Document Semantic Similarity

TIS Project

Alberto Pirovano Francesco Picciotti

Politecnico di Milano

4th May 2017

Outline

Introduzione

Le tecniche adottate attualmente per trovare la **similitudine semantica tra testi** si basano su tre approcci:

1. NLP Tradizionale
2. Vector Space Model
3. Deep Learning based

Outline

NLP Tradizionale

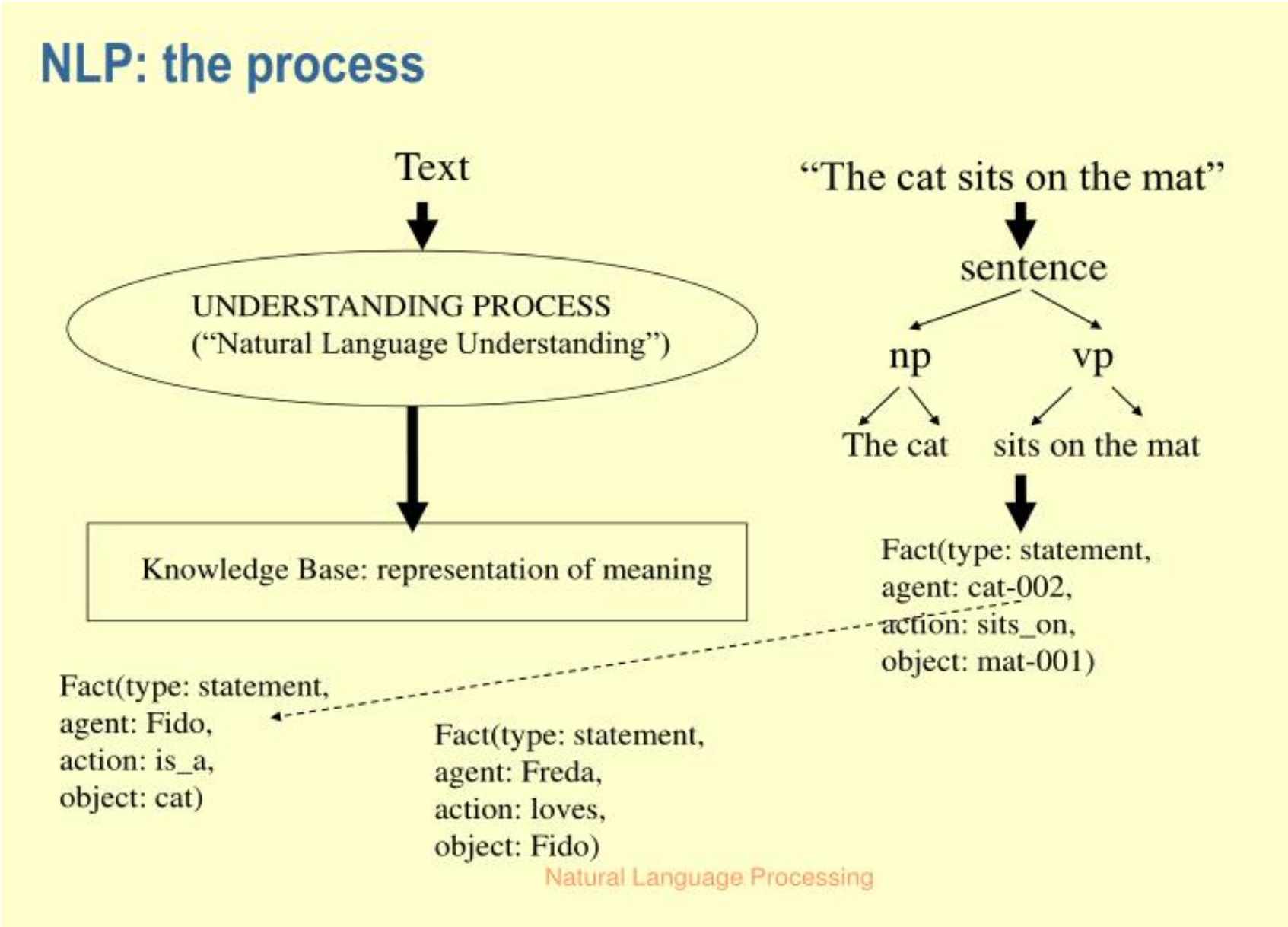
Questo approccio si basa sull'utilizzo delle tradizionali tecniche di **Natural Language Processing** e si costituisce dei seguenti step:

