
ANNO ACCADEMICO 2024/2025

Tecnologie del Linguaggio Naturale

Teoria - Mazzei

Altair's Notes



**UNIVERSITÀ
DI TORINO**



DIPARTIMENTO DI INFORMATICA

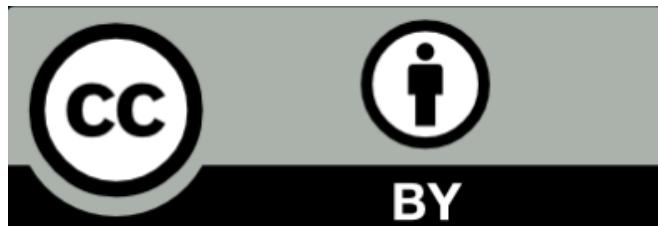
CAPITOLO 1	INTRODUZIONE ALLE TECNOLOGIE DEL LINGUAGGIO NATURALE	PAGINA 5
1.1	Prologo	5
	La Complessità del Linguaggio Naturale — 6 • I Livelli di Conoscenza del Linguaggio — 8 • Strutture Linguistiche e Ambiguità — 9 • Lo Stato dell’Arte — 10	
1.2	I Livelli Linguistici	13
	Da Frase a Significato — 13 • Il Livello Morfologico e l’Analisi Lessicale — 15 • Il Livello Sintattico — 18 • Il Livello Semantico — 20 • Il Livello Pragmatico e del Discorso — 23	
CAPITOLO 2	SEQUENCE TAGGING	PAGINA 25
2.1	Part of Speech (PoS) Tagging	25
	Perché studiare PoS? — 25 • Analisi Basata su Regole — 27 • ENGTWOL Lexicon — 27	
2.2	PoS Tagger Statistici	28
	HMM — 28 • MEMM e CRF — 32 • Tagging di Parole Sconosciute — 33	
2.3	NER Tagging	33
CAPITOLO 3	SINTASSI	PAGINA 36
3.1	Prologo	36
	Grammatiche Generative — 36 • Mildly-context-sensitive — 37	
3.2	La Performance e i costituenti	39
	Approcci al Parsing — 39 • Parsing Probabilistico — 41 • Valutazione — 42 • Parsing Parziale — 43	
3.3	Parsing a Dipendenze	43
	Sintassi a Dipendenze — 44 • Approcci — 45 • Parsing Deterministico a Transizioni — 46 • Parsing a Regole per Dipendenze a Vincoli — 49	
CAPITOLO 4	SEMANTICA	PAGINA 51
4.1	Fondamenti di Semantica Computazionale	51
	Algoritmo Fondamentale della Semantica Computazionale — 52	
4.2	Lambda Astrazione	52
	Beta riduzione — 53 • Semantica di Montague — 53 • Articoli e Nomi Propri — 54 • NLTK — 55	
CAPITOLO 5	NATURAL LANGUAGE GENERATION	PAGINA 57
5.1	Introduzione alla NLG	57
	BabyTalk — 58	
5.2	Architetture NLG	59
	I Task della NLG — 59	

CAPITOLO 6	DIALOG SYSTEMS e CHATBOTS	PAGINA 62
6.1	Introduzione allo Studio Computazionale del Dialogo Le Caratteristiche del Dialogo Umano — 63	62
6.2	Architetture ChatBOTs — 64 • Sistemi di Dialogo — 65	64
6.3	Valutazione Trindi Tricklist — 67	67
CAPITOLO 7	DOMANDE PER L'ESAME	PAGINA 69

Premessa

Licenza

Questi appunti sono rilasciati sotto licenza Creative Commons Attribuzione 4.0 Internazionale (per maggiori informazioni consultare il link: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).



Formato utilizzato

Box di "Concetto sbagliato":

Concetto sbagliato 0.1: Testo del concetto sbagliato

Testo contenente il concetto giusto.

Box di "Corollario":

Corollario 0.0.1 Nome del corollario

Testo del corollario. Per corollario si intende una definizione minore, legata a un'altra definizione.

Box di "Definizione":

Definizione 0.0.1: Nome delle definizioni

Testo della definizione.

Box di "Domanda":

Domanda 0.1

Testo della domanda. Le domande sono spesso utilizzate per far riflettere sulle definizioni o sui concetti.

Box di "Esempio":

Esempio 0.0.1 (Nome dell'esempio)

Testo dell'esempio. Gli esempi sono tratti dalle slides del corso.

Box di "Note":

Note:-

Testo della nota. Le note sono spesso utilizzate per chiarire concetti o per dare informazioni aggiuntive.

Box di "Osservazioni":

Osservazioni 0.0.1

Testo delle osservazioni. Le osservazioni sono spesso utilizzate per chiarire concetti o per dare informazioni aggiuntive. A differenza delle note le osservazioni sono più specifiche.

1

Introduzione alle Tecnologie del Linguaggio Naturale

1.1 Prologo

La prima parte del corso sarà incentrata sulla linguistica computazionale generale, in cui ci si soffermerà sugli aspetti più tradizionali e linguistici¹. In questa parte verrà anche trattato il parsing. Nella seconda parte si andranno a studiare la semantica lessicale e le ontologie. Infine, nella terza parte del corso si andrà a studiare NLP statistico e distribuzionale.

Parte prima: keywords

-
- NLP
 - CL
 - Lexicon
 - Morphology
 - Syntax
 - semantics
 - Conversational Interface
 - Conversational agent
 - Dialogue System
 - Parsing
 - NLG
 - MT
 - Grammar
 - Treebank
 - NL ambiguity
 - BOT
 - LLM

Figure 1.1: Il giorno prima dell'esame bisogna sapere cosa significano tutte queste parole :3

¹Libro di riferimento: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition. La prima e la seconda edizione, perché Jurafsky non riesce a finire il draft della terza :(

Le 4 ere della linguistica computazionale:

1. 1940 - 1969: primi tentativi.
2. 1970 - 1992: formalizzazione.
3. 1993 - 2012: apprendimento automatico.
4. 2013 - 2018: deep learning.

Note:-

Tutto cambiò nel 2018, quando NLP fu il primo successo su larga scala di rete neurale autosupervisionata.

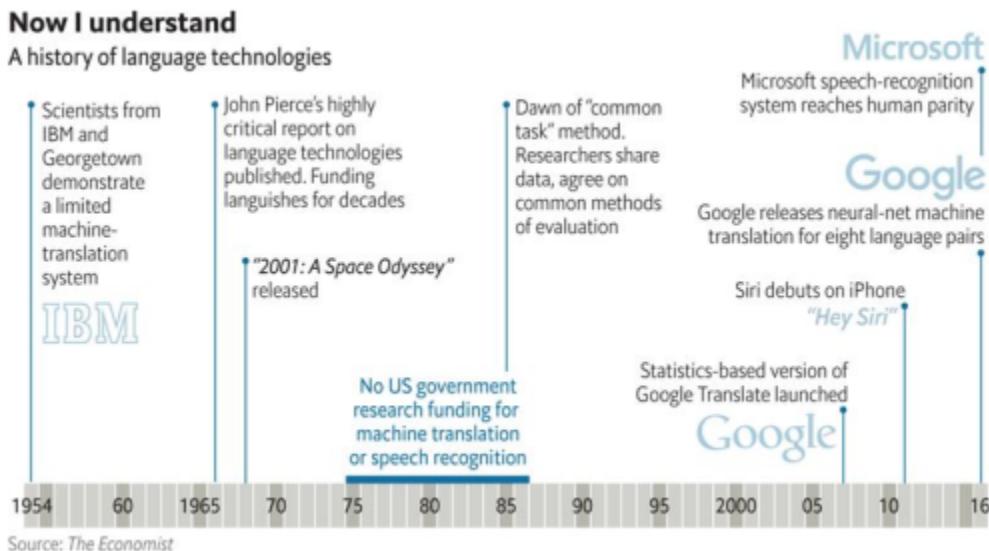


Figure 1.2: Il passato delle tecnologie del linguaggio naturale.

1.1.1 La Complessità del Linguaggio Naturale

C'è un legame tra linguaggio umano e intelligenza. Già Turing sosteneva che se si potesse parlare in un certo modo si fosse intelligenti (test di Turing). La differenza tra il linguaggio umano e un linguaggio di programmazione è l'*ambiguità*: C o Java non sono ambigui.

Il linguaggio umano:

- *Discretezza* (esistenza di elementi):
 - Api: Ritmo, orientamento, durata.
 - Esseri umani: Fonemi, morfemi, parole.
- *Ricorsività*:
 - Scimpanze: Gesti atomici.
 - Uomo: Gianni vede Pietro, Maria vuole che Gianni veda Pietro, Paolo crede che Maria voglia che Gianni veda Pietro.
- *Dipendenza dalla struttura*:
 - Non "una parola dietro l'altra" ma c'è una struttura: La ragazza parte, I ragazzi di cui mi ha parlato la ragazza partono.
- *Località*:
 - Gianni lo ha guardato.
 - Gianni ha detto che Pietro lo ha guardato.

Intelligenza e linguaggio nel il test di Turing:

- Possono le macchine pensare?
- Se riesco a parlare come un essere umano allora penso.
- Gioco dell'imitazione: un giudice deve capire se quello che ha davanti è un uomo oppure un computer.

Note:-

Ci sono una serie di obiezioni a questo test: teologia, matematica, coscienza, etc.

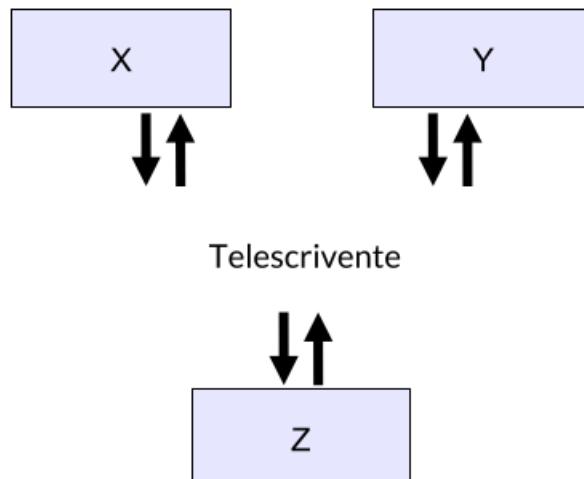


Figure 1.3: Il gioco dell'imitazione.

Nel 1966, Weizenbaum crea Eliza. Una macchina in grado di "comprendere" e ingannare gli esseri umani.

Note:-

Il punto debole del test di Turing e di Eliza è il giudice: se è coinvolto emotivamente potrebbe far passare un computer per un essere umano^a.

^aBlade runner moment

Definizione 1.1.1: Winograd Schema

Evoluzione del Turing test: un test a scelta multipla che utilizza domande con una specifica struttura. In questi test gli esseri umani sono molto bravi a rispondere, i computer no.

Note:-

Rimuove il giudizio, quindi tecnicamente più accurato.

Corollario 1.1.1 Captcha

Un test di Turing inverso per capire se l'interlocutore è umano. Non c'è linguaggio, ma riconoscimento cognitivo.

Corollario 1.1.2 Voight-Kampff Test

Test in Blade runner basato sulle emozioni, evoluzione del test di Turing.

1.1.2 I Livelli di Conoscenza del Linguaggio

HAL 9000, in "2001: Odissea nello spazio" mostra un esempio di comunicazione.

Domanda 1.1

Come fa HAL a rispondere?

- Riconoscimento vocale.
- Comprensione del linguaggio naturale.
- Generazione del linguaggio naturale.
- Sintesi vocale.
- Recupero ed estrazione di informazioni.
- Inferenza.

Livelli della conoscenza:

1. Il suono: HAL deve essere in grado di analizzare e produrre dei segnali audio che contengono le parole: foni e fonemi.
2. Le parole: HAL deve essere in grado di riconoscere le singole parole.
3. Raggruppare le parole: HAL deve essere in grado di distinguere la struttura della frase.
4. Significato: HAL deve conoscere il significato delle singole parole e deve essere in grado di comporre questi significati per trovare il significato complessivo della frase.
5. Contesto e scopi: HAL deve avere delle conoscenze del mondo che gli permettono usare il linguaggio in maniera contestuale: *I'm afraid, I can't* invece di *I won't*.
6. Conversazione: HAL deve avere deve essere in grado di conversare, dando delle risposte e facendo delle domande pertinenti al discorso.

A ogni livello corrisponde una parte del linguaggio:

1. Fonetica e Fonologia: lo studio del suono della lingua.
2. Morfologia: lo studio delle parti significative delle parole.
3. Sintassi: lo studio sulla struttura e sulle relazioni tra le parole.
4. Semantica: lo studio del significato.
5. Pragmatica: lo studio di come il linguaggio è usato per compiere goal. Il passivo serve per mettere in luce/enfatizzare alcune parti della frase.
6. Discorso: lo studio delle unità linguistiche rispetto alla singola dichiarazione.

Note:-

Jurafsky è un chad nerd.

1.1.3 Strutture Linguistiche e Ambiguità

Analizzando i vari livelli si trovano diverse *strutture linguistiche*.

Definizione 1.1.2: Struttura Linguistica

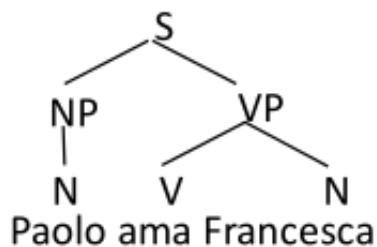
Una struttura è un insieme su cui è definita una relazione:

- Relazione fonetico-fonologica sull'insieme dei foni-fonemi.
- Relazione morfologica sull'insieme dei morfemi.
- Relazione sintattica sull'insieme delle parole.
- Relazione semantica sull'insieme dei significati delle parole.
- Relazione pragmatica sull'insieme dei significati delle parole e sul contesto.
- Relazione “discorsale” sull'insieme delle frasi.

Note:-

Ci sono relazioni tra i componenti della frase. Inoltre le relazioni cambiano a seconda della lingua.

Esempio 1.1.1 (Struttura Sintattica)



Definizione 1.1.3: Ambiguità

Il linguaggio naturale presenta frasi che possono essere interpretate in modi differenti.

Esempio 1.1.2 (Ambiguità)

"I made her duck"

- Ho cucinato una papera per lei.
- Ho cucinato una papera che apparteneva a lei.
- Ho creato una papera con la stampante 3D e gliel'ho data a lei.
- Ho fatto abbassare la sua testa.
- In Harry Potter^a: Ho trasformato lei in una papera.

^aRowling merda.

Osservazioni 1.1.1

- Le parole "duck" e "her" sono morfologicamente ambigue nella loro parte del discorso. "Duck" può essere un verbo o un nome, "her" può essere un pronome dativo o possessivo.
- Il verbo "make" è sinteticamente ambiguo: può essere transitivo o intransitivo.
- Inoltre "make" è anche semanticamente ambiguo: può significare creare o cucinare.
- In una frase parlata c'è un altro livello per cui "her" può essere udito come "eye" e "make" come "maid".

Note:-

Essere ambigui permette di essere brevi e concisi.

Altre proprietà notevoli del linguaggio:

- Linguaggio non standard, evolve nel tempo.
 - Scialla bros → chill → è easy.



- Segmentazione.
 - Il treno Torino San Remo.
- Locuzioni, spesso l'interpretazione non è compositiva.
 - Pollica verde.
- Neologismi.
 - Twettare²
- Conoscenza del mondo.
 - Lucia e Carola erano sorelle.
 - Lucia e Carola erano madri.
- Meta-linguaggio.
 - La prima cosa bella ha avuto un grandissimo successo.

1.1.4 Lo Stato dell'Arte

- 1976: In Canada un sistema riesce a stampare due bollettini meteo in due lingue diverse.
- BabelFish, di Yahoo, era un sistema "a regole" di trascrizione automatica, basato su Systran.
- 2011: IBM costruisce un supercomputer per battere un essere umano a Jeopardy, Watson.
- Tecnologie vocali: Speech Recognition, TextToSpeech, HTML5 Speech API (pagine web vocali).

²Musk merda.

Note:-

Dopo sette milioni e mezzo di anni Pensiero Profondo fornisce la risposta: "42"^a.

^aGuida Galattica per gli Autostoppisti.

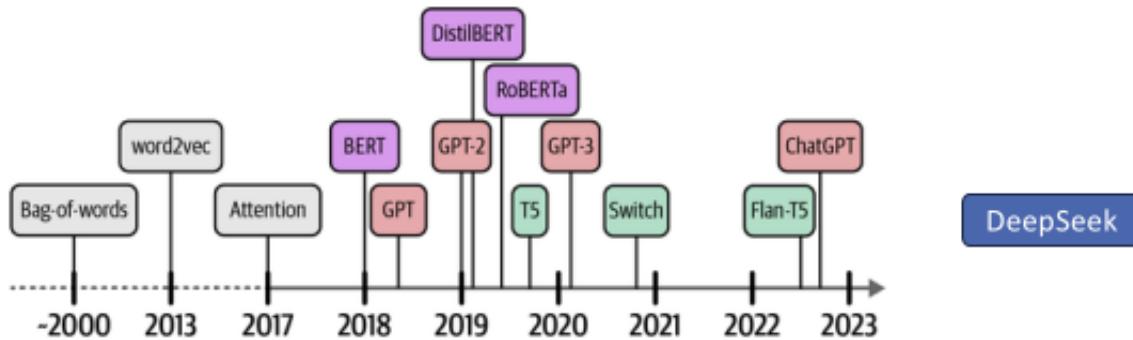


Figure 1.4: LLM. Tratto da "Hands-On Large Language Models", uscito nel Dicembre del 2024.

Note:-

Well, Deepseek è open source e funziona meglio di ChatGPT (a patto che non chiedi cosa sia successo a piazza Tienanmen nel 1989).

