UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BARI ALDO MORO

DIPARTIMENTO DI INFORMATICA

KDDE

Applicazione di tecniche di Word Embedding e Text Mining per il Clustering di pagine in un grafo Web

Tesi di Laurea in Programmazione II
Informatica e Tecnologie per la Produzione del Software

Relatore:
Prof. Michelangelo Ceci

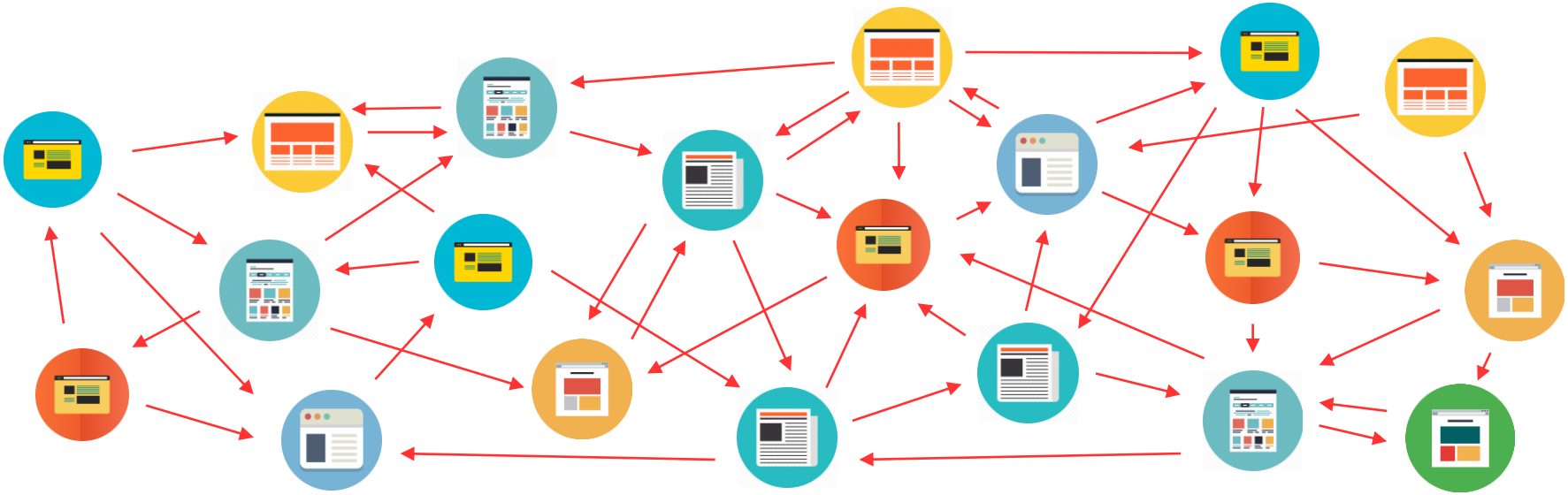
Correlatore:
Dott.ssa Pasqua Fabiana Lanotte

Laureando:
Andrea Del Fante

Il problema nel Web

Il Web è la più grande, eterogenea e dinamica sorgente di informazione liberamente fruibile da chiunque.

Problema: organizzare ed accedere alle informazioni archiviate nel Web.



Clustering

Processo di selezione e raggruppamento, a partire da una collezione di dati, di elementi omogenei, avendo come base la somiglianza tra gli stessi.

Il Clustering viene utilizzato nel Web per poter organizzare l'enorme mole di dati.

In letteratura, gli algoritmi di Clustering si classificano in quattro categorie, in base alle informazioni usate per raggruppare le pagine Web:

- Algoritmi di Clustering basati sul contenuto testuale
- Algoritmi di Clustering basati sui Web log
- Algoritmi di Clustering basati sulla struttura HTML
- Algoritmi di Clustering basati sulla struttura ad hyperlink

Limitazioni

- Il contenuto testuale delle pagine Web, pur avendo lo stesso contenuto informativo, potrebbero essere contestualmente differenti.

- I Web log potrebbero produrre Cluster differenti di pagine Web, in base ad ogni profilo utente.

