

Homework #3 - Neo4j

Analisi della Rete di Collaborazione Scientifica su arXiv

Indice

Indice.....	1
1. Introduzione	2
2. Creazione del Grafo	3
2.1 Struttura dei Nodi.....	3
2.2 Tipologie di Relazioni	4
Relazione AUTHORED.....	4
Relazione ON_TOPIC.....	4
Relazione COAUTHORED_WITH	4
Relazione SIMILAR_TOPIC.....	4
2.3 Vincoli e Indici.....	5
2.4 Processo di Caricamento	5
3. Interrogazioni Analitiche	6
3.1 Query 1: Schema del Database	6
3.2 Query 2: Top 5 Autori per Numero di Articoli.....	7
Metodologia	7
Risultati	7
3.3 Query 3: Andamento Temporale delle Pubblicazioni	7
.....	7
Metodologia	7
3.4 Query 4: Percorso Più Breve tra Due Autori.....	8
Metodologia	8
Risultati	8
3.5 Query 5: Similarità tra Copie di Autori	9
Metodologia	9
3.6 Query 6: Rete di Co-authorship	10
Metodologia	10

1. Introduzione

Questo elaborato presenta l'analisi di un dataset contenente articoli scientifici pubblicati su *arXiv* nel dominio dell'Intelligenza Artificiale. L'obiettivo principale è stato l'implementazione di un grafo di proprietà in Neo4j, un database orientato ai grafi ottimizzato per la gestione di relazioni complesse tra entità.

Il dataset originale, denominato *Artificial Intelligence Publication Trends*, contiene 8.000 articoli scientifici con informazioni dettagliate su titolo, abstract, data di pubblicazione, autori e link alla pagina arXiv. Inoltre, sono stati forniti file aggiuntivi contenenti l'associazione di ogni paper ai topic estratti tramite **BERTopic**, una tecnica di topic modeling basata su embedding semantici.

2. Creazione del Grafo

2.1 Struttura dei Nodi

Il grafo è stato modellato con tre tipologie di nodi, ciascuna rappresentante un'entità distinta del dominio:

Tipo Nodo	Proprietà	Descrizione
Paper	url, title, abstract, date	Articolo scientifico su arXiv
Author	name	Autore di articoli scientifici
Topic	id, name	Topic estratto da BERTopic

Paper: Rappresenta un articolo scientifico pubblicato su arXiv. Le proprietà includono l'URL univoco (usato come identificatore), il titolo, l'abstract (troncato a 5000 caratteri per efficienza), e la data di pubblicazione (estratta dal timestamp originale).

Author: Rappresenta un autore di articoli scientifici. Il nome completo è usato come identificatore univoco. Gli autori sono estratti dal campo 'authors' del dataset, separati da virgola.

Topic: Rappresenta un topic tematico estratto dagli abstract tramite BERTopic. Ogni topic ha un ID numerico e un'etichetta descrittiva (es. '0_neural_network_deep_learning'). Sono stati identificati 132 topic distinti.

2.2 Tipologie di Relazioni

Relazione AUTHORED

Collega ogni nodo **Author** ai nodi **Paper** di cui è autore o co-autore. La direzione semantica va dall'autore al paper: `(Author) -[:AUTHORED] -> (Paper)`. Questa relazione permette di navigare dalla prospettiva dell'autore verso le sue pubblicazioni.

Relazione ON_TOPIC

Collega ogni **Paper** ai suoi **top-3 Topic** più rilevanti, come determinato da BERTopic. La relazione include la proprietà **probability**: valore float [0,1] che indica la probabilità che il topic rappresenti il contenuto dell'abstract

Questa proprietà è fondamentale per il calcolo della similarità pesata tra paper.

Relazione COAUTHORED_WITH

Relazione **non direzionale** tra coppie di **Author** che hanno collaborato agli stessi paper. Include la proprietà **papers_count**: numero di paper che i due autori hanno scritto insieme.

Data l'elevata cardinalità (oltre 1.4 milioni di relazioni), è stata utilizzata la procedura `apoc.periodic.iterate` (con il plugin APOC) per processare le coppie in batch, evitando timeout e problemi di memoria (che altrimenti lo rendevano impossibile).

