

PoS Tagger per lingue morte

Alessandro Caputo, Emanuele Gentiletti



Introduzione

In questa esercitazione implementiamo e valutiamo un PoS tagger al variare delle tecniche di smoothing utilizzate. In particolare il PoS tagger utilizzerà l'Hidden Markov Model come modello e l'algoritmo di Viterbi per il decoding. I corpus testati saranno due, il primo composto di frasi in greco antico, il secondo composto di frasi in latino.

Implementazione

Per implementare il tagger abbiamo creato una classe `HMMTagger` (in `tagger/hmm_tagger.py`) che ha come attributi le matrici contenenti le probabilità di transizione ed emissione. Come struttura dati per rappresentare vettori e matrici abbiamo usato i dizionari. In questo modo non abbiamo sfruttato la vettorizzazione delle operazioni, ma siamo comunque rimasti soddisfatti dalla performance dell'algoritmo (l'addestramento e il test su entrambi i corpus richiedono circa 15 secondi sulle nostre macchine).

Training

Le probabilità di transizione ed emissione vengono calcolate attraverso la seguente pipeline:

```
transitions = pipe(
    corpus.train,
    transition_counts,
    valmap(counts_to_log_probability),
    transpose,
)
```

`corpus.train` è il training set del corpus, che tramite `pipe` viene passato in successione alle tre funzioni seguenti.

La funzione `transition_counts` non solo conta le transizioni dei PoS presenti nelle frasi del corpus, ma assegna frequenza 1 anche a tutte le transizioni che non sono state osservate nel corpus. Questa procedura di smoothing previene situazioni in cui tutte le probabilità in una colonna della matrice hanno come risultato 0 (quando le emissioni di una parola hanno probabilità positiva solo per certi tag e le transizioni dal tag precedente verso questi sono 0). Il risultato è un dizionario annidato, dove `counts[pos1][pos2]` è il numero di transizioni da `pos1` a `pos2`.

```
counts = {
    pos: dict.fromkeys([*POS_TAGS, "Qf"], 1) for pos in [*POS_TAGS, "Q0"]
}
```

Per le i conteggi delle emissioni abbiamo proseguito in modo analogo (saltando lo smoothing, che approcciamo successivamente per gestire le parole non incontrate nel corpus).

`counts_to_log_probability`¹ converte un dizionario di conteggi in un dizionario di probabilità logaritmiche, dividendo ogni conteggio per la somma di tutti i conteggi nel dizionario.

Infine, `transpose` effettua una trasposizione del dizionario, per rendere più semplice l'accesso alle probabilità durante il decoding: tramite `transitions[pos]` possiamo accedere a tutte le probabilità di arrivare a `pos` da ogni PoS di partenza, mentre con `emissions[token]` otteniamo le probabilità di generare `token` a partire da ogni PoS.

Smoothing

Lo smoothing per le emissioni non presenti è stato gestito modificando il dizionario delle emissioni in modo che `emissions[token]` per un `token` non incontrato nel training restituisca un dizionario di probabilità scelte in base alla tecnica di smoothing che si vuole utilizzare. I dizionari di probabilità per ogni tecnica di smoothing usata sono in `tagger/smoothing.py`.

```
ALWAYS_NOUN = { 'NOUN': log(1) }

NOUN_OR_VERB = { 'NOUN': log(.5), 'VERB': log(.5) }

UNIFORM = counts_to_log_probability(dict.fromkeys(POS_TAGS, 1))

def probability_of_occurring_once(corpus: Corpus):
    # Conteggi dei PoS dei token che compaiono una sola volta
    # ...
```

Decoding

L'algoritmo di Viterbi è stato implementato in due funzioni, `pos_tags` e `_next_col`.

La funzione `pos_tags` è divisa in quattro parti:

- Inizializzazione: Inizializza la prima colonna della matrice di Viterbi, moltiplicando le probabilità di transizione dallo stato iniziale Q0 con quelle di emissione del primo token.
- Continuazione: Genera le colonne centrali della matrice chiamando `_next_col` per ogni token

¹Dato che nel passo precedente della pipeline abbiamo un dizionario annidato, e vogliamo eseguire questa operazione per tutti i dizionari interni, usiamo la funzione `valmap(fn, dict)`, dalla libreria `toolz`, che applica `fn` a tutti i valori di un dizionario. La funzione è curried, per cui saltando l'ultimo argomento otteniamo una funzione che accetta `dict` ed esegue `counts_to_log_probability` su ogni dizionario interno.

