Università degli Studi di Padova

Corso di laurea triennale in
Ingegneria dell'Informazione

---

# Analisi di una rete di autori di pubblicazioni scientifiche

---


*Laureando:*
Pietro Maria Nobili

*Relatore:*
Prof.ssa Cinzia Pizzi

*Matricola:*
1067941

*Correlatore:*
Dott. Mattia Samory

18 Luglio 2018
Anno Accademico 2017/2018

# Indice

**Abstract** **1**

**Introduzione** **1**

**1 Community detection** **3**
1.1 Studi precedenti . . . . . 3
1.2 Metodi usati . . . . . 3
1.2.1 Girvan–Newman . . . . . 3
1.2.2 Blockmodel . . . . . 3
1.2.3 Clauset-Newman-Moore . . . . . 3
1.2.4 Louvain . . . . . 3

**2 Estrazione dati** **5**
2.1 Struttura database Microsoft . . . . . 5
2.2 Processo di estrazione . . . . . 6
2.2.1 Filtro degli autori per affiliation . . . . . 7
2.2.2 Unione di ID autore in singoli nodi . . . . . 8

**3 Troubleshooting** **13**

**4 Risultati** **15**

**5 Conclusioni** **17**

# Abstract

È stato generato un grafo delle pubblicazioni del DEI.

Sono stati cercati cluster nel grafo.

Sono stati confrontati con la struttura delle comunità del dipartimento.

# Introduzione

Breve descrizione del community detection e della sua importanza, in generale e nel caso particolare delle comunità di autori di pubblicazioni scientifiche.

Presentazione della struttura della tesi.

# Capitolo 1

# Community detection

## 1.1 Studi precedenti

Descrizione della community detection.
Descrizione della bibliografia attuale sui grafi di coautori.

## 1.2 Metodi usati

Che metodi vengono usati per generare le comunità.

### 1.2.1 Girvan–Newman

Descrizione metodo GN.
Nella libreria SNAP di Stanford [1]

### 1.2.2 Blockmodel

Descrizione metodo blockmodel.

### 1.2.3 Clauset-Newman-Moore

Descrizione metodo Clauset-Newman-Moore.

### 1.2.4 Louvain

Descrizione metodo Louvain se implementato.

# Capitolo 2

# Estrazione dati

## 2.1 Struttura database Microsoft

Il database da cui sono stati estratti i dati è il Microsoft Academic Graph [2], che contiene informazioni relative a pubblicazioni scientifiche, autori, istituzioni accademiche, riviste, conferenze e settori di studio. I record presenti nei file forniscono le relazioni tra queste entità.

Il database è composto da undici file di testo che contengono un record per riga, con i campi separati da tabulazione.

Per il lavoro oggetto di questa tesi sono stati utilizzati in particolare quattro file del database, la cui struttura è illustrata nella tabella 2.1.

L'ultimo aggiornamento del database disponibile risale all'agosto 2015.

Tabella 2.1: Struttura del database

| Nome file<br>(Numero record) | Campi |
|---|---|
| Authors.txt<br>(123.017.489) | Author ID<br>Author Name |
| PaperAuthorAffiliations.txt<br>(325.498.063) | Paper ID<br>Author ID<br>Affiliation ID<br>Original affiliation name<br>Normalized affiliation name<br>Author sequence number |
| Affiliations.txt<br>(2.719.436) | Affiliation ID<br>Affiliation name |
| Papers.txt<br>(122.695.085) | Paper ID<br>Original paper title<br>Normalized paper title<br>Paper publish year |

| | |
|---|---|
| | Paper publish date<br>Paper Document Object Identifier (DOI)<br>Original venue name<br>Normalized venue name<br>Journal ID mapped to venue name<br>Conference series ID mapped to venue name<br>Paper rank |

## 2.2 Processo di estrazione

Dal sito di dipartimento (`http://www.dei.unipd.it/lista-docenti`) sono stati estratti i nomi degli attuali afferenti DEI, includendo Docenti, Assegnisti di ricerca, Collaboratori di ricerca e Dottorandi.

La lista ottenuta comprende 379 autori. Dove presente, è stato estratto il Settore Scientifico Disciplinare dell'afferente, che ha fornito la partizione in classi utilizzata come rifermento alla fine dell'elaborazione dei dati.