Relazione SIMILAR_TOPIC

Relazione tra **Paper** che condividono topic simili. La similarità è calcolata tramite la **Similarità di Jaccard Pesata** (o **Similarità di Ruzicka**), che tiene conto delle probabilità di assegnamento:

$$\text{simT}(p, q) = \sum_{i \in U_T} \min(p_i, q_i) / \sum_{i \in U_T} \max(p_i, q_i)$$

dove p e q sono due articoli, p_i è la probabilità che il topic i sia assegnato al paper p , e U_T è l'unione dei topic assegnati a p e/o q .

Soglia di filtraggio: sono state create solo relazioni con similarità > 0.3 , per ridurre il numero di archi e mantenere solo connessioni significative.

2.3 Vincoli e Indici

Per garantire l'integrità dei dati e ottimizzare le performance delle query, sono stati creati vincoli di unicità su ciascun tipo di nodo:

1. CREATE CONSTRAINT FOR (p:Paper) REQUIRE p.url IS UNIQUE
2. CREATE CONSTRAINT FOR (a:Author) REQUIRE a.name IS UNIQUE
3. CREATE CONSTRAINT FOR (t:Topic) REQUIRE t.id IS UNIQUE

2.4 Processo di Caricamento

Il caricamento dei dati è stato effettuato in fasi sequenziali per garantire l'integrità referenziale:

1. **Creazione nodi Topic:** 132 nodi creati dal file topic_definitions.csv
2. **Creazione nodi Paper e Author:** processati in batch da 500 record, con creazione simultanea delle relazioni AUTHORED
3. **Creazione relazioni ON_TOPIC:** per ogni paper, collegamento ai top-3 topic con relative probabilità
4. **Creazione relazioni COAUTHORED_WITH:** tramite APOC periodic iterate
5. **Creazione relazioni SIMILAR_TOPIC:** processate in batch confrontando coppie di paper

Statistiche finali del grafo:

Elemento	Conteggio
Vincoli	3
Nodi Paper	8,000
Nodi Author	37,604
Nodi Topic	132
Relazioni COAUTHORED_WITH	2,844,978
Relazioni AUTHORED	44,460
Relazioni ON_TOPIC	24,000
Relazioni SIMILAR_TOPIC	1,393,172