- La qualità dei Cluster, generati in base alla struttura HTML delle pagine Web, potrebbe abbassarsi se i tag sono differenti ma offrono una visualizzazione simile.

- Se non vi sono sufficienti relazioni tra nodi (hyperlink), allora la qualità dei Cluster sarà bassa.

Obiettivi della tesi

Lo scopo principale di questa tesi è applicare algoritmi di Clustering per raggruppare le pagine di un sito Web.

In dettaglio:

1. Capire se, combinando le informazioni della struttura del sito e quelle testuali delle pagine, vi è un miglioramento della qualità dei Cluster prodotti.
2. Cercare di aumentare la bontà dei Cluster prodotti dando più importanza a pagine vicino alla homepage.

Metodologia

La metodologia definita in questa tesi è caratterizzata da 3 fasi principali:

1. Crawling del sito Web
2. Feature construction
3. Clustering delle pagine Web

Crawling del sito Web

- Un Crawler è un software automatizzato che permette l'indicizzazione delle pagine Web.

- Tecniche di Crawling:
  - Tradizionale
  - Vincolo sulle Liste Web

- Dato un grafo Web $G = (V, E)$, viene estratto un sottografo G' = (V', E') avente

$$V' \subseteq V, E' \subseteq E$$

- Gli URL vanno normalizzati per evitare che il Crawler li analizzi più di una volta. Esempio:
  http://www.facebook.com/
  facebook.com/

Feature construction

Una volta concluso il processo di Crawling, viene prodotto il grafo del sito Web e il contenuto testuale di ogni singola pagina del sito.

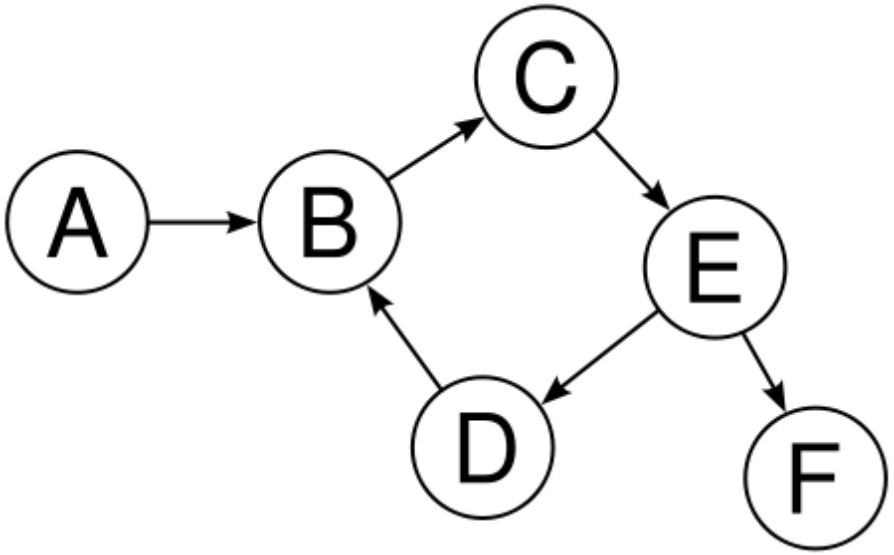
Viene costruito un dataset basato sulle rappresentazioni vettoriali:

- Relative alle informazioni della struttura
  - Word2Vec Skip-Gram, applicato sulle sequenze di URL generate attraverso Random Walk standard
  - Word2Vec Skip-Gram modificato, applicato sulle sequenze di URL generate attraverso Random Walk a partenza fissa
  - LINE
- Relative alle informazioni testuali
  - Tf-Idf
  - Doc2Vec
- Combinate
  - Relative sia alle informazioni della struttura che testuali

Rappresentare la struttura: Random Walk

Il Random Walk è una passeggiata aleatoria, usata per l'esplorazione del grafo del sito Web.

Vengono generate sequenze di URL, partendo da un nodo del grafo e seguendo ricorsivamente un hyperlink casuale fino ad un limite prefissato.



