] Rebecca Bruce and Janyce Wiebe. Word sense disambiguation using decomposable models. In *Proceedings of the ACL-94, 32nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 139–145, Las Cruces, US, 1994.
- [12] Alexander Budanitsky and Graeme Hirst. Semantic distance in WordNet: An experimental, application oriented evaluation of five measures. In *Workshop on WordNet and Other Lexical Resources, NAACL 2001*, pages 29–34, Pittsburgh, PA, USA, 2001.
- [13] Andrew Carnie. *Syntax*. Blackwell Publishers, Oxford, December 2001.
- [14] Alexandru Ceașu. Maximum Entropy Tiered Tagging. In Janneke Huitink and Sophia Katrenko, editors, *Proceedings of the Eleventh ESS-LLI Student Session*, pages 173–179, Malaga, Spain, August 2006.
- [15] Dumitru Chițoran and Alexandra Cornilescu. *Elements of English Sentence Semantics*. The University of Bucharest Press, 1985. vol. I.
- [16] Silviu Cucerzan and David Yarowsky. Language independent named entity recognition combining morphological and contextual evidence. In *Proceedings of the 1999 Joint SIGDAT Conference on Empirical Methods in NLP and Very Large Corpora*, pages 90–99, College Park, MD, 1999.
- [17] Ito Dagan, Alon Itai, and Ulrike Schwall. Two Languages Are More Informative Than One. In *Proceedings of the 29th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-91)*, pages 130–137, Berkeley, CA., June 1991.

- [18] Institutul de Lingvistică "Iorgu Iordan". *Dicționarul explicativ al limbii române*. Editura Univers Enciclopedic, 1998. Academia Română.
- [19] de Loupy, Claude and El-Beze, Marc and Marteau, Pierre-François. Word Sense Disambiguation using HMM Tagger. In *Proceedings of the First International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 1255–1258, Grenade, Spain, May 1998.
- [20] Mona Talat Diab. *Word Sense Disambiguation Within a Multilingual Framework*. PhD thesis, University of Maryland, College Park, May 2003.
- [21] Ludmila Dimitrova, Tomaž Erjavec, Nancy Ide, Heiki J. Kaalep, Cs-zaba Oravetz, Vladimir Petkevič, and Dan Tufiş. Multext-East: Overview of the project. In *Proceedings of the ALLC-ACH '98 Conference*, Debrecen, Hungary, July 5-10 1998.
- [22] Jason Eisner. Three new probabilistic models for dependency parsing: An exploration. In *Proceedings of the 16th International Conference on Computational Linguistics (COLING-96)*, pages 340–345, Copenhagen, August 1996.
- [23] Tomaž Erjavec. MULTEXT-East Version 3: Multilingual Morpho-syntactic Specifications, Lexicons and Corpora. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC '04*, Lisbon, Portugal, 2004.
- [24] Christiane Fellbaum. A lexical database of English: The mother of all WordNets. In P. Vossen, editor, *EuroWordNet*, pages 137–148. Kluwer, Dordrecht, Holland, 1998.
- [25] Christiane Fellbaum, editor. *WordNet. An Electronic Lexical Database*. MIT Press, May 1998.
- [26] John Rupert Firth. *Studies In Linguistic Analysis*, chapter A Synopsis of Linguistic Theory, pages 1–32. Basil Blackwell, Oxford, 3rd edition, 1957.
- [27] Corina Forăscu and Radu Ion. TimeBank 1.2: O versiune adnotată în limba română. In Corina Forăscu, Dan Tufiş, and Dan Cristea, editors, *Lucrările atelierului RESURSE LINGVISTICE ŞI INSTRUMENTE PENTRU PRELUCRAREA LIMBII ROMÂNE (ConsILR 2006)*, pages 69–74, Iaşi, Romania, noiembrie 2006.

