Università degli Studi di Torino
Corso di Laurea Magistrale in Informatica
Tecnologie del Linguaggio Naturale
Docente: Luigi Di Caro

Relazione esercitazioni

Alessandro Clocchiatti
Matricola 909105

Questa relazione riguarda le esercitazioni della terza parte del corso e comprende:

1. Definition similarity
2. Content-to-form
3. Semantic clustering (Hanks)
4. Text segmentation
5. OIE system

---

1. Esercitazione: Definition similarity

1.1 Consegna

L'esercitazione prevede i seguenti passaggi:

1. Caricamento dei dati sulle definizioni (file *definizioni.xls* o documento Google presente su Moodle);
2. Preprocessing (su frequenza minima dei termini, stemming, etc. a vostra scelta);
3. Calcolo similarità tra definizioni (cardinalità dell'intersezione dei termini normalizzata su lunghezza minima tra le due, o varianti a scelta);
4. Aggregazione sulle due dimensioni (concretezza / specificità come da schema in basso);
5. Interpretazione dei risultati e scrittura di un piccolo report (da inserire nel vostro portfolio per l'esame).

	Astratto	**Concreto**
Generico	%	%
Specifico	%	%

1.2 Svolgimento

Le definizioni presenti nel file *definizioni.csv* riguardano i seguenti termini:

- building (concreto generico);
- molecule (concreto specifico);
- freedom (astratto generico);
- compassion (astratto specifico).

Dopo aver letto il file, viene applicato un pre-processing ad ogni definizione, attraverso le seguenti operazioni:

- tokenizzazione;
- rimozione stopwords;
- rimozione punteggiatura;
- stemming.

Attraverso la funzione `getSimilarity()` si calcola la similarità tra le definizioni pre-processate riferite allo stesso termine. La funzione calcola, per ogni possibile coppia di definizioni, il numero di token comuni alle due definizioni, dove per token si intende un termine/elemento della definizione.
La similarità tra due definizioni si calcola come

$$sim(d_1, d_2) = \frac{|d_1 \cap d_2|}{\min_{x\ in\ [d_1,d_2]} |x|}$$

Ovvero la cardinalità dell'insieme intersezione tra gli insiemi normalizzata sulla cardinalità minima dei due insiemi.

La similarità non viene calcolata nel caso in cui la coppia sia formata dallo stesso elemento.
Infine la similarità globale tra le definizioni riferite ad un termine si ottiene attraverso la media delle similarità tra coppie.

Il risultato ottenuto è il seguente:

	Astratto	**Concreto**
Generico	9%	26%
Specifico	14%	16%

Si può notare che le definizioni riguardanti i termini astratti abbiano meno termini in comune rispetto a quelli concreti. Inoltre, mentre le definizioni del concetto concreto generico risultano più simili tra loro rispetto a quelle del termine specifico concreto (10% più simili), nel caso dei termini astratti avviene il contrario (le definizioni del concetto astratto specifico risultano più simili rispetto a quelle del termine astratto generico).

2. Esercitazione: Definition similarity

2.1 Consegna

L'esercitazione prevede i seguenti passaggi:

1. Caricamento dei dati content-to-form (presente su Moodle);
2. Preprocessing (si veda esercitazione precedente, a vostra scelta);
3. Utilizzo di WordNet come sense inventory, per inferire il concetto descritto dalle diverse definizioni;
4. Definire ed implementare un algoritmo (efficace ma anche efficiente) di esplorazione dei sensi di WordNet, usando concetti di similarità (tra gloss e definizioni, esempi d'uso, rappresentazioni vettoriali, etc.);

- Suggerimento A: sfruttare principi del genus-differentia;
- Suggerimento B: sfruttare tassonomia WordNet nell'esplorazione;
- Suggerimento C: pensare a meccanismi di backtracking.

2.2 Svolgimento

Inizialmente viene caricato il file *concept_definitions.csv* contenente le definizioni relative ai termini. Ogni elemento della lista è l'insieme delle definizioni relative ad un termine. Per ogni set di definizioni di un termine viene applicato un pre-processing (tokenizzazione, rimozione stopwords e punteggiatura, lemmatizzazione) e vengono calcolati i termini più comuni attraverso la funzione `getCommonTerms()`. La funzione ritorna una lista ordinata in base alla frequenza dei termini presenti (calcolata con la funzione `Counter(d).most_common()`).

Dopo aver calcolato i termini più frequenti nelle definizioni di un termine, vengono calcolati i synset associati ai 10 termini più frequenti (`getSynsetsFromLemma()`). Questo viene fatto perchè si ipotizza che i termini più frequenti siano quelli più rilevanti nella definizione del concetto.
La ricerca dei synset si basa sul meccanismo Genus-differentia, secondo il quale la descrizione di un concetto è composta da due parti:

- Genus, include il concetto da definire in una tassonomia, ovvero prevede di descrivere il concetto attraverso un suo iperonimo;
- Differentia, porzione della definizione che differenzia il concetto dal genus (discriminante).