I nomi propri degli autori sono stati abbreviati in tutte le possibili combinazioni per rispecchiare la struttura del database Microsoft, ed è stato creato un file con la struttura seguente:

Tabella 2.3: PersoneComunitaDEI.txt

```
a a pietracaprina            INF/01 - INFORMATICA
a alberto pietracaprina      INF/01 - INFORMATICA
andrea a pietracaprina       INF/01 - INFORMATICA
andrea alberto pietracaprina INF/01 - INFORMATICA
...
```

Utilizzando questa lista di nomi ed abbreviazioni, sono stati estratti dal file *Authors.txt* le coppie (ID autore, nome autore), che risultano essere 8.135, con una media di 21,5 ID per nome.

Con il set di ID autori ottenuto, sono stati estratti dal file *PaperAuthorAffiliations.txt* i record relativi ai paper, nella forma (ID paper, ID autore, ID affiliation), per un totale di 62.291 paper.

Dalla lista così ottenuta, non necessariamente ordinata, sono stati creati gli edge fra ID autore, che sono poi stati aggregati creando una edge list pesata, come indicato in 2.4

Tabella 2.4: Creazione edge

```
IDpaper1  IDautore1
IDpaper1  IDautore2          IDautore1  IDautore2  1
IDpaper1  IDautore3    →     IDautore1  IDautore3  1
IDpaper2  IDautore2          IDautore2  IDautore3  2
IDpaper2  IDautore3
```

A partire da questi edge è stato generato il primo grafo che rappresenta la rete degli autori. Questo metodo di creazione del grafo, che considera le collaborazioni tra autori, riduce a 778 il set di ID autori per un totale di 287 nomi univoci. Il grafo è formato da 1.830 edge con 7.803 di peso totale.

