



UNIVERSITÀ DI TRENTO

Dipartimento di Ingegneria e Scienza dell'Informazione

Corso di Laurea in Informatica

ELABORATO FINALE

TITOLO

Sottotitolo (alcune volte lungo - opzionale)

Prof. Bouquet Paolo

Corte Pause Manuela

Anno accademico 2021/2022

Indice

Sommario	3
1 Knowledge Graphs	4
1.1 Cos'è un Knowledge Graph	4
1.1.1 Definizione	4
1.2 Virtual Knowledge Graph	5
1.3 Il Virtual Knowledge Graph system Ontop	6
1.3.1 Architettura del sistema	6
1.3.2 Intermediate Query language	7
1.3.3 Esempi di utilizzo	9
2 Progetto	10
2.1 Ontopic	10
2.2 Il modulo bi-connector	10
2.2.1 Creazione database	10
2.2.2 Parsing di query SQL	10
2.3 Stato iniziale bi-connector	10
2.4 Analisi prerequisiti	10
2.5 Costrutti implementati	10
2.5.1 Distinct, Limit e Offset	10
2.5.2 Ordinamento righe	11
2.5.3 Combinazione tabelle	11
2.5.4 Operazioni insiemistiche	11
2.5.5 Aggregazione	11
2.6 Risultati ottenuti	11
3 Conclusioni	12
3.1 Possibili sviluppi futuri	12
Bibliografia	13

Sommario

I dati sono diventati una parte sempre più fondamentale della nostra vita e ancor più di quella delle aziende nell'assisterle nel processo di decision-making. Questi dati, provenienti da molteplici fonti come: social network, online tracking, sensori di IoT, . . . , risultano in una mole enorme, non strutturati e di conseguenza complessa da sfruttare per ricavarne informazioni rilevanti. Proprio per questo il mondo della data integration è così importante [10].

Possiamo definire la data integration come il problema del combinare dati provenienti da livelli diversi e fornire all'utente finale una visione unificata di questi [7]. E' facile vedere quindi come questo concetto si adatti bene in un'azienda che utilizza vari sistemi, applicazioni e piattaforme, ognuna delle quali produce o raccoglie dati senza tenere conto degli altri applicativi, creando quelli che vengono definiti data silos.

Esistono approcci diversi alla data integration; quello più tradizionale è certamente quello dei data warehouse, dove tutti i dati sono combinati e memorizzati in un solo posto (tipicamente un database). Questo processo di "combinazione" è definito ETL (Extract, Transform, Load) e permette di rilevare e correggere inconsistenze tra i dati prima che questi vengano uniti. Permette inoltre di integrare tipi di dati eterogenei e visualizzarli poi come un'unica collezione complessiva.

Questa soluzione risulta complessa da utilizzare per dataset che vengono modificati frequentemente e richiedono quindi che il processo di ETL, che è molto costoso, venga re-eseguito molte volte. Anche per questo si è quindi passati ad un paradigma basato sul *loose coupling* ovvero è presente un'interfaccia sulla quale eseguire query che vengono poi mappate ed eseguite sulle sorgenti originali eliminando il problema dell'avere informazioni non aggiornate [9]. Questi due approcci sono descritti in figura 1.

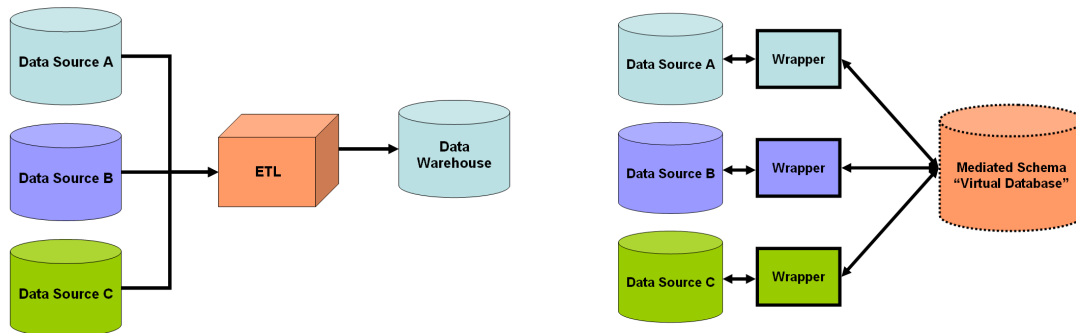


Figura 1. Approcci alla data integration

Indipendentemente dall'architettura del sistema, l'aspetto semantico risulta molto importante al fine di evitare la collisione tra termini uguali usati all'interno delle sorgenti con significati diversi. È proprio da questa considerazione che nascono approcci basati su ontologie definiti come Ontology Based Data Access (OBDA). Queste soluzioni mitigano il problema appena descritto fornendo un vocabolario comune da utilizzare, presentano però il problema di essere complesse e di conseguenza poco fruibili da un ampio pubblico.

Lo scopo di questo elaborato è, per prima cosa, quello di descrivere i principali concetti teorici alla base delle ontologie e dei Knowledge Graph ed in particolare del Virtual Knowledge Graph

system Ontop. Una volta stabilite delle basi teoriche comuni verrà descritta l'esperienza di tirocinio da me svolta presso l'azienda Ontopic al fine di sviluppare un strumento che permetta l'interrogazione di un'ontologia tramite strumenti di business intelligence come Tableau. In questo modo l'ontologia può essere interrogata anche da persone non esperte del campo dato che le query possono essere scritte in SQL o addirittura tramite l'interfaccia grafica fornita dagli strumenti di business intelligence.

1 Knowledge Graphs

1.1 Cos'è un Knowledge Graph

Le prime pubblicazioni in ambito di rappresentazione della conoscenza tramite l'aiuto di knowledge base (basi di conoscenza) risalgono alla fine degli anni '50 e nel 1980 ricercatori dell'università di Groningen e dell'università di Twente nei Paesi Bassi usarono per la prima volta il termine Knowledge Graph per descrivere il loro sistema basato sull'integrazione di molteplici sorgenti di dati per rappresentare il linguaggio naturale tramite una knowledge base. Questo primo momento di ricerca iniziale fu poi seguito, all'inizio degli anni 2000, dall'affermarsi del Semantic Web e degli standard W3C, come RDF e OWL ad esso associati, nonché al sorgere di varie ontologie pubbliche come DBPedia, YAGO e Freebase. [4] [6]

Il termine Knowledge Graph viene però diffuso solo nel 2012 da Google che introduce il termine per descrivere il potenziamento tramite tecniche semantiche del proprio motore di ricerca ovvero: le ricerche che vengono effettuate non sono più semplicemente string matching, ma viene aggiunta una componente di ragionamento in grado di riconoscere veri e propri "oggetti" del mondo reale. [4]

1.1.1 Definizione

Esistono molteplici definizioni, a volte anche in contraddizione l'una con l'altra, di cosa sia un Knowledge Graph. In modo molto generale possiamo definire un Knowledge Graph come una struttura in cui la conoscenza è rappresentata come un insieme di concetti e dei quali vengono modellate le relazioni. Se vogliamo invece dare una definizione più formale possiamo definire un Knowledge Graph come una struttura che acquisisce e integra informazioni in una knowledge base e applica un meccanismo d'inferenza per ricavare nuova conoscenza da essa come mostrato in figura 1.1. In molte delle definizioni, la presenza di una quantità elevata di dati, ovvero di un ABox di grandi dimensioni, viene spesso considerata come aspetto caratterizzante di un Knowledge Graph, ma cosa significhi nello specifico "quantità elevata" non è meglio specificato. [4]

La knowledge base è tipicamente implementata tramite un'ontologia, ovvero una struttura a grafo dove i nodi rappresentano gli oggetti e i valori mentre le relazioni tra questi e le loro proprietà sono rappresentate tramite archi. Non avendo uno schema definito a priori, questa rappresentazione tramite grafi permette una crescita più flessibile della base di dati ed è quindi adatta per rappresentare domini complessi che attingono dati da fonti molteplici e diversificate tra di loro. Un altro vantaggio di questa rappresentazione è che i linguaggi di interrogazione per strutture basate su grafi sono molto espressivi e contengono la maggior parte dei costrutti usati nei linguaggi di query più tradizionali come join, unioni, proiezioni, ... [5].

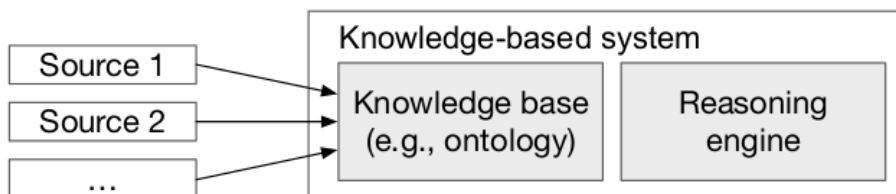


Figura 1.1. Struttura di un KG

1.2 Virtual Knowledge Graph

I Virtual Knowledge Graph (VKG) applicano al concetto di Knowledge Graph quello di data virtualization. Questo significa che in un VKG l'ontologia non viene materializzata, ma viene dichiarato un insieme di dichiarazioni di mapping che permettono di tradurre concetti e proprietà tipiche di un'ontologia in query SQL che vengono eseguite direttamente sulle sorgenti relazionali. Il meccanismo su cui si basa questa riscrittura è descritto anche dalla figura 1.2.

Un Virtual Knowledge Graph presenta il vantaggio di avere informazioni sempre aggiornate nell'ontologia dato che la query è eseguita direttamente sulle fonti sottostanti, ma, allo stesso tempo, ha performance mediamente peggiori rispetto alla sua controparte materializzata, specialmente nei casi in cui i mapping tendano ad essere particolarmente complessi [3]

Da un punto di vista più formale possiamo considerare la specifica di un Virtual Knowledge Graph come una tupla $P = (O, M, S)$ dove abbiamo:

- Ontologia O : rappresentazione a grafo del dominio in analisi con un vocabolario rappresentativo del dominio. Questo grafo è anche arricchito con informazioni riguardanti classi rappresentate nel grafo, le loro proprietà e la gerarchia tra esse che permette di inferire nuova conoscenza a partire dalle informazioni che già si hanno. In questo modo viene implementata una separazione tra i dettagli di basso livello delle fonti e la visione d'insieme data dall'ontologia che permette così anche a persone esperte nel campo, ma non nell'integrazione dei dati, di ricavare informazioni.

In particolare W3C presenta vari standard per la rappresentazione delle ontologie. Tra questi i principali sono RDFS e OWL, entrambi basati sullo standard RDF (Resource Description Network) usato per descrivere grafi e al fine di interrogare questo grafo lo standard è SPARQL.

- Mapping M : insieme di affermazioni che specifica come le classi e le proprietà presenti nell'ontologia siano popolate da dati provenienti dalle sorgenti. Formalmente, dato lo schema di un database S e un'ontologia O , un'affermazione di mapping tra S e O è un'espressione in una di queste forme:

$$\phi(x) \rightsquigarrow (f(x) \text{ rdf:type } A)$$

$$\phi(x, x') \rightsquigarrow (f(x) P f'(x'))$$

dove f è un costruttore di termini RDF ovvero una funzione che mappa una tupla di un database a una URI o un letterale RDF. In altre parole, tutte le tuple del database vengono tradotte fornendo informazioni o sul tipo di dato o su relazioni di tipo soggetto-predicato-oggetto. Lo standard per i mapping tra RDF e database relazionali fornito da W3C è R2RML.

- Schema S : struttura delle sorgenti dati, tipicamente database relazionali. Nel caso di sorgenti eterogenee tra loro è sempre possibile utilizzare uno strumento di federazione come Dremio o Denodo che espone tutte le sorgenti come se fossero parte di un unico database relazionale [3].

A questo punto possiamo definire un'istanza di un Virtual Knowledge Graph come la coppia (P, D) , dove $P = (O, M, S)$ è la specifica di un VKG istanziata su un database D che rispetta lo schema S . Dati M e D le triple generate applicando M su D costituiscono il grafo RDF che esplicita il significato semantico dell'intero sistema.

Se vogliamo caratterizzare un Virtual Knowledge Graph sotto il punto di vista della logica descrittiva allora possiamo considerare l'ontologia come un TBox e le informazioni ricavate dalle sorgenti tramite i mapping come l'ABox [1] [12].

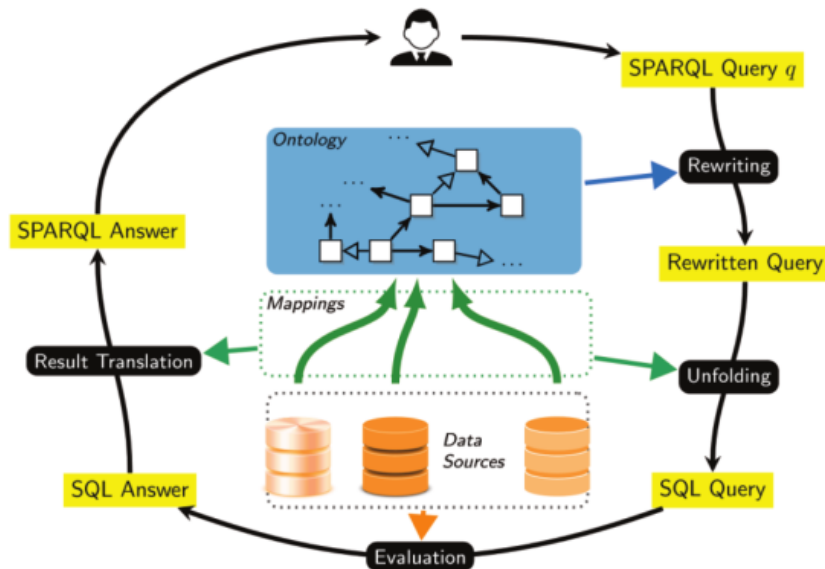


Figura 1.2. Riscrittura di una query in un VGK

1.3 Il Virtual Knowledge Graph system Ontop

Ontop è un Virtual Knowledge Graph system open-source sviluppato dalla Libera Università di Bolzano e supportato commercialmente dall'azienda Ontopic s.r.l. . Riceve inoltre contributi importanti dalla Birkbeck, Università di Londra.

1.3.1 Architettura del sistema

Possiamo considerare il sistema Ontop come strutturato su quattro livelli descritti di seguito e riassunti in figura 1.3.

Input

Ontop supporta gli standard W3C in materia di ontologie e Knowledge Graph; in particolare supporta RDF 1.1 come modello per i grafi, RDFS e OWL 2 QL per le ontologie, la maggior parte dei costrutti presenti in SPARQL 1.1 e R2RML e un sistema di mapping di Ontop, che può essere tradotto in R2RML, per i mapping.

Ontop supporta i maggiori database relazionali tra cui PostgreSQL, MySQL, H2, DB2, Oracle, ... tramite JDBC e può anche essere utilizzato con federazioni come Dremio o Denodo. Inoltre, nonostante sia un VKG system permette di materializzare il grafo RDF se necessario [2].

Core system

Parte centrale del sistema che si occupa della traduzione, ottimizzazione ed esecuzione delle query. Alcuni dei dettagli di questo meccanismo sono descritti nella sezione successiva 1.3.2.

API

Ontop può essere utilizzato come libreria Java disponibile tramite Maven ed implementa due API:

- OWL API: implementazione di riferimento per la gestione di ontologie OWL.
- Sesame: standard de-facto per la gestione di dati in formato RDF. In particolare, Ontop implementa l'interfaccia Sesame SAIL (Storage And Inference Layer) che supporta inferenza e database relazionali.

Applicazioni

Ontop supporta anche applicazioni che permettono all'utente finale di eseguire query SPARQL in modo facilitato. Tra queste si citano in particolare: il plugin per Protege basato sull'API OWL, che fornisce uno strumento grafico per l'editing dei mapping, l'esecuzione di query SPARQL, materializzazione delle triple RDF, ... e la piattaforma Optique che utilizza Ontop come motore centrale aggiungendo un'interfaccia user-friendly per la creazione e visualizzazione di query.

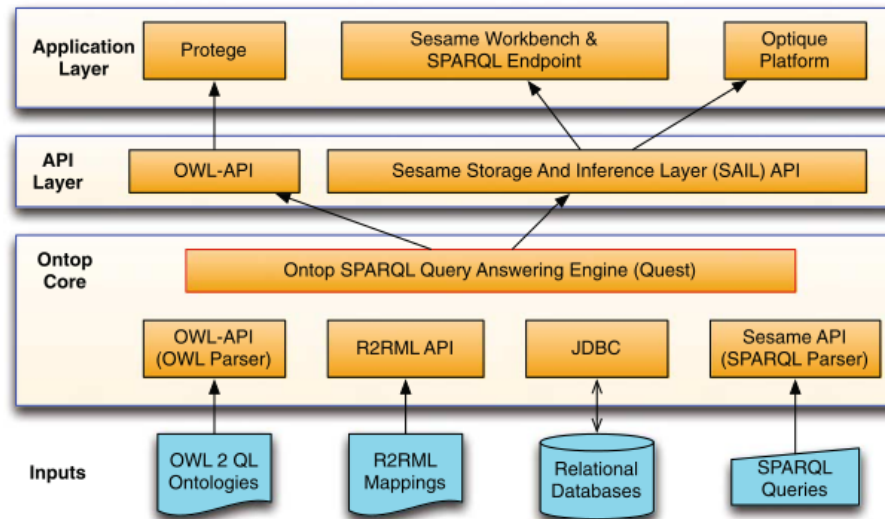


Figura 1.3. Struttura di Ontop

1.3.2 Intermediate Query language

Le prime versioni di Ontop erano inizialmente basate su Datalog come motore interno per la traduzione delle query. Questa soluzione, sufficiente per la traduzione di query semplici basate sull'unione di query congiuntive, risulta però inadatta per la traduzione di un frammento più grande di SPARQL che supporta funzionalità non monotone come OPTIONAL, modificatori di cardinalità come DISTINCT e aggregazione. Per questo con la versione v4, Ontop ha adottato una struttura dati interna diversa chiamata Intermediate Query (IQ) che fornisce una rappresentazione uniforme sia per le query SPARQL eseguite dagli utenti che per le query SQL dei mapping. Sostanzialmente un IQ è una rappresentazione tramite un albero radicato di un'espressione algebrica dove quest'algebra è un compromesso tra l'algebra di SPARQL da una parte e l'algebra relazionale tipica dei database relazionali dall'altra. [13]

Prima di definire più nel dettaglio quest'algebra è necessario spiegare alcuni altri termini ed in particolare:

- Termine: per termine indichiamo qualsiasi variabile, costante (incluso NULL) o termine funzionale costruito a partire da variabili o costanti usando simboli funzionali di SPARQL, SQL o interni
- Sostituzione: per sostituzione intendiamo un'espressione della forma $x_1/\mu_1, \dots, x_n/\mu_n$ dove x corrisponde ad una variabile e μ ad un termine usato o per la proiezione o per l'aggregazione.

I nodi che compongono un albero IQ possono essere di due tipi: [8]

Nodi foglia

Tra i nodi che compongono le foglie dell'albero i più interessanti sono:

- Intensional data node: nodo "prototipo" che ci si aspetta venga sostituito da un IQ; è usato principalmente per rappresentare triple e quadruple in RDF.
- Extensional data node: simile a un intensional data node con la differenza che non deve essere necessariamente essere sostituito (ad esempio se rappresenta il nome di una tabella).
- Empty node: può essere visto come uno specifico tipo di data node che rappresenta un insieme vuoto di tuple.
- Native node: è definito a partire da una query nativa (e.g. una query SQL) ed esplicita i tipi delle variabili ritornate dalla query stessa. Questo tipo di nodo viene generato alla fine della riformulazione e non è usata nei mapping.

Nodi interni

I nodi interni dell'albero risultano essere più interessanti rispetto alle foglie in quanto rappresentano quelle che sono le operazioni possibili e che devono essere tradotte tra SPARQL e SQL. Tra queste abbiamo:

- Filter node: filtra il proprio nodo figlio in base ad una condizione booleana specificata.
- Inner join node: natural join tra gli n figli del nodo sui quali può anche essere applicata una condizione booleana di join. Se questa condizione non è specificata allora il risultato è un cross-join.
- Left join node: rappresentazione del left outer join tra i due figli del nodo, eventualmente con condizione di join.
- Union node: unione degli n figli opzionalmente preceduta da un'operazione di proiezione.
- Construction node: rappresenta la sequenza di tre operazioni: la proiezione, l'applicazione di una funzione al valore di ogni tupla restituita e, infine, la rinomina delle variabili dove ognuna di queste tre operazioni è opzionale.
- Aggregation node: definito dall'insieme di variabili su cui viene eseguita l'aggregazione e da una sostituzione per definire le nuove variabili ricavate dalle funzioni di aggregazione. Proietta esclusivamente le variabili su cui è stata eseguita la proiezione e quelle risultanti dalla rinomina delle funzioni di aggregazione.
- Slice node: contiene un limite e/o un offset usati per eliminare un certo numero di tuple dal risultato.
- Distinct node: mantiene una singola occorrenza per ogni tupla.
- Order by node: ordina le tuple presenti in base ad una lista di comparatori. I valori vengono ordinati in base al primo comparatore e, solo in caso di valori uguali, viene usato il secondo comparatore e così via. L'operatore segue una semantica NULL FIRST ASC / NULL LAST DESC.

Durante la traduzione l'albero IQ subisce pesanti operazioni di ottimizzazione basate su tecniche derivate dalla Semantic Query Optimization che sono fondamentali per una riscrittura efficiente. Una loro descrizione più approfondita esula però degli obiettivi di questo elaborato. Oltre alle ottimizzazioni, il sistema è reso più performante dal delegare al DBMS specifico una buona parte della computazione della query. In particolare Ontop modella ogni dialetto SQL individualmente usando Java factory specifiche per ogni ognuno di essi ovvero modella i tipi, le convenzioni nei nomi di attributi e tabelle, la semantica delle funzioni, la struttura dei data catalog,

1.3.3 Esempi di utilizzo

Data la distribuzione di Ontop come progetto open-source con licenza Apache2 è impossibile conoscerne tutti i casi di utilizzo. Nonostante ciò esistono comunque casi documentati di uso di questo VGK system sia in ambito commerciale che pubblico. Di seguito ne descriviamo due di particolare interesse. [13]

Open Data Hub-Virtual-Knowledge-Graph

Open Data Hub-Virtual Knowledge Graph nasce come un progetto congiunto tra il NOI Techpark e Ontopic al fine di pubblicare e rendere disponibili i dati del'Alto Adige su turismo e mobilità. Inizialmente questi dati erano accessibili attraverso un'API JSON, ma l'introduzione di un VKG, con annesso endpoint SPARQL, ha reso questo sistema estremamente più potente e flessibile.

UNiCS

UNiCS è una piattaforma sviluppata da SIRIS Academic che integra dati provenienti da fonti come la commissione europea, governi nazionali e regionali e specifiche università al fine di aiutare università ed istituti di ricerca nel prendere scelte informate e supportate da dati. Tutti questi dati sono disponibili tramite un'ontologia che può essere interrogata tramite un endpoint SPARQL e i cui risultati possono poi essere visualizzati tramite grafiche e statistiche di più facile interpretazione [11].

2 Progetto

2.1 Ontopic

Breve descrizione dell'azienda e di cosa si occupa (non so bene se mettere questa sezione qui o nel capitolo introduttivo)

2.2 Il modulo bi-connector

Bi-connector: progetto con lo scopo di poter usare strumenti di BI come Tableau su ontologie. (a differenza di altre soluzioni NoSQL come MongoDB non esistono connettori pre-forniti)

2.2.1 Creazione database

Dai file dell'ontologia (.ttl) vengono estratte delle viste e con queste viste viene creato in locale un database PostgreSQL. (Per visualizzarlo ho usato DBeaver con la classe ProfJDBC.java per eseguire i test)

2.2.2 Parsing di query SQL

Su questo database creato inizialmente è possibile fare query SQL. Viene fatto il parsing di queste query e vengono tradotte in un albero di nodi IQ che viene poi usato dall'ontologia per rispondere alla query.

2.3 Stato iniziale bi-connector

Quando ho iniziato io il modulo già esisteva ed era funzionante per query del tipo SELECT-JOIN-WHERE e veniva utilizzato il parser SQL interno di Ontop che era però molto limitato essendo stato pensato inizialmente per le query usate nei mapping che sono tipicamente semplici (union of conjunctive queries). Avendo un insieme di query riconosciute molto limitato, molte delle query erano o riscritte in una forma semplificata o non supportate.

2.4 Analisi prerequisiti

Passaggio dal parser di Ontop a JSqlParser una volta uscita la versione 4.

Analisi di quali fossero i costrutti usati nelle query automaticamente generate da Tableau (ad esempio viene usato moltissimo il GROUP BY) e analisi di quale fosse il comportamento specifico di PostgreSQL su queste keyword (e.g. in PostgreSQL la funzione CONCAT non è null-rejecting, MINUS non è supportato, tipo di NULL ordering di default, ...)

2.5 Costrutti implementati

2.5.1 Distinct, Limit e Offset

Distinct implementato tramite un semplice IQ node Distinct Limit e Offset implementati con un filtro Interessanti principalmente in quanto sono stati un primo approccio sia alla struttura generale del progetto / IQTree che a JSqlParser più che come funzionalità complesse da implementare.

2.5.2 Ordinamento righe

Order by più complesso in quanto richiede la creazione di comparatori, operazioni di sostituzione per la proiezione delle variabili e la gestione del NULL ordering.

2.5.3 Combinazione tabelle

Cross e inner join già presenti, implementazione left join (scontato di conseguenza il right join)
Problematiche sorte su colonne con stessi nomi

2.5.4 Operazioni insiemistiche

Operazioni su insiemi (unione e sottrazione) implementate con alcune restrizioni. L'implementazione della sottrazione è interessante (implementata come filtro su un left join).

2.5.5 Aggregazione

Funzioni di aggregazione (SUM, COUNT, MIN, MAX, AVG) per cui è stato necessario introdurre una funzionalità che ritardasse l'assegnazione del tipo alla funzione. (Questo perché SPARQL a differenza di SQL usa una tipizzazione dinamica). Costrutto Group by e having (interessante l'implementazione per funzioni con la sostituzione dei functional term con variabili)

2.6 Risultati ottenuti

Con l'introduzione dell'aggregazione (e anche dell'order by) è stato possibile rimuovere buona parte delle query automaticamente create da Tableau -; accesso a Tableau e prime dashboard create su dataset non banali (chiedere a Benjamin se ha qualche screenshot)

3 Conclusioni

Importanza tirocinio dal punto di vista formativo e personale (prima esperienza di lavoro con un gruppo di programmatori, esperienza su una codebase di una certa dimensione, importanza testing in ambito aziendale, interesse personale nel mondo del Data Integration, ...)

3.1 Possibili sviluppi futuri

Allargare l'insieme delle query supportate (funzioni su date, cursori, meccanismi di autenticazione, ...)

Supportare altri strumenti di BI (PowerBI, Qlik, ...)

Bibliografia

- [1] Elena Botoeva, Diego Calvanese, Benjamin Cogrel, Julien Corman, and Guohui Xiao. Ontology-based data access – beyond relational sources. *Intelligenza Artificiale*, 13:21–36, 2019. 1.
- [2] Diego Calvanese, Benjamin Cogrel, Sarah Komla-Ebri, Roman Kontchakov, Davide Lanti, Martin Rezk, Mariano Rodriguez-Muro, and Guohui Xiao. Ontop: Answering sparql queries over relational databases. *Semantic Web*, 8(3):471–487, 2017.
- [3] Diego Calvanese, Davide Lanti, Tarcisio Mendes De Farias, Alessandro Mosca, and Guohui Xiao. Accessing scientific data through knowledge graphs with ontop. *Patterns*, 2(10):100346, 2021.
- [4] Lisa Ehrlinger and Wolfram Wöß. Towards a definition of knowledge graphs. *SEMANTiCS (Posters, Demos, SuCCESS)*, 48(1-4):2, 2016.
- [5] Aidan Hogan, Eva Blomqvist, Michael Cochez, Claudia d’Amato, Gerard de Melo, Claudio Gutierrez, Sabrina Kirrane, José Emilio Labra Gayo, Roberto Navigli, Sebastian Neumaier, et al. Knowledge graphs. *Synthesis Lectures on Data, Semantics, and Knowledge*, 12(2):1–257, 2021.
- [6] Shaoxiong Ji, Shirui Pan, Erik Cambria, Pekka Marttinen, and S Yu Philip. A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(2):494–514, 2021.
- [7] Maurizio Lenzerini. Data integration: A theoretical perspective. In *