- Cleaning dei dati
- Pos-Tagging
- Stemming o Lemmatisation
- Parsing
- Ontologia

Tuttavia, dato che il nostro lavoro è molto **sensibile** e **dipendente** dalla qualità dei tool utilizzati, abbiamo trovato alcune consistenti **criticità** riguardanti:

- **L'affidabilità** del Pos-Tagger italiano di TreeTagger
- **Reperire** una Ontologia e un parsing toll per la lingua italiana

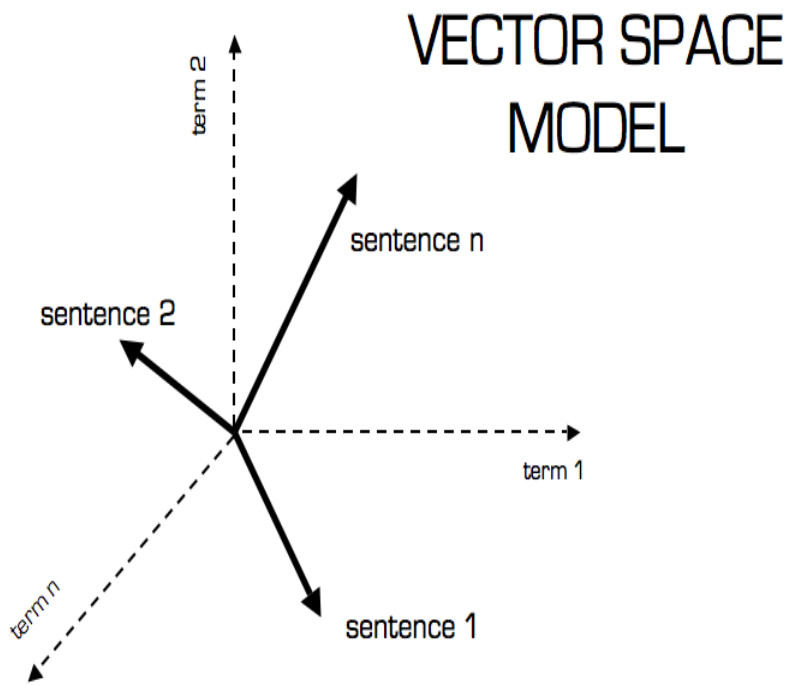
NLP Tradizionale



Outline

Vector Space Model - Explanation

Differentemente dal precedente, questo approccio ha le sue basi nello sviluppo di una **rappresentazione geometrica e vettoriale** per i documenti testuali. **Documenti e query** sono rappresentati da vettori con un numero di elementi pari al numero di termini presenti nel vocabolario. Tipicamente i termini sono le parole distinte presenti nell'insieme di documenti, tuttavia un termine può essere anche una **keyword** o una **frase**. A valle di questa rappresentazione vengono spesso utilizzate le **operazioni vettoriali** per confrontare due **documenti**.



Vector Space Model - Encoding

Nel vector space model proposto da **Salton, Wong and Yang** i vettori sono composti da **weights**, ognuna associata ad un termine del dizionario e calcolata tramite **tf-idf**.
Considerando un **documento** d_j, questo viene rappresentato tramite un **vettore** d_j:

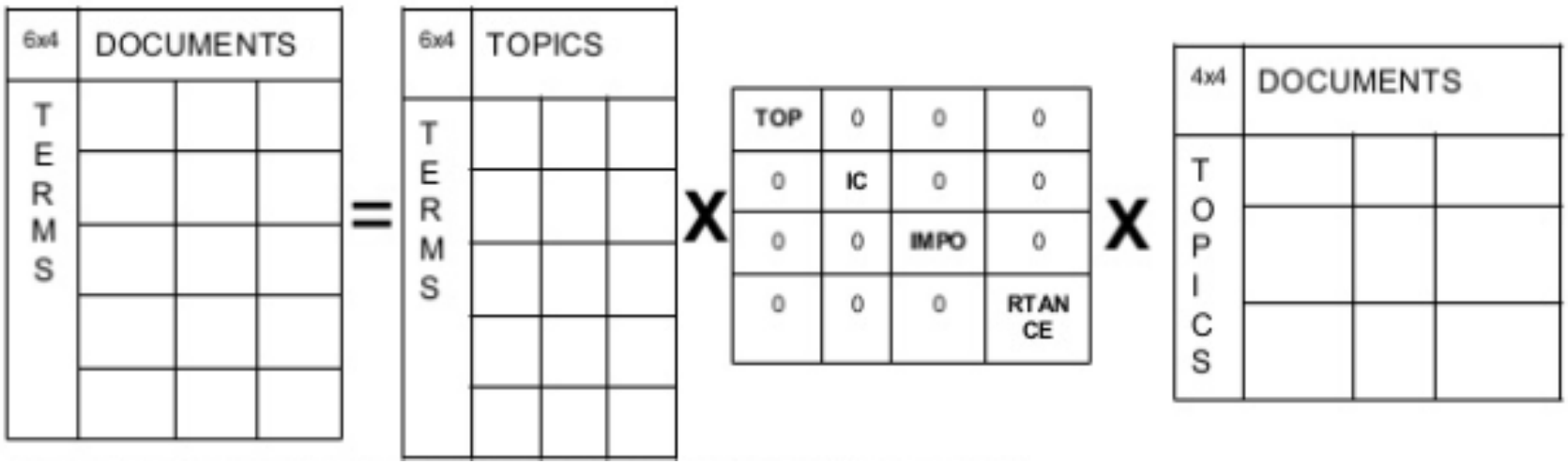
- $d_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, ..., w_{t,j})$ **dove**: $w_{i,j} = tf_{t,d} * \log \frac{|D|}{|\{d' \in D | t \in d'\}|}$

Vector Space Model - LSA

Latent Semantic Analysis è una tecnica di **Topic Modelling** che si colloca a valle del **document encoding** con **tfidf**.
È una tecnica di **feature extraction** (PCA) che permette di migliorare significativamente la qualità di un lavoro di **clustering**, dato che la metrica non considera la differenza tra **features non importanti**.
Questa procedura viene usata per astrarre una categorizzazione di un set di documenti in un set di topic o anche per osservare le parole che descrivono un certo topic.
Si basa sulla creazione di una **Document-Term Matrix** nella quale le **righe** rappresentano le parole del **Bag Of Words** e ha una **colonna** per **documento** nel corpora.
Il cuore di questa procedura sta nella **riduzione della dimensionalità** di questa matrice tramite **SVD**.