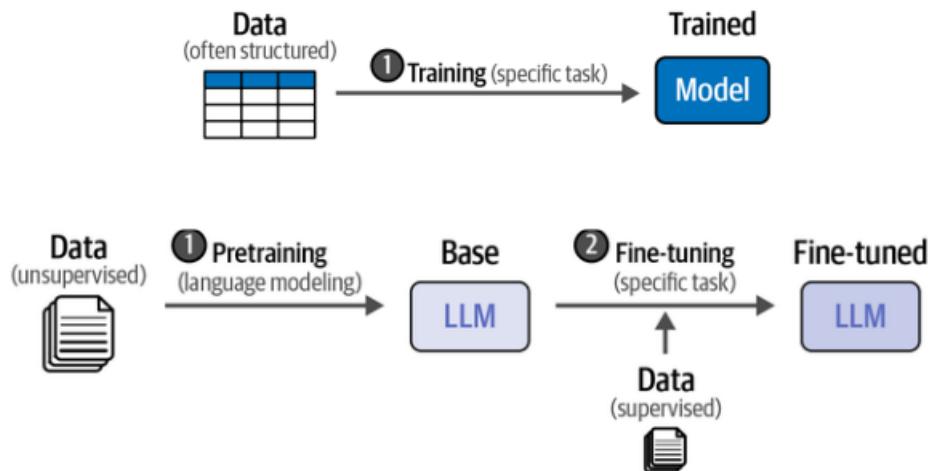


Figure 1.5: Shifting di paradigma dovuto al Machine Learning.

Definizione 1.1.4: AI Generativa

Modello di linguaggio di reti neurali multi-task basate sui transformer addestrati su una grande quantità di dati utilizzando self training e feedback umano.

- Modello di Linguaggio: Text prediction → T9.
- Multi-task: Google Translator, Siri.

Domanda 1.2

Come fare un LLM (M. Lapata)?

1. Collezionare una grande quantità di dati.
2. Chiedere al LLM di predire la nuova parola in una frase.
3. Ripetere il tutto.

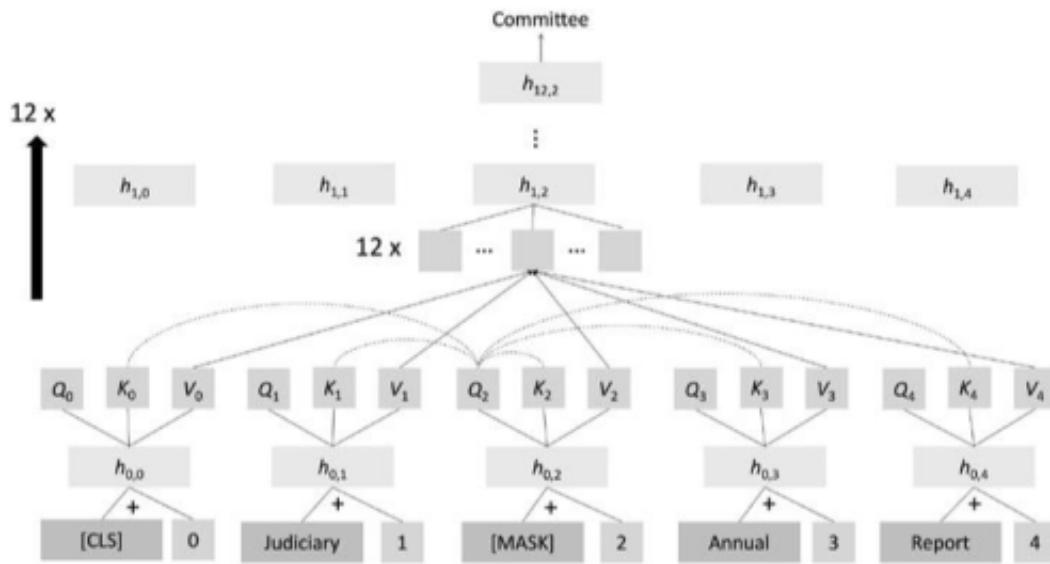


Figure 1.6: Auto addestramento di una rete neurale.

Domanda 1.3

Come usare un LLM?

- Sintonizzazione a grana fine.
- Prompting.

Si può usare un LLM per:

- Search Engine.
- Writer/Code assistant.

Note:-

Noam Chomsky odia questi sistemi. Secondo lui servono per evitare l'apprendimento.

DeepSeek:

- Apprendimento rinforzato automatico (senza essere umani).
- Meno costoso → politicamente importante.

Il problema fondamentale: Convertire una frase o un testo in una forma che permetta l'applicazione di meccanismi di ragionamento automatico.

1.2 I Livelli Linguistici

1.2.1 Da Frase a Significato

Problema: Convertire una frase o un testo in una forma che permetta l'applicazione di meccanismi di ragionamento automatico.

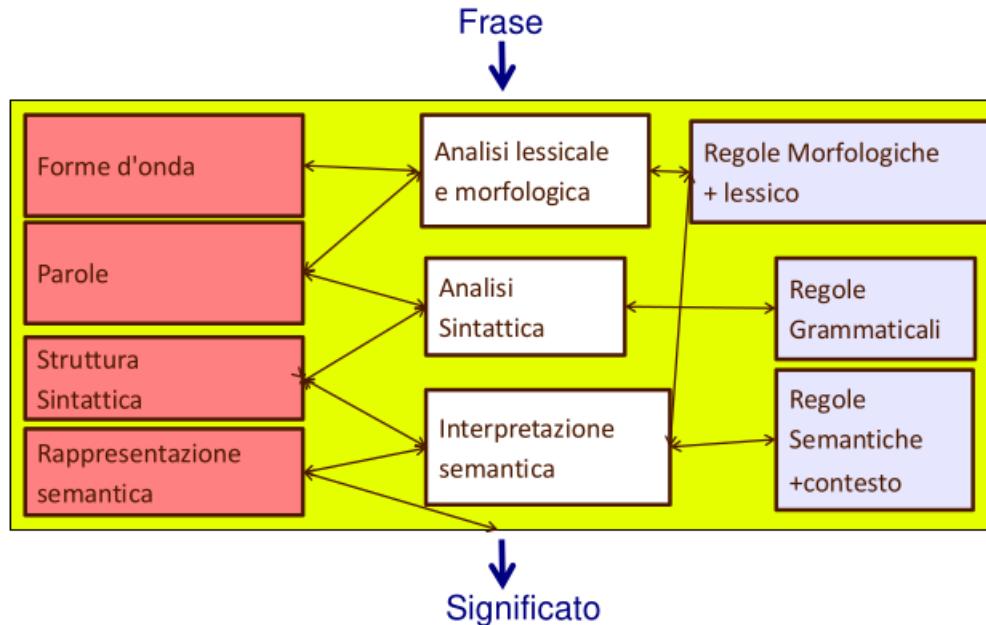


Figure 1.7: Passaggio da frase a significato.

Note:-

Però la situazione non è così semplice. Bisogna capire come funzionano i moduli e come comunicano

Nella linguistica computazionale c'è una divisione tra **regole** e **statistica**:

- Rules-driven.
- Data-driven.

Note:-

Steedman sostiene che i due aspetti dovrebbero convivere tra loro (2008). Evitare il regionamento tribale.

Domanda 1.4

Quando finisce una frase?

Definizione 1.2.1: Sentence splitting

Task in cui si deve capire quando una frase finisce.

- "!", "?" → Okay, pongono fine alla frase.
- ".":
 - Fine frase.
 - Abbreviazione (Doc., Mx.).
 - Numeri (0.2).

Domanda 1.5

Quindi come si costruisce un classificatore binario che decida EoS (End of String) o not EoS?

- Si possono scrivere regole a mano:
 - Espressioni regolari.
 - Tokenizer (FA) e regole.
- Addestrare un sistema di machine learning.

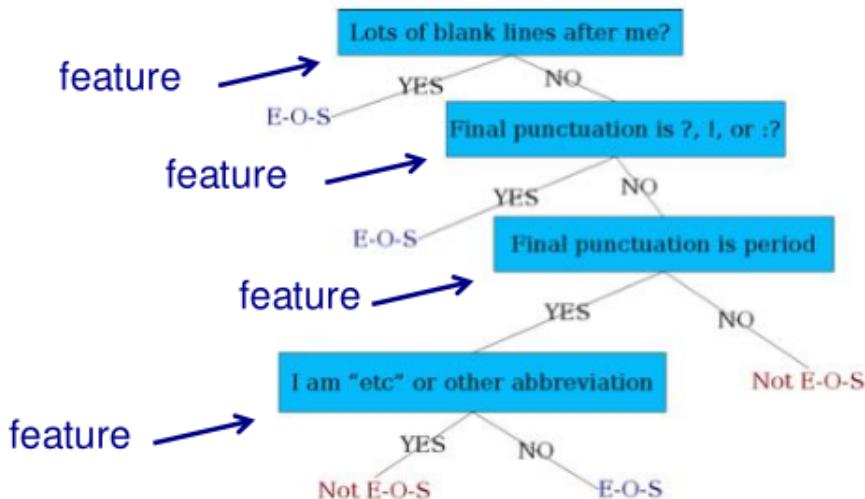


Figure 1.8: Albero di decisione.

Features più complesse:

- Caso di parole con ".".
- Caso di parole dopo ".".
- Features numeriche:
 - Lunghezza di parole con ".".
 - Probabilità che una parola con "." avvenga alla fine della frase.
 - Probabilità che una parola dopo "." avvenga all'inizio di una frase.

Domanda 1.6

Cos'è davvero un albero di decisione?

- Una serie di IF-THEN-ELSE incapsulati.
- Due possibilità per costruirlo:
 - *By-hand*: solo in contesti semplici.
 - *Machine learning*: su un training corpus.
- Il punto cruciale è la scelta delle features.

Osservazioni 1.2.1

- In questo corso ci concentreremo sullo studio delle feature linguistiche.
- In alcuni casi l'approccio by-hand verrà privilegiato poiché è didatticamente più chiaro/semplice e poiché è più semplice verificarne la fondatezza cognitiva mediante introspezione.

Domanda 1.7

Nei sistemi end-to-end cosa sono le feature linguistiche?

Definizione 1.2.2: Features Linguistiche Neurali

L'architettura neurale, ovvero il numero e il tipo di connessioni, codifica in maniera *implicita* le features linguistiche.

Note:-

La ricerca, in questo caso, si focalizza su quale scelta architettonica è più adatta alla modellazione implicita del fenomeno linguistico e alla creazione del corpus di training.

1.2.2 Il Livello Morfologico e l'Analisi Lessicale

Il lessico è fondato sul concetto di *parola*.

Domanda 1.8

Che cos'è una parola?

- Intuitivamente è una sequenza di caratteri delimitata da spazi o punteggiatura.
- Sequenze di più parole, Es. passammela = passa a me essa.
- Le parole hanno un significato unitario (semantica lessicale), ma volte sequenze di parole hanno un significato unitario. Es. di corsa, by the way.
- In altre lingue il problema è più grave.
 - In tedesco: Lebenversicherungsgesellschaftangestellter = impiegato di una società di assicurazione sulla vita.
 - In inglese: Wouldn't? = Would not.

Presenza di suffissi:

- CAPITANO (forma non declinabile).
- CAPITAN + O (nome o aggettivo o forma del verbo capitare).
- CAPIT + ANO (forma del verbo capitare).

Note:-

Non c'è una forma giusta a priori, ma c'è una forma giusta in base al contesto.

Definizione 1.2.3: Forme Composte

Generalmente una parola contenuto più una (o più) parole funziona.

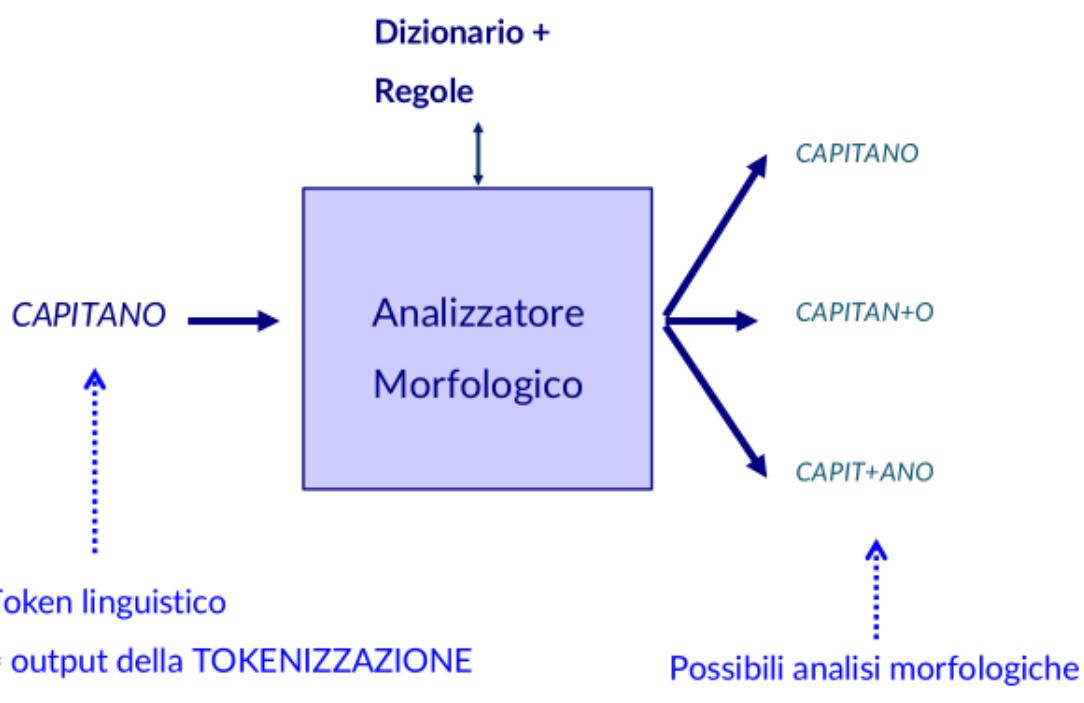


Figure 1.9: Analizzatore morfologico.

Esempio 1.2.1 (Forme composte)

STAMPAMELO:

- STAMP è una radice verbale.
- A è un suffisso verbale.
- ME e LO sono forme pronominali^a.

^aPer triggerare gli Alt-Right.

Definizione 1.2.4: Forme Multiple

Le diversi componenti sono nel dizionario ma la semantica non è composituale.

Esempio 1.2.2 (Forme multiple)

- Più o meno: puntatore tra le parole per recuperare la giusta semantica.
- Prendere un abbaglio: rimandare all'interprete semantico.

Definizione 1.2.5: Lemmatizzazione

Trasformare un lemma in forma normale.

Note:-

La forma normale non è stabile nel tempo.

Definizione 1.2.6: Stemming

Estrarre la forma radice (detta tema) da una parola.

Definizione 1.2.7: Paradigmatico

Si cambia una parte della parola con una equivalente si ha una frase morfologicamente corretta.

Definizione 1.2.8: Sintagmatico

I rapporti che intercorrono tra gli elementi che si succedono nella frase i rapporti che intercorrono tra gli elementi che si succedono nella frase.

Nome:

- Persone, oggetti, luoghi.
- Proprietà sintagmatiche:
 - Comparire dopo gli articoli.
 - Avere un possessivo.
 - Avere un singolare o un plurale.
- Comuni, propri, di massa, contabili.

Verbo:

- Eventi, azioni, processi.
- Molte forme morfologiche.
 - Tempo.
 - Modo.
 - Numero.
- Tante categorie (ausiliari, modali, copula, etc.).

Aggettivi:

- Proprietà.

Avverbi:

- Modificano qualcosa, spesso verbi, ma anche altri avverbi o intere frasi.

Note:-

Nomi, verbi, aggettivi e avverbi sono *di contenuto*, che puntano a oggetti reali.

Definizione 1.2.9: Classi Aperte

Classi che aumentano o scompaiono nel tempo costantemente (nomi, verbi, aggettivi, avverbi).

Definizione 1.2.10: Classi Chiuse

Classi che aumentano o scompaiono con tempi lunghissimi.

Note:-

Un esempio di classi chiuse sono i pronomi: una volta, in inglese, la seconda persona singolare era "thou", attualmente "you" ha assunto sia il ruolo di seconda persona singolare che plurale.

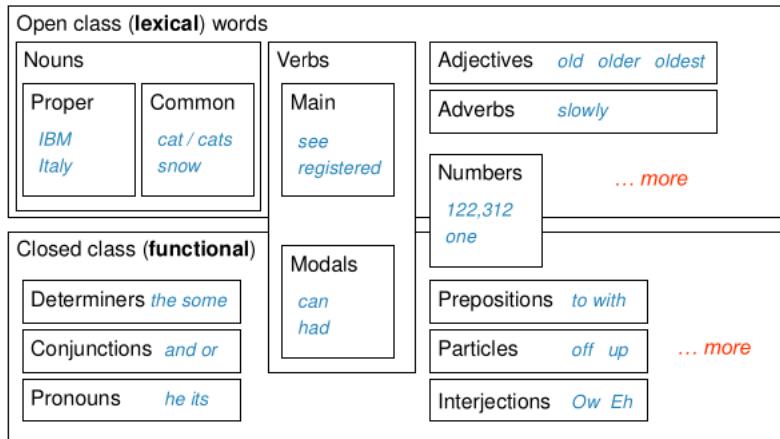


Figure 1.10: Parti aperte e parti chiuse.

Google Unviversal PoS: 12 PoS: NOUN (nouns), VERB (verbs), ADJ (adjectives), ADV (adverbs), PRON (pronouns), DET (determiners and particles), ADP (prepositions and postpositions), NUM (numerals), CONJ (conjunctions), PRT (particles), ‘.’ (punctuation marks) and X (a catch-all, e.g. abbreviations and foreign words).

1.2.3 Il Livello Sintattico

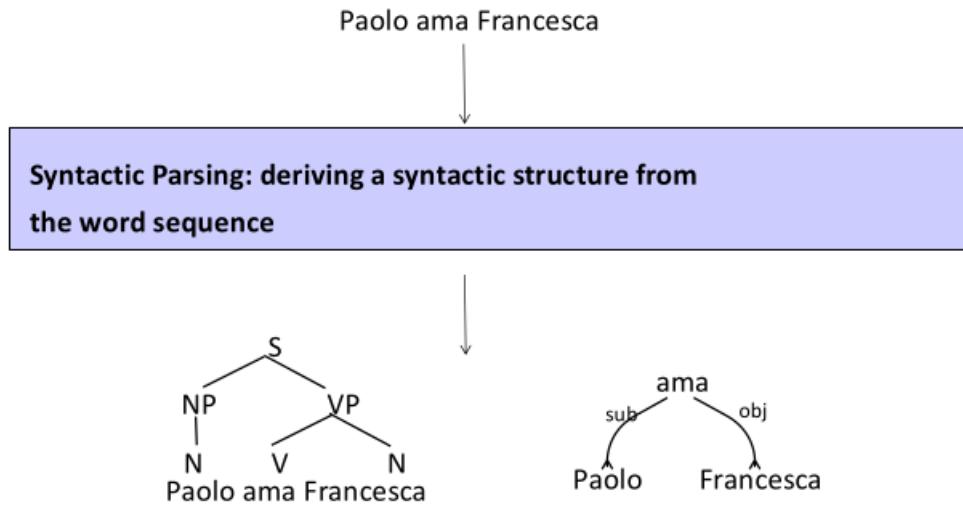


Figure 1.11: Parsing sintattico.