Due tipologie:

- Random Walk con restart
- Random Walk con restart dalla homepage

Rappresentare la struttura: Word2Vec

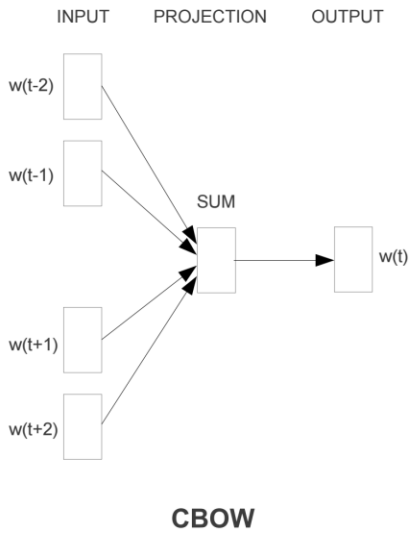
Word2Vec è un algoritmo di Word Embedding ed è una rete neurale che apprende le parole da un testo in input, che vengono trasformate in vettori.

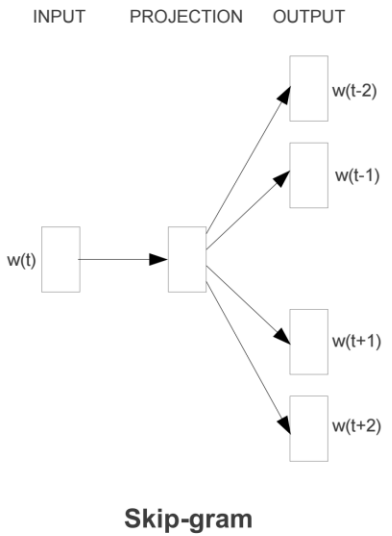
$$W : words \rightarrow R$$

$$W(\text{mat}) = (0.0, 0.6, -0.1, \dots)$$

Due modelli di apprendimento:

- CBOW
- Skip-Gram





Rappresentare la struttura: Word2Vec Skip-Gram

Trovare rappresentazioni vettoriali delle parole per predire quelle circostanti in una frase, massimizzando la probabilità media logaritmica.

$$\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\sum_{-c\leq j\leq c, j\neq 0}\log p(w_{t+j}|w_t)$$

Dove:

- c è la dimensione della finestra di contesto
- w_t è la parola in input
- w_{t+j} è la parola in analisi del contesto

Esempio:
The quick brown fox jumped over the lazy dog.
([quick], the), ([the, brown], quick), ([quick, fox], brown), [...] →
(the, quick), (quick, the), (quick, brown), (brown, quick), [...]

Rappresentare la struttura: Word2Vec Skip-Gram modificato

Per raggiungere uno degli obiettivi della tesi, si è deciso di modificare Skip-gram, in maniera tale da:

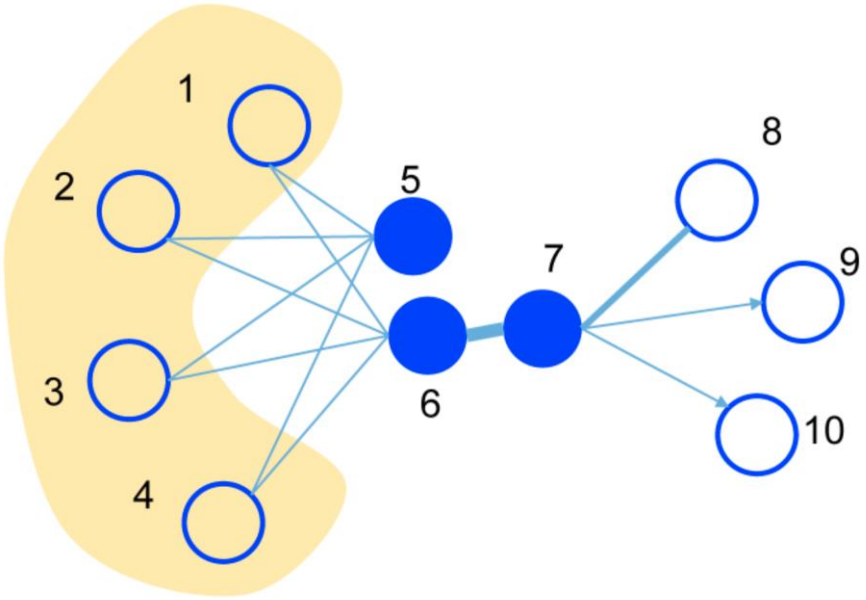
- considerare solo il contesto sinistro, data una parola.
- dare più importanza alle parole più vicine a quella in analisi.