- Fase finale: Aggiunge la colonna finale della matrice di Viterbi moltiplicando l'ultima colonna per le probabilità di transizione allo stato finale Qf
- Calcolo path: Effettua il calcolo del path seguendo i backpointer partendo dallo stato finale con probabilità massima.

```
def pos_tags(self, tokens: list[str]):  
  
    transitions, emissions = self.transitions, self.emissions  
  
    # Prima colonna  
    viterbi = [sum_values(get_row(transitions, "Q0"), emissions[tokens  
        [0]])]  
    backptr = []  
  
    # Colonne centrali  
    for token in tokens[1:]:  
        next_viterbi, next_backptr = self._next_col(viterbi[-1], token  
            )  
        viterbi.append(next_viterbi)  
        backptr.append(next_backptr)  
  
    # Ultima colonna  
    viterbi.append(sum_values(viterbi[-1], transitions["Qf"]))  
  
    # Path  
    path = [max(viterbi[-1].keys(), key=lambda k: viterbi[-1][k])]
```

Per lavorare con i vettori, abbiamo usato la funzione di utilità `sum_values`, che somma i valori di due dizionari che hanno la stessa chiave. È da notare che questa funzione salta i valori che si trovano in un dizionario, ma non nell'altro. In questo modo possiamo gestire gli zeri: per come abbiamo calcolato le probabilità, se un elemento non è presente nel corpus, non è neanche presente nei dizionari di probabilità. Possiamo quindi saltarli dato che comunque, moltiplicandoli, darebbero zero (nel caso dei logaritmi e della somma, andremmo a sommare un valore con $-\infty$, ottenendo lo stesso risultato).

In `_next_col`, calcoliamo il valore di una colonna partendo dalla colonna precedente e dal token in entrata. Per farlo, andiamo a considerare ogni PoS² e le probabilità di transizione a quel PoS, e le moltiplichiamo con la colonna precedente. Otteniamo così un dizionario che contiene come chiavi tutti i possibili PoS di partenza per arrivare al PoS che stiamo considerando, e come valori le rispettive probabilità. Scegliamo quindi, dal dizionario ottenuto, la voce con probabilità più alta e la memorizziamo nel backpointer e nella matrice di viterbi. Infine moltiplichiamo il risultato con le probabilità di emissione del token.

²Ci limitiamo a iterare sui PoS presenti in `emissions[token]`, dato che gli altri avranno sempre probabilità 0.

```
def _next_col(self, last_col, token):

    transitions, emissions = self.transitions, self.emissions

    viterbi = {}
    backptr = {}

    for pos in emissions[token].keys():

        # calcolo tutti i percorsi che vanno dal pos precedente al pos
        # odierno
        paths_to_pos = sum_values(last_col, transitions[pos])

        # tra tutti i path scelgo quello con probabilità maggiore
        backptr[pos], viterbi[pos] = max(paths_to_pos.items(), key=lambda
            it: it[1])

    # crea colonna
    viterbi = sum_values(viterbi, emissions[token])

    return viterbi, backptr
```

Valutazione

La parte di test del programma si trova in `tagger/evaluation.py`. Nella funzione `main` creiamo una lista di tagger su cui effettuare il calcolo delle performance, dove ogni tagger utilizza una tecnica di smoothing differente:

- Considero le parole sconosciute come nomi
- Considero le parole sconosciute come nomi o verbi
- Assegno alle parole sconosciute ogni PoS tag con una probabilità uniforme
- Assegno alle parole sconosciute le probabilità di emissione delle parole che appaiono una volta sola nel corpus

La funzione `test_performance` effettua il calcolo delle performance per ogni tagger, calcolando le accuracy di ogni tagger nel corpus di riferimento.

Come parte opzionale della consegna, veniva proposto di effettuare il confronto anche con un tagger MEMM. Per mancanza di risorse non siamo riusciti a eseguire l'implementazione proposta sull'intero corpus (poca RAM). Siamo stati in grado di eseguire il tagger MEMM su di un 10% del corpus latino, e in quel caso nel test offriva un accuracy di circa il 33%, ma non ci è sembrato un dato confrontabile con gli altri.