Note:-

Le due alternative derivano da prospettive diverse:

- Quella a sinistra è la struttura sintagmatica (o a costituenti).
- Quella a destra è la struttura a dipendenze (scuola di praga).

Entrambe le alternative sono equivalenti.

Definizione 1.2.11: Costituenza

La struttura della frase organizza le parole in costituenti annidati.

Domanda 1.9

Come si fa a sapere cos'è un costituente?

- Distribuzione: un costituente si comporta come un'unità che compare in differenti parti della frase.
- Sostituzione: test per verificare un constituent

Note:-

La cosa interessante è automatizzare il processo della costruzione di alberi.

Osservazioni 1.2.2

- NP: la parola più importante sintatticamente è un nome.
- VP: la parola più importante sintatticamente è un verbo.
- PP-LOC: la parola più importante sintatticamente è una preposizione.

- VP -> ... VB* ...
- NP -> ... NN* ...
- ADJP -> ... JJ* ...
- ADVP -> ... RB* ...
- SBAR(Q) -> S|SINV|SQ -> ... NP VP ...
- Plus minor phrase types:
 - QP (quantifier phrase in NP), CONJP (multi word constructions: as well as), INTJ (interjections), etc.

Figure 1.12: Parti della sintassi.

Note:-

I costituenti si comportano come un'unità:

- Esperimento di Fodor-Bever.
- Esperimento di Bock-Loebell.

Definizione 1.2.12: Context Free Grammar

I CFG mettono in relazione i *simboli non terminali* e i *constituenti* (Chomsky).

Definizione 1.2.13: X-barra

La teoria X-barra sostiene che se si costruisce un albero a costituenti con una determinata proprietà l'oggetto sarà presente internamente e il soggetto sarà presente esternamente.

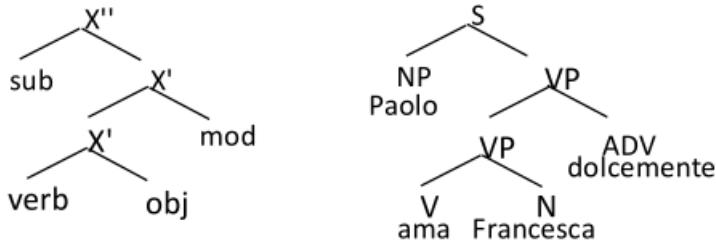


Figure 1.13: X-barra.

Definizione 1.2.14: Dipendenza

Relazione tra due parole:

- *Head*: parola dominante.
- *Dipendenza*: parola dominata.

Note:-

La testa seleziona le sue dipendenze e determina le loro proprietà.

Corollario 1.2.1 Argomenti

Modificano in maniera sostanziale un evento (obbligatori).

Corollario 1.2.2 Modificatori

Modificano parzialmente un evento (facoltativi).

1.2.4 Il Livello Semantico

Esistono 2 approcci alla semantica lessicale:

- Classico.
- Distribuzionale (anni '60):
 - Statistico.
 - Neurale.

Definizione 1.2.15: Semantica Lessicale Classica

Le connessioni sono legate al significato dei vari lessemi. La struttura interna dei lessemi è legata al significato.

Corollario 1.2.3 Lessema

Una coppia *forma-significato*, elemento del lessico.

Note:-

Il problema è che sono possibili definizioni ricorsive "infinite".

Relazioni tra lessemi:

- Omonimia: 2 lessemi con la stessa forma ortografica hanno due sensi diversi.
 - A bank can hold the investments.
 - We can go on the right bank of the river.
- Polisemia: lo stesso lessema ha due sensi diversi:
 - A bank can hold the investments.
 - He got the blood from the bank.
- Sinonimia: due lessemi con forma diversa hanno lo stesso senso (sostituibilità).
 - How big is that plane?
 - How large is that plane?
- Iponimia: due lessemi di cui uno denota una sottoclasse dell'altro:
 - Automobile è un iponimo di veicolo.
 - Veicolo è un iperonimo di automobile.

Esempio 1.2.3 (Iponimia)

- Quella è un automobile → quello è un veicolo.
- (?) Quello è un veicolo → quella è un automobile.

Corollario 1.2.4 Syn-set

Insieme di relazioni tra lessemi, usato per costruire le mappe in worldnet.

Definizione 1.2.16: Semantica Distribuzionale (vettoriale)

Il significato di una parola è collegato alla distribuzione delle parole attorno a sé.

Esempio 1.2.4 (Semantica Distribuzionale)

- A bottle of tesguino is on the table.
- Everybody likes tesguino.
- Tesguino makes you drunk.

Si può inferire che *tesguino* sia un super alcolico.

I vettori:

- Lunghi (lunghezza 20.000-50.000).
- Sparsi (molti elementi sono zero).

I lean vectors:

- Piccoli (lunghezza 200-1000).
- Densi (molti elementi sono non-zero).
- Vettori più corti sono più facili da usare come features nel ML.

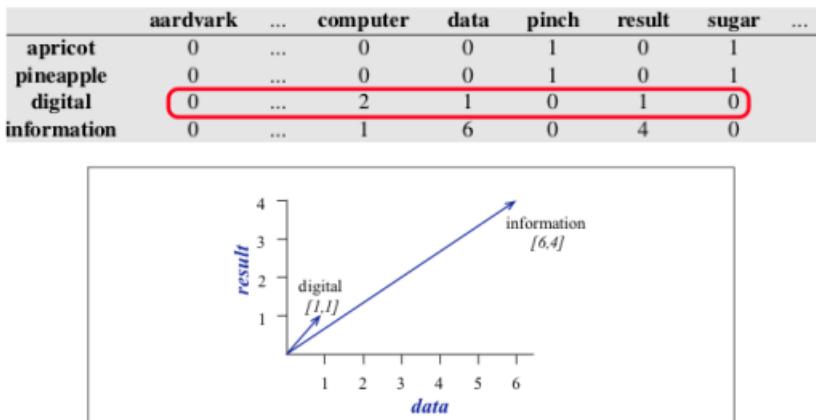


Figure 15.5 A spatial visualization of word vectors for *digital* and *information*, showing just two of the dimensions, corresponding to the words *data* and *result*.

Figure 1.14: Si può andare a determinare la "vicinanza" di parole con la semantica vettoriale.

Osservazioni 1.2.3

- Con l'avvento delle reti neurali si ha un miglioramento.
- $\text{vector}(\text{'king'}) - \text{vector}(\text{'man'}) + \text{vector}(\text{'woman'}) = \text{vector}(\text{'queen'})$.
- $\text{vector}(\text{'Paris'}) - \text{vector}(\text{'France'}) + \text{vector}(\text{'Italy'}) = \text{vector}(\text{'Rome'})$.

Definizione 1.2.17: Parole Contestualizzate

Costruire un vettore per ogni parola, condizionandolo al suo contesto. La rappresentazione per ogni token è una funzione dell'intera sequenza di input.

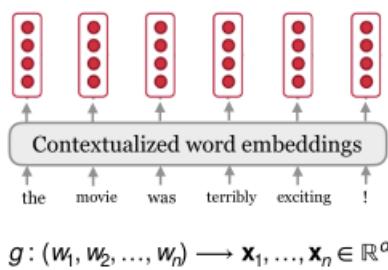


Figure 1.15: Contestualizzazione.

Corollario 1.2.5 Semantica Composizionale

La semantica di un sintagma è funzione della semantica dei sintagmi componenti; non dipende da altri

sintagmi esterni al sintagma stesso.

Note:-

Conoscendo il significato di X, Y, e +, possiamo comporre il significato “X+Y”.

Reasoning:

- Deduzione: conseguenza logica.
- Induzione: basata su molti casi, si assume una regola generale.
- Abduzione: regionamento per indizi.

Definizione 1.2.18: Metasemantica

L'insieme di semantica compositiva e semantica lessicale distribuzionale. Serve per dare senso a parole sconosciute.

1.2.5 Il Livello Pragmatico e del Discorso

Definizione 1.2.19: Pragmatica

L'interpretazione di “io” (sottinteso) e “oggi” dipende da chi enuncia la frase e quando, rispettivamente.

Note:-

Il vero significato deve essere integrato da oggetti metalinguistici.

Corollario 1.2.6 Anafora

Sintagmi che si riferiscono a oggetti precedentemente menzionati.

Esempio 1.2.5 (Anafora)

- “La torta era sul tavolo. Giorgio la divorò”.
- “In giardino c'erano il cane e il gatto che giocavano con un pezzo di stoffa. Il felino lacero' la stoffa”.
- “Dopo essersi fidanzati, Giorgio e Maria trovarono un prete e si sposarono. Per la luna di miele, essi andarono ai Caraibi”.

Le **strutture dati** dei livelli:

- Livello morfologico e l'analisi lessicale: Lista.
- Livello sintattico: Alberi.
- Livello Semantico:
 - Semantica lessicale: Insiemi, Vettori.
 - Semantica formale: Logica, Alberi/Grafi.
- Livello paradigmatico e del discorso: Frame, Ontologie.

2

Sequence Tagging

2.1 Part of Speech (PoS) Tagging

Definizione 2.1.1: PoS Tagging

Assegnare dei tag per distinguere le varie parti di una frase.

2.1.1 Perché studiare PoS?

Domanda 2.1

Perché studiare PoS?

- Text-to-Speech: la pronuncia di alcune parole cambia in base alla loro parte nel discorso.
- Scrivere regexps: per cercare le frasi principali.
- Input per un parser completo.
- MT (Machine Translation): riordinare aggettivi e nomi nelle traduzioni.
- Si potrebbe volere distinguere tra aggettivi o altre parti del discorso.
- Si potrebbe voler studiare cambiamenti linguistici come la ceazione di nuove parole o shifting del significato.

Domanda 2.2

Quanto è difficile il PoS Tagging?

- 85% delle parole non sono ambigue.
- 15% delle parole sono ambigue e molto frequenti (il 60% delle parole che si ascoltano sono ambigue).

Domanda 2.3

Quanti tag sono corretti?

- Attualmente 97%.

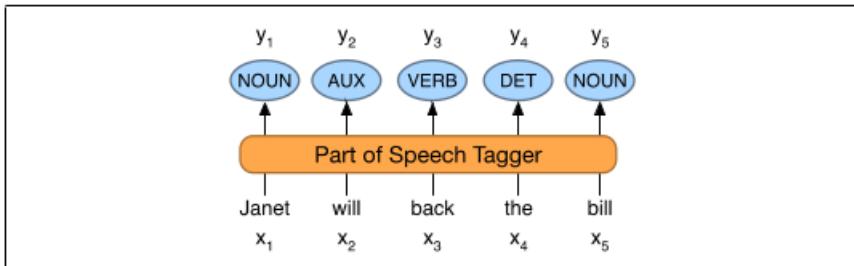


Figure 17.3 The task of part-of-speech tagging: mapping from input words x_1, x_2, \dots, x_n to output POS tags y_1, y_2, \dots, y_n .

Figure 2.1: Part of Speech Tagging.

- Una *baseline* del 92% è possibile con il metodo più banale:
 - Si dà un tag a ogni parola con il suo significato più frequente.
 - Si dà un tag nome alle parole sconosciute.

Tag	Description	Example
Open Class	ADJ Adjective: noun modifiers describing properties	<i>red, young, awesome</i>
	ADV Adverb: verb modifiers of time, place, manner	<i>very, slowly, home, yesterday</i>
	NOUN words for persons, places, things, etc.	<i>algorithm, cat, mango, beauty</i>
	VERB words for actions and processes	<i>draw, provide, go</i>
	PROPN Proper noun: name of a person, organization, place, etc..	<i>Regina, IBM, Colorado</i>
Closed Class Words	INTJ Interjection: exclamation, greeting, yes/no response, etc.	<i>oh, um, yes, hello</i>
	ADP Adposition (Preposition/Postposition): marks a noun's spacial, temporal, or other relation	<i>in, on, by under</i>
	AUX Auxiliary: helping verb marking tense, aspect, mood, etc.,	<i>can, may, should, are</i>
	CCONJ Coordinating Conjunction: joins two phrases/clauses	<i>and, or, but</i>
	DET Determiner: marks noun phrase properties	<i>a, an, the, this</i>
	NUM Numeral	<i>one, two, first, second</i>
	PART Particle: a preposition-like form used together with a verb	<i>up, down, on, off, in, out, at, by</i>
	PRON Pronoun: a shorthand for referring to an entity or event	<i>she, who, I, others</i>
	SCONJ Subordinating Conjunction: joins a main clause with a subordinate clause such as a sentential complement	<i>that, which</i>
Other	PUNCT Punctuation	<i>:, ;, ., !, ?</i>
	SYM Symbols like \$ or emoji	<i>\$, %</i>
	X Other	<i>asdf, qwfg</i>

Nivre et al. 2016

Figure 2.2: Tagset.

Esempio 2.1.1 (*Janet will back the bill*)

- Probabilità a parole: "will" è di solito un ausiliario.
- Identità delle parole adiacenti: "the" implica che la prossima parola probabilmente non è un verbo.
- Morfologia e forma delle parole:
 - Prefissi.
 - Suffissi.
 - Capitalizzazione.

Algoritmi di supervised learning:

- Hidden Markov Models (programmazione dinamica).
- Conditional Random Fields (CRF) / Maximum Entropy Markov Models (MEMM).
- Natural Sequence Models (RNNs o transformers).
- Large Language Models.

2.1.2 Analisi Basata su Regole

Idee di Base:

1. Assegnare tutti i possibili tags alle parole (analisi morfologica).
2. Rimuovere i tags in base a un *insieme di regole*.
3. Solitamente più di 1000 regole scritte a mano (ma possono essere apprese automaticamente).

2.1.3 ENGTWOL Lexicon

Word	POS	Additional POS features
smaller	ADJ	COMPARATIVE
entire	ADJ	ABSOLUTE ATTRIBUTIVE
fast	ADV	SUPERLATIVE
that	DET	CENTRAL DEMONSTRATIVE SG
all	DET	PREDETERMINER SG/PL QUANTIFIER
dog's	N	GENITIVE SG
furniture	N	NOMINATIVE SG NOINDEFDETERMINER
one-third	NUM	SG
she	PRON	PERSONAL FEMININE NOMINATIVE SG3
show	V	IMPERATIVE VFIN
show	V	PRESENT -SG3 VFIN
show	N	NOMINATIVE SG
shown	PCP2	SVOO SVO SV
occurred	PCP2	SV
occurred	V	PAST VFIN SV

Figure 2.3: Esempio di ENGTWOL.

- Utilizzare un analizzatore morfologico per ottenere tutte le parti del discorso.

Example: *Pavlov had shown that salivation ...*

Pavlov	PAVLOV N NOM SG PROPER
had	HAVE V PAST VFIN SVO
	HAVE PCP2 SVO
shown	SHOW PCP2 SVOO SVO SV
that	ADV
	PRON DEM SG
	DET CENTRAL DEM SG
	CS
salivation	N NOM SG

Figure 2.4: Primo passaggio.

- Si applicano i limiti.

Example: Adverbial "that" rule -> Given input: "that"

```

IF (and
    (+1 A/ADV/QUANT)          /* if next word is adj, adverb, or quantifier */
    (+2 SENT-LIM)             /* and following which is a sentence boundary, */
    (NOT -1 SVOC/A) )         /* and the previous word is not a verb like
                               'consider' which allows adjs as object
                               complements */
THEN
    eliminate non-ADV tags
ELSE
    eliminate ADV
  
```

Figure 2.5: Secondo passaggio.

2.2 PoS Tagger Statistici

Domanda 2.4

Viene fornita una frase (un'osservazione o una sequenza di informazioni). Qual è la migliore sequenza di tags che corrisponde a questa sequenza di osservazioni?

Vista probabilistica:

- Considera tutte le possibili sequenze di tags.
- Di questo universo di sequenze viene scelta la sequenza più probabile.

Terminologia:

- *Modelling*: fornire un modello formale.
- *Learning*: un algoritmo per impostare i parametri del modello.
- *Decoding*: un algoritmo per applicare il modello per calcolare risultati.

2.2.1 HMM

Si vuole modellare, di tutte le sequenze di n tags $t_1 \dots t_n$, la sequenza di tags tale che $P(t_1 \dots t_n | w_1 \dots w_n)$ è la maggiore.

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax} P(t_1^n | w_1^n)$$

Note:-

" $\hat{\cdot}$ " significa "la nostra stima del migliore".
 $\operatorname{argmax}_x f(x)$ significa "la x che massimizza $f(x)$ ".

Domanda 2.5

Ma come si utilizza questa equazione?

Inferenza Bayesiana: si usa la regola di Bayes per trasformare quest'equazione in un insieme di probabilità che sono facilmente calcolabili.

Note:-

Nell'ipotesi di Markov sono presenti approssimazioni, per rendere il tutto più facile da calcolare.

$$\begin{aligned}
 \hat{t}_1^n &= \underset{t_1^n}{\operatorname{argmax}} \overbrace{P(w_1^n | t_1^n)}^{\text{likelihood}} \overbrace{P(t_1^n)}^{\text{prior}} \\
 P(w_1^n | t_1^n) &\approx \prod_{i=1}^n P(w_i | t_i) \\
 P(t_1^n) &\approx \prod_{i=1}^n P(t_i | t_{i-1}) \\
 \hat{t}_1^n &= \underset{t_1^n}{\operatorname{argmax}} P(t_1^n | w_1^n) \approx \boxed{\underset{t_1^n}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^n P(w_i | t_i) P(t_i | t_{i-1})}
 \end{aligned}$$

Figure 2.6: Ipotesi di Markov, utilizzo dell'inferenza Bayesiana.

Learning:

• PoS → PoS:

- Si calcola la probabilità che una determinata parte di una frase ne preceda un'altra.
- Esempio: $P(NN|DT) = \frac{C(DT, NN)}{C(DT)}$ è la probabilità che un articolo (*DT*) preceda un nome (*NN*).
- In generale $P(t_i|t_{i-1}) = \frac{C(t_{i-1}, t_i)}{C(t_{i-1})}$, dove C conta le occorrenze.