In base a questo principio, la ricerca dei synset associati ai lemmi viene fatta sui relativi iperonimi e iponimi. Inoltre viene fatta la stessa ricerca anche sui synset che sono iponimi e iperonimi, in maniera ricorsiva. La profondità di ricerca viene impostata con le variabili `hyponyms_limit` e `hypernyms_limit`. La funzione ritorna una lista di synset associati ai lemmi calcolati inizialmente.

Per determinare il synset più adatto alle definizioni si utilizza un approccio bag-of-words, nel quale si determinano due contesti e la similarità tra i due concetti viene calcolata come

$$score(c_1, c_2) = |Ctx(c_1) \cap Ctx(c_2)| + 1$$

Ovvero la cardinalità dell'insieme intersezione tra i due contesti più 1.

I due contesti sono:

- Lista di token ottenuta dal pre-processamento delle definizioni del termine (i lemmi);
- Lista di token ottenuta dal pre-processamento della definizione e degli esempi del synset (calcolati come `s.definition()` e `s.examples()`).

Il synset migliore è quello che ottiene un overlap maggiore con i lemmi delle definizioni.

I risultati sono elencati nella tabella che segue. Come si può notare, solo in un caso l'algoritmo mappa in maniera corretta il synset alle definizioni (`'greed.n.01'`) mentre in 4 casi viene individuato il contesto corretto (`'right.n.01'`, `'governed.n.01'`, `'carbohydrate.n.01'`, `'band.n.11'`). Nel caso dei termini *"patience"*, *"radiator"* e *"vehicle"* il synset trovato non è corretto.
Nella seconda tabella è presente l'elenco ordinato dei 10 migliori synset per ogni termine. Come si può notare, molto spesso ci sono diversi synset con lo stesso valore massimo. Inoltre la variazione del punteggio è molto basso tra i primi dieci synset. Nel caso di termini come *"radiator"* e *"vehicle"*, il synset associato è rispettivamente `Synset('hot.a.01')` e `Synset('container.n.01')` (con punteggio 7 e 8), ma tra i primi dieci risultati ci sono anche synset più adatti come `Synset('heating_system.n.01')` (5) e `Synset('wheeled_vehicle.n.01')` (7). Mentre nella maggior parte delle definizioni è stato analizzato il synset perfettamente corrispondente al termine, nel caso dei termini *"patience"* e *"screw"* i synset associati direttamente a questi termini non sono stati valutati.

Correct term	Synset	Synset definition
justice	`Synset('right.n.01')`	an abstract idea of that which is due to a person or governmental body by law or tradition or nature; ; - Eleanor Roosevelt
patience	`Synset('day.n.07'`	the period of time taken by a particular planet (e.g. Mars) to make a complete rotation on its axis
greed	`Synset('greed.n.01')`	excessive desire to acquire or possess more (especially more material wealth) than one needs or deserves
politics	`Synset('governed.n.01')`	the body of people who are citizens of a particular government; -- Declaration of Independence
food	`Synset('carbohydrate.n.01')`	an essential structural component of living cells and source of energy for animals; includes simple sugars with small molecules as well as macromolecular substances; are classified according to the number of monosaccharide groups they contain
radiator	`Synset('hot.a.01')`	used of physical heat; having a high or higher than desirable temperature or giving off heat or feeling or causing a sensation of heat or burning
vehicle	`Synset('container.n.01')`	any object that can be used to hold things (especially a large metal boxlike object of standardized dimensions that can be loaded from one form of transport to another)
screw	`Synset('band.n.11')`	a thin flat strip or loop of flexible material that goes around or over something else, typically to hold it together or as a decoration

justice		**patience**		**greed**	
Synset	*Similarity*	*Synset*	*Similarity*	*Synset*	*Similarity*
'right.n.01'	6	'day.n.07'	5	'greed.n.01'	7
'human_right.n.01'	4	'digest.v.03'	5	'acquisitiveness.n.01'	5
'jurisprudence.n.01'	4	'long_run.n.01'	4	'air.n.03'	5
'rule.n.01'	4	'stretch.n.06'	4	'tone.n.10'	5
'law.n.02'	4	'lunar_day.n.01'	4	'recommendation.n.03'	5
'entitlement.n.01'	4	'able.s.03'	4	'covet.v.01'	5
'principle.n.04'	4	'blue_moon.n.01'	4	'color.n.08'	5
'use.n.07'	4	'spontaneity.n.01'	4	'hunger.n.02'	5
'military_law.n.01'	4	'compassion.n.02'	4	'magnificence.n.02'	5
'abstraction.n.01'	4	'mental_quickness.n.01'	4	'possessiveness.n.01'	4
'justice.n.01'	3	Not evaluated		'greed.n.01'	7

politics		**food**		**radiator**	
Synset	*Similarity*	*Synset*	*Similarity*	*Synset*	*Similarity*
'governed.n.01'	6	'carbohydrate.n.01'	5	'hot.a.01'	7
'section.n.03'	6	'biology.n.02'	5	'central_heating.n.01'	6
'regulate.v.02'	5	'animation.n.01'	5	'utility.n.06'	6
'relationship.n.03'	5	'reservoir.n.04'	5	'furnace_room.n.01'	6
'politics.n.05'	5	'parasite.n.01'	5	'heating_system.n.01'	5
'government.n.01'	5	'life.n.11'	5	'section.n.04'	5
'authoritarian_state.n.01'	5	'parent.n.02'	5	'mineral_water.n.01'	5
'population.n.04'	5	'embryo.n.02'	5	'position.n.07'	4
'state.n.04'	5	'process.n.05'	5	'dining-hall.n.01'	4
'utopia.n.02'	5	'life.n.03'	4	'component.n.03'	4
'politics.n.02'	4	'food.n.01'	4	'radiator.n.01'	2
'politics.n.05'	5				