- [28] Nelson W. Francis and Henry Kučera. *Brown Corpus Manual*. Department of Linguistics, Brown University, Providence, Rhode Island, 1979. 1964, Revised 1971, Revised and Amplified 1979.
- [29] William A. Gale, Kenneth W. Church, and David Yarowsky. A method for disambiguating word senses in a large corpus. *Computers and the Humanities*, 26(5):415–439, 1993.
- [30] Ulrich Germann. A Deterministic Dependency Parser for Japanese. In *MT Summit VII: MT in the Great Translation Era*, pages 547–555, Singapore, November 1999. Asia-Pacific Association for Machine Translation.
- [31] Gregory Grefenstette and Pasi Tapanainen. What is a word, what is a sentence? Problems of tokenization. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Computational Lexicography*, pages 79–87, Budapest, 1994.
- [32] Jan Hajič. Building a Syntactically Annotated Corpus: The Prague Dependency Treebank. In E. Hajičová, editor, *Issues of Valency and Meaning. Studies in Honour of Jarmila Panevová*, pages 106–132. Karolinum, Charles University Press, Prague, Czech Republic, 1998.
- [33] Marti A. Hearst. Noun homograph disambiguation using local context in large corpora. In *Proceedings of the 7th Annual Conference of the University of Waterloo Center for the New Oxford English Dictionary*, pages 1–22, Oxford, UK, 1991.
- [34] Ales Horák and Pavel Smrž. VisDic - Wordnet Browsing and Editing Tool. In *Proceedings of the Second International WordNet Conference - GWC 2004*, pages 136–141, Brno, Czech Republic, 2004.
- [35] Florentina Hristea and Marius Popescu. A dependency grammar approach to syntactic analysis with special reference to Romanian. In Florentina Hristea and Marius Popescu, editors, *Building Awareness in Language Technology*. University of Bucharest Publishing House, Bucharest, Romania, 2003.
- [36] James W. Hunt and Thomas G. Szymanski. A fast algorithm for computing longest common subsequences. *Communications of the Association for Computing Machinery*, 20(5):350–353, May 1977.

- [37] Nancy Ide and Jean Véronis. Introduction to the special issue on word sense disambiguation: The state of the art. *Computational Linguistics*, 24(1):1–40, 1998.
- [38] Radu Ion. Word sense disambiguation with lexical attraction models. Poster at First Central European Student Conference in Linguistics, CESCCL 2006, Budapest, Hungary, May 29–31 2006. Research Institute for Linguistics of the Hungarian Academy of Sciences.
- [39] Radu Ion and Verginica Barbu Mititelu. Towards ROMANCE FrameNet. The Translation Task. ROMANCE FrameNet Workshop and Kick-off Meeting, EuroLan 2005, Cluj-Napoca, România, July 25–August 6 2005. Babeş-Bolyai University.
- [40] Radu Ion and Verginica Barbu Mititelu. Constrained lexical attraction models. In *Proceedings of the Nineteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, pages 297–302, Menlo Park, Calif., USA, 2006. AAAI Press.
- [41] Radu Ion, Alexandru Ceaşu, and Dan Tufiş. Dependency-based phrase alignment. In *Proceedings of the 5th Language and Resources Evaluation Conference (LREC 2006)*, pages 1290–1293, Genoa, Italy, May 22–28 2006.
- [42] Radu Ion and Dan Tufiş. Multilingual Word Sense Disambiguation Using Aligned Wordnets. *Romanian Journal on Information Science and Technology, Special Issue on BalkaNet*, 7(1–2):198–214, 2004.
- [43] Emil Ionescu. *Manual de lingvistică generală*. Editura ALL, Bucureşti, România, 1992.
- [44] Timo Järvinen and Pasi Tapanainen. A dependency parser for English. Technical Reports TR-1, Department of General Linguistics, University of Helsinki, March 1997.
- [45] Timo Järvinen and Pasi Tapanainen. Towards an implementable dependency grammar. In S. Kahane and A. Polguere, editors, *Processing of Dependency-Based Grammars, COLING-ACL’98*, pages 1–10, Montreal, Canada, 1998. Association for Computational Linguistics.
- [46] Stephen C. Johnson. Hierarchical Clustering Schemes. *Psychometrika*, 32(3):241–254, 1967.