Vector Space Model - LSA - SVD

Find three matrices U, Σ and V so that: $X = U\Sigma V^t$



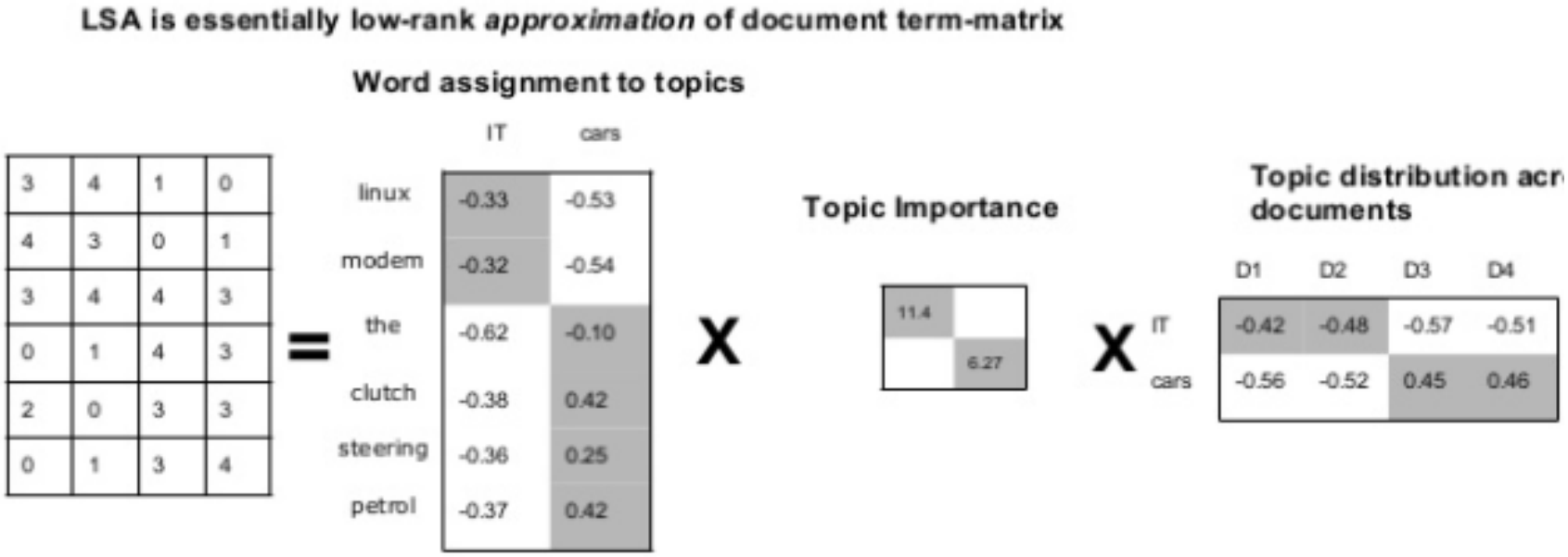
Vector Space Model - LSA

Questa procedura ci permette di:

- **Estrarre** quanti topic desideriamo da un set di documenti.
- **Conoscere** la rilevanza di un certo topic dopo averlo estratto, in questo modo siamo in grado di fermare il processo di estrazione quando i topic cominciano a diventare poco significativi.
- **Categorizzare** documenti in topic
- **Descrivere** topics con le parole del **Bag Of Words**.

Vector Space Model - LSA - Example

In questo esempio possiamo osservare la riduzione di dimensionalità.



Il processo di LSA permette di costruire le 3 matrici che vediamo sopra, ognuna con una sua utilità:

1. **Word assignment to topics**
2. **Topic importance**
3. **Topic distribution across documents**, è la nuova **Document-Term Matrix**.