vehicle		**screw**	
Synset	*Similarity*	*Synset*	*Similarity*
'container.n.01'	8	'band.n.11'	7
'wheeled_vehicle.n.01'	7	'slice.n.05'	6
'way.n.06'	7	'solder.n.01'	6
'component.n.03'	6	'counter.n.08'	6
'translocate.v.02'	6	'beam.n.02'	6
'motion.n.06'	6	'section.n.04'	6
'airlift.n.01'	6	'connect.v.01'	6
'handcart.n.01'	6	'bimetal.n.01'	5
'section.n.04'	6	'join.v.02'	5
'teleportation.n.01'	5	'ridge.n.06'	5
'vehicle.n.01'	4	Not evaluated	

3. Esercitazione: Semantic clustering (P. Hanks)

3.1 Consegna

L'esercitazione prevede l'implementazione della teoria di P. Hanks:

1. Scegliere un verbo transitivo (minimo valenza = 2);
2. Recuperare da un corpus n istanze in cui esso viene usato;
3. Effettuare parsing e disambiguazione
4. Usare i super sensi di WordNet sugli argomenti (subj e obj) del verbo scelto;
5. Aggregare i risultati, calcolare le frequenze, stampare i cluster semantici ottenuti.
    a. Un cluster semantico è inteso come combinazione dei semantic types (ad esempio coppie di sem_types se valenza = 2)

3.2 Svolgimento

La teoria di Hanks prevede che il verbo sia la radice del significato. Una volta definita la valenza del verbo, ovvero il numero di argomenti che il verbo richiede, ad ogni argomento viene associato uno slot. Ogni slot può avere diversi valori, detti filler. Inoltre ad ogni *filler* è possibile associare dei *tipi semantici*, ovvero delle generalizzazioni concettuali. Il significato di un verbo dipende dai filler e dai tipi semantici ad esso associati.

Inizialmente vengono recuperate delle frasi dal Brown Corpus contenenti il verbo scelto (`extractBrownSentences()`). Per ogni frase estratta viene effettuato il parsing e si determinano gli argomenti associati al verbo. La funzione `dependencyParsing()` permette di calcolare l'albero a dipendenze tramite la risorsa spaCy [1]. Successivamente la funzione `extractVerbSubjObj()` determina il token relativo al verbo scelto e i suoi argomenti.

```
def extractVerbSubjObj (verb, tree):
    subj_dept = ['nsubj', 'nsubjpass']
    obj_dept = ['dobj', 'obj']

    lemmatizer = WordNetLemmatizer()
    verbAddress = next(t.text for t in tree if lemmatizer.lemmatize(t.text, 'v') == verb)
    subjects= list(t.text for t in tree if str(t.head) == verbAddress and t.dep_ in subj_dept)
    objects = list(t.text for t in tree if str(t.head) == verbAddress and t.dep_ in obj_dept)
    return subjects, objects
```

In particolare:

- il verbo (`verbAddress`) è il token dell'albero il cui lemma corrisponde al verbo scelto;
- il soggetto è il token il cui reggente (`t.head`) corrisponde a `verbAddress` e la cui relazione sintattica (`t.dep_`) è '*nsubj*' o '*nsubjpass*';
- l'oggetto è il token il cui reggente (`t.head`) corrisponde a `verbAddress` e la cui relazione sintattica (`t.dep_`) è '*dobj*' o '*obj*'.

In questo modo è possibile determinare i filler (soggetti nominali e oggetti) del verbo scelto [2].

Nel caso in cui il verbo abbia valenza due, ovvero se sono presenti sia il soggetto che l'oggetto, avviene la disambiguazione dei filler attraverso l'algoritmo di Lesk. L'algoritmo di Lesk prende in input un termine polisemico e la frase in cui occorre e restituisce il senso migliore. In questo caso permette di determinare il miglior WordNet synset associato ad ogni filler, a partire dal filler e dalla frase in cui compare.
Si utilizza sia la funzione implementata in NLTK, sia una versione personale dell'algoritmo. Quest'ultima, per ogni senso associato al termine da disambiguare (ottenuto tramite `wn.synsets(word)`), calcola l'overlap tra i contesti della frase e del synset. I due contesti sono ottenuti con un approccio bag-of-words e sono composti da:

- `ctx_sentence`: composto da tutti i termini della frase soggetti a pre-processing (tokenizzazione, rimozione punteggiatura e stopwords, lemmatizzazione).
- `ctx_synset`: composto da tutti i termini presenti nella definizione e negli esempi del synset soggetti a pre-processing (tokenizzazione, rimozione punteggiatura e stopwords, lemmatizzazione).

L'algoritmo ritorna il senso migliore, ovvero il synset che ha ottenuto l'overlap maggiore.