- [47] Lauri Karttunen, Jean-Pierre Chanod, Gregory Grefenstette, and Anne Schiller. Regular expressions for language engineering. *Natural Language Engineering*, 2(4):305–238, 1996.
- [48] Adam Kilgarriff. What is Word Sense Disambiguation Good For? In *Natural Language Processing in the Pacific Rim (NLPRS '97)*, pages 209–214, Phuket, Thailand, December 1997.
- [49] Adam Kilgarriff and Joseph Rosenzweig. English Senseval: report and results. In *In Proceedings of the 2nd International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2000*, pages 1239–1244, Athens, Greece, May–June 2000.
- [50] Henry Kučera and Nelson W. Francis. *Computational analysis of present-day American English*. Brown University Press, Providence, Rhode Island, 1967.
- [51] Yoong Keok Lee, Hwee Tou Ng, and Tee Kiah Chia. Supervised word sense disambiguation with support vector machines and multiple knowledge sources. In *Proceedings of SENSEVAL-3: Third International Workshop on the Evaluation of Systems for the Semantic Analysis of Text*, pages 137–140, Barcelona, Spain, 2004.
- [52] Michael Lesk. Automatic sense disambiguation : How to tell a pine cone from an ice cream cone. In *Proceedings of the 1986 SIGDOC Conference, Association for Computing Machinery*, pages 24–26, New York, 1986.
- [53] Dekang Lin. Using syntactic dependency as local context to resolve word sense ambiguity. In *Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 64–71, 1997.
- [54] Dekang Lin. Dependency-Based Evaluation of MINIPAR. In *Proceedings of the Workshop on the Evaluation of Parsing Systems, First International Conference on Language Resources and Evaluation*, Granada, Spain, May 1998.
- [55] Monica Lupu, Diana Trandabăț, and Maria Husarciuc. A Romanian SemCor Aligned to the English and Italian MultiSemCor. In *Proceedings of the Romance FrameNet Workshop and Kick-off Meeting, EuroLAN 2005*, pages 20–27, Babes-Bolyai University, Cluj-Napoca, România, July 2005.

- [56] Bernardo Magnini and Gabriela Cavaglia. Integrating Subject Field Codes into WordNet. In Gavrilidou M., Crayannis G., Markantonatu S., Piperidis S., and Stainhaouer G., editors, *Proceedings of LREC-2000, Second International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 1413–1418, Athens, Greece, June 2000.
- [57] Christopher D. Manning and Hinrich Schütze. *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. MIT Press, 1st edition, June 1999.
- [58] Mitchell P. Marcus, Beatrice Santorini, and Mary Ann Marcinkiewicz. Building a large annotated corpus of English: The Penn Treebank. *Computational Linguistics*, 19(2):313–330, 1994.
- [59] Joel Martin, Rada Mihalcea, and Ted Pedersen. Word Alignment for Languages with Scarce Resources. In *In Proceedings of the ACL2005 Workshop on "Building and Using Parallel Corpora: Datadriven Machine Translation and Beyond"*, pages 65–74, Ann Arbor, Michigan, June 2005. Association for Computational Linguistics.
- [60] Ana Masalagiu. Realizarea de resurse românești. Master’s thesis, Universitatea Alexandru Ioan Cuza, Facultatea de Informatică, Iași, România, iunie 2006.
- [61] Igor Mel’čuk. *Dependency Syntax: theory and practice*. State University of New York Press, Albany, NY, 1988.
- [62] Rada Mihalcea. Instance based learning with automatic feature selection applied to word sense disambiguation. In *Proceedings of the 19th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2002)*, pages 266–271, Taiwan, August 2002.
- [63] Rada Mihalcea and Dan Moldovan. A method for word sense disambiguation of unrestricted text. In *Proceedings of the 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 1999)*, College Park, MA, 1999.
- [64] Rada Mihalcea and Ted Pedersen. An Evaluation Exercise for Word Alignment. In *Proceedings of the HLT-NAACL 2003 Workshop: Building and Using Parallel Texts Data Driven Machine Translation and Beyond*, pages 1–10, Edmonton, Canada, May 2003.
- [65] Rada F. Mihalcea and Dan I. Moldovan. A highly accurate bootstrapping algorithm for word sense disambiguation. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 10(1–2), 2001.