Esempio:
The quick brown fox jumped over the lazy dog.
([], the), ([the], quick), ([quick], brown), [...] →
(the), (quick, the), (brown, quick), [...]

Rappresentare la struttura: LINE

Dato un grafo $G = (V, E)$, l'obiettivo è quello di rappresentare ogni vertice $v \in V$ in un vettore R^d, dove $d \ll |V|$.

- Prossimità di primo ordine:
  - $$\sum_{(i,j)\in E} w_{ij} \log p_1(v_i, v_j)$$
- Prossimità di secondo ordine:
  - $$\sum_{(i,j)\in E} w_{ij} \log p_2(v_j|v_i)$$



Rappresentare il testo: Tf-Idf

Funzione che viene usata per misurare l'importanza di un termine rispetto ad un documento o ad una collezione di documenti.

- Tf: misura quante volte un termine appare in un documento.

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{|d_j|}$$

- Idf: misura quante volte un termine appare in tutta la collezione di documenti.

$$idf_i = \log \frac{|D|}{|\{d : t_i \in d\}|}$$

Rappresentare il testo: Doc2Vec

Estensione di Word2Vec che aggrega tutte le parole di un documento in un vettore.

Il processo di apprendimento è caratterizzato dallo spostamento delle parole di contesto attraverso ogni parola di ogni documento, per ogni documento.

L'idea di base è quella di apprendere rappresentazioni vettoriali di documento in modo simile all'apprendimento delle rappresentazioni vettoriali delle parole.

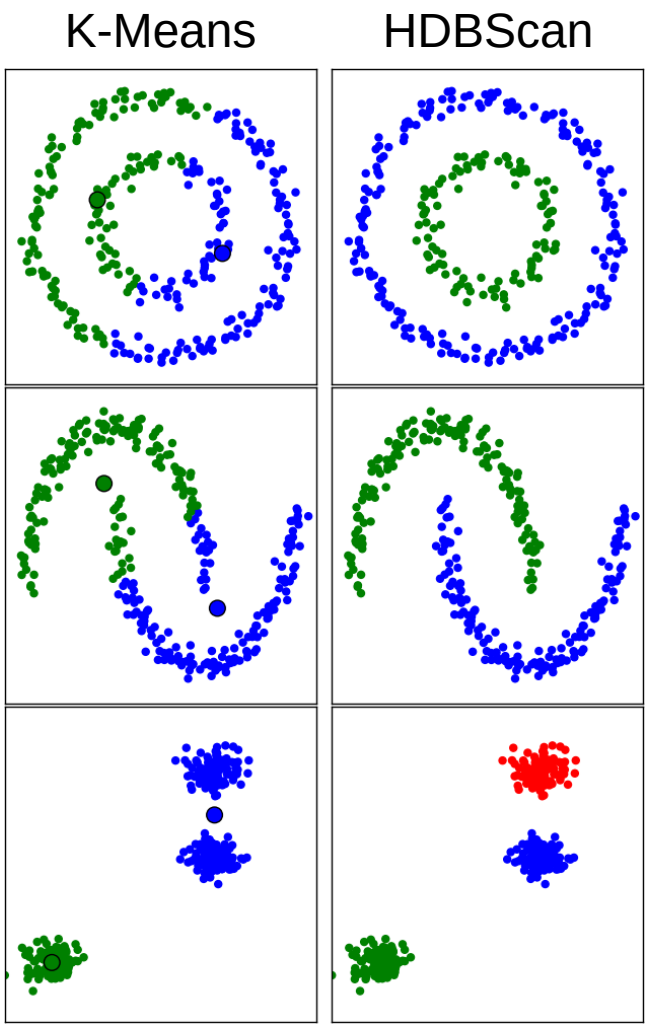
Vengono usati i vettori dei documenti appresi e quelli delle parole. I modelli di apprendimento sono gli stessi di Word2Vec.