• PoS → World:

- Calcola la probabilità che una certa parola assuma una certa valenza (likelihood, probabilità di verosimiglianza).
- Esempio: $P(is|VBZ) = \frac{C(VBZ, is)}{C(VBZ)}$, la probabilità che un verbo alla terza persona presente (*VBZ*) sia *is*.
- $P(w_i|t_i) = \frac{C(t_i, w_i)}{C(t_i)}$.

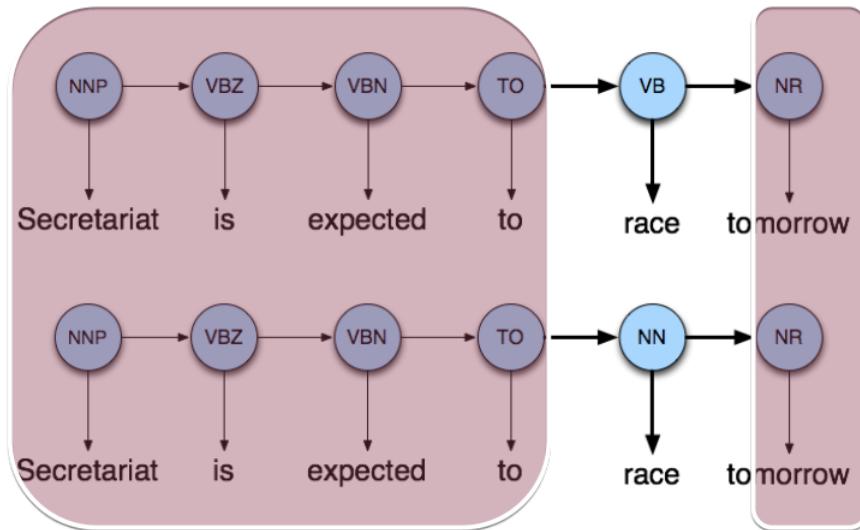


Figure 2.7: Disambiguare la parola "race".

Note:-

Si va a calcolare la probabilità della parola diversa.

Domanda 2.6

Come si fa a fare il decoding?

- L'algoritmo banale (che non funziona) porta a considerare tutte le possibili sequenze e andare a prendere la probabilità maggiore.
- Però con 30 tags e una frase di lunghezza media (20 parole) si hanno 30^{20} casi.

Janet/NNP will/MD back/VB the/DT bill/NN

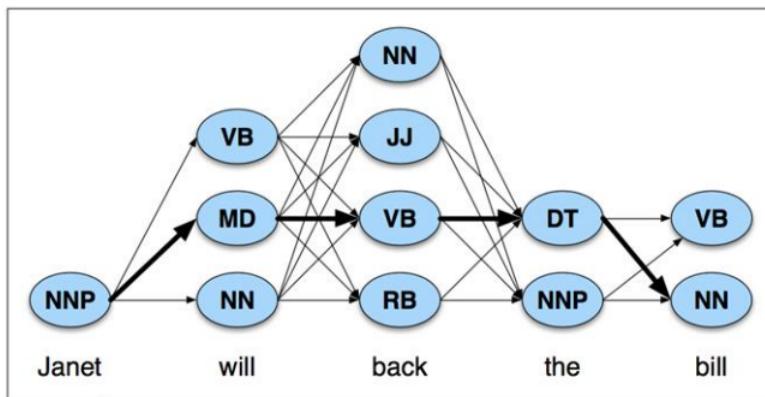


Figure 2.8: Tentativo di decoding.

Idee della programmazione dinamica:

- Si consideri una sequenza di stati (tag sequence) che termini con uno stato j con un particolare tag T .
- La probabilità che la tag sequence possa essere rotta in due parti:
 - La probabilità della migliore tag sequence attraverso $j - 1$.
 - Moltiplicata con la probabilità di transizione del tag alla fine della sequenza ($j - 1$) rispetto a T

Sommario di Viterbi:

- Crea una matrice:
 - Con colonne corrispondenti agli input.
 - Con righe corrispondenti ai possibili stati ($\text{PoS_Tag} + S_{ini} + S_{fin}$).
- Si attraversa la matrice riempendo le colonne a destra con i valori immediatamente a sinistra.
- Ogni cella della matrice, $v_t(j)$, rappresenta la probabilità che HMM sia nello stato j dopo aver visto le prime t parole e attraversato la sequenza di stati più probabile q_1, \dots, q_{t-1} .
- $v_t(j) = \max_{i=1}^N v_{t-1}(i)a_{i,j}b_j(o_t)$.

Con i simboli:

- $v_{t-1}(i)$: la probabilità della precedente iterazione dell'algoritmo di Viterbi.
- $a_{i,j}$: la probabilità di transizione da un precedente stato q_i allo stato corrente q_j .



Figure 2.9: Transition probability or something, idk.

- $b_j(o_t)$: la likelihood dello stato di osservazione del simbolo o_t dato lo stato corrente j .

```
function VITERBI(observations of len  $T$ ,state-graph of len  $N$ ) returns best-path
    create a path probability matrix viterbi[ $N+2,T$ ]
    for each state  $s$  from 1 to  $N$  do ; initialization step
        viterbi[ $s,1$ ]  $\leftarrow a_{0,s} * b_s(o_1)$ 
        backpointer[ $s,1$ ]  $\leftarrow 0$ 
    for each time step  $t$  from 2 to  $T$  do ; recursion step
        for each state  $s$  from 1 to  $N$  do
            
$$\begin{aligned} \textit{viterbi}[s,t] &\leftarrow \max_{s'=1}^N \textit{viterbi}[s',t-1] * a_{s',s} * b_s(o_t) \\ \textit{backpointer}[s,t] &\leftarrow \operatorname{argmax}_{s'=1}^N \textit{viterbi}[s',t-1] * a_{s',s} \end{aligned}$$

        viterbi[ $q_F, T$ ]  $\leftarrow \max_{s=1}^N \textit{viterbi}[s, T] * a_{s,q_F}$  ; termination step
        backpointer[ $q_F, T$ ]  $\leftarrow \operatorname{argmax}_{s=1}^N \textit{viterbi}[s, T] * a_{s,q_F}$  ; termination step
    return the backtrace path by following backpointers to states back in time from backpointer[ $q_F, T$ ]
```



Figure 2.10: Algoritmo di Viterbi.

Note:-

La chiave di programmazione dinamica è che abbiamo bisogno solo memorizzare il percorso prob MAX in ogni cella e non in tutti percorsi.

$$\hat{t}_1^n = \underset{t_1^n}{\operatorname{argmax}} P(t_1^n | w_1^n) \approx \underset{t_1^n}{\operatorname{argmax}} \left[\prod_{i=1}^n P(w_i | t_i) P(t_i | t_{i-1}, t_{i-2}) \right] P(t_{n+1} | t_n)$$

$$P(t_i | t_{i-1}, t_{i-2}) = \frac{C(t_{i-2}, t_{i-1}, t_i)}{C(t_{i-2}, t_{i-1})}$$

Figure 2.11: Estensione a due tag.

Un tag può non dipendere solo dal precedente, ma a volte ne servono due:

Note:-

Tuttavia molte coppie sono linguisticamente inesistenti e per ciò avranno probabilità 0. Il problema è la presenza di "falsi zeri" dovuti al fatto che si lavora con un dataset finito.

Definizione 2.2.1: Sparsness

La sparsness di una matrice si riferisce alla proporzione di elementi nulli rispetto al totale degli elementi della matrice. Una matrice è considerata sparsa (sparse matrix) se la maggior parte dei suoi elementi è uguale a zero:

$$S = \frac{\text{numero di elementi nulli}}{\text{numero totale di elementi}} = \frac{\#\text{zeri}}{m \times n}$$

Problemi degli HMM:

- Quanto il corpus sia grande o sparso.
- Come si può valutare la probabilità per parole sconosciute?
 - Si possono usare alcune features: suffissi, capitalizzazione, etc.

2.2.2 MEMM e CRF

Si può identificare un insieme di features su cui effettuare un modello probabilistico.

$$\begin{aligned} \hat{T} &= \underset{T}{\operatorname{argmax}} P(T | W) \\ &= \underset{T}{\operatorname{argmax}} \prod_i P(t_i | w_{i-l}^{i+l}, t_{i-k}^{i-1}) \\ &= \underset{T}{\operatorname{argmax}} \prod_i \frac{\exp \left(\sum_i w_i f_i(t_i, w_{i-l}^{i+l}, t_{i-k}^{i-1}) \right)}{\sum_{t' \in \text{tagset}} \exp \left(\sum_i w_i f_i(t', w_{i-l}^{i+l}, t_{i-k}^{i-1}) \right)} \end{aligned}$$

Figure 2.12: Il Maximum Entropy Markov Model (MEMM).

MEMM:

- Assegna le features alla parola stessa (non ha memoria).
- Costruisce un classificatore per predire il tag.

Apprendimento per MEMM:

- Regressione logistica multinomiale.
- Viene scelto il parametro w che massimizza la probabilità dell'etichetta y nei dati riguardanti un osservazione x .
- Per via dell'utilizzo di pesi è più lento dei modelli generativi e ha un comportamento random.
- Per il decoding si può usare il viterbi con alcune correzioni.

Definizione 2.2.2: Conditional Random Fields (CRF)

I CRF utilizzano features globali su un'intera sequenza. Sono modelli grafici molto complessi e potenti.

Note:-

In NLP sono catene lineari dove vengono accoppiate variabili ed etichette per tokens adiacenti.

Osservazioni 2.2.1

- In un CRF la funzione F mappa un'intera sequenza X e un'intera sequenza di output Y su un vettore di features.
- A differenza del modello MEMM si calcola il peso sull'intera sequenza.

2.2.3 Tagging di Parole Sconosciute**Possibili approcci per gestire parole sconosciute in HMM:**

- Assumere che sono nomi.
- Assumere una distribuzione uniforme nel PoS.
- Dizionari esterni.
- Usare informazioni morfologiche (per esempio -are, -ere, -ire per i verbi in italiano).
- Assumere che le parole sconosciute abbiano una probabilità di distribuzione simile alle parole che sono comparse nel training set.

2.3 NER Tagging**Definizione 2.3.1: Named Entity**

Una Named Entity è qualsiasi cosa che può essere indicata da un nome proprio. I 4 tags più comuni sono:

- PER (Person).
- LOC (Location).
- ORG (Organization).
- GPE (Geo-Political Entity).

Note:-

Spesso sono multi-word.

Definizione 2.3.2: NER Tagging

Il task di name entity recognition (NER) consiste in:

1. Trovare accorgimenti che costituiscono nomi propri.
2. Taggando il tipo di entità.

Domanda 2.7

Perché si usa NER?

- *Sentiment analysis*: i sentimenti del consumatore nei confronti di una particolare compagnia persona.
- *Rispondere alle domande*: su un'entità.
- *Estrazione di informazioni*: riguardo un'entità da un testo.

Domanda 2.8

Perché il NER è più difficile del PoS?

- Segmentation: bisogna dividere in segmenti che costituiscono le entità.
- Ambiguità dei tipi (la stessa named entity può assumere significati diversi).

Definizione 2.3.3: BIO Tagging

BIO (Begin Inside Out) è una tecnica per effettuare il NER Tagging. Si utilizza:

- B per indicare che sta iniziando una named entity.
- I per indicare che si è dentro una named entity.
- O per indicare che si è fuori da una named entity.

Avendo n tipi di entità diversi si avranno:

- 1 O tag.
- n B tags.
- n I tags.

Note:-

Quindi con n entità si utilizzeranno $2n + 1$ tags diversi.

3

Sintassi

3.1 Prologo

La sintassi è il fenomeno che permette di percepire come corrette certe frasi e come scorrette altre. I linguisti separano la sintassi in:

- Competence.
- Performance.

Definizione 3.1.1: Competence

La competence rappresenta la grammatica formale. Una conoscenza pura linguistica.

Note:-

La linguistica dovrebbe occuparsi della competence.

Definizione 3.1.2: Performance

La performance rappresenta un algoritmo di parsing. Come si utilizza la conoscenza pura.

Note:-

È importante conoscere la grammatica formale per poterla utilizzare con un algoritmo.

3.1.1 Grammatiche Generative

Definizione 3.1.3: Sistemi di Riscrittura

Sistema formale della tradizione matematica utilizzato come base da Chomsky.

- Le grammatiche generative modellano il linguaggio naturale come un linguaggio formale.
- L'albero di derivazione può modellare la struttura sintattica della frase.

Le grammatiche context free:

- Costituenza: i costituenti rappresentano i simboli non terminali V.
- Relazione grammaticale.
- Sottocategorizzazioni.


 $\Sigma = \text{alphabet}$
 $G = (\Sigma, V, S, P)$
 $V = \{A, B, \dots\}$
 $S \in V$
 $P = \{\Psi \rightarrow \theta, \dots\}$

Figure 3.1: Grammatiche Generative.

Note:-

Chomsky dimostrò che le lingue naturali sono *almeno* context free.

$$\begin{aligned} S \Rightarrow & NP \ VP \Rightarrow I \ VP \Rightarrow I \ V_1 S \Rightarrow \\ I \ saw \ S \Rightarrow & I \ saw \ NP \ VP \Rightarrow \\ I \ saw \ Harry \ VP \Rightarrow & \\ I \ saw \ Harry \ V_2 \Rightarrow & \\ I \ saw \ Harry \ swimming & \end{aligned}$$

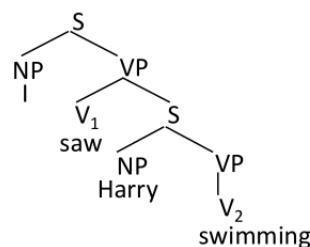
$$\begin{aligned} S \rightarrow & NP \ VP \\ VP \rightarrow & V_1 S \\ VP \rightarrow & V_2 \\ NP \rightarrow & I | John | Harry | Anna \\ V_1 \rightarrow & saw | see \\ V_2 \rightarrow & swimming \end{aligned}$$


Figure 3.2: Esempio con grammatica giocattolo.

Note:-

Questa gerarchia mette in "ordine" le complessità di vari tipi di linguaggi. Le lingue naturali si trovano nel *context-sensitive*, o meglio, nelle *mildly-context-sensitive* ($a^n * b^n * c^n$).

3.1.2 Mildly-context-sensitive

Le grammatiche **mildly-context-sensitive** possiedono quattro proprietà:

- Includono le grammatiche Context-free.
- Hanno dipendenze annidate e incrociate.
- Sono parsificabili polinomialmente.
- Hanno la proprietà di crescita costante.

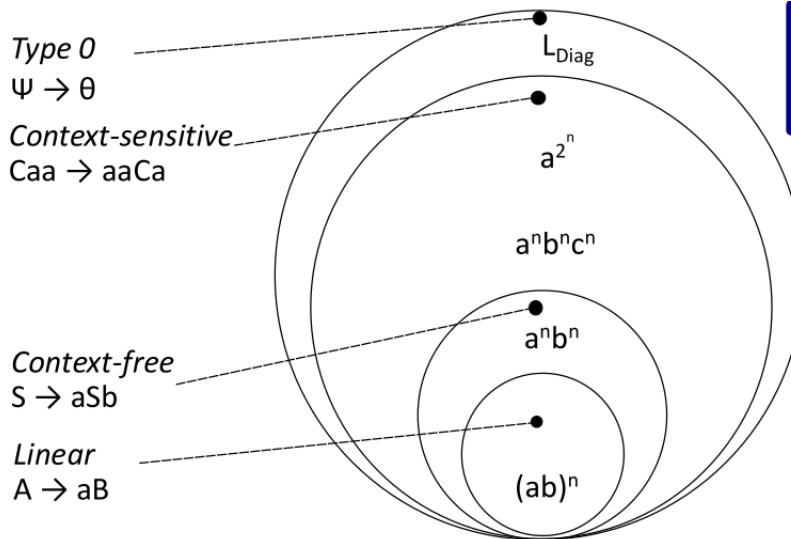


Figure 3.3: Gerarchia di Chomsky.

Definizione 3.1.4: Proprietà di Crescita Costante

Un linguaggio L cresce costantemente se c'è una costante c_0 e un insieme finito di costanti C tale che per ogni $w \in L$ dove $|w| > c_0$ tale che $|w| = |w'| + c$ per qualche $c \in C$.

Note:-

Questa proprietà è la versione formale dell'intuizione linguistica che una frase appartenente a un linguaggio naturale può essere costruita da un insieme finito di strutture usando la stessa operazione lineare.

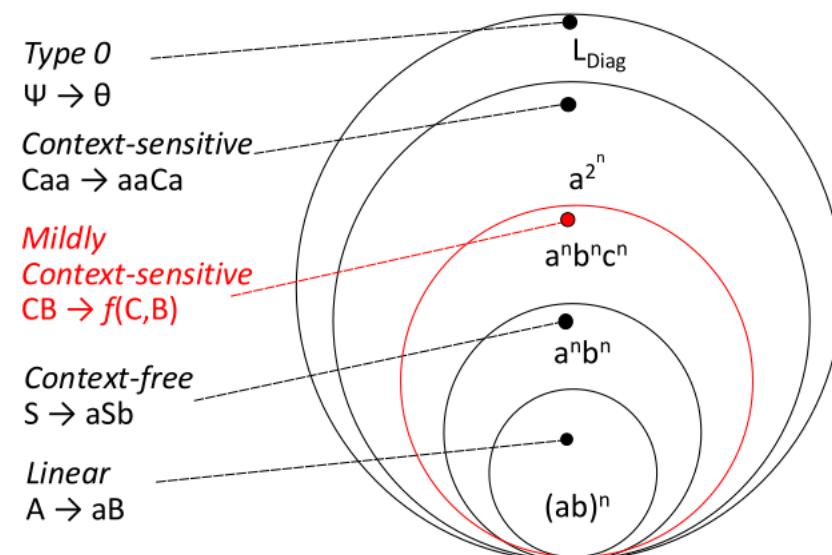


Figure 3.4: Gerarchia di Chomsky con mildly-context-sensitive.

3.2 La Performance e i costituenti

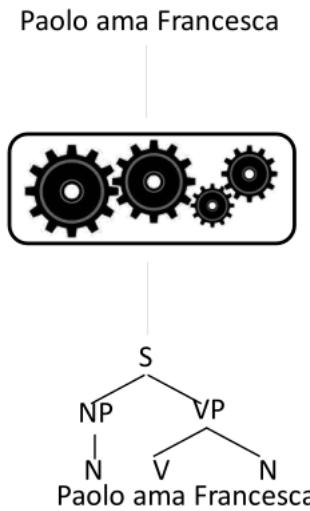


Figure 3.5: Un parser trasforma la frase in un albero.