- [66] George A. Miller, Richard Beckwith, Christiane Fellbaum, Derek Gross, and Katherine Miller. Introduction to WordNet: An online lexical database. *International Journal of Lexicography (special issue)*, 3(4):235–312, 1990. Revised August 1993.
- [67] George A. Miller, Claudia Leacock, Randee Teng, and Ross T. Bunker. A semantic concordance. In *Proceedings of the 3rd DARPA Workshop on Human Language Technology*, pages 303–308, Plainsboro, New Jersey, 1993.
- [68] Mladenić, Dunja. Automatic Word Lemmatization. In Tomaž Erjavec and Jerneja Gros, editors, *Proceedings B of the 5th International Multi-Conference Information Society IS-2002*, pages 153–159, Ljubljana, Slovenia, October 14–15 2002.
- [69] Richard Montague. The proper treatment of quantification in ordinary English. In Richard Thomason, editor, *Formal Philosophy: Selected Papers of Richard Montague*. Yale University Press, New Haven, CT, 1973.
- [70] Robert C. Moore. Fast and Accurate Sentence Alignment of Bilingual Corpora. In *Proceedings of the 5th Conference of the Association for Machine Translation in the Americas on Machine Translation: From Research to Real Users*, pages 135–144, London, UK, 2002. Springer-Verlag.
- [71] Robert C. Moore. On Log-Likelihood Ratios and the Significance of Rare Events. In *Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 333–340, Barcelona, Spain, 2004.
- [72] Eugene W. Myers. An $O(ND)$ Difference Algorithm and its Variations. *Algorithmica*, 1(2):251–266, 1986.
- [73] Hwee Tou Ng and Hian Beng Lee. Integrating multiple knowledge sources to disambiguate word sense: An exemplar-based approach. In Arvind Joshi and Martha Palmer, editors, *Proceedings of the Thirty-Fourth Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 40–47, San Francisco, 1996. Morgan Kaufmann Publishers.
- [74] Ng, Hwee Tou. Getting serious about word sense disambiguation. In *Proceedings of the ACL SIGLEX Workshop on Tagging Text with Lexical Semantics: Why, What, and How?*, pages 1–7, Washington, D.C., USA, 1997.