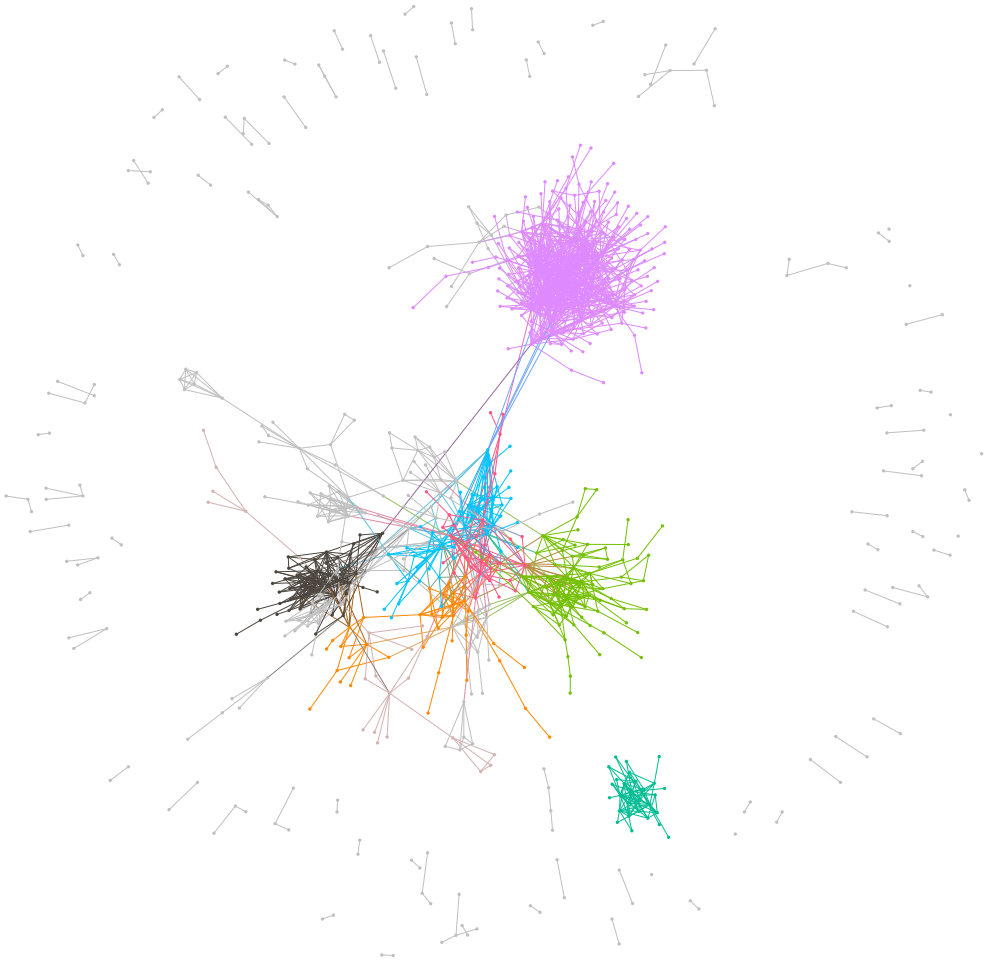


Figura 2.1: Grafo collaborazioni

**Analisi della prima estrazione**

I due problemi principali di questo processo emergono al momento dell'estrazione degli ID autore dal file *Authors.txt*:

- Vengono selezionati anche gli ID riferiti ad autori omonimi, non affiliati al DEI.
- Ad un singolo autore DEI sono associati più ID autore.

### 2.2.1 Filtro degli autori per affiliation

Il primo problema è già in parte risolto dal metodo di creazione del grafo, che considera solo gli ID autori che hanno almeno una collaborazione con un altro ID nel set. In questo modo più del 90% degli ID viene filtrato.

È stato sviluppato un secondo metodo di estrazione dei dati che esclude gli ID autore se non hanno mai pubblicato un paper a Padova, considerando le informazioni sulle affiliation dei paper, come viene illustrato di seguito.

- Dal file *Affiliations.txt* si estrae la lista delle affiliation in cui risulta nel nome un match all'espressione regolare "$pad(ov|u)a$".
- Dalla lista di terne (ID paper, ID autore, ID affiliation) si mantengono solo quelle in cui l'ID affiliation compare nel set di affiliation padovane appena estratte.
- Dalle terne selezionate, si estrae un set di ID autori che hanno pubblicato almeno un paper con affiliation padovana.
- Si estraggono i paper scritti da questi ID autore e si procede alla generazione degli edge pesati.

Applicando questo metodo, gli ID autore si riducono a 306, relativi a 201 nomi univoci. Il grafo generato include 850 edge con un peso totale di 5.195.

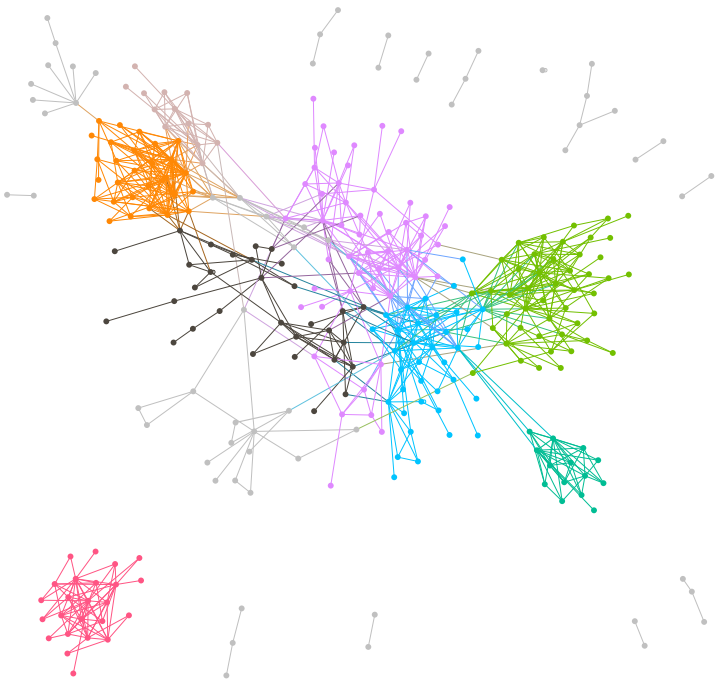


Figura 2.2: Grafo Padovani

### 2.2.2 Unione di ID autore in singoli nodi

Per risolvere il secondo problema insorto nell'estrazione dei dati, per cui ad una singola persona fisica, effettivamente affiliata al DEI, possono essere associati più ID autore, sono state seguite due vie alternative fra loro.

Il primo metodo tiene conto solo dei nomi associati ai nodi del grafo, il secondo metodo sfrutta la struttura del grafo per stabilire se due nodi siano riferiti alla stessa persona.