3.2.1 Approcci al Parsing

Parser anatomy (Steedman):

- Competence: Context-free, TAG, CCG, Dipendenza, etc.
- Algoritmo:
 - Strategia di ricerca: top-down, bottom-up, left-to-right, etc.
 - Organizzazione della memoria: back-tracking (approccio in profondità, PROLOG), programmazione dinamica (approccio in ampiezza).
- Oracolo: probabilistico, a regole, etc.

Note:-

L'oracolo serve per via dell'ambiguità delle lingue naturali. Decide quale regola applicare prima secondo suoi criteri.

Fonti di informazioni:

- Grammatica → parsing diretto dai goal → top-down.
 - Solo ricerche che possono portare a risposte corrette, cioè con radice S.
 - Comporta la creazione di alberi non compatibili con le parole.
 - Razionalisti.
- Frase → parsing diretto dai dati → bottom-up.
 - Solo ricerche compatibili con le parole.
 - Comporta la creazione di alberi non corretti.
 - Empiristi.

Parser A:

- Context-free.
- Top-down, left-to-right, back-tracking.
- Rule-based.

Problemi del parser A:

- È lento: prova tutte le combinazioni e fa back-tracking.
- Va in loop: a causa della ricorsione se sono presenti regole che vanno in sé stesse.

Domanda 3.1

Come ri gestisce l'esplosione combinatoria dei sottoalberi?

Con la programmazione dinamica (Richard Bellman):

- Sottostrutture ottimali.
- Sottoproblemi sovrapponibili.
- Memoizzazione.

Definizione 3.2.1: CKY

Calcola tutti i possibili parse in tempo $O(n^3)$. Il difetto maggiore è che il caso peggiore e il caso medio coincidono (ma anche esige una forma normale per la grammatica).

Note:-

Questo algoritmo fu scoperto da tre persone nel giro di un anno e mezzo: Cocke, Kasami e Younger.

Parser B (CKY):

- Context-free.
- Bottom-up, left-to-right, programmazione dinamica.
- Rule-based.

Idea del CKY:

- Salva i sottoalberi perché possono essere riutilizzati.
- Si rende in forma normale di Chomsky (solo regole binarie):
 - Si copiano tutte le regole binarie nella nuova grammatica, senza cambiarle.
 - Si convertono i terminali in non terminali.
 - Si binarizzano tutte le regole e si aggiungono alla nuova grammatica.

A → BC:

1. Se c'è un A allora c'è un B seguito da un C.
2. Se A va da i a j , c'è un k tale che $i < k < j$.
3. Cioè B va da i a k e C va da k a j .
4. Usiamo una matrice per mettere B in $\text{matrix}[i, k]$, C in $\text{matrix}[k, j]$, A in $\text{matrix}[i, j]$.
5. Loop su k .
6. Se il parsing ha successo S è in $[0, n]$.

```

function CKY-PARSE(words, grammar) returns table
    for j from 1 to LENGTH(words) do
        for all {A / A ! words[j] 2 grammar}
            table[j - 1, j] = table[j - 1, j] [ A ]
        for i from j - 2 down to 0 do
            for k i + 1 to j - 1 do
                for all {A / A ! BC 2 grammar and B 2 table[i, k] and C 2 table[k, j]}
                    table[i, j] = table[i, j] [ A ]
    
```

Looping over the columns
Filling the bottom cell
Filling row *i* in column *j*
Looping over the possible split locations between *i* and *j*.
Check the grammar for rules that link the constituents in [*i, k*] with those in [*k, j*]. For each rule found store the LHS of the rule in cell [*i, j*].

Figure 3.6: Algoritmo del CKY.

Complessità:

- $O(n^3)$.
- $O(n^5)$ nella versione probabilistica.
- Troppo lento per il real-time (motori di ricerca).

3.2.2 Parsing Probabilistico

Parser C (CKY probabilistico):

- Probabilistic Context-free.
- Bottom-up, left-to-right, programmazione dinamica.
- Probabilistico.

$$\begin{array}{ll}
 A \rightarrow BC \quad [p_A] & P(1,4,A) = p_A * P(1,2,B) * P(3,4,C) \\
 D \rightarrow BC \quad [p_D] & P(1,4,D) = p_D * P(1,2,B) * P(3,4,C)
 \end{array}$$

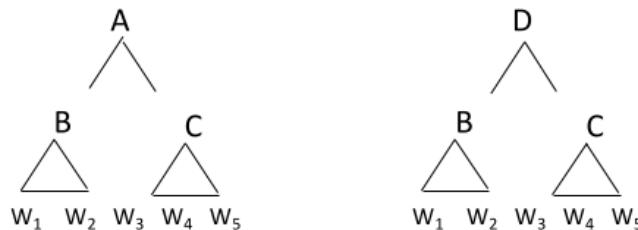


Figure 3.7: CKY probabilistico.

Note:-

Per fare ciò si realizza una distribuzione probabilistica sulle regole della grammatica.

Domanda 3.2

Da dove si prendono le probabilità?

- Treebanks → Banche di alberi:
 - Costituenti → Penn TB.
 - Dipendenze → TUT TB → Universal Dependency TB.
- Si creano con sistemi semiautomatici:
 - Prima con un parser.
 - Successivamente si corregge a mano.
- Guidelines di annotazione.
- Corpus Linguistics.

Note:-

I Treebanks sono più costosi del PoS.

Training del modello probabilistico:

- Serve $P(\alpha \rightarrow \beta | \alpha)$.
- Quindi per ogni albero nel TB si calcola:

$$P(\alpha \rightarrow \beta | \alpha) = \frac{\text{Count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\sum_{\gamma} \text{Count}(\alpha \rightarrow \gamma)} = \frac{\text{Count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\text{Count}(\alpha)}$$

```
function PROBABILISTIC-CKY(words,grammar) returns most probable parse
   and its probability
   for j  $\leftarrow$  from 1 to LENGTH(words) do
      for all { A | A  $\rightarrow$  words[j] } in grammar
         table[j-1, j, A]  $\leftarrow P(A \rightarrow words[j])$ 
      for i  $\leftarrow$  from j-2 downto 0 do
         for k  $\leftarrow$  i+1 to j-1 do
            for all { A | A  $\rightarrow$  BC } in grammar,
               and table[i, k, B]  $> 0$  and table[k, j, C]  $> 0$ 
               if (table[i, j, A]  $< P(A \rightarrow BC) \times table[i,k,B] \times table[k,j,C]$ ) then
                  table[i, j, A]  $\leftarrow P(A \rightarrow BC) \times table[i,k,B] \times table[k,j,C]$ 
                  back[i, j, A]  $\leftarrow \{k, B, C\}$ 
   return BUILD_TREE(back[1, LENGTH(words), S]), table[1, LENGTH(words), S]
```

Figure 3.8: Algoritmo del CKY probabilistico.

Note:-

Attualmente si usano anche oracoli neurali dando vita a CKY neurali.

3.2.3 Valutazione

- Precision:
 - Quale percentuale di subtree del system tree sono anche nel gold tree?
 - Quanto di quello prodotto è giusto?
- Recall:
 - Quale percentuale di subtree del golden tree sono anche nel system tree?
 - Quanto di quello che avremmo dovuto produrre abbiamo realmente prodotto?

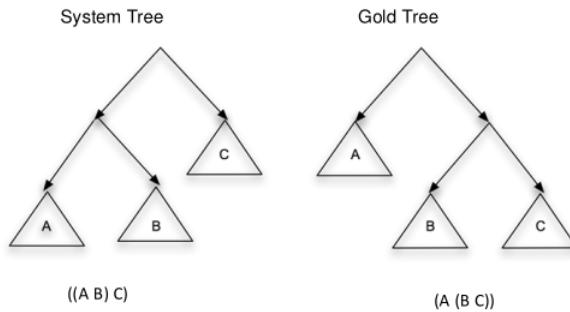


Figure 3.9: System tree e Gold tree.

Problema con i parser probabilistici:

- Non ci sono preferenze lessicali.

Note:-

Per questo motivo si utilizzano dei parser probabilistici *lexicalized* in cui si tiene anche conto dell'informazione lessicale. Purtroppo facendo così aumentano il numero di regole.

3.2.4 Parsing Parziale

Parser E (Chunk parsing a regole):

- Regular-Grammars (cascade).
- Bottom-up, programmazione dinamica.
- Rule-based.

Note:-

Si rimuove la ricorsione. I sintagmi possono essere ricorsivi, i chunk (unità sintattiche di base) no.

3.3 Parsing a Dipendenze

Paolo ama Francesca

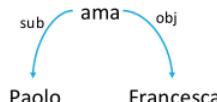
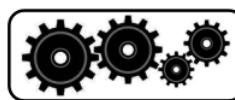


Figure 3.10: Un parser a dipendenze.

3.3.1 Sintassi a Dipendenze

Definizione 3.3.1: Sintassi a Dipendenze

La sintassi a dipendenze postula che la struttura sintattica consiste di elementi lessicali connessi da relazioni binarie asimmetriche (graficamente frecce) chiamate *dipendenze*.

Note:-

Non ci sono relazioni alla pari, c'è sempre un soggetto passivo e uno attivo.

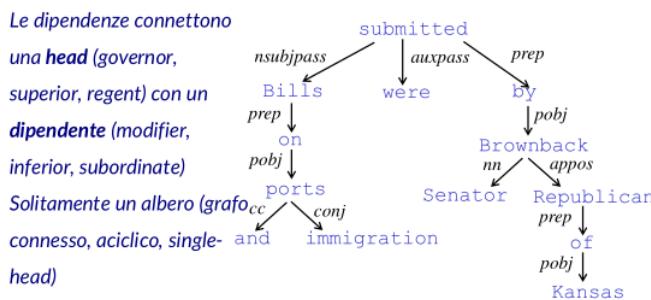


Figure 3.11: Esempio di sintassi a dipendenza.

Domanda 3.3

Cosa è una testa (head)?

- H determina la categoria sintattica di C; H può sostituire C.
- H è obbligatoria; D può essere opzionale.
- H seleziona D e determina quando D è obbligatoria.
- La forma di D dipende da H (agreement).
- La posizione nella frase di D è specificabile con riferimento a H.
- H determina la categoria semantica di C.

Osservazioni 3.3.1

- H: Head.
- D: Dependent.
- C: Costruzione.

Vantaggi delle dipendenze:

- Generalizzazioni tra lingue.
- Predizione psicolinguistica.
- Trasparenza e semplicità di rappresentazione.

Svantaggi delle dipendenze:

- L'assunzione di relazioni binarie asimmetriche non è sempre corretto (e. g. Cani e gatti).

Note:-

Le relazioni tra head e dipendenze sono una buona approssimazione della relazione tra predicati e i loro argomenti.

3.3.2 Approcci

Tecniche per il dependency parsing:

- Programmazione dinamica.
- Algoritmi per i grafi.
- Parsing a costituenza.
- Parsing transition-based.
- Constraint Satisfaction.

Definizione 3.3.2: Dynamic Parsing

Utilizza la programmazione dinamica (simile a CKY). L'algoritmo è simile al parsing delle PCFG lessicalizzate (con complessità $O(n^5)$).

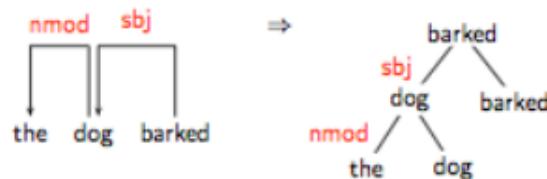


Figure 3.12: Dynamic Parsing.

Osservazioni 3.3.2

- Dynamic Programming.
- Eisner (1996) ha scoperto un algoritmo migliore che riduce la complessità a $O(n^3)$.

Definizione 3.3.3: Graph Algorithms

Si crea un minimum spanning tree per la frase. Le dipendenze vengono valutate usando un ML Classifier.

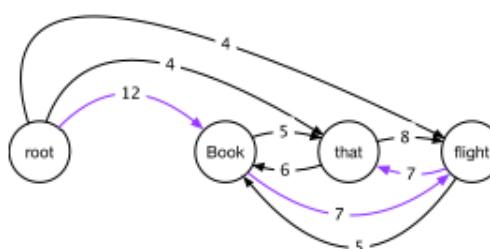


Figure 3.13: Graph Algorithm.

Note:-

Il primo algoritmo del motore di ricerca Google aveva un parsing di questo tipo.

Definizione 3.3.4: Constituency Parsing

Parsing con una grammatica a costituenti e converto in un formato a dipendenze attraverso delle “tabelle di percolazioni” (teoria X-bar). Scelte greedy per la creazione di dipendenze tra parole, guidate da ML classifiers. Vengono eliminate tutte le possibili dipendenze che non soddisfano a certi vincoli.

Definizione 3.3.5: Deterministic Parsing

Si fanno scelte greedy per la creazione di dipendenze tra parole, guidate da ML classifiers. Possono essere transition-based.

Definizione 3.3.6: Constraint Satisfaction

Vengono eliminate tutte le dipendenze che non soddisfano a certi vincoli.

3.3.3 Parsing Deterministico a Transizioni

Parser F (MALT):

- Dependency grammar.
- Bottom-up, depth-first.
- Probabilistico.

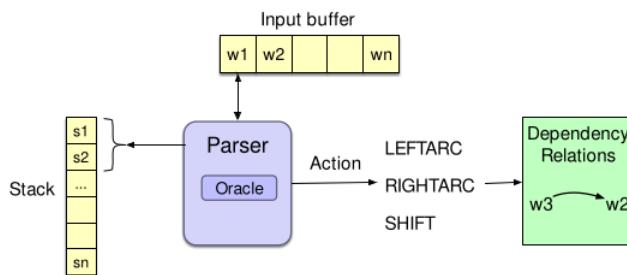


Figure 3.14: Transition-based parsing.

Corollario 3.3.1 Proiettività

IF $i \rightarrow j$ THEN $i \rightarrow *k$ for any k such that $i < k < j$ or $j < k < i$.

Note:-

In parole povere: se non ci sono incroci.

Osservazioni 3.3.3

- La maggior parte dei framework non assume la proiettività.
- Le strutture non proiettive sono necessarie per tenere conto delle dipendenze a lunga distanza (e. g. le domande).

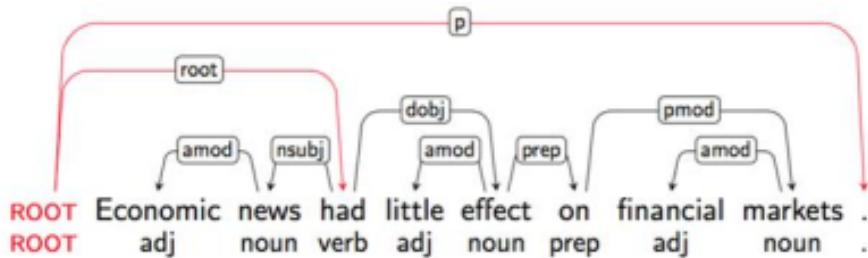


Figure 3.15: Struttura proiettiva.

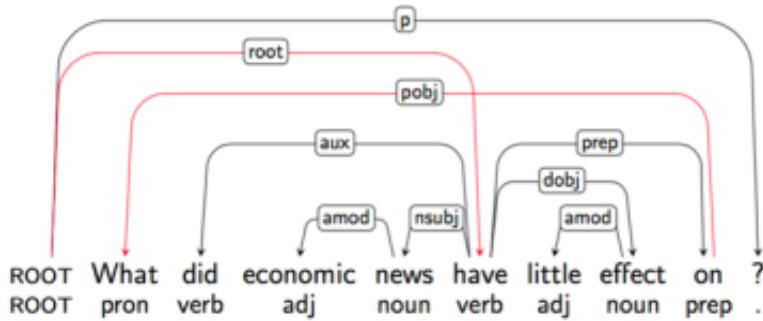


Figure 3.16: Struttura non proiettiva.

Uno **stato** è composto da tre cose:

- Uno stack che contiene le parole parzialmente analizzate.
- Una lista contenente le rimanenti parole da analizzare.
- Un insieme contenente le dipendenze create fino a quel punto nell'analisi.

Stato iniziale:

- {[root], [sentence], ()}.

Stato finale:

- {[root], [], (R)}.
- R è l'insieme delle dipendenze costruite.
- [] è la lista vuota poiché tutte le parole sono state analizzate.

Osservazioni 3.3.4 Operatori di parsing

- LeftArc: asserisce una relazione testa-dipendenza tra la parola sulla cima dello stack e la seconda parola nello stack (rimuove la seconda parola dallo stack).
- RightArc: asserisce una relazione testa-dipendenza tra la seconda parola nello stack e la parola sulla cima dello stack (rimuove la cima dallo stack).

- Shift: rimuove la parola dall'inizio dell'input e fa "push" sullo stack.

```

function DEPENDENCYPARSE(words) returns dependency tree
    state  $\leftarrow$  {[root], [words], []} ;initial configuration
    while state not final
        t  $\leftarrow$  ORACLE(state) ;choose a tr. operator to apply
        state  $\leftarrow$  APPLY(t,state) ;apply it, creating a new state
    return state

```

Figure 3.17: Algoritmo per fare il parsing delle dipendenze.

Note:-

Questo algoritmo è greedy: l'oracolo fornisce una singola scelta a ogni step e il parser procede con quella scelta (non c'è back-tracking).

2 Problemi:

- Operatori e dipendenze: come tipare?
- Quale operatore (L, R, S) si deve utilizzare a ogni passo? Bisogna avere un buon oracolo.

Problema 1:

- n dipendenze $\rightarrow 2^n + 1$ operatori, ossia Left e Right in combinazione con tutte le relazioni + Shift.

Problema 2:

- Oracolo a regole: si sceglie l'operatore da applicare usando un insieme di regole sul valore delle features dello stato corrente.
- Oracolo Probabilistico: si usa un sistema di ML per addestrare un classifier per scegliere l'operatore.

Osservazioni 3.3.5

Per usare il ML bisogna:

- Trovare le features linguisticamente significative.
- Costruire il training data.
- Implementare un training algorithm.

Trovare le features:

- A mano.
- In modo automatico utilizzando un classificatore neurale.