Performance

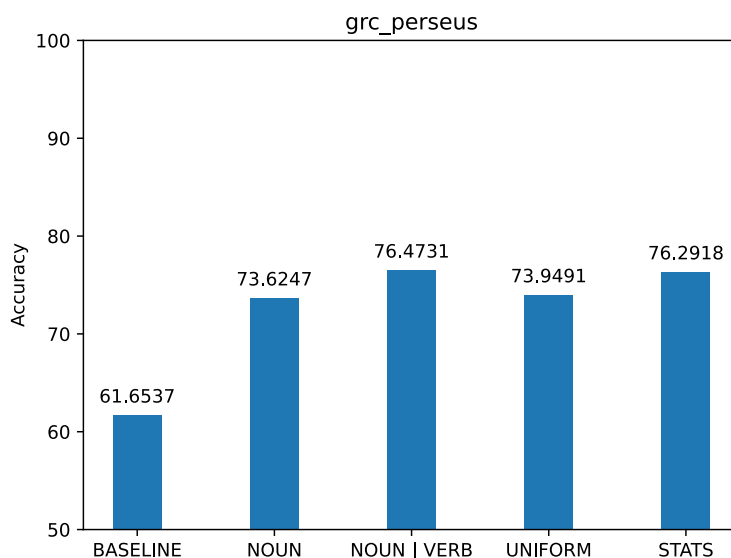


Figura 1: Accuratezza dei tagger nel corpus in greco.

Tagger	Accuracy
HMM: 0.5 NOUN, 0.5 VERB	76.46%
HMM: Stats on occurring once	76.27%
HMM: 1/#PosTags	73.96%
HMM: Always NOUN	73.62%
Baseline	61.65%

Sul corpus greco la performance media dei tagger HMM è del 75.04%. La performance migliore è stata ottenuta dal tagger che ha etichettato le parole sconosciute come nomi o verbi (NOUN|VERB), seguito dal tagger che ha assegnato alle parole sconosciute i tag delle parole apparse una sola volta nel corpus (STATS). I tagger NOUN e UNIFORM invece si discostano dagli altri due ottenendo performance più basse. Tutti i tagger hanno ottenuto prestazioni migliori rispetto alla baseline.

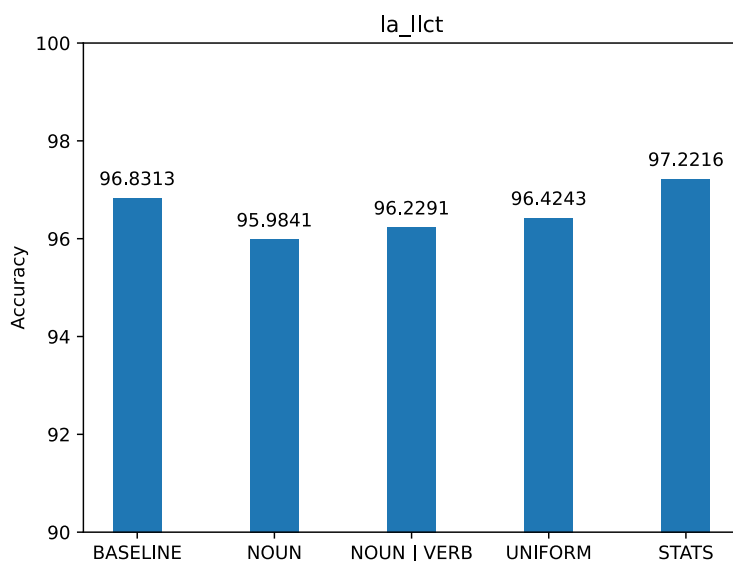


Figura 2: Accuratezza dei tagger nel corpus in latino.

Tagger	Accuracy
HMM: Stats on occurring once	97.22%
Baseline	96.83%
HMM: 1/#PosTags	96.42%
HMM: 0.5 NOUN, 0.5 VERB	96.23%
HMM: Always NOUN	95.98%

La performance media dei tagger sul corpus latino è del 96.46%. In questo caso la performance migliore è stata raggiunta dal tagger STATS con il 97,22% di precisione. Seguono rispetto alle performance i tagger UNIFORM, NOUN|VERB e infine NOUN. Notiamo che il tagger STATS è stato l'unico a superare la baseline, mentre gli altri tagger hanno avuto performance più basse.

La baseline sul corpus latino è molto più alta della baseline sul corpus greco. Per questo motivo, sul corpus latino è stato difficile superare la baseline, mentre per il corpus greco è stato molto più semplice. L'utilizzo di tecniche di smoothing sul corpus latino, non ci ha garantito prestazioni migliori: Solo un tagger ha superato la baseline e ha migliorato le prestazioni, gli altri tagger le hanno peggiorate. Sul corpus greco, lo smoothing non solo ci ha garantito prestazioni migliori, ma i miglioramenti sono stati sostanziali. In media la differenza di prestazioni tra i tagger e la baseline è del +13,42% sul corpus

greco mentre è del -1,48% sul corpus latino. Possiamo dire che per baseline basse anche tecniche di smoothing semplici migliorano le prestazioni, per baseline alte tecniche poco raffinate possono portare a dei peggioramenti. All'aumentare della baseline quindi, sono necessarie tecniche di smoothing sempre più raffinate per aumentare le performance del sistema.