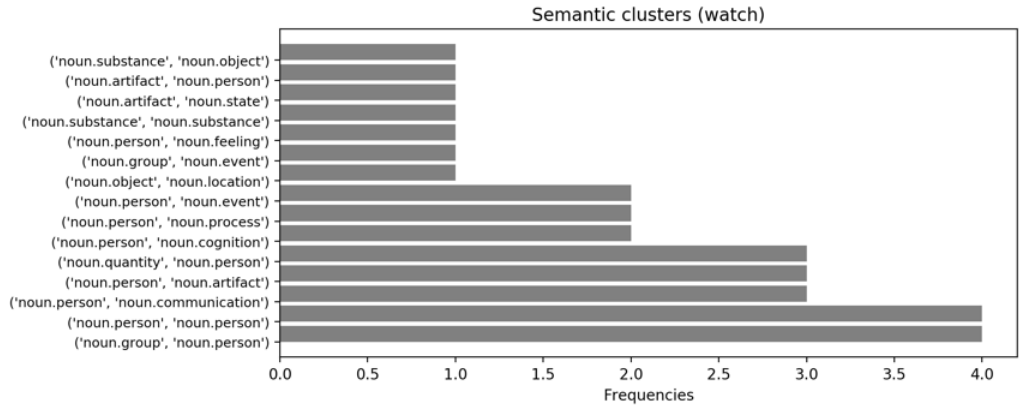
Nel caso in cui l'algoritmo di Lesk abbia determinato un senso, si determina il tipo semantico attraverso il suo supersenso (`synset.lexname()`) [3]. Nel caso in cui il soggetto o l'oggetto siano dei pronomi personali, viene associato il supersenso `'noun.person'` o `'noun.object'` (se il pronome è *"it"*).

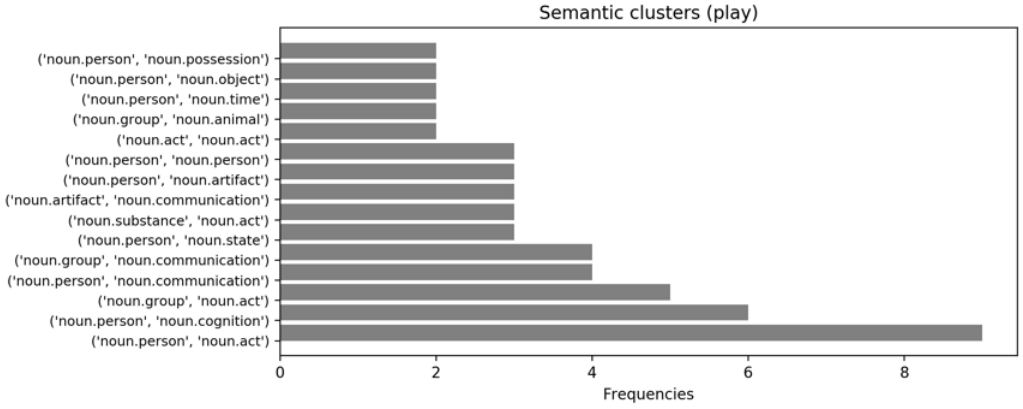
Infine vengono calcolate le frequenze dei cluster semantici, ovvero la combinazione dei semantic types.

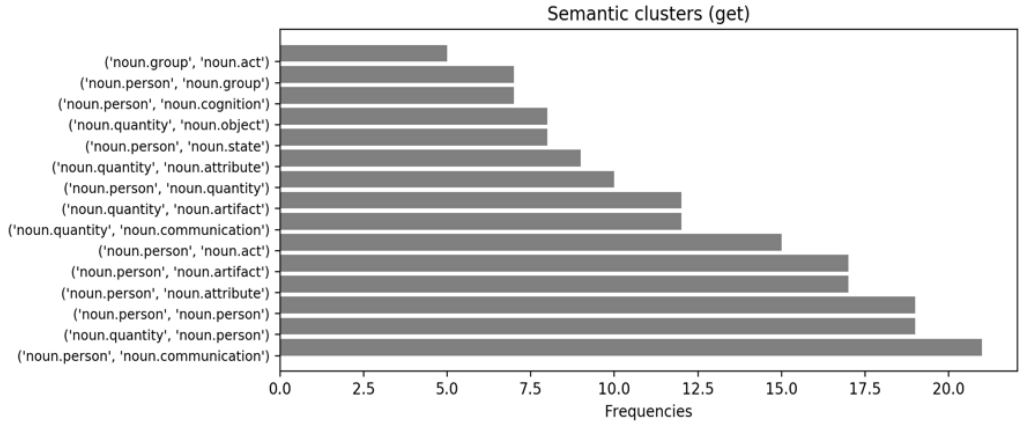
Sono stati fatti i test con i verbi *watch*, *play* e *get*, ottenendo i seguenti risultati

Verb	Total sentences	Analyzed sentences (valency = 2)	Semantic clusters	Most frequent cluster
Watch	197	53	27	`('noun.group', 'noun.person')`
Play	308	117	43	`('noun.person','noun.act')`
Get	1407	422	85	`('noun.person', 'noun.communication')`

Di seguito l'istogramma relativo ai 15 semantic clusters più frequenti.