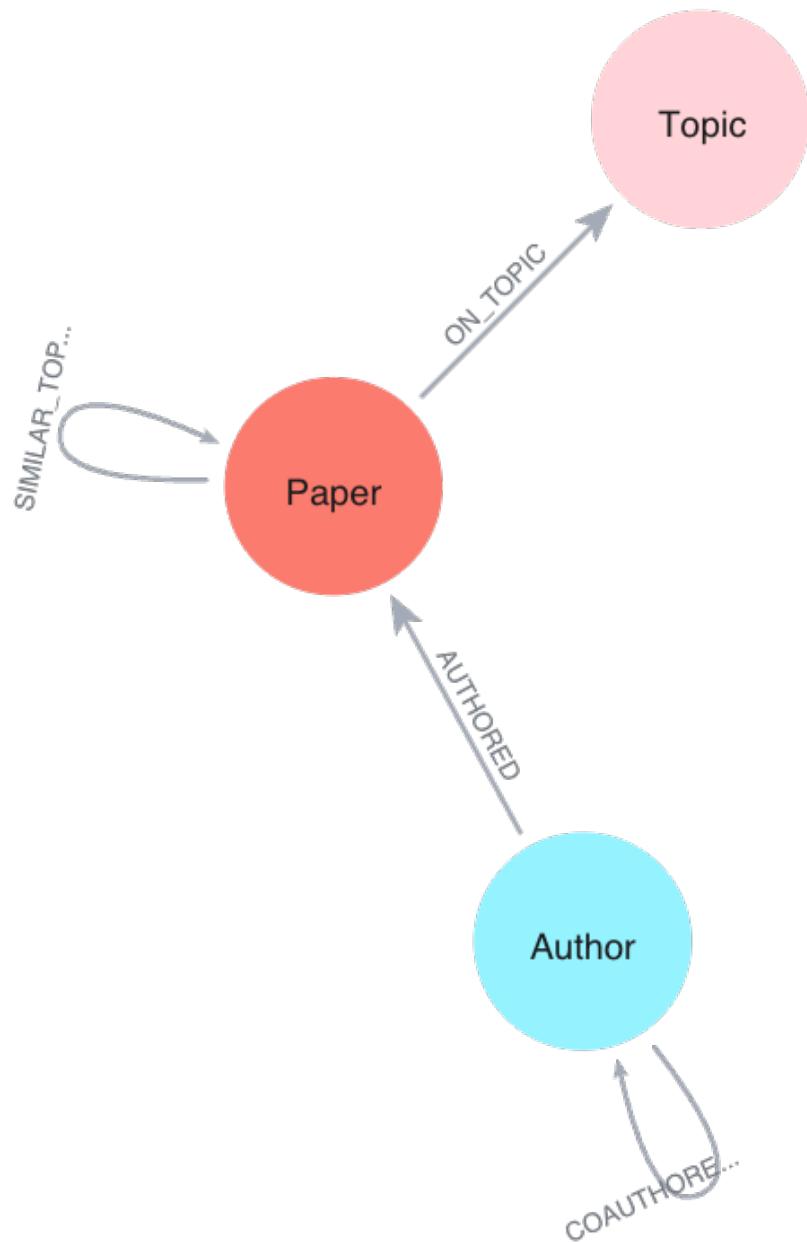
3. Interrogazioni Analitiche

3.1 Query 1: Schema del Database

Lo schema del database può essere visualizzato in Neo4j Desktop tramite il comando:

```
CALL db.schema.visualization()
```

Lo schema mostra una struttura a stella centrata sui nodi Paper, che fungono da hub connettendo autori (tramite AUTHORED) e topic (tramite ON_TOPIC). Le relazioni COAUTHORED_WITH e SIMILAR_TOPIC creano invece auto-archi rispettivamente tra autori e tra paper.



3.2 Query 2: Top 5 Autori per Numero di Articoli

Metodologia

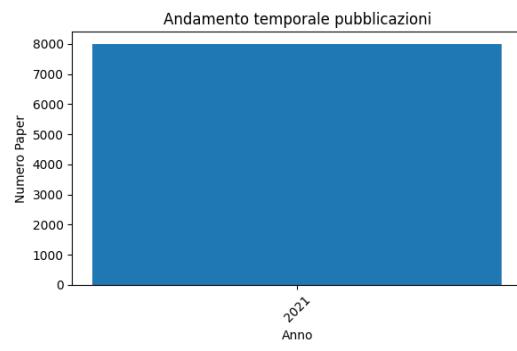
La query utilizza un pattern matching per contare le relazioni AUTHORED in uscita da ogni nodo Author:

```
MATCH (a:Author) -[ :AUTHORED ]-> (p:Paper)
RETURN a.name as author, count(p) as papers
ORDER BY papers DESC LIMIT 5
```

Risultati

#	Autore	N. Articoli
1	Wei Wang	19
2	Yang Li	19
3	Yang Liu	19
4	Xin Wang	15
5	H. Vincent Poor	13

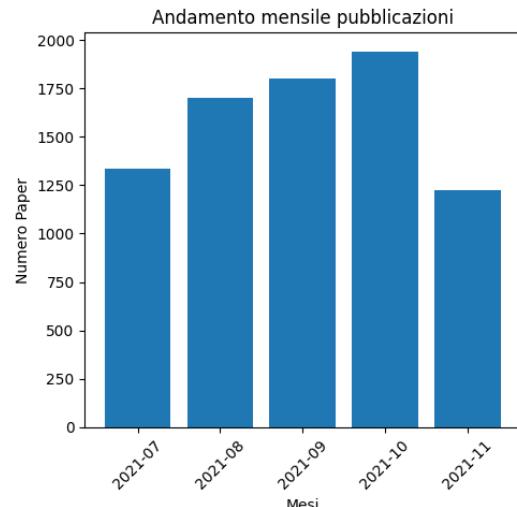
3.3 Query 3: Andamento Temporale delle Pubblicazioni



Metodologia

L'analisi estrae l'anno dalla proprietà date di ogni paper e aggrega per conteggio:

```
MATCH (p:Paper)
WHERE p.date IS NOT NULL AND p.date <> ''
RETURN substring(p.date, 0, 4) as year,
count(p) as papers
ORDER BY year
```



Il grafico mostra che le pubblicazioni salvate risalgono al solo 2021, distribuite tra i mesi di luglio e novembre, con un'accelerazione particolarmente marcata in ottobre.