Training Data:

- TB (Treebank) a dipendenze.
- TB a costituenti e conversione (percolazione).

Training Algorithm:

- Dato un albero del TB si devono ricostruire tutte le scelte giuste del parser per costruire quello specifico albero.
- Si usa questo algoritmo:
 - LeftArc: se ottengo la dipendenza che correttamente si trova nell'albero.
 - RightArc: se ottengo la dipendenza che correttamente si trova nell'albero e tutte le altre dipendenze associate alla parola figlia si trovano già nell'albero.
 - Shift: in tutti gli altri casi.

3.3.4 Parsing a Regole per Dipendenze a Vincoli**Parser G (TUP, Turin University Parser):**

- Dependency grammar (constrains).
- Bottom-up, depth-first.
- Rule-based.

Questo parser:

- Un parser a dipendenze bottom-up di ampia copertura basato su regole.
- Regole per:
 - Chunking.
 - Coordination: si rimuove l'ambiguità delle congiunzioni con delle regole.
 - Verb-SubCat: regole verbali basate su una tassonomia di classi per la sottocategorizzazione.
- Dipendenze:
 - Morfosintattiche.
 - Sintattico-funzionali.
 - Semantiche.

4

Semantica

Domanda 4.1

Si possono costruire le grammatiche a mano?

- Per l'italiano: L. Lesmo (1985 → 2014), Common Lisp.
- Per l'inglese:
 - SHRDLU (Winograd 1972).
 - CHAT-80 (1979 → 1982), sviluppato in Prolog. È un linguaggio naturale per un database sulla geografia.

4.1 Fondamenti di Semantica Computazionale

Rappresentare il significato:

- Quale forma per il significato?
 - Tavole di un database, logica descrittiva, logica modale, AMR.
- Blackburn e Bos → Logica del primordine.
- Il problema nasce per le frasi incomplete.
- Lambda e logica del primordine per parole e sintagmi.

Logica del primordine:

- Simboli:
 - Costanti.
 - Predicati e relazioni.
 - Variabili.
 - Connettivi logici.
 - Quantificatori.
 - Altri simboli.
- Formule:
 - Atomiche.
 - Composte.
 - Quantificate.

4.1.1 Algoritmo Fondamentale della Semantica Computazionale

1. Parsificare la frase per ottenere l'albero sintattico.
2. Cercare la semantica di ogni persona nel lessico.
3. Costruire la semantica per ogni sintagma:
 - Bottom-up.
 - Syntax-driven: traduzione rule-to-rule.

Definizione 4.1.1: Principio di Composizionalità di Frege

Il significato del tutto è determinato dal significato delle parti e dalla maniera in cui sono combinate.

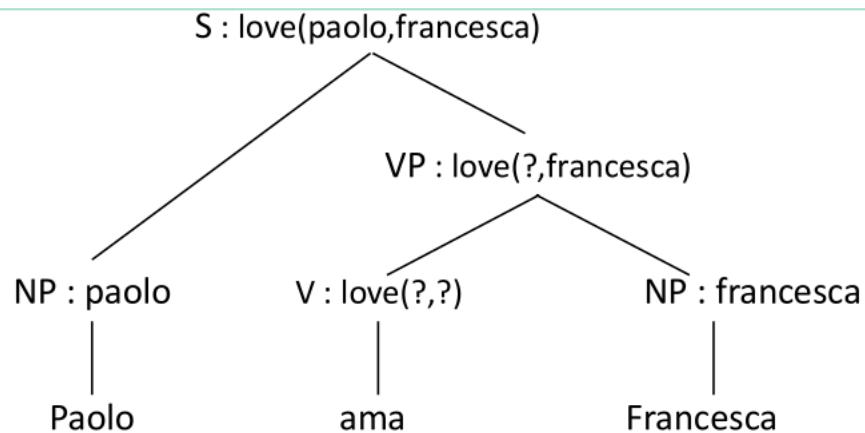


Figure 4.1: Applicazione dell'algoritmo.

Il significato della frase è costruito:

- Dal significato delle parole → Lessico.
- Risalendo le costruzioni semantiche → Regole semantiche.

Sistematicità:

- Come costruiamo il significato del VP?
- Come specificare in che maniera combinare i pezzi?
- Come rappresentare pezzi di formule?

4.2 Lambda Astrazione

Si utilizza il lambda λ :

- Il nuovo operatore λ si usa per legare (bind) le variabili libere.
- Questo simbolo meta-logico segna l'informazione mancante, ossia l'informazione generica.

4.2.1 Beta riduzione

$$\lambda(x.\text{love}(x, \text{mary}))(john)$$

- Si elimina il λ :
 - $(\text{love}(x, \text{mary}))(john)$
- Si rimuove l'argomento:
 - $\text{love}(x, \text{mary})$
- Si rimpiazzano le occorrenze della variabile legata dal λ con l'argomento in tutta la formula:
 - $\text{love}(john, \text{mary})$

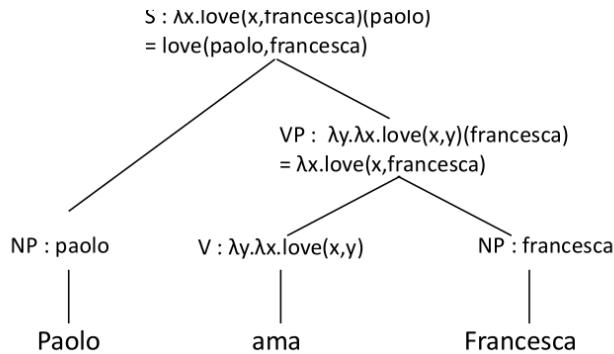


Figure 4.2: Beta riduzione.

4.2.2 Semantica di Montague

Montague propose un collegamento tra i linguaggi naturali e la logica: rifiutò dell'assunzione che ci sia una differenza importante tra linguaggi formali e linguaggi naturali. Inoltre viene mostrata l'influenza del tempo a livello del significato (logica temporale):

- U: utterance.
- R: reverence.
- E: event.

Note:-

Queste tre parti si combinano insieme per modificare il significato.

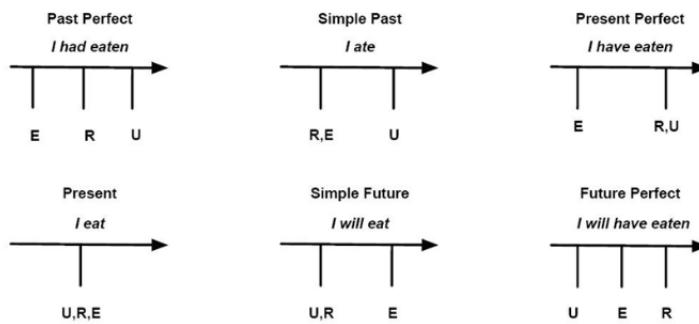


Figure 4.3: Rappresentazione del tempo.

4.2.3 Articoli e Nomi Propri

$\text{DT} : \lambda P. \lambda Q. \exists z (P(z) \wedge Q(z)) \rightarrow \text{un}$

$\text{DT} : \lambda P. \lambda Q. \forall z (P(z) \rightarrow Q(z)) \rightarrow \text{tutti}$

$\text{DT} : \lambda P. \lambda Q. \forall z (P(z) \rightarrow \neg Q(z)) \rightarrow \text{nessun}$

Figure 4.4: Rappresentazione degli articoli nel lambda calcolo.

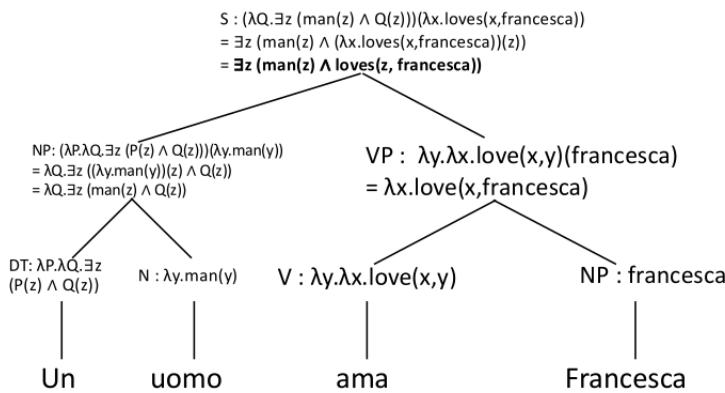


Figure 4.5: Esempio di frase con l'articolo "un".

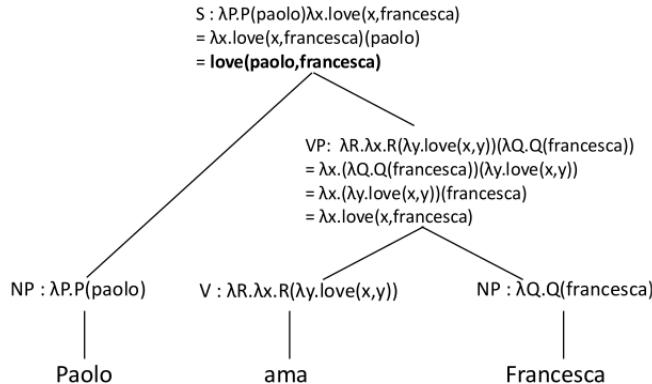


Figure 4.6: Il nuovo modo di trattare i nomi propri.

Note:-

Attenzione alle ambiguità: *Every man loves a woman.*

Lettura 1:

$$\forall x (\text{man}(x) \rightarrow \exists y (\text{woman}(y) \wedge \text{love}(x, y)))$$

Lettura 2:

$$\exists y (\text{woman}(y) \forall x (\text{man}(x) \rightarrow \text{love}(x, y)))$$

$\boxed{\lambda Q \lambda P (\forall x (Q(x) \rightarrow P(x))) \rightarrow \text{Every}}$

4.2.4 NLTK

Esiste una libreria in python¹ per la linguistica computazionale. **NLTK** (Natural Language ToolKit) è anche un libro pensato per dei linguisti che vogliono imparare a programmare (in python): nei primi capitoli vengono presentate le basi (variabili, cicli, etc.), verso la fine parla di semantica computazionale. Le principali caratteristiche della libreria includono:

- Logica del primordine e lambda calcolo.
- Theorem proving, costruzione di modelli e model checking.
- Semantiche varie.
- Logica lineare.
- Altre robe.

Listing 4.1: Esempio di semantica inglese utilizzando NLTK.

```
from nltk import load_parser
parser = load_parser('simple-sem.fcfg', trace=0)
sentence = 'Angus_gives_a_bone_to_every_dog'
tokens = sentence.split()
for tree in parser.parse(tokens):
    print(tree.label()['SEM'])

all z2.(dog(z2) -> exists z1.(bone(z1) & give(angus,z1,z2)))
```

¹Che schifo python.

5

Natural Language Generation

5.1 Introduzione alla NLG

Domanda 5.1

Che cosa è la *Natural Language Generation* (NLG)?

Definizione 5.1.1: Natural Language Generation

Il processo di costruire un testo in *linguaggio naturale* per adempiere a specifici goal comunicativi.

Note:-

Il processo inverso all'analisi. È più facile rispetto all'analisi: per esempio non si ha l'ambiguità perché si decide autonomamente come esprimersi. Non ci bastano gli LLM perché mancano di affidabilità.

Punti critici del NLG:

- *Scopo Generale*: un sistema automatico per produrre testo in linguaggio naturale, per comunicare alla maggior platea possibile.
- *Input*: una forma di rappresentazione dell'informazione di qualsiasi origine.
- *Output*: documenti, spiegazioni, messaggi d'aiuto, etc.
- *Basi di Conoscenza*:
 - Sul linguaggio.
 - Sul dominio.

Note:-

La NLG è stata trascurata in passato perché più facile e dunque meno interessante.

I template (sostanzialmente printf):

- Formalizzazione di basso livello.
- Non servono competenze linguistiche.
- Sono veloci.
- Non sono ottimali quando non si ha ben chiaro l'input.

NLG:

- Sono mantenibili.
- Migliore qualità.
- Output multilingua.

Note:-

Ovviamente sono possibili sistemi ibridi.

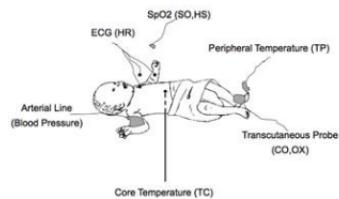
5.1.1 BabyTalk

Definizione 5.1.2: BabyTalk

BabyTalk è un sistema NLG a scopo medico che è diretta a varie persone: dottori, infermiere, famiglie.

Punti chiave:

- *Goal:* produrre dati medici per dottori, infermiere e famiglie.
- *Input:* dati di sensori, records di azioni o osservazioni dell'equipé medica, etc.
- *Output:*
 - BT45: 45 minuti di dati per i dottori.
 - BT-Nurse: 12 ore di dati per le infermiere.
 - BT-Family: 24 ore di dati per le famiglie.



FullDescriptor	Time
SETTING;VENTILATOR;FIO2 (36%)	10.30
MEDICATION;Morphine	10.44
ACTION;CARE;TURN/CHANGE POSITION;SUPINE	10.46-10.47
ACTION;RESPIRATION;HAND-BAG BABY	10.47-10.51
SETTING;VENTILATOR;FIO2 (60%)	10.47
ACTION;RESPIRATION;INTUBATE	10.51-10.52

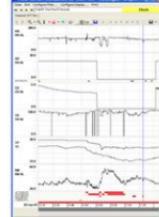


Figure 5.1: Esperimento di BabyTalk.

Come si è proceduto?

- Si è chiesto a dei dottori di fornire records effettivi per addestrare il sistema.
- Il sistema produce documenti diversi a seconda del destinatario: gli stessi dati possono essere forniti a entrambi, ma con formulazioni diverse (un infermiere capisce un certo tipo di linguaggio mentre un dottore un altro). Stesso per le famiglie.
- Si è provato a fare un esperimento con le infermiere: un gruppo con i sensori e l'altro con il testo prodotto da BabyTalk. Quand'è che lavorano meglio?

Big Data e NLG:

- La sempre più grande mole di dati a disposizione ha reso impossibile pensare di leggerli tutti.
- Per cui si sono cominciati ad accoppare NLG e Big Data.
- Inoltre statisticamente i dottori non si fidano del "dato grezzo" (per esempio per interpolazioni, etc.) quindi si va ad utilizzare NLG per spiegare i dati

5.2 Architetture NLG

5.2.1 I Task della NLG

Note:-

Per gli esempi di questa parte si prenderà in considerazione il dominio dei treni.

1. Content determination:

- Messaggi provenienti da una struttura dati.
- I messaggi sono aggregazioni di dati che possono essere espressi linguisticamente, con una parola o un sintagma.
- I messaggi sono basati su entità, concetti e relazioni sul dominio. Non c'è nulla di linguistico.
- *Esempio:* IDENTITY(NEXTTRAIN, CALEDONIANEXPRESS); The next train is the Caledonian Express.
- *Esempio:* DEPARTURETIME(CALEDONIANEXPRESS, 1000); The Caledonian Express leaves at 10am.
- *Esempio:* COUNT((TRAIN, SOURCE(ABERDEEN), DESTINATION(GLASGOW)), 20, PERDAY); There are 20 trains daily from Aberdeen to Glasgow.

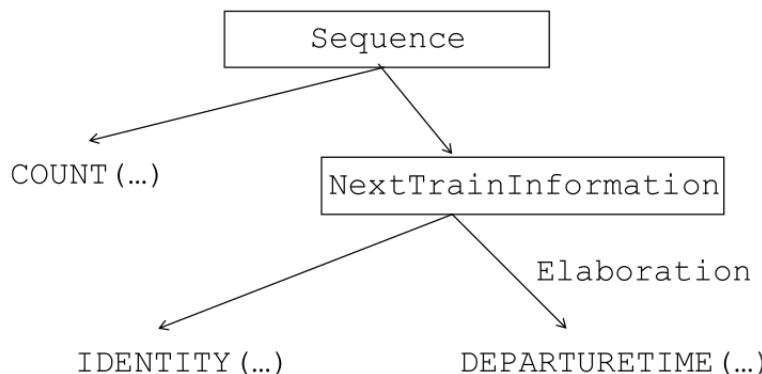
2. Discourse planning:

- Un testo non è solo un collezione casuale di frasi.
- C'è una struttura che relaziona le frasi.
- Due tipi di relazione:
 - Raggruppamento concettuale.
 - Relazioni retoriche.
- *Esempio:*

There are 20 trains daily from Aberdeen to Glasgow.

The next train is the Caledonian Express.

It leaves Aberdeen at 10am.



3. *Sentence Aggregation:*

- Se si dicessero tutte le frasi 1-a-1 si avrebbe un discorso poco naturale e non fluente.
- Per questo motivo i messaggi vengono combinati per formare frasi più complesse.
- Può causare ambiguità, ma ci si aspetta che l'altro sappia disambiguare.
- È il primo task che dipende dalla lingua.
- *Esempio:* The next train, which leaves at 10 am, is the Caledonian Express.

4. *Lexicalization:*

- Determina:
 - Quali parole usare per esprimere i concetti e le relazioni del dominio.
 - Quali relazioni sintattiche tra le parole.
- *Esempio:* si deve usare partire o decollare?

5. *Referring Expression Generator:*

- Generare le “referring expressions” determina quali parole usare per esprimere le entità del dominio in una maniera comprensibile all’utente.
- Si bilancia fluentezza e ambiguità (a volte con parafrasi).
- *Esempio:*
 - Aberdeen, Scotland.
 - Aberdeen.
- *Esempio:*
 - The train that leaves at 10am.
 - The next train.

6. *Syntactic and morphological realization:*

- Ogni lingua ha:
 - Morfologia: come si formano le parole.
 - Sintassi: come si formano le frasi.
- Arrivati a questo livello il dominio non ha più alcuna importanza, è tutta linguistica.

7. *Orthographic realization:*

- Lettere grandi.
- Punteggiatura.
- Font.
- Impaginazione.

6

Dialog Systems e ChatBOTs

6.1 Introduzione allo Studio Computazionale del Dialogo

Domanda 6.1

Che cos'è il dialogo?