4. Esercitazione: Text segmentation

4.1 Consegna

L'esercitazione prevede l'implementazione, ispirandosi al Text Tiling, di un algoritmo di segmentazione del testo:

1. Usando informazioni come frequenze (globali, locali), co-occorrenze, risorse semantiche (WordNet, etc.), applicando step di preprocessing (as usual), etc.
   - La scelta del testo è a discrezione dello studente.

4.2 Svolgimento

Il metodo del text tiling ha lo scopo di individuare diversi elementi del discorso all'interno del documento. Il metodo prevede che il testo venga inizialmente separato in finestre di lunghezza fissa. Quindi il documento da analizzare (*text_italy.txt*) viene letto come una stringa grazie alla funzione `loadDocument()` e successivamente diviso in finestre con la funzione `textWindowing()`. Questa funzione prende in input il documento da dividere e la dimensione delle finestre (inteso come numero di frasi). Il documento viene diviso in frasi e ogni frase viene tokenizzata. In base alla dimensione della finestra, vengono create delle liste contenenti il numero scelto di frasi tokenizzate. Nel caso in cui non tutte le frasi siano state finestrate, le restanti vengono unite in un'unica finestra.

La coesione tra le finestre viene calcolata attraverso due metodi:

- Similarità in base ai vettori Nasari dei termini presenti nelle due finestre;
- Coesione in base al numero di termini che co-occorrono nelle due finestre.

L'idea dell'algoritmo è quella di calcolare la coesione di una finestra rispetto a quelle adiacenti, sulla base dei termini rilevanti (soggetti a pre-processing) presenti in ogni finestra.

Metodo basato sui vettori Nasari

Invece di calcolare la coesione direttamente sui termini, per ogni termine si determina il vettore Nasari associato, in modo da determinare il concetto espresso dal termine.
Per ogni finestra, grazie alla funzione `getNasariVectors()`, è possibile calcolare il vettore Nasari associato ai termini presenti nella finestra corrente e a quelle adiacenti (precedente e successiva). La coesione viene calcolata sulle coppie di finestre `curr-prev` e `curr-foll` dove:

- `curr`: finestra corrente;
- `prev`: finestra precedente;
- `foll`: finestra successiva.

La coesione viene calcolata tramite la funzione Weighted Overlap, la quale permette di calcolare la similarità semantica tra concetti (vettori Nasari) come

$$WO(v_1, v_2) = \frac{\sum_{q \in O}\left(rank(q, v_1) + rank(q, v_2)\right)^{-1}}{\sum_{i=1}^{|O|}(2i)^{-1}} \; dove$$

O: *insieme delle chiavi comuni ai due vettori*
$rank(q, v_1)$: *rango del termine* (q) *per il vettori* v_1, *ovvero la sua rilevanza*

La similarità tra due vettori/finestre si ottiene come

$$sim(w_1, w_2) = \max_{v_1 \in C_{w_1}, v_2 \in C_{w_2}} \sqrt{WO(v_1, v_2)}$$

ovvero dal massimo valore della radice quadrata della Weighted Overlap, calcolata per ogni coppia di chiavi del vettore Nasari.

Metodo basato su co-occorrenze di termini

Per ogni finestra, la funzione `getOverlap()` calcola l'overlap tra la finestra corrente e quelle adiacenti (precedente e successiva). La funzione pre-processa le liste di frasi applicando le seguenti operazioni:

- rimozione punteggiatura e stopwords;
- lemmatizzazione.

Il valore di overlap (coesione tra due finestre) si calcola come

$$sim(w_1, w_2) = \frac{|w_1 \cap w_2|}{\min_{x\ in\ [w_1,w_2]} |x|}$$

Per entrambi in metodi, la coesione di una finestra viene calcolato come la media della similarità con le finestre adiacenti.

Dopo aver determinato la coesione di ogni finestra si calcolano gli split points (`getSplitPoints()`). Per determinare i punti in cui dividere il testo si scorre la lista contenente i valori di coesione. Una finestra corrisponde ad un punto di divisione (*split point*) se il suo valore di coesione è minore rispetto la media dei valori totali e se il valore precedente non è già nella lista degli split points. Quest'ultima condizione viene ignorata solo nel caso in cui il valore di coesione corrente risulti essere più basso rispetto a quello precedente. Le valutazioni sugli elementi precedenti dipendono dal fatto che finestre adiacenti possono avere un valore correlato. Nel caso in cui due finestre adiacenti abbiano valori simili ed entrambi minori rispetto alla media, questi verrebbero considerati come due punti di split, anche se fanno riferimento allo stesso paragrafo. Infine la lista dei punti di split viene ordinato in base al valore di similarità della finestra.
Sapendo il numero di paragrafi in cui dividere il testo, vengono estratti dalla lista gli split points con valore più basso di coesione.