Clustering delle pagine Web

Sono stati usati algoritmi di Clustering che sfruttano le rappresentazioni vettoriali per raggruppare elementi:

- K-Means (n_clusters)
- HDBScan (min_cluster_size)

I vettori, prima di essere usati nel processo di Clustering, sono stati normalizzati usando L2.



Impostazione sperimentale

Crawling		Link Vector		Content Vector		Clustering
lc (Liste Web)	×	Random Walk con restart + Word2Vec Skip-Gram (normal)	×	Tf-Idf	×	K-Means
nc (Tradizionale)		Random Walk con restart dalla homepage + Word2Vec Skip-Gram modificato (left)		Doc2Vec		HDBScan
		LINE (primo e secondo ordine)				

Per il tuning dei parametri:

$$Clustering \times \{Crawling \times [Link\ Vector + (Link\ Vector + Content\ Vector)] + Content\ Vector\} = 316 \text{ combinazioni}$$

Si riportano le configurazioni con i valori migliori delle seguenti misure: omogeneità (Hom), completezza (Com), v-measure (V-M), adjusted mutual information (AMI), adjusted random index (ARI), silhouette (Silh).

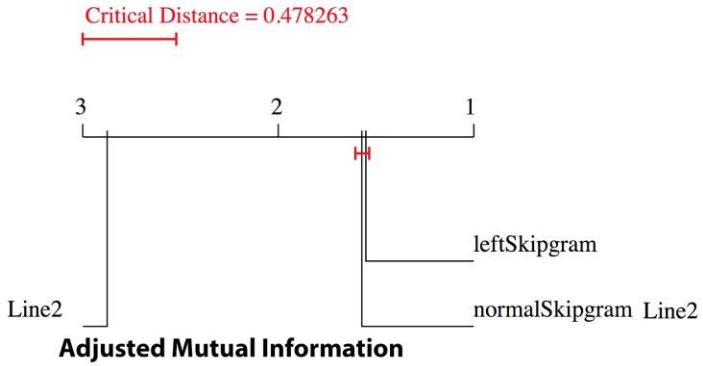
Sperimentazione

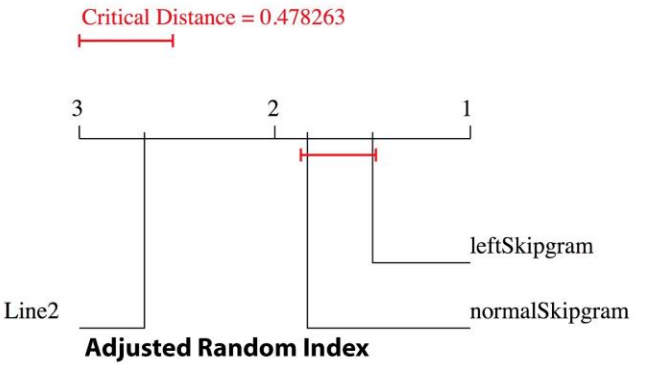
Sito	# pagine	# archi	# archi con Liste Web	# Cluster
Illinois	563	9415	5330	10
Oxford	3480	44526	35148	19
Priceton	3132	122493	104585	16
Stanford	167	30087	12372	10