- [75] Ian Niles and Adam Pease. Towards a Standard Upper Ontology. In Chris Welty and Barry Smith, editors, *Proceedings of the 2nd International Conference on Formal Ontology in Information Systems (FOIS-2001)*, Ogunquit, Maine, October 2001.
- [76] Ian Niles and Adam Pease. Linking Lexicons and Ontologies: Mapping WordNet to the Suggested Upper Merged Ontology. In *Proceedings of the 2003 International Conference on Information and Knowledge Engineering (IKE 03)*, Las Vegas, Nevada, June 2003.
- [77] Joakim Nivre. An efficient algorithm for projective dependency parsing. In Gertjan van Noord, editor, *Proceedings of the 8th International Workshop on Parsing Technologies (IWPT)*, pages 149–160, 2003.
- [78] Joakim Nivre. *Inductive Dependency Parsing*, volume 34 of *Text, Speech and Language Technology*. Springer, Dordrecht, The Netherlands, 2006.
- [79] Joakim Nivre and Jens Nilsson. Three algorithms for deterministic dependency parsing. In *Proceedings of NoDaLiDa-2003*, 2003.
- [80] Kemal Oflazer. Dependency parsing with an extended finite-state approach. *Computational Linguistics*, 29(4):515–544, 2003.
- [81] Praharshana Perera and René Witte. A Self-Learning Context-Aware Lemmatizer for German. In *Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT/EMNLP 2005)*, pages 636–643, Vancouver, British Columbia, Canada, October 6–8 2005. Association for Computational Linguistics.
- [82] Thanh Phong Pham, Hwee Tou Ng, and Wee Sun Lee. Word sense disambiguation with semi-supervised learning. In *Proceedings of the 20th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2005)*, pages 1093–1098, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 2005.
- [83] Felix Pîrvan and Dan Tufiş. Tagsets Mapping and Statistical Training Data Cleaning-up. In *Proceedings of the 5th LREC Conference*, Genoa, Italy, 22–28 May 2006.
- [84] Plisson, J  el and Lavra  , Nada and Mladeni  , Dunja. A Rule Based Approach to Word Lemmatization. In *Proceedings of SiKDD 2004 at 7th International Multi-conference Information Society, IS-2004*, pages 83–86, Ljubljana, Slovenia, October 12-15 2004.

- [85] M. F. Porter. An algorithm for suffix stripping. *Program*, 14(3):130–137, July 1980.
- [86] Georgiana Puşcaşu, Adrian Iftene, Ionuţ Pistol, Diana Trandabăţ, Dan Tufiş, Alin Ceauşu, Dan Ştefănescu, Radu Ion, Constantin Orăşan, Iustin Dornescu, Alex Moruz, and Dan Cristea. Developing a Question Answering System for the Romanian-English Track at CLEF 2006. In *Proceedings of the 7th Workshop of the Cross-Language Evaluation Forum, CLEF2006*, page 10, Alicante, Spain, September 20–22 2006. To be published in Springer Lecture Notes in Computer Science.
- [87] Lawrence L. Rabiner. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2):257–286, 1989.
- [88] Adwait Ratnaparkhi. A Maximum Entropy Model for Part-of-Speech Tagging. In Eric Brill and Kenneth Church, editors, *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 133–142. Association for Computational Linguistics, Somerset, New Jersey, 1996.
- [89] Jeffrey C. Reynar and Adwait Ratnaparkhi. A maximum entropy approach to identifying sentence boundaries. In *Proceedings of the Fifth Conference on Applied Natural Language Processing*, pages 16–19, Washington D.C., 1997.
- [90] Giuseppe Riccardi, Srinivas Bangalore, and Philip D. Sarin. Learning Head-Dependency Relations from Unannotated Corpora. In *Proceedings IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop*, pages 281–284, Keystone, Colorado, USA, December 1999.
- [91] Ivan A. Sag, Timothy Baldwin, Francis Bond, Ann Copestake, and Dan Flickinger. Multiword Expressions: A Pain in the Neck for NLP. In Alexander Gelbukh, editor, *Proceedings of the Third International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics (CICLING 2002)*, pages 1–15, Mexico City, Mexico, 2002. Springer.
- [92] Helmut Schmid. Part-Of-Speech Tagging with Neural Networks. In *Proceedings of the 15th International Conference on Computational Linguistics (COLING-94)*, pages 172–176, Kyoto, Japan, 1994.
- [93] Hinrich Schütze. Word Space. In S. J. Hanson, J. D. Cowan, and C. L. Giles, editors, *Advances in Neural Information Processing Sys-*