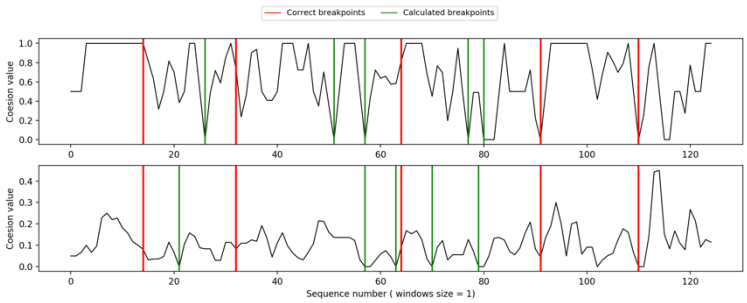
Il testo su cui sono stati fatti i test è un estratto della pagina inglese Wikipedia relativa all'Italia [4], il quale aveva la seguente struttura:

Number of sentences	Title
15	Etimology
18	Geography
32	History (Early modern)
27	Economy
19	Cinema
16	Politics (Government)

Di seguito il plot relativo all'analisi fatta sul testo in base a diverse dimensioni della finestra (numero di frasi per ogni finestra). Nei grafici:

- Il primo grafico (sopra) si riferisce al metodo utilizzando Nasari, mentre il secondo (sotto) si riferisce al metodo basato sulle co-occorrenze dei termini;
- La curva nera indica i valori di coesione delle varie finestre;
- Le linee verticali rosse indicano i corretti punti di split (determinati manualmente dal testo);
- Le linee verticali verdi indicano i punti di split individuati dall'algoritmo.

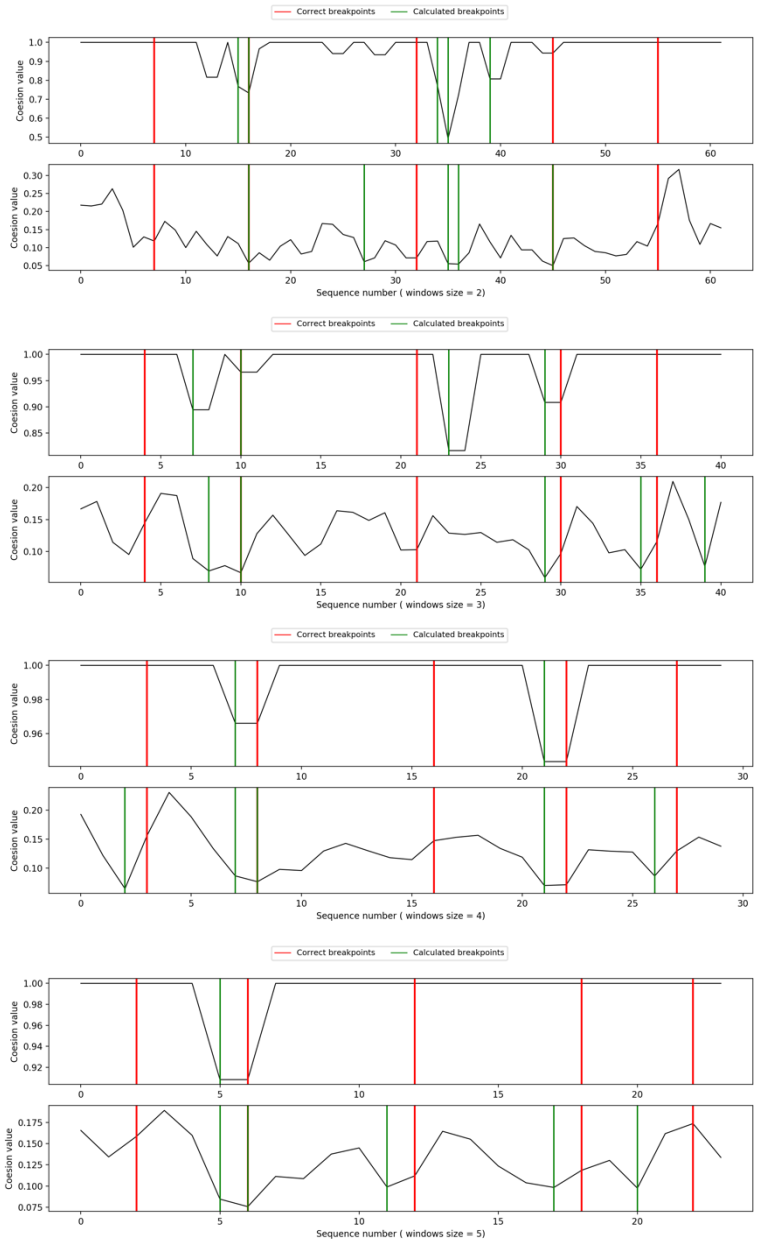
Nel caso in cui la finestra sia molto stretta (windows size = 1), l'individuazione dei punti di split risulta essere quasi sempre sbagliata. Questo dipende dal fatto che è molto più probabile imbattersi in falsi positivi, ovvero frasi scollegate (quindi con score basso) presenti nello stesso paragrafo. In ogni caso viene sempre calcolato un valore di coesione basso nei punti reali di split, anche se l'algoritmo non li nomina punti di split effettivi. Nel grafico si può notare come, in corrispondenza degli ultimi due punti di split corretti, il valore di coesione sia molto basso.



Aumentando la dimensione della finestra, diminuiscono i falsi positivi, ma aumentano i casi in cui non viene rilevata la variazione di coesione tipica di uno split point. Nei grafici 2,3 e 4 il primo e l'ultimo split point non vengono individuati (nel metodo Nasari).