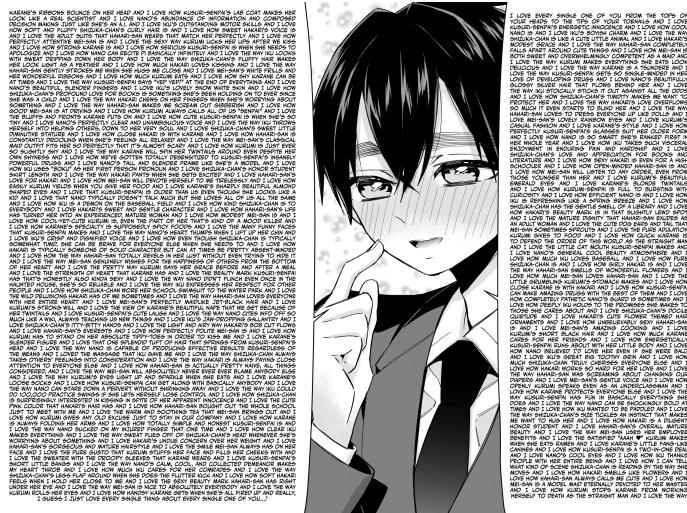


Figure 6.1: This is not what a dialog look like.

Definizione 6.1.1: Dialogo

Le regole della conversazione sono, in generale, non ancorate a uno specifico argomento, ma si può passare facilmente da uno all'altro senza sforzo.

Un dialogo è un'attività collaborativa:

- Attività:
 - Motivata dal desiderio di soddisfare un determinato goal.

- Soggetto a un particolare costo da minimizzare: lo sforzo comunicativo.
- Composto da una sequenza temporale di eventi: i *turni* del dialogo.
- Collaborativa:
 - Bisogna coordinare i contributi.
 - Ci si deve assicurare che non ci siano fraintendimenti.
 - Bisogna rendere l'interazione efficiente.

6.1.1 Le Caratteristiche del Dialogo Umano

Ci sono 6 punti chiave di cui bisogna tener conto nel realizzare un sistema di dialogo:

- *Turni*:
 - Ogni contributo alla conversazione.
 - È come se la comunicazione venisse vista come un gioco.
 - Il problema del turno: Come si capisce quando prendere il turno? Si può concedere all'utente di interrompere il sistema. La difficoltà sta nella comprensione del sistema, poiché può capitare che le persone smettano di parlare temporaneamente nel proprio turno.

Speech Acts:

- Constativi: affermare qualcosa.
- Direttivi: tentativo del parlante di far fare qualcosa all'altra persona.
- Committivi: riguardanti azioni future del parlante.
- Riconoscitivi: esprimere un'attitudine riguardo la persona che sta ascoltando.

Grounding:

- I partecipanti alla conversazione hanno bisogno di un "terreno comune".
- Consiste nel confermare che l'ascoltatore abbia capito.
- Esempio: il bottone di un ascensore che si illumina¹.

Struttura del Dialogo:

- *Punti di Adiacenza*: si ha una struttura sensata.
- Domanda e Risposta.
- Proposta e Accettazione/Rifiuto.
- *Sottodialoghi*: il dialogo può specializzarsi in un sottodialogo collegato e poi ritornare al punto da cui si è partiti (struttura ricorsiva).
- *Presequenza*: chiedere un qualcosa e successivamente confermarlo.

- *Iniziativa*:

- Alcune conversazioni sono controllate da una sola persona.
- Ma diverse conversazioni umane hanno un'iniziativa mista.
- Tuttavia questo è difficile da replicare per cui solitamente si ricorre o all'iniziativa dell'utente (da cui derivano i vari ChatBOTs) o all'iniziativa del sistema (il sistema guida la conversazione su binari prestabiliti).

- *Inferenza*:

- Da ciò che viene detto si deve ricavare il significato.
- I principi di inferenza sulle conversazioni di Grice (principio di massima rilevanza, etc.).

¹Traenne in dipartimento I guess.

6.2 Architetture

6.2.1 ChatBOTs

Definizione 6.2.1: Eliza

Eliza è un sistema sviluppato da Weizenbaum nel 1966. È ispirato uno psicologo Rogeriano.

Corollario 6.2.1 Psicologo Rogeriano

Uno Psicologo Rogeriano è uno psicologo che ripete le frasi al proprio paziente ponendole in predeterminati modi.

Note:-

Si può facilmente realizzare in LISP o PERL (la prima versione è stata sviluppata in MAD-SLIP).

You are like my father in some ways.
WHAT RESEMBLANCE DO YOU SEE
You are not very aggressive but I think you don't want me to notice that.
WHAT MAKES YOU THINK I AM NOT AGGRESSIVE
You don't argue with me.
WHY DO YOU THINK I DON'T ARGUE WITH YOU
You are afraid of me.
DOES IT PLEASE YOU TO BELIEVE I'M AFRAID OF YOU
My father is afraid of everybody.
WHAT ELSE COMES TO MIND WHEN YOU THINK OF YOUR FATHER

Figure 6.2: Esempio di dialogo con Eliza.

Domanda 6.2

Come funziona Eliza?

- Utilizza pattern matching su espressioni regolari mediante un sistema di regole.
- La memoria: quando ci sono risposte che fanno pattern matching memorizza delle keyword. Se nessuna regola fa pattern matching va a utilizzare le keyword precedenti.
- Non utilizza spesso le stesse regole di trasformazione e se più regole matchano tende a usare le più specifiche prima.
- Le regole si possono riferire a più classi di parole (Famiglia = madre, padre, zio acquisito di 4353 grado, etc.).

Osservazioni 6.2.1

- Diversi sistemi si sono sviluppati a partire da Eliza.
- Nel 1971, Colby realizza Perry: usa la stessa struttura di Eliza ma con:
 - Più controllo.
 - Semplici capacità di comprensione.
 - Modelli mentali: ha delle variabili affettive (rabbia, paura, etc.).

- A.L.I.C.E.: linguaggio di markup in cui viene reso ingegneristico il processo di scrittura di regole per cui è facile farne tante. Per approfondire → pandorabots.

Pro e contro dei sistemi di dialogo:

- ✓ Divertenti (esistono competizioni su chi riesca a scrivere il ChatBOT più divertente).
- ✓ Buoni per semplici applicazioni.
- ✗ Non c'è reale comprensione.
- ✗ Dare l'impressione di comprensione può essere problematico (relazioni parasociali, etc. trattato nel corso di "Etica, Società e Privacy").
- ✗ I ChatBOTs a regole possono essere costosi e fragili (non scalabili).
- ✗ I ChatBOTs basati su information retrieval sono difficilmente controllabili.

6.2.2 Sistemi di Dialogo

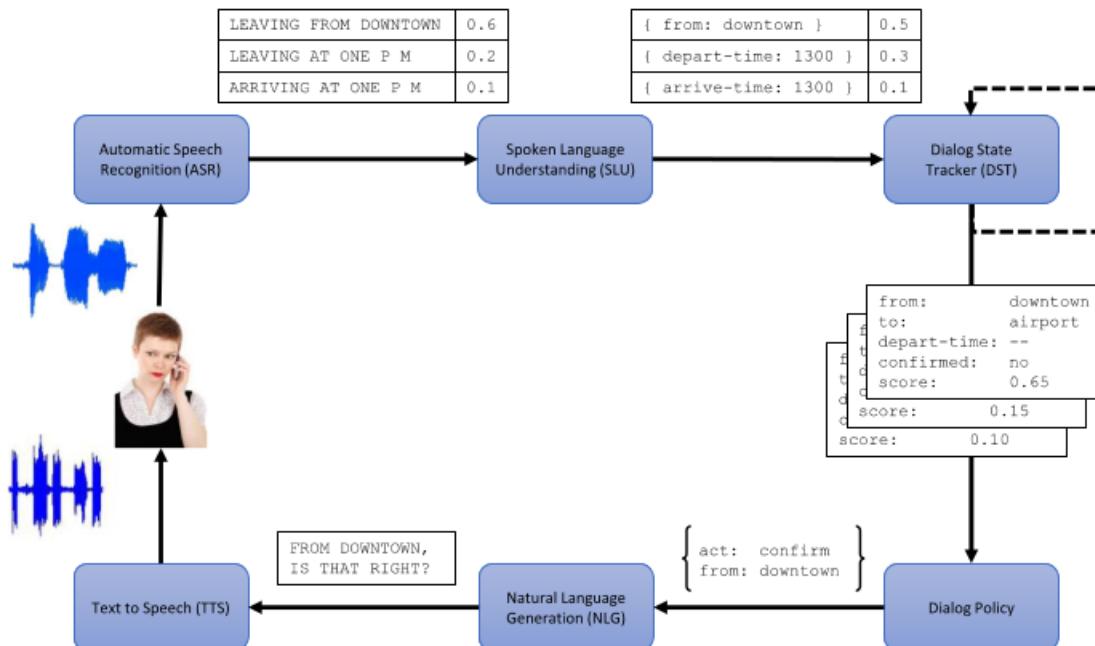


Figure 6.3: Componenti di un sistema di dialogo.

Un sistema di dialogo ha:

- **NLU:** riempie i buchi usando le risposte dell'utente.
- **NLG:** produce testi più naturali, meno simili a dei template.
- **Tracker dello stato del dialogo:** mantiene lo stato corrente del dialogo.
- **Politica di dialogo:** decide cosa il sistema debba fare o dire successivamente:
 - GUS policy: chiede domande finché non riesce a riempire il suo frame.
 - Politiche più complicate.

Natural Language Understanding (NLU):

- Classico:
 - Significato = Sintassi → Semantica → Pragmatica.
- Moderno (più usato nei Dialog Systems):
 - Semantica più semplice: GUS Slot.
 - Assume una semantica a frames.

Definizione 6.2.2: Agenti di Dialogo Basati sui Frames

Sono sistemi che hanno come goal l'aiutare l'utente a risolvere un task come effettuare una prenotazione o comprare un prodotto.

Note:-

A volte sono chiamati agenti di dialogo basati su tasks.

Definizione 6.2.3: GUS

Il primo sistema proposto fu GUS (1977): una struttura rappresentante le intenzioni degli utenti. Era composta da uno o più frame ognuno con slots e valori.

Algoritmo di GUS:

1. Rilevamento del dominio → Insieme di frames.
2. Rilevamento delle intenzioni → Un frame.
3. Riempimento di uno slot → Riempimento di un frame.

Corollario 6.2.2 Frame

Un insieme di slots che devono essere riempiti con informazioni di un determinato tipo. Ognuno è associato a una domanda posta all'utente.

Note:-

A volte un frame è chiamato ontologia del dominio.

Struttura di controllo per GUS:

- Il sistema fa domande all'utente, riempendo specifici slots.
- Si possono riempire più slots contemporaneamente.
- Quando un frame è pieno si fa una query sul database.
- Il tutto termina quando si sono riempiti tutti i buchi.
- Il sistema deve capire quale slot di quale frame riempire.

Come si capisce quale slot riempire?

- Classificazione del dominio.
- Determinare le intenzioni.
- Riempire lo slot.

Problemi con i frames:

- Non sono facilmente applicabili a tasks complessi:
 - Alcune informazioni potrebbero essere relative a più frames.
 - Ricorsività.
- Frames complessi:
 - Si costruisce una gerarchia di frame.

Note:-

Si possono avere sistemi ibridi con frames e apprendimento.

6.3 Valutazione

Domanda 6.3

Come si valuta la bontà di un sistema di dialogo o di un ChatBOTs?

- ChatBOTs: tramite interazioni con gli utenti.
- Dialoghi task-based: misurando le performance dei tasks.

6.3.1 Trindi Tricklist

1. L'interpretazione è relativa al contesto?
2. Il sistema può gestire risposte che forniscono più informazioni di quelle richieste?
3. Il sistema può gestire risposte che forniscono informazioni diverse da quelle attese?
4. Il sistema può gestire risposte che forniscono meno informazioni di quelle richieste?
5. Il sistema può gestire risposte ambigue?
6. Il sistema può gestire negazioni?
7. Il sistema può gestire l'assenza di risposta?
8. Il sistema può gestire input contenenti "rumore"?
9. Il sistema può gestire sotto-dialoghi iniziati dall'utente?
10. Il sistema chiede solo domande adeguate?
11. Il sistema può gestire informazioni inconsistenti?
12. Il sistema può gestire una revisione delle credenze²?
13. Il sistema controlla la sua comprensione delle intenzioni dell'utente?

²Meglio visto nel corso di "Agenti Intelligenti".

7

Domande per l'Esame

Domanda 7.1

Come funziona il Transition Based Parser (MALT)?

Risposta: si tratta di un tipo di parser che utilizza una grammatica a dipendenze, un algoritmo di ricerca bottom-up e depth-first con oracolo probabilistico.

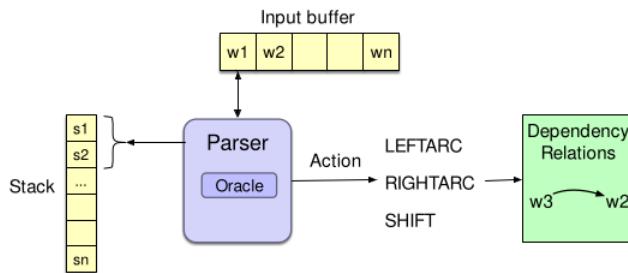


Figure 7.1: Transition-based parsing.

- **Stack:** contiene i nodi parzialmente analizzati.
- **Input Buffer:** lista ordinata di parole fornite in input.
- **Dependency Relations:** insieme delle dipendenze analizzate.
- **Parser:** guarda l'input, guarda sullo stack ed effettua una di tre possibili azioni (operazioni di transizione tra stati):
 - LEFTARC: crea un arco a sinistra (tra la parola dell'input e il top dello stack).
 - RIGHTARC: crea un arco a destra (tra il top dello stack e la parola dell'input).
 - SHIFT: prende la parola in input e la mette nel top dello stack.

Corollario 7.0.1 Proiettività

IF $i \rightarrow j$ THEN $i \rightarrow *k$ for any k such that $i < k < j$ or $j < k < i$.

• **Note:-**

In parole povere: se non ci sono incroci.

Stati:

- *Stato iniziale:* {[root],[sentence], ()}
- *Stato finale:* {[root],[], (R)}
 - R è l'insieme delle dipendenze costruite.
 - [] è la lista vuota perché tutte le parole sono state analizzate.

L'algoritmo:

- Finché lo stato non è finale:
 - Un operatore viene scelto dall'oracolo probabilistico.
 - Viene applicato l'operatore effettuando un cambiamento dello stato.
- Viene restituito lo stato.

• **Note:-**

Algoritmo greedy.

Problemi:

- Tipare le relazioni: aggiungere le relazioni agli operatori, in questo modo si passa da 3 operatori a $2n + 1$ dove n è il numero di relazioni.
- Come capire quale operatore utilizzare: si potrebbe usare un oracolo a regole, ma non è praticabile. Quindi si sceglie di utilizzare un sistema di ML per addestrare un classifier per scegliere l'operatore \Rightarrow si riduce il parsing a un task di classificazione.

Domanda 7.2

Cosa è il task della Referring Expression Generation?

Risposta: si tratta del task per cui si vuole determinare quali parole usare per esprimere le entità del dominio (nomi propri e pronomi). Spesso si fanno parafrasi per bilanciare fluentezza e ambiguità.

Domanda 7.3

Spiegare l'uso delle HMM nel PoS Tagging.

Risposta: le Hidden Markov Models sono modelli probabilistici utilizzati nel PoS tagging. Sono composte da:

- *Stati nascosti (hidden state):* i tag PoS.
- *Osservazioni:* le parole nel testo.
- *Probabilità di transizione:* probabilità che un tag segua un altro.
- *Probabilità di emissione:* probabilità che una parola appaia dato un tag.

Modelling:

- L'obiettivo è trovare la sequenza di tag \hat{t}_1^n che massimizza la probabilità a posteriori:

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} P(t_1^n | w_1^n)$$

dove:

- \hat{t}_1^n è la stima della sequenza ottimale di tag
- w_1^n rappresenta la sequenza di parole osservate

- Applicando il teorema di Bayes e le proprietà delle HMM:

$$P(t_1^n | w_1^n) \propto P(w_1^n | t_1^n) \cdot P(t_1^n) = \prod_{i=1}^n P(w_i | t_i) \cdot P(t_i | t_{i-1})$$

con $t_0 = \text{START}$ (stato iniziale).

- Notazioni chiave:

- \hat{t} (hat): stima della migliore sequenza
- $\operatorname{argmax}_x f(x)$: valore di x che massimizza $f(x)$

- Esempio concreto per una frase di 3 parole:

$$\hat{t}_1^3 = \operatorname{argmax}_{t_1, t_2, t_3} P(t_1)P(t_2|t_1)P(t_3|t_2) \cdot P(w_1|t_1)P(w_2|t_2)P(w_3|t_3)$$

Learning (Apprendimento dei parametri):

- Probabilità di transizione:*

$$P(\text{tag}_i | \text{tag}_{i-1}) = \frac{\text{Conteggio}(\text{tag}_{i-1} \rightarrow \text{tag}_i)}{\text{Conteggio}(\text{tag}_{i-1})}$$

Esempio: Se DET è seguito da NOUN 70 volte su 100, allora $P(\text{NOUN} | \text{DET}) = 0.7$.

- Probabilità di emissione:*

$$P(\text{parola} | \text{tag}) = \frac{\text{Conteggio}(\text{parola con tag})}{\text{Conteggio}(\text{tag})}$$

Esempio: Se la parola "cane" appare 90 volte come NOUN, $P(\text{"cane"} | \text{NOUN}) = 0.9$.

- Probabilità iniziali:*

$$P(\text{tag}_1) = \frac{\text{Conteggio}(\text{tag}_1 \text{ come primo tag})}{\text{Totale frasi}}.$$

Decoding (Assegnazione dei tag): L'algoritmo di Viterbi seleziona la sequenza di tag \hat{t}_1^n che massimizza:

$$\operatorname{argmax}_{t_1^n} P(t_1^n | w_1^n) \propto \prod_{i=1}^n P(t_i | t_{i-1}) \cdot P(w_i | t_i),$$

dove:

- t_i è il tag alla posizione i ,
- w_i è la parola alla posizione i .

Domanda 7.4

Che differenza c'è tra MEMM e HMM?