3.4 Query 4: Percorso Più Breve tra Due Autori

Metodologia

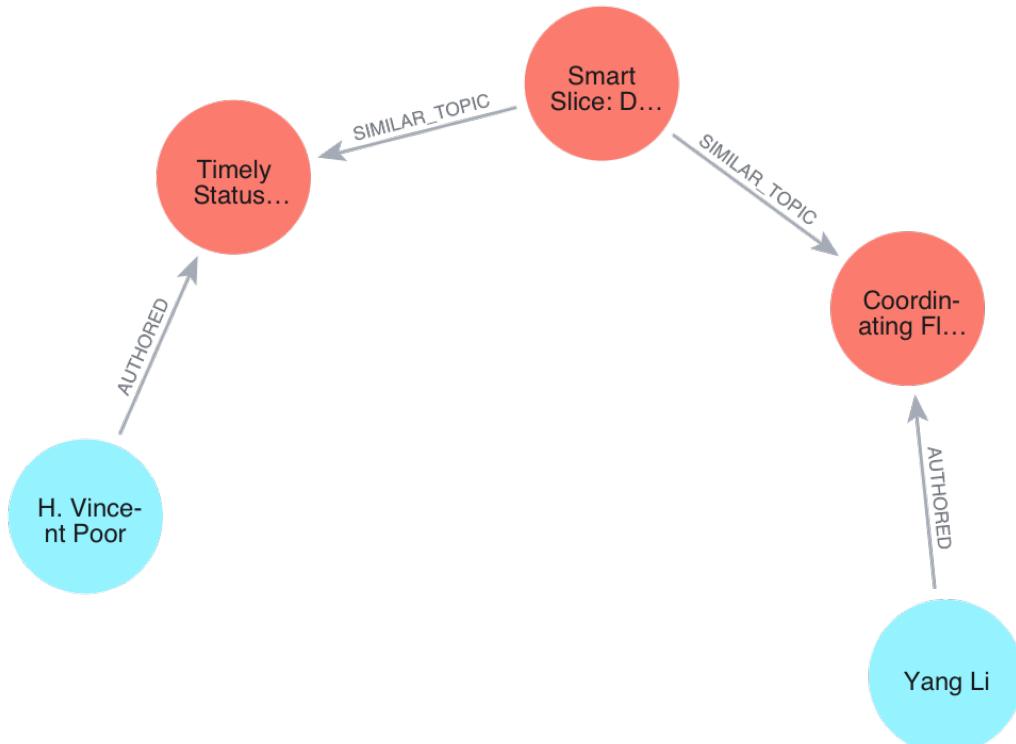
Sono stati selezionati due autori tra i più prolifici e utilizzato l'algoritmo **shortestPath** di Neo4j:

```
MATCH (a1:Author {name: 'Wei Wang'}),  
      (a2:Author {name: 'Lajos Hanzo'})  
  
MATCH path = shortestPath((a1)-[*]-(a2))  
  
RETURN path
```

Risultati

Il percorso più breve trovato ha **lunghezza 4**, strutturato come:

1. **Yang Li** (Author)
2. Paper: "Coordinating Flexible Demand Response and Renewable..."
3. Paper: "SmartSlice: Dynamic, self-optimization of applicat..."
4. Paper: "Timely Status Updating Over Erasure Channels Using..."
5. **H. Vincent Poor** (Author)



3.5 Query 5: Similarità tra Coppie di Autori

Metodologia

La similarità tra due autori a_1 e a_2 è calcolata secondo la formula specificata nella consegna:

$$Sim(a_1, a_2) = (1 / |P_1| \cdot |P_2|) \cdot \sum \sum simT(pi, pj)$$

dove P_1 e P_2 sono gli insiemi di paper associati ai due autori, e $simT$ è la similarità di Jaccard pesata tra paper. La formula considera tutte le coppie di paper, assegnando valore 0 alle coppie senza similarità.

Implementazione

Per ridurre la complessità computazionale, e i limiti di memoria che ne impedivano l'esecuzione, è stato adottato un approccio ibrido Neo4j + Python:

1. Estrazione da Neo4j del numero di paper per autore.
2. Estrazione da Neo4j delle similarità tra paper tramite la relazione SIMILAR_TOPIC, impostando a 0 le coppie senza relazione.
3. Aggregazione e normalizzazione in Python con defaultdict, calcolando la media secondo la formula.

3.6 Query 6: Rete di Co-authorship

Metodologia

La query estrae la rete di co-authorship limitata ai top 20 autori più prolifici.

Sono state trovate **13 connessioni** tra i top 20 autori. Tra essi la Top collaborazione è: “Robert Schober - Derrick Wing Kwan Ng: 3 paper”

Rete Co-authorship (Top 20 autori)