Questo può dipende dai seguenti fattori:

- Nel caso in cui le finestre abbiamo dimensione 2, la finestra corrispondente allo split point contiene l'ultima frase del primo paragrafo e la prima frase del secondo. In questo modo la coesione viene ammortizzata.
- Nel caso in cui le finestre abbiano dimensione 3, l'ultima frase del primo paragrafo e la prima frase del secondo risultano essere in due finestre separate. In questo caso non viene individuata la non coesione in quanto le due finestre contengono termini comuni.



Nel grafico in cui le finestre hanno dimensione 3, il secondo e il quarto split point vengono individuati, mentre il terzo risulta essere sbagliato. La finestra corrispondente a quest'ultimo split (numero 20) contiene frasi riferite ad entrambi i paragrafi, non permettendo di individuare la variazione. Invece viene individuato un breakpoint nella finestra numero 25 anche se l'ambito è sempre economico.
Negli ultimi due grafici la dimensione delle finestre aumenta ancora, rendendo difficile l'individuazione dei breakpoints. L'algoritmo infatti ne determina solo 2 nel caso in cui le finestre abbiano dimensione 4, entrambi correttamente (finestre numero 9 e 23).

Il metodo basato su occorrenze non risulta migliore nel caso in cui la finestra abbia una dimensione piccola, mentre nel caso in cui la dimensione delle finestre sia 2 o 3, permette di individuare bassi valori di coesione nei punti in cui sono presenti il primo e l'ultimo split point (cosa non possibile con il metodo basato su vettori Nasari).
Aumentando la dimensione delle finestre (4 e 5), il modello statistico permette di individuare meglio dei punti di bassa coesione, anche se ottiene comunque risultati scadenti nel caso in cui la dimensione delle finestre sia alta.

5. Esercitazione: OIE system

5.1 Consegna

L'esercitazione prevede l'implementazione di un sistema di OIE (lezione 5 Giugno)

5.2 Svolgimento

L'open information extraction consiste in una serie di tecniche che permettono di estrarre da frasi delle triple con la forma

$$(arg1, verbal\ phrase, arg2)$$

Il procedimento implementato prevede due fasi:

- Part-of-speech tagging;
- Estrazione degli elementi delle triple eseguita in base alle dipendenze sintattiche.

Inizialmente le frasi vengono estratte dal Brown corpus (`brown.sents()`) e ogni frase estratta unita in un'unica stringa. Per ogni frase viene calcolato l'albero a dipendenze grazie alla risorsa spaCy [1] e viene estratto il verbo principale. Il verbo principale è il token dell'albero la cui dipendenza sintattica è *"root"* (`t.dep_`) e il cui part-of-speech (`t.tag_`) corrisponde al *"VB"*, ovvero

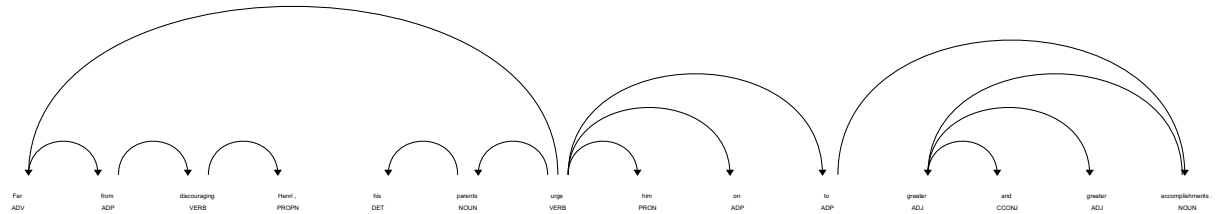
```
t for t in tree if "ROOT" in t.dep_ and "VB" in t.tag_
```

Dopo aver determinato il verbo principale, vengono estratti i suoi filler grazie alla funzione `extractVerbSubjObj()`, la quale estrae dall'albero sintattico i token il cui reggente è il verbo principale e la cui dipendenza sintattica corrisponde al soggetto ('*nsubj*' o '*nsubjpass*') o all'oggetto ('*dobj*' o '*obj*'). Nel caso in cui quest'ultimo non sia presente, viene preso il complemento [2][5].

L'estrazione degli elementi della tripla viene fatto con la funzione `getVerbDependency()` e `getDependency()`. La prima calcola il verbal phrase e ritorna la lista di token la cui relazione sintattica è *"aux"* (ausiliario) e il cui reggente è il verbo princiaple. La funzione `getDependency()` calcola gli argomenti e ritorna la lista di dipendenti di ogni elemento e, in maniera ricorsiva, anche i dipendenti dei dipendenti. Questa scelta è dipesa dal fatto che in alcuni casi gli argomenti risultano frammentati e alcuni termini rilevanti assenti.

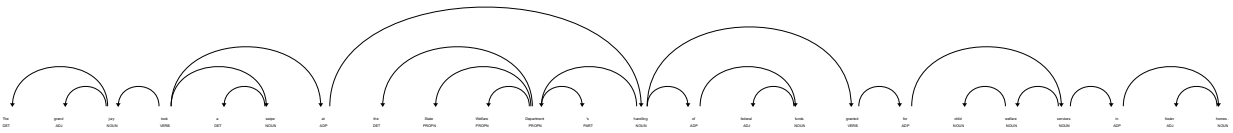
Infine gli argomenti vengono ordinati in base all'indice del token (posizione nella frase). Di seguito alcuni esempi:

Far from discouraging Henri , his parents urge him on to greater and greater accomplishments .