- tems*, pages 895–902. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1993.
- [94] Hinrich Schütze. Automatic Word Sense Discrimination. *Computational Linguistics*, 24(1):97–124, 1998.
 - [95] John Sinclair, editor. *Collins Cobuild English Dictionary*. Collins, 1995. Patrick Hanks, managing editor.
 - [96] Benjamin Snyder and Martha Palmer. The English all-words task. In Rada Mihalcea and Phil Edmonds, editors, *Senseval-3: Third International Workshop on the Evaluation of Systems for the Semantic Analysis of Text*, pages 41–43, Barcelona, Spain, July 2004. Association for Computational Linguistics.
 - [97] Jiri Stetina, Sadao Kurohashi, and Makoto Nagao. General word sense disambiguation method based on a full sentential context. In *Proceedings of the Coling-ACL’98 Workshop “Usage of WordNet in Natural Language Processing Systems”*, pages 1–8, Montreal, 1998.
 - [98] Mark Stevenson and Yorick Wilks. The interaction of knowledge sources in word sense disambiguation. *Computational Linguistics*, 27(3):321–349, 2001.
 - [99] Pasi Tapanainen and Timo Järvinen. A non-projective dependency parser. In *Proceedings of the 5th Conference on Applied Natural Language Processing*, pages 64–71, Washington D.C., USA, April 1997. Association for Computational Linguistics.
 - [100] Dan Tufiş. Tiered Tagging and Combined Classifiers. In F. Jelinek and E. Nöth, editors, *Lecture Notes in Artificial Intelligence 1692*, Text, Speech and Dialogue, pages 28–33. Springer, 1999.
 - [101] Dan Tufiş. Using a Large Set of Eagles-compliant Morpho-Syntactic Descriptors as a Tagset for Probabilistic Tagging. In *Proceedings of the Second International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 1105–1112, Athens, May 2000.
 - [102] Dan Tufiş. A cheap and fast way to build useful translation lexicons. In *Proceedings of COLING2002*, pages 1030–1036, Taipei, China, 2002.
 - [103] Dan Tufiş, Ana Maria Barbu, and Radu Ion. TREQ-AL: A word-alignment system with limited language resources. In *Proceedings of the NAACL 2003 Workshop on Building and Using Parallel Texts*;

- Romanian-English Shared Task*, pages 36–39, Edmonton, Canada, December 2003.
- [104] Dan Tufiş, Ana Maria Barbu, and Radu Ion. Extracting Multilingual Lexicons from Parallel Corpora. *Computers and the Humanities*, 38(2):163–189, 2004. ISI publication.
 - [105] Dan Tufiş, Eduard Barbu, Verginica Barbu Mititelu, Radu Ion, and Luigi Bozianu. The Romanian Wordnet. *Romanian Journal on Information Science and Technology, Special Issue on BalkaNet*, 7(1–2):105–122, 2004.
 - [106] Dan Tufiş, Verginica Barbu Mititelu, Luigi Bozianu, and Cătălin Mihăilă. Romanian WordNet: New Developments and Applications. In *Proceedings of the 3rd Conference of the Global WordNet Association*, pages 337–344, Seogwipo, Jeju, Republic of Korea, January 2006.
 - [107] Dan Tufiş, Alexandru Ceauşu, Radu Ion, and Dan Ştefănescu. An integrated platform for high-accuracy word alignment. JRC Enlargement and Integration Workshop: Exploiting parallel corpora in up to 20 languages, Arona, Italy, September 26–27 2005.
 - [108] Dan Tufiş, Dan Cristea, and Sofia Stamou. BalkaNet: Aims, Methods, Results and Perspectives. A General Overview. *Romanian Journal on Information Science and Technology, Special Issue on BalkaNet*, 7(1–2):9–43, 2004.
 - [109] Dan Tufiş, Peter Dienes, Cszaba Oravecz, and Tamas Váradi. Principled Hidden Tagset Design for Tiered Tagging of Hungarian. In *Proceedings of the Second International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 1421–1426, Athens, May 2000.
 - [110] Dan Tufiş and Liviu Dragomirescu. Tiered Tagging Revisited. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation*, pages 39–42, Lisabona, 2004.
 - [111] Dan Tufiş and Radu Ion. Word Sense Clustering Based on Translation Equivalence in Parallel Texts. A Case Study in Romanian. In Corneliu Burileanu, editor, *Speech Technology and Human-Computer Dialogue (SpeD 2003)*, pages 13–26, Bucharest, April 2003. Romanian Academy Publishing House.