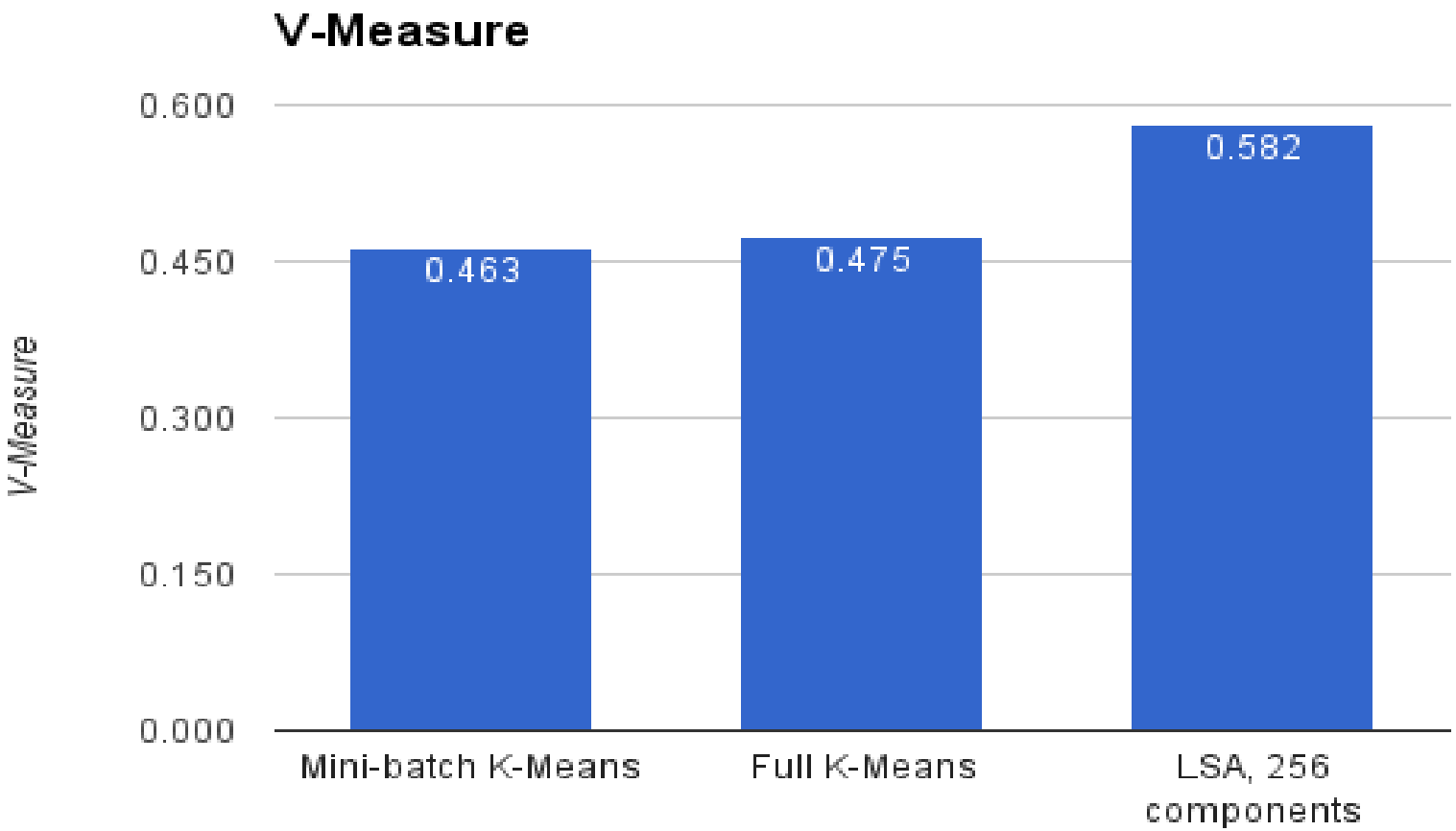
Vector Space Model - Algorithm

Riassumendo, possiamo individuare i seguenti **passaggi**:

1. Cleaning dei dati (Stemming o Lemmatisation)
2. Vectorization using TF/IDF
3. LSA (optional)
4. Clustering using similarity measure (Cosine, Pearson, ...)

Vector Space Model - LSA - Performance

Come possiamo vedere nella figura, utilizzare le classiche tecniche di **clustering** senza **LSA** può portare una riduzione rilevante delle **performances**:



Vector Space Model (con LSA) - Pros and Cons

Pros:

- Modello semplice basato sull'**algebra**.
- Le **weights** non sono binarie.
- Permette di calcolare un grado di **similarità continuo**.

Cons:

- Non adatto a trattare **lunghi documenti**, infatti a causa della alta **dimensionalità** il valore **tfidf** dei compoenti si riduce, riducendo il **dot-product**.(LSA fixes)
- **Fortemente sensibile a Falsi Negativi**, infatti documenti nello stesso **contesto** ma con diversa terminologia non saranno considerati simili.(LSA partially fixes)
- Perdiamo **l'ordine delle parole**.
- **Pre-processing** dipendente.