### Per nome

I grafi precedentemente generati vengono rielaborati, ipotizzando che nodi con nomi uguali o le cui abbreviazioni sono uguali possano essere considerati un unico nodo.

In questo modo "*a alberto pietracaprina*" viene associato a "*a a pietracaprina*" ma anche a "*andrea a pietracaprina*" come pure a "*andrea alberto pietracaprina*".

I nodi del grafo in figura 2.1 si riducono da 778 a 199. Gli edge scendono da 1830 a 661, mantenendo lo stesso peso totale di 7.803.

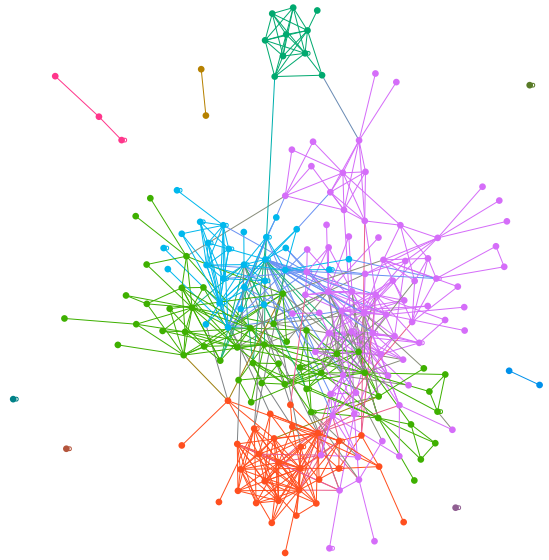


Figura 2.3: Grafo collaborazioni - nodi unificati per nome

I nodi del grafo in figura 2.2 si riducono da 306 a 158. Gli edge scendono da 850 a 463, mantenendo il peso totale di 5.195.

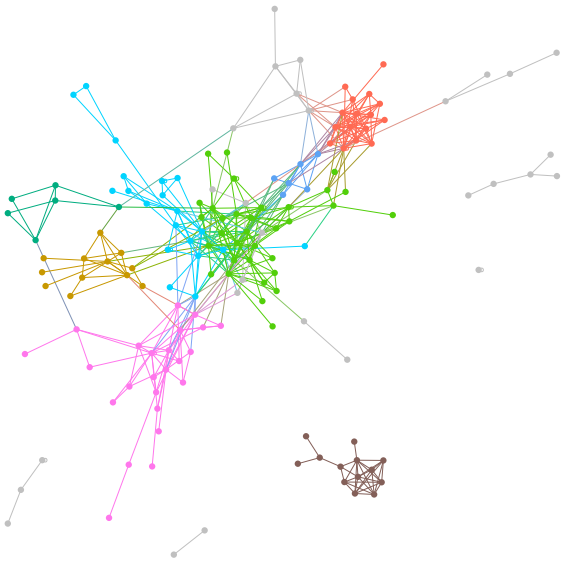


Figura 2.4: Grafo padovani - nodi unificati per nome

### Per distanza

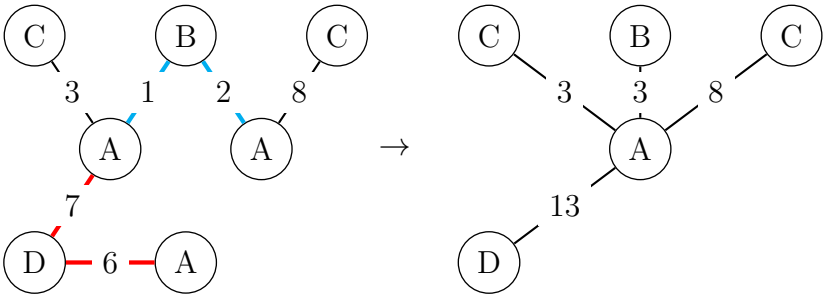
Il metodo che considera i nomi precedentemente descritto introduce una criticità nel caso un cui due autori abbiano un nome che viene abbreviato nello stesso modo. Questo fa sì che più persone vengano assimilate erroneamente in un unico nodo.

Nei dati che sono stati trattati questo succede solo nel caso di "*Mattia Zorzi*" e "*Michele Zorzi*", che si abbreviano entrambi in "*m zorzi*".