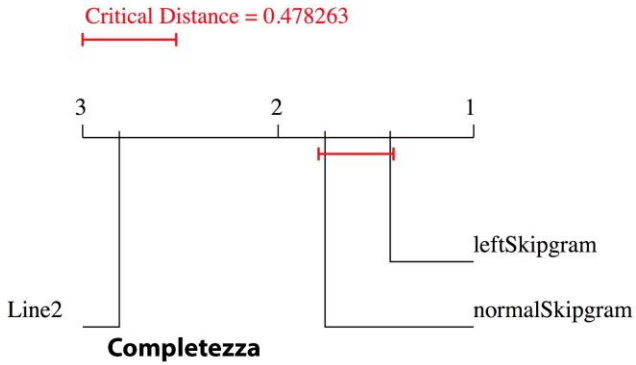
Sperimentazione

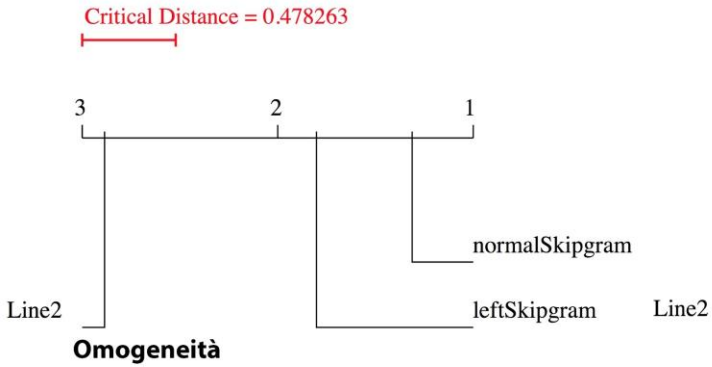
Configurazione	AMI	ARI	Com	Hom	Silh	V-M
Combinato vs Struttura	**0.0031** -	0.4105 -	**0.0117** -	**0.0153** -	0.4759 +	**0.0115** -
Combinato vs Testo	**0.0004** -	**0.0050** -	**0.0000** -	**0.0000** -	**0.0000** -	**0.0000** -
Struttura vs Testo	0.1443 +	**0.0389** -	**0.0065** -	**0.0019** -	**0.0000** -	**0.0067** -
LC vs NC	**0.0344** -	0.0511 -	**0.0034** +	0.4154 -	0.1467 +	0.0586 +
KMeans vs HDBScan	**0.0000** -	**0.0000** -	0.2322 -	**0.0000** -	**0.0000** -	**0.0000** -
TF-IDF vs Doc2Vec	0.2875 -	0.2643 -	0.2641 -	0.0707 -	**0.0150** -	0.1811 -

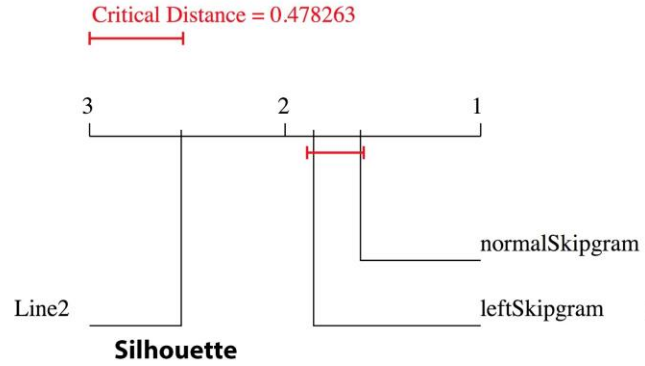
Sperimentazione

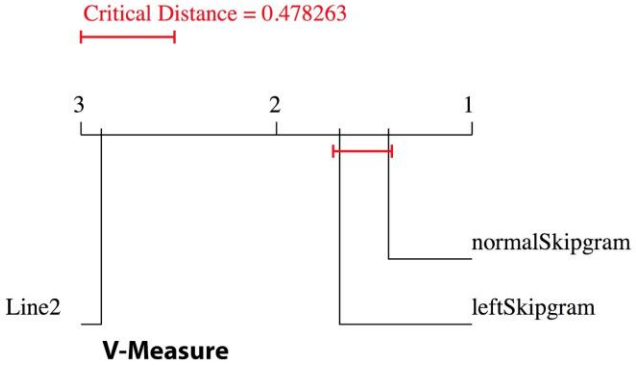












Conclusioni e sviluppi futuri

Conclusioni:

- Il testo delle pagine e la struttura del sito Web forniscono informazioni diverse e complementari che possono migliorare la qualità dei Cluster.
- L'utilizzo delle liste Web non ha prodotto miglioramenti significativi.
- L'utilizzo di Skip-Gram modificato non ha prodotto miglioramenti significativi.

Sviluppi futuri:

- Estendere la metodologia su più siti Web e meno strutturati.

Grazie per l’attenzione