Outline

Deep learning based

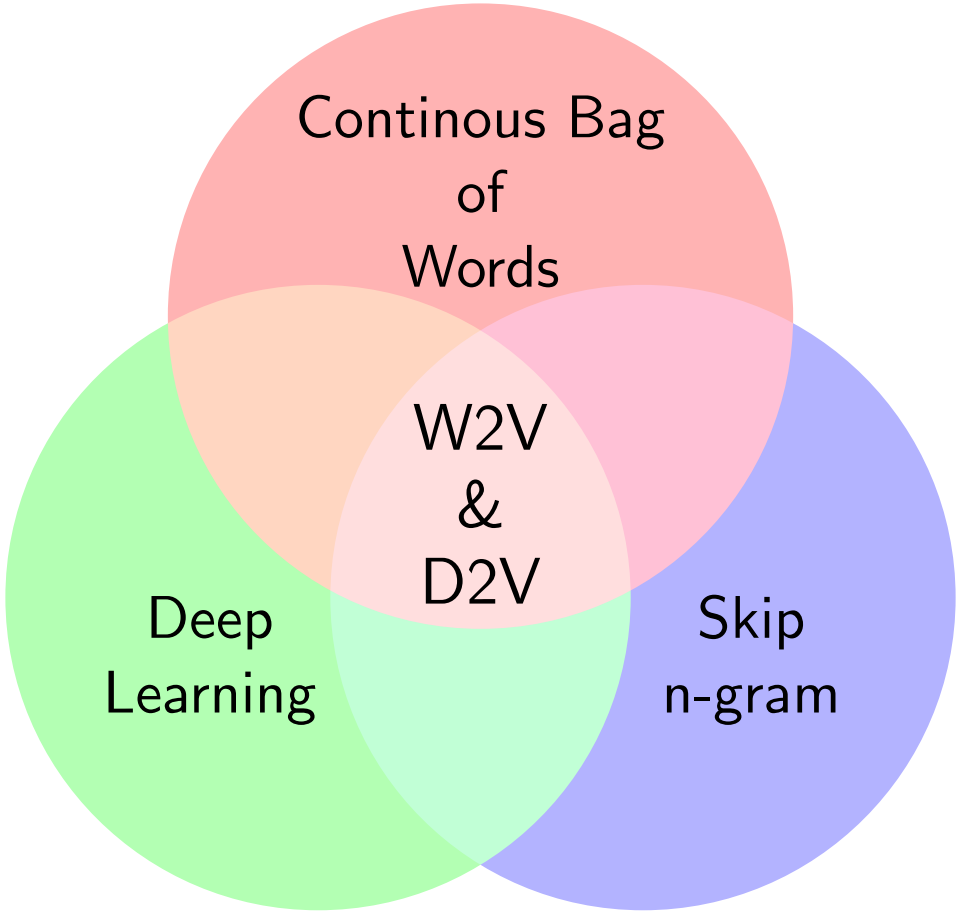
Il terzo approccio che proponiamo è molto diverso dai precedenti, infatti si basa sull'utilizzo di **neural networks**. La fondamentale differenza è che, mentre il secondo **definiva un algoritmo** per determinare le rappresentazioni vettoriali delle parole (tfidf), questo **definisce una neural network** che con la task di imparare quell'algoritmo dai dati. Questa **NN** può essere **costruita** in due diversi modi, ognuno dei quali descrive **come** imparare la **word-representation** per ogni parola:

- **Continous Bag Of Words model**
- **Skip Grammar model**

Dato che il processo di apprendimento è **unsupervised**, questi modelli permettono di **determinare la task** tramite la definizione di un target per ogni input.

Deep Learning based

Questa tecnica quindi si basa su 3 ambiti:



Deep Learning based: Word2Vec & Doc2Vec

Questo metodo è stato implementato da **Google** sotto il nome di **Word2Vec** e **Doc2Vec**. Il primo permette di determinare le **relazioni semantiche** che un particolare **corpus di testi** assegna ad un **Bag Of Words** di parole. **Doc2Vec** invece è una tecnica che si configura come una **estensione di Word2Vec** la quale, preso in ingresso un set di documenti (corpora), genera un **grado di similarità** reciproco.