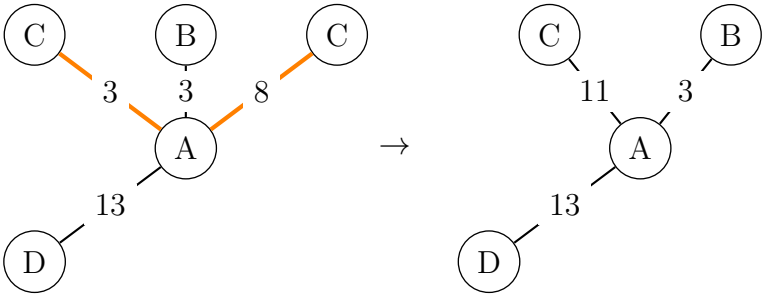
In dataset più ampi oppure relativi a comunità che anche se ristrette presentano una bassa variabilità dei cognomi, il fenomeno dei falsi positivi incide in maniera molto più marcata sulla veridicità del grafo.

Nel secondo metodo sviluppato per unificare i nodi, viene richiesta un'ulteriore condizione per considerare due nodi come relativi alla stessa persona fisica. Oltre a verificare la corrispondenza delle abbreviazioni dei nomi si calcola anche la distanza minima tra i due nodi nel grafo. Se questa distanza è minore di una certa soglia, i due nodi vengono unificati. Questo processo può essere iterato più volte, per sfruttare le informazioni ottenute nei passi precedenti.

Prima iterazione unione nodi con distanza minima minore di 2




Seconda iterazione unione nodi con distanza minima minore di 2




I valori ottimi di soglia e numero di iterazioni sono stati calcolati sperimentalmente e risultano 000 e 000.

I nodi del grafo in figura 2.1 si riducono da 778 a 000. Gli edge scendono da 1830 a 000, mantenendo lo stesso peso totale di 7.803.

Figura 2.5: Grafo collaborazioni unificati per distanza

I nodi del grafo in figura 2.2 si riducono da 306 a 000. Gli edge scendono da 850 a 000, mantenendo il peso totale di 5.195.

Figura 2.6: Grafo Padovani unificati per distanza

# Capitolo 3

# Troubleshooting

Il grafo generato presenta ancora delle carenze.

La lista di partenza include gli afferenti DEI attuali, mentre il database è del 2015. Questo comporta la mancanza di professori, non più a Padova, che avevano ruolo di aggregatore di una comunità.

TODO inserire il nome di Apostolico nella lista di partenza e valutare i cambiamenti

Un modo proposto per includere i nomi mancanti è: estrarre gli ID autore; estrarre i paper-aut-aff; da questa lista di paper estrarre tutti gli ID autore; potenzialmente ridurre i paper (e gli autori) estratti in base alle affiliation (anche solo del DEI e non di tutta Padova); iterare il processo con la nuova lista di autori.

In questo modo si estraggono anche troppe comunità, una singola collaborazione con un dipartimento esterno comporta alle iterazioni successive l'inclusione di molti autori di quel dipartimento. Un modo per risolvere il problema è, alla fine delle iterazioni e della creazione dei cluster, considerare solo quelli che contengono almeno un nome che era nella lista originale: in questo modo dipartimenti esterni, anche se connessi al grafo, non vengono inclusi.

# Capitolo 4

# Risultati

Descrizione della v-measure
Presentazione dei valori di v-measure per i vari grafi e commenti.

# Capitolo 5

# Conclusioni

Partendo da una lista di nomi di un dipartimento si può estrarre un grafo che lo rappresenti? Le comunità generate rispecchiano quelle reali?

TODO se vuoi fallo su matematica e mostra un grafo con qualche valore di v-measure

# Bibliografia

[1] Jure Leskovec and Andrej Krevl. SNAP Datasets: Stanford large network dataset collection. `http://snap.stanford.edu/data`, June 2014.

[2] Arnab Sinha, Zhihong Shen, Yang Song, Hao Ma, Darrin Eide, Bo-June (Paul) Hsu, and Kuansan Wang. An overview of microsoft academic service (mas) and applications. In *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*, WWW '15 Companion, pages 243–246, New York, NY, USA, 2015. ACM. URL: `http://doi.acm.org/10.1145/2740908.2742839`.