Errori più comuni

Baseline			HMM: Always NOUN		
Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto
16.51%	VERB	AUX	48.19%	PROPN	NOUN
16.51%	DET	PRON	12.41%	VERB	NOUN
16.12%	NOUN	PROPN	8.27%	VERB	AUX
15.73%	VERB	PROPN	8.27%	ADJ	NOUN
10.35%	ADJ	PROPN	3.31%	ADV	CCONJ

HMM: 0.5 NOUN, 0.5 VERB			HMM: 1/#PosTags			HMM: Stats on occurring once		
Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto
26.87%	PROPN	VERB	17.42%	PROPN	NOUN	14.65%	PROPN	VERB
24.45%	PROPN	NOUN	13.01%	PROPN	VERB	11.96%	VERB	AUX
8.81%	VERB	AUX	9.41%	VERB	AUX	11.51%	PROPN	NOUN
6.06%	ADJ	NOUN	5.69%	PROPN	DET	7.47%	VERB	PROPN
5.07%	NOUN	VERB	3.95%	PROPN	PUNCT	5.98%	ADJ	PROPN

Dalle tabelle degli errori più comuni per il corpus latino possiamo vedere che non utilizzando tecniche di smoothing, le percentuali di errore sono abbastanza uniformi sui PoS. In particolare gli errori sono stati fatti maggiormente su VERB, DET e NOUN con valori intorno al 16%.

Utilizzando tecniche di smoothing invece gli errori si concentrano maggiormente su PROPN, con percentuali che vanno dal 14% se utilizziamo la tecnica delle parole apparse una sola volta, fino al 48% se etichettiamo le parole sconosciute sempre come NOUN.

Nella baseline PROPN non è nemmeno elencato tra gli errori più comuni, questo perché senza effettuare smoothing il tagger tende a etichettare le parole sconosciute come PROPN.

In generale lo smoothing ha diminuito l'errore su VERB, DET e NOUN ma l'ha aumentato su PROPN, tant'è che il tagger che ha ottenuto il 48% di errore su PROPN ha un accuracy al di sotto della baseline.

Vediamo infine che il tagger migliore è quello che ha saputo contenere gli errori sui nomi propri, l'errore di cui soffrono di più i tagger che utilizzano tecniche di smoothing.

Baseline			HMM: Always NOUN		
Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto
30.96%	NOUN	PROPN	35.67%	VERB	NOUN
24.46%	VERB	PROPN	18.63%	ADV	PART
13.87%	ADV	PART	15.61%	ADJ	NOUN
10.30%	ADJ	PROPN	9.35%	ADV	CCONJ
6.72%	ADV	CCONJ	8.63%	PRON	ADJ

HMM: 0.5 NOUN, 0.5 VERB			HMM: 1/#PosTags			HMM: Stats on occurring once		
Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto	Errori	Corretto	Predetto
20.28%	ADV	PART	18.75%	ADV	PART	22.68%	NOUN	VERB
14.91%	NOUN	VERB	11.00%	NOUN	VERB	20.08%	ADV	PART
14.62%	VERB	NOUN	8.98%	VERB	NOUN	9.44%	ADV	CCONJ
11.90%	ADJ	NOUN	8.70%	ADV	CCONJ	8.81%	PRON	ADJ
9.73%	ADV	CCONJ	8.52%	ADJ	NOUN	8.75%	ADJ	NOUN

Sul corpus greco la baseline commette errori maggiormente su NOUN e VERB con il 30% su NOUN e 24,5% su VERB. Utilizzando tecniche di smoothing i risultati sono variabili.

Etichettando le parole sconosciute come nomi, spostiamo gli errori dai nomi ai verbi. Pur aumentando l'errore sui verbi (35%) commettiamo un errore bassissimo sui nomi migliorando l'accuracy, infatti si passa dal 61% al 73%.

Le performance migliori si ottengono etichettando le parole sconosciute come nomi o verbi. In questo modo pur peggiorando le prestazioni sugli avverbi, miglioriamo quelle sui nomi e i verbi raggiungendo l'accuratezza del 76,46%.

In generale vediamo che con le altre tecniche di smoothing, abbassando l'errore sui nomi e sui verbi, si alza l'errore sugli avverbi. Il tagger migliore è quello che ha ottenuto una percentuale più bassa di errore sugli avverbi.