Deep Learning based - Pros and Cons

Dopo una ampia **discussione**, seguita da una approfondita **analisi critica** di questi due approcci, siamo giunti alle seguenti **conclusioni**, che in termini di pro e contro si possono riassumere nel seguente modo:

Pros:

- Molto meno dipente da un preprocessing
- **Context-aware**
- Combina il metodo *Geometrico* con quello *NLP Tradizionale*
- **Non sfrutta una ontologia, ma la crea**
- **Language independent**

Cons:

- Tecnica **unsupervised**
- Necessità di un esperto per **validare** la similarità
- Può risultare in **GIGO** system (Garbage In Garbage Out)

Outline

Dataset

"Preprocessing is 80% of NLP work"

Lev Konstantinovskiy

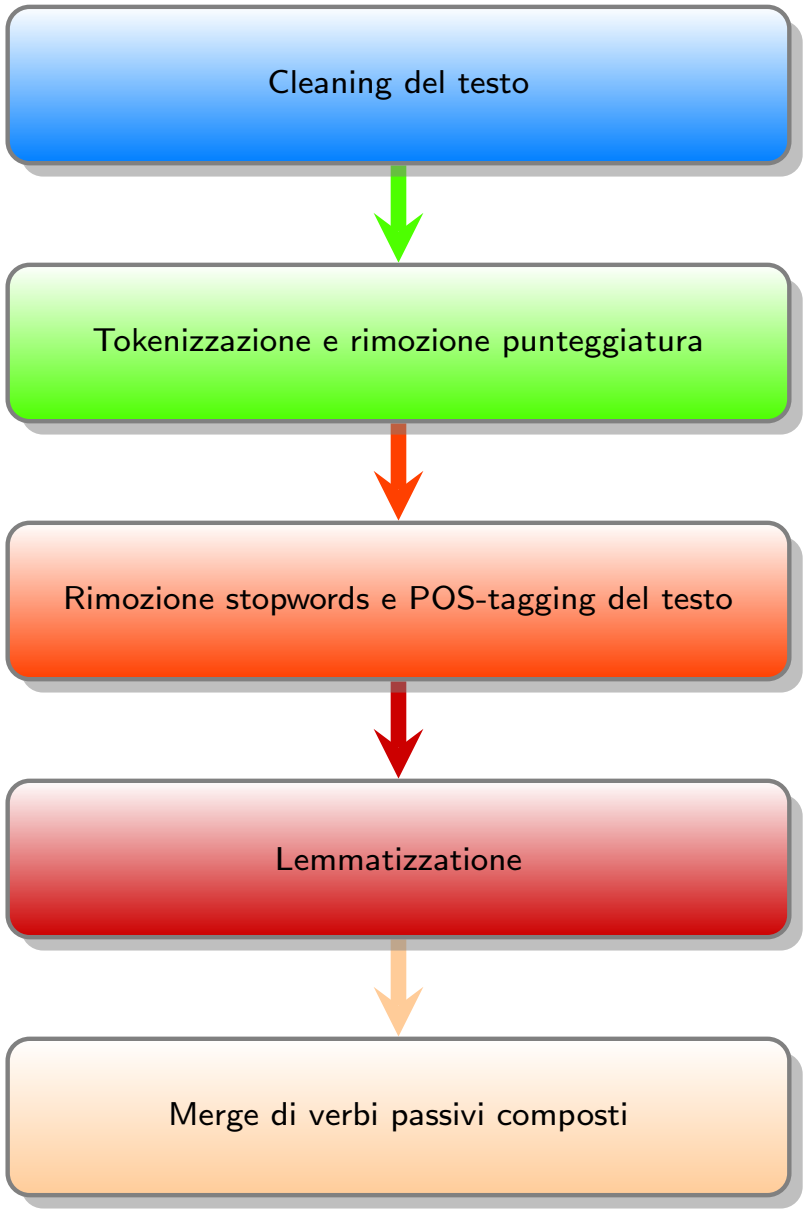
Il **dataset** si suddivide in due corpora:

- il corpus del **Sole 24 Ore** con 3265 articoli, di cui 31 non hanno body
- il corpus di **Radiocor** con 6916 articoli

Il corpus prima del **preprocessing** contiene quindi 10150 articoli.
Togliendo i **duplicati** otteniamo 9283 articoli, cioé ci sono 867 articoli duplicati.