- [112] Dan Tufiş and Radu Ion. Interlingual wordnets validation and word-sense disambiguation. In *Proceedings of the Natural Language Understanding and Cognitive Systems Symposium*, pages 97–105, Porto, April 2004.
- [113] Dan Tufiş and Radu Ion. Evaluating the word sense disambiguation accuracy with three different sense inventories. In Bernadette Sharp, editor, *Proceedings of the 2nd International Workshop on Natural Language Understanding and Cognitive Science, NLUCS 2005*, pages 118–127, Miami, U.S.A., May 2005.
- [114] Dan Tufiş and Radu Ion. Multiple Sense Inventories and Test-Bed Corpora. In Corneliu Burileanu, editor, *Trends in Speech Technology, Proceedings of the 3rd Conference Speech Technology and Human-Computer Dialogue (SpeD 2005)*, pages 49–58, Cluj-Napoca, Romania, May 2005. Romanian Academy Publishing House.
- [115] Dan Tufiş, Radu Ion, Eduard Barbu, and Verginica Barbu. Cross-Lingual Validation of Multilingual Wordnets. In Petr Sojka, Karel Pala, Pavel Smrz, Christine Fellbaum, and Piek Vossen, editors, *Proceedings of the Second International WordNet Conference – GWC 2004*, pages 332–340, Brno, Czech Republic, January 2004.
- [116] Dan Tufiş, Radu Ion, and Verginica Barbu Mititelu. Word sense disambiguation and annotation transfer in parallel text. JRC Enlargement and Integration Workshop: Exploiting parallel corpora in up to 20 languages, Arona, Italy, September 26–27 2005.
- [117] Dan Tufiş, Radu Ion, Alexandru Ceaşu, and Dan Ştefănescu. Combined aligners. In *Proceedings of the ACL 2005 Workshop on Building and Using Parallel Corpora: Data-driven Machine Translation and Beyond*, pages 107–110, Ann Arbor, Michigan, USA, June 2005. Association for Computational Linguistics.
- [118] Dan Tufiş, Radu Ion, Alexandru Ceaşu, and Dan Ştefănescu. Improved Lexical Alignment by Combining Multiple Reified Alignments. In *Proceedings of the 11th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL 2006)*, pages 153–160, Trento, Italy, April 2006. ISI publication.
- [119] Dan Tufiş, Radu Ion, and Nancy Ide. Fine-Grained Word Sense Disambiguation Based on Parallel Corpora, Word Alignment, Word Clustering and Aligned Wordnets. In *Proceedings of the 20th International*

- Conference on Computational Linguistics, COLING 2004*, pages 1312–1318, Geneva, Switzerland, August 2004. COLING.
- [120] Dan Tufiş, Radu Ion, and Nancy Ide. Word Sense Disambiguation as a Wordnets Validation Method in Balkanet. In *Proceedings of the 4th Language and Resources Evaluation Conference (LREC 2004)*, pages 741–744; 1071–1074, Lisbon, Portugal, May 2004. plenary talk, plus demonstration.
 - [121] Dan Tufiş and Elena Irimia. RoCoNews - A Hand Validated Journalistic Corpus of Romanian. In *Proceedings of the 5th LREC Conference*, Genoa, Italy, 22–28 May 2006.
 - [122] Pascal Vaillant. A chart-parsing algorithm for efficient semantic analysis. *The Association for Computational Linguistics and Chinese Language Processing*, 2:1044–1050, 2002.
 - [123] Andrew J. Viterbi. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT(13):260–269, April 1967.
 - [124] Piek Vossen, editor. *Euro WordNet: A multilingual database with lexical semantic networks*, volume 32 of *Computers and Humanities*. Springer Netherlands, 1998. nos. 2–3.
 - [125] Larry Wall, Tom Christiansen, and Jon Orwant. *Programming Perl*. O’Reilly Media, 3rd edition, July 2000.
 - [126] Ludwig Wittgenstein. *Cercetări filozofice*. Editura Humanitas, 2004. Traducere din germană de Mircea Dumitru și Mircea Flonta.
 - [127] David Yarowsky. Word-sense disambiguation using statistical models of Roget’s categories trained on large corpora. In *Proceedings, COLING-92*, pages 454–460, Nantes, 1992.
 - [128] David Yarowsky. One sense per collocation. In *ARPA Human Language Technology Workshop*, pages 266–271, Princeton, NJ, 1993.
 - [129] David Yarowsky. Decision lists for lexical ambiguity resolution: Application to accent restoration in Spanish and French. In *Proceedings of the 32nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 88–95, Las Cruces, NM, 1994.

- [130] David Yarowsky. Unsupervised word sense disambiguation rivaling supervised methods. In *Proceedings of the 33rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 189–196, Cambridge, MA, 1995.
- [131] Deniz Yuret. *Discovery of linguistic relations using lexical attraction*. PhD thesis, Department of Computer Science and Electrical Engineering, MIT, May 1998.

Index

- înțeles, 40, 41
- învățare asistată, 13
- învățare automată, 82

- actant, 80
- adnotare cu etichete morfosintactice, 11
- alinie conceptuală, 43
- analizor de legături, 72, 88
- analizor sintactic, 82
- atribut (contextual), 70
- atribut morfosintactic, 71, 75

- căutare cu revenire, 101
- cadru de valență, 80
- categorie gramaticală, 10, 11
- categorie sintactică, 72
- centru, 75
- clasă de ambiguitate, 29
- colocație, 16, 71
- combinator, 101
- compus, 17
- concept, 41
- corpus paralel, 49, 60
- cuvânt conținut, 28
- cuvânt funcțional, 28

- dependent, 75
- dicționar, 10
- dicționar, 10
- distribuție, 72
- DMorphR, 75
- DSA, 10
- DSA asistată, 71
- DSA asistată, 4
- DSA neasistată, 4, 72
- DSyntR, 80

- echivalent de traducere, 50
- entitate denumită, 12
- etichetă morfosintactică, 11, 71
- etichetă de sens, 37
- etichetă morfosintactică, 14, 19
- expresie, 16
- expresie idiomatice, 16
- expresie regulată, 12, 13

- FDS, 72
- fereastră de cuvinte, 70
- formă de suprafață, 74
- formă morfologică de adâncime, 75
- formă morfologică redusă de adâncime, 75, 80
- functor, 93

- glosă, 28
- gramatică generativă, 72
- grup nominal, 72
- grup sintactic, 54
- grup verbal, 72

- ILI, 41
- interpretare, 69
- interpretare semantică, 69
- interpretare sintactică, 74
- inventar de sensuri, 11

- legătură, 86
- lemă, 71

lemă, 10, 11
 lematizare, 11, 71
 literal, 28, 35, 41

 MAL, 82
 metacategorie, 52
 modele de atracție lexicală, 82
 MTM, 78

 parametru, 99
 planaritate, 77
 pointer de sens, 28
 precizie, 53

 recall, 53
 relație, 42
 rol sintactic, 72

 segmentare la nivel de cuvânt, 10
 segmentare la nivel de frază, 10
 sens, 10, 40, 41
 sinset, 28, 40, 41
 SSyntR, 80
 structură de legături, 86
 subcategorizare, 72
 subnivel de adâncime, 79
 subnivel de suprafață, 79
 sursă de informații, 5

 text, 78
 text paralel, 49

 unitate de traducere, 37, 50, 60
 unitate sintactică, 72

 variabilă morfosintactică, 75