Risposta: I modelli MEMM (Maximum Entropy Markov Models) e HMM (Hidden Markov Models) sono approcci probabilistici diversi per il tagging sequenziale. Le differenze principali sono:

Aspetto	HMM	MEMM
<i>Modello probabilistico</i>	Generativo	Discriminativo
<i>Probabilità modellate</i>	$P(W, T) = \prod P(w_i t_i)P(t_i t_{i-1})$	$P(T W) = \prod P(t_i t_{i-1}, w_i)$
<i>Feature</i>	Solo parole e tag	Feature arbitrarie (es: prefissi, suffissi)
<i>Problema noto</i>	Independence assumptions	Label bias problem
<i>Efficienza</i>	$O(nT^2)$ (Viterbi)	$O(nT^2)$ (Viterbi modificato)

Dettagli chiave:

- *Natura dei modelli:*

- Gli HMM sono *generativi*: modellano la probabilità congiunta $P(W, T)$
- I MEMM sono *discriminativi*: modellano direttamente $P(T|W)$

- *Flessibilità:*

- Gli HMM usano solo emissioni $P(w|t)$ e transizioni $P(t_i|t_{i-1})$
- I MEMM possono incorporare feature complesse (es: "La parola finisce con '-mente'")

- *Problemi intrinseci:*

- HMM soffre di *independence assumptions* (emissioni indipendenti dal contesto)
- MEMM soffre di *label bias* (tendenza a preferire stati con meno transizioni)

- *Esempio di feature in MEMM:*

$$P(t_i|t_{i-1}, w_i) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_j \lambda_j f_j(t_i, t_{i-1}, w_i)\right)$$

dove f_j sono feature (es: "la parola è maiuscola?") e λ_j pesi appresi.

Domanda 7.5

Dove si trovano le lingue naturali nella gerarchia di Chomsky?

Risposta: sono *Mildly Context-Sensitive* ($a^n b^n c^n$) e si collocano tra le Context-Sensitive (a^{2^n}) e le Context-free ($a^n b^n$).

Domanda 7.6

Cosa è una probabilistic CFG?

Risposta: una probabilistic CFG è una distribuzione di probabilità sulle regole di una grammatica. La somma dei valori dei lati destri di una regola (dato il suo lato sinistro) deve fare 1.

Domanda 7.7

Che cosa è il realizer nella NLG?

Risposta: Il *realizer* (o *surface realizer*) è il componente fondamentale di un sistema di Natural Language Generation (NLG) che trasforma una rappresentazione astratta del contenuto (tipicamente strutture sintattiche o semantiche) in testo linguisticamente corretto e fluente.

Funzionamento del realizer:

- **Input:** Riceve una rappresentazione intermedia (es: *deep syntax* o *semantic graphs*)
- **Output:** Genera frasi grammaticalmente corrette nella lingua target
- **Processi chiave:**
 - **Linearizzazione:** Disposizione ordinata delle parole
 - **Morfologia:** Flessione di genere, numero, tempo verbale
 - **Surface realization:** Scelta di articoli/preposizioni (es: "al" vs "allo")
 - **Orthographic realization:** Capitalizzazione, punteggiatura

Esempio concreto:

- **Input:**

```
(AGGIUNGI (OGGETTO "libro")
(ATTRIBUTI (COLORE "rosso") (POSIZIONE "scrivania")))
```

- **Output:** "*Aggiungi il libro rosso sulla scrivania*"

Tecnologie utilizzate:

- **Grammar-based:** Realizer con grammatiche hand-crafted (es: FUF/SURGE)
- **Statistical:** Modelli neurali (LSTM/Transformer) addestrati su corpora
- **Hybrid:** Combinazione di regole e modelli statistici

Strumenti noti:

- **SimpleNLG:** Libreria Java per realizzazione in inglese/francese
- **GRAMLEX:** Sistema per flessione morfologica italiana
- **OpenCCG:** Realizer basato su grammatiche categoriali

Domanda 7.8

Cosa è il task dell'Aggregation?

Risposta: L'*Aggregation* è un task fondamentale nella Natural Language Generation (NLG) che combina multiple unità d'informazione in strutture linguistiche più complesse e naturali, riducendo la ridondanza e migliorando la fluidità del testo generato.

Domanda 7.9

Elencare i 5 algoritmi per il parsing delle dipendenze sintattiche.

Risposta:

- Dynamic Programming (simile a CKY): Ha complessità $O(n^5)$, ma Eisner ne ha scoperto uno con complessità $O(n^3)$.
- Graph Algorithm: si crea un minimum spanning tree e vengono valutate le dipendenze in modo indipendente utilizzando un ML classifier.
- Constituency Parsing: si fa il parsing con una grammatica a costituenti e si converte in una grammatica a dipendenze attraverso una *tavella di percolazioni*.
- Transition-based parsing (MALT): anche detto deterministico. Si fanno scelte greedy per la creazione di dipendenze tra parole, guidate da ML classifier.
- Constraint Satisfaction: vengono eliminate tutte le possibili dipendenze che non soddisfano certi vincoli (un esempio è TUP).

Domanda 7.10

Quali sono i task della NLG?

Risposta:

1. *Content determination:*

- Messaggi provenienti da una struttura dati.
- I messaggi sono aggregazioni di dati che possono essere espressi linguisticamente, con una parola o un sintagma.
- I messaggi sono basati su entità, concetti e relazioni sul dominio. Non c'è nulla di linguistico.
- *Esempio:* IDENTITY(NEXTTRAIN, CALEDONIANEXPRESS); The next train is the Caledonian Express.
- *Esempio:* DEPARTURETIME(CALEDONIANEXPRESS, 1000); The Caledonian Express leaves at 10am.
- *Esempio:* COUNT((TRAIN, SOURCE(ABERDEEN), DESTINATION(GLASGOW)), 20, PERDAY); There are 20 trains daily from Aberdeen to Glasgow.

2. *Discourse planning:*

- Un testo non è solo un collezione casuale di frasi.
- C'è una struttura che relaziona le frasi.
- Due tipi di relazione:
 - Raggruppamento concettuale.
 - Relazioni retoriche.

• *Esempio:*

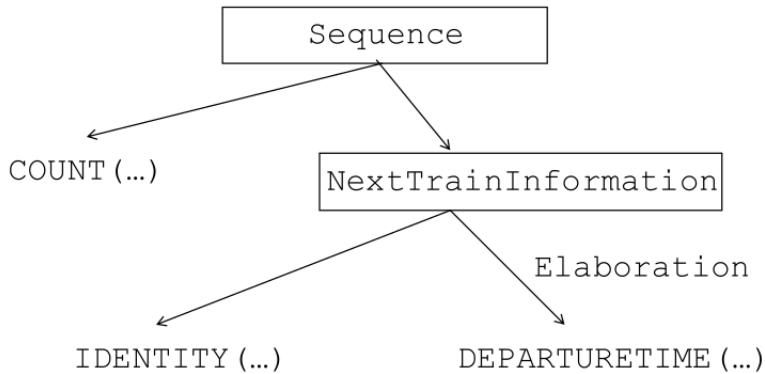
3. *Sentence Aggregation:*

- Se si dicevano tutte le frasi 1-a-1 si avrebbe un discorso poco naturale e non fluente.
- Per questo motivo i messaggi vengono combinati per formare frasi più complesse.
- Può causare ambiguità, ma ci si aspetta che l'altro sappia disambiguare.
- È il primo task che dipende dalla lingua.
- *Esempio:* The next train, which leaves at 10 am, is the Caledonian Express.

4. *Lexicalization:*

- Determina:

There are 20 trains daily from Aberdeen to Glasgow.
The next train is the Caledonian Express.
It leaves Aberdeen at 10am.



- Quali parole usare per esprimere i concetti e le relazioni del dominio.
- Quali relazioni sintattiche tra le parole.
- *Esempio:* si deve usare partire o decollare?

5. Referring Expression Generator:

- Generare le “referring expressions” determina quali parole usare per esprimere le entità del dominio in una maniera comprensibile all’utente.
- Si bilancia fluentezza e ambiguità (a volte con parafrasi).
- *Esempio:*
 - Aberdeen, Scotland.
 - Aberdeen.
- *Esempio:*
 - The train that leaves at 10am.
 - The next train.

6. Syntactic and morphological realization:

- Ogni lingua ha:
 - Morfologia: come si formano le parole.
 - Sintassi: come si formano le frasi.
- Arrivati a questo livello il dominio non ha più alcuna importanza, è tutta linguistica.

7. Orthographic realization:

- Lettere grandi.
- Punteggiatura.
- Font.
- Impaginazione.

Domanda 7.11

Spiegare l’uso del formalismo lambda-FoL per la semantica computazionale.

Risposta: si usa la logica del prim’ordine (FoL) per poter ragionare sul linguaggio in maniera automatica. Tuttavia la FoL non permette di rappresentare alcune cose (predicati universali), per cui si introduce la lambda astrazione. Il motivo è che serve poter avere delle funzioni.

Note:-

Maggiori informazioni nell'apposita sezione.

Domanda 7.12

Cosa è la rappresentazione Neo-Davidsoniana?

Risposta: una rappresentazione che usa FoL in cui si reificano gli eventi, ossia si definisce una variabile per identificare l'evento.

Domanda 7.13

Quali sono le due ipotesi fondamentali della linguistica computazionale?

Risposta: La linguistica computazionale poggia su due ipotesi fondamentali che ne guidano l'approccio teorico e metodologico:

1. *Ipotesi discreta del linguaggio*

- Postula che il linguaggio sia costituito da **unità discrete** (fonemi, morfemi, parole) combinabili secondo regole
- Implicazioni computazionali:
 - Rappresentabilità mediante strutture formali (grammatiche, automi)
 - Segmentazione precisa di testi/token (es: word boundary detection)
 - Modellazione come processi Markoviani (catene di stati discreti)
- Contro-esempi da gestire:
 - Fenomeni continui (es: intonazione, gradazioni semantiche)
 - Casi di ambiguità segmentativa (es: "l'ago" vs "la go")

2. *Ipotesi della computabilità linguistica*

- Assume che i processi linguistici siano **algoritmamente modellabili**
- Conseguenze operative:
 - Sviluppo di parser per grammatiche formali (es: CFG, TAG)
 - Apprendimento automatico di pattern linguistici
 - Decidibilità dei problemi linguistici (es: membership problem)
- Limiti teorici:
 - Problemi NP-completi per grammatiche espressive
 - Trade-off tra copertura linguistica e complessità computazionale

Interazione tra le ipotesi:

Discretezza \Rightarrow Rappresentabilità formale \Rightarrow Computabilità

Domanda 7.14

Cosa è la frame-based semantic nei DS?

Risposta: in un dialogue system si hanno dei frames che vanno riempiti con informazioni che vanno ricavate dal dialogo con l'utente.

Note:-

Vedere apposita sezione per più dettagli.

Domanda 7.15

Fare un esempio di ambiguità puramente semantica.

Risposta: ho visto l'uomo sul monte con il telescopio.

Domanda 7.16

Ambiguità sintattica: spiegare i fenomeni del PP attachment e dell'ambiguità sintattica.

Risposta: L'*ambiguità sintattica* si verifica quando una frase ammette molteplici analisi strutturali, con significati potenzialmente diversi. Una PP può modificare diversi costituenti.

Esempio canonico: *"Ho visto l'uomo con il telescopio"*

- *Interpretazione 1* (attacco al VP):
 - Struttura: [VP [V visto] [NP l'uomo] [PP con il telescopio]]]
 - Significato: L'osservatore usa il telescopio
 - Rappresentazione: $\lambda e. \text{vedere}(e) \wedge \text{Agente}(e, \text{io}) \wedge \text{Strumento}(e, \text{telescopio})$
- *Interpretazione 2* (attacco all'NP):
 - Struttura: [VP [V visto] [NP l'uomo [PP con il telescopio]]]
 - Significato: L'uomo possiede il telescopio
 - Rappresentazione: $\lambda e. \text{vedere}(e) \wedge \text{Agente}(e, \text{io}) \wedge \text{Possessore}(\text{uomo}, \text{telescopio})$

Domanda 7.17

Come funziona l'algoritmo CKY?

Note:-

Vedere l'apposita sezione.

Domanda 7.18

Qual è la complessità dell'algoritmo CKY rispetto alla lunghezza N dell'input?

Risposta: $O(n^3)$ per la versione non probabilistica, $O(n^5)$ per la versione probabilistica.

Domanda 7.19

Che differenza c'è tra la sintassi formalizzata come dipendenze e quella come costituenti?

Risposta: differiscono per la struttura, quella a costituenti forma degli alberi, quella a dipendenze crea collegamenti tra varie parole.

Domanda 7.20

Che cos'è la misura PARSEVAL?

Risposta: si tratta di uno standard di valutazione per parser sintattici per confrontare alberi di costituenza generati automaticamente con alberi di riferimento (gold).

Domanda 7.21

Che cos'è un treebank?

Risposta: un treebank è un corpus che annota la struttura sintattica o semantica di molte frasi.

Domanda 7.22

Quali sono le fasi della NLG simbolica?

Risposta: La NLG simbolica tradizionale segue una pipeline modulare composta da sei fasi fondamentali, secondo il modello *Reiter & Dale* (2000):

1. *Content Determination*

- **Scopo:** Selezionare le informazioni da verbalizzare
- **Input:** Knowledge base o dati strutturati
- **Output:** Insieme di proposizioni logiche
- **Esempio:** Da DB meteo a {temp(oggi, 22C), pioggia(domani, 80%)}

2. *Document Planning*

- **Scopo:** Organizzare la struttura del discorso
- **Sottofasi:**
 - *Macroplanning:* Ordinamento delle informazioni
 - *Microplanning:* Raggruppamento concettuale
- **Tecniche:** Rhetorical Structure Theory (RST)

3. *Lexicalization*

- **Scopo:** Mappare concetti a parole
- **Decisioni:**
 - Scelta lessicale ("acquistare" vs "comprare")
 - Classi di parole (verbo vs nominalizzazione)
- **Risorse:** Ontologie lessicali (WordNet)

4. *Referring Expression Generation*

- **Scopo:** Introdurre entità nel discorso
- **Strategie:**
 - Forme definite ("il libro")
 - Descrizioni ("il romanzo pubblicato nel 2020")
 - Pronominalizzazione
- **Algoritmi:** Full Brevity, Incremental

5. *Aggregation*

- **Scopo:** Combinare proposizioni
- **Operazioni:**
 - Coordinazione ("e")
 - Subordinazione ("perché")
 - Ellissi
- **Esempio:** "La temperatura è 22°C" + "Il cielo è sereno" → "La temperatura è 22°C con cielo sereno"

6. *Linguistic Realization*

- **Scopo:** Generare la superficie linguistica
- **Compiti:**
 - Flessione morfologica
 - Ordinamento parole
 - Inserimento articoli/preposizioni
- **Strumenti:** Realizer come SimpleNLG

Domanda 7.23

HMM è un modello generativo o discriminativo?

Risposta: HMM è un modello generativo: per capire se in una foto c'è un cane si guardano le caratteristiche che lo rendono un cane (e.g. la code, etc.). MEMM invece è discriminativo: se si vede un guinzaglio non è un cane.

Domanda 7.24

Spiegare cosa si intende per anatomia di un parser.

Risposta:

- Grammatica o modello di automa.
- Algoritmo:
 - Strategia di ricerca.
 - Organizzazione della memoria.
- Oracolo.

Domanda 7.25

Quali sono i 6 fenomeni del dialogo tra umani?

Risposta:

- *Turni:*
 - Ogni contributo alla conversazione.
 - È come se la comunicazione venisse vista come un gioco.
 - Il problema del turno: Come si capisce quando prendere il turno? Si può concedere all'utente di interrompere il sistema. La difficoltà sta nella comprensione del sistema, poiché può capitare che le persone smettano di parlare temporaneamente nel proprio turno.

Speech Acts:

- Constativi: affermare qualcosa.
- Direttivi: tentativo del parlante di far fare qualcosa all'altra persona.
- Committivi: riguardanti azioni future del parlante.
- Riconoscitivi: esprimere un'attitudine riguardo la persona che sta ascoltando.

Grounding:

- I partecipanti alla conversazione hanno bisogno di un "terreno comune".

- Consiste nel confermare che l'ascoltatore abbia capito.
- Esempio: il bottone di un ascensore che si illumina¹.

Struttura del Dialogo:

- *Punti di Adiacenza:* si ha una struttura sensata.
- Domanda e Risposta.
- Proposta e Accettazione/Rifiuto.
- *Sottodialoghi:* il dialogo può specializzarsi in un sottodialogo collegato e poi ritornare al punto da cui si è partiti (struttura ricorsiva).
- *Presequenza:* chiedere un qualcosa e successivamente confermarlo.

• *Iniziativa:*

- Alcune conversazioni sono controllate da una sola persona.
- Ma diverse conversazioni umane hanno un'iniziativa mista.
- Tuttavia questo è difficile da replicare per cui solitamente si ricorre o all'iniziativa dell'utente (da cui derivano i vari ChatBOTs) o all'iniziativa del sistema (il sistema guida la conversazione su binari prestabiliti).

• *Inferenza:*

- Da ciò che viene detto si deve ricavare il significato.
- I principi di inferenza sulle conversazioni di Grice (principio di massima rilevanza, etc.).

Domanda 7.26

Cos'è il PoS Tagging?

Risposta: il Part of Speech tagging è il task in cui si fornisce in input una frase e viene restituita in output una frase taggata con le varie parti della frase (NOUN, VERB, ADJ, etc.). Molte parole sono ambigue (hanno più PoS associati), quindi è necessario disambiguare con un algoritmo. Il 60% dei token sono ambigui.

È importante perché:

- La pronuncia di parole dipende dal PoS.
- Serve per analisi di Noun Phrases (shallow parsing).
- Serve per l'analisi sintattica.
- Per Machine Translation (con lingue simili).
- Per sentiment analysis.
- Da un punto di vista linguistico: capire le parti più utilizzate e quando.

Domanda 7.27

Cos'è il NER Tagging?

Risposta: il Named Entities recognition è un task di tagging che si applica unicamente ai nomi propri. Per distinguere se indicano persone, organizzazioni, luoghi, etc. A differenza del PoS tagging è un multi word: New York City, Marie Curie, etc.

¹Tranne in dipartimento I guess.

2 Sottotask:

- Trovare lo span di testo che costituisce i nomi propri.
- Taggare il tipo di entità.

Perché si vuole fare NER?

- Sentiment analysis: i sentimenti di un consumatore verso un prodotto.
- Q&A: rispondere a domande su entità.
- Information extraction: estrarre fatti su entità da un testo.

Come si fa?

- BIO Tagging: Begin Inside Outside.
- L'idea è che ci si segna l'inizio (begin), quando si è dentro (inside) e quando si esce (outside).
- I tag necessari sono $2n + 1$ dove n è il numero di diverse NE possibili.