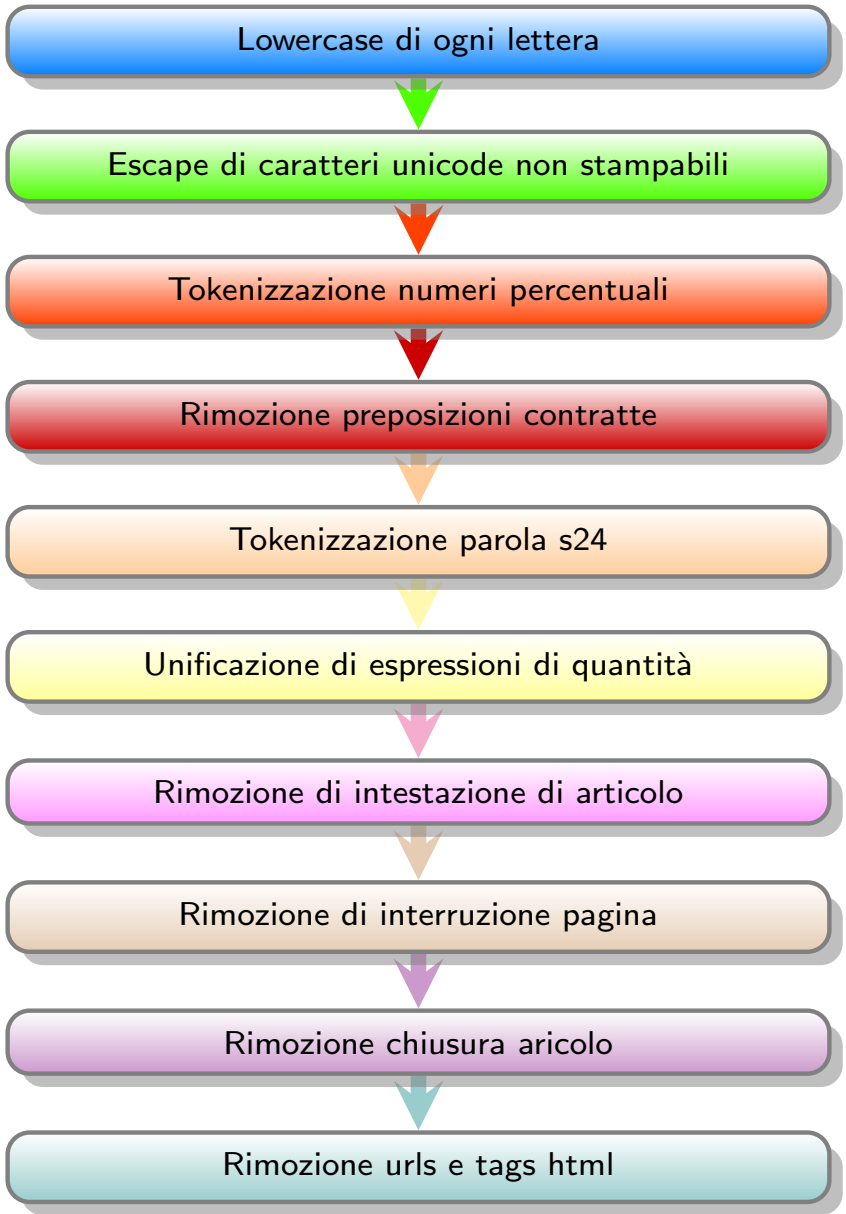
Outline

Pipeline completa



Outline

Cleaning pipeline



Outline

Hello

Qui speghiamo per bene come funziona word2vec

Outline

Hello

Qui speghiamo per bene come funziona doc2vec