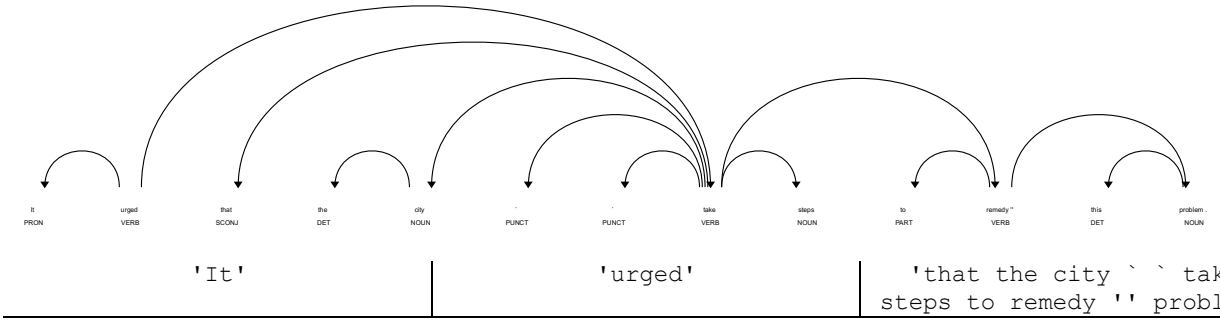
'his parents'	'urge'	'him'

The grand jury took a swipe at the State Welfare Department's handling of federal funds granted for child welfare services in foster homes .

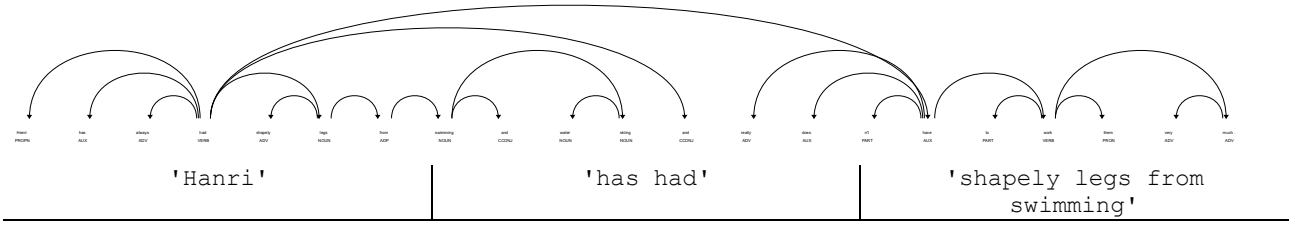


'The grand jury'	'took'	'a swipe'

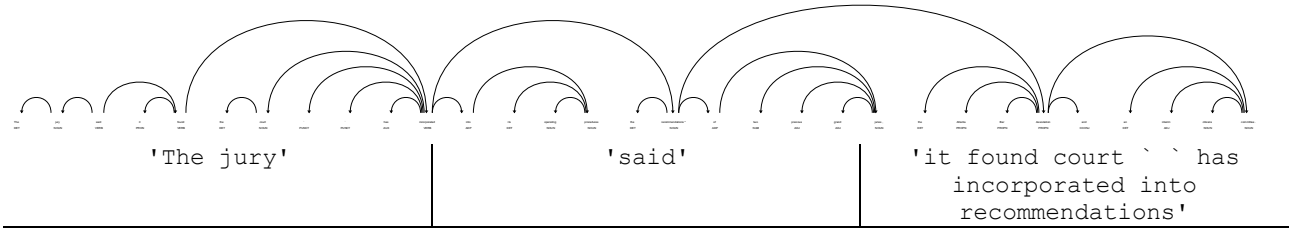
It urged that the city `` take steps to remedy '' this problem .



Henri has always had shapely legs from swimming and water skiing and really doesn't have to work them very much .



The jury said it found the court `` has incorporated into its operating procedures the recommendations '' of two previous grand juries , the Atlanta Bar Association and an interim citizens committee .



In alcuni casi l'estrazione avviene correttamente, in altri risulta non corretta o comunque incompleta. Questo dipende dal fatto che la determinazione degli argomenti avviene solamente sulla base delle dipendenze sintattiche e non vengono utilizzate altre tecniche. Inoltre in alcuni casi gli argomenti sono incompleti (frammentati) in quanto nell'albero a dipendenze gli elementi esclusi dipendono da altri token. Per risolvere questo problema e quello relative alla presenza di termini scollegati è necessario introdurre delle procedure di pulizia degli argomenti.

SITOGRAFIA

[1] https://spacy.io/usage/linguistic-features#dependency-parse
[2] https://spacy.io/api/annotation
[3] https://wordnet.princeton.edu/documentation/lexnames5wn
[4] https://en.wikipedia.org/wiki/Italy
[5] https://spacy.io/api/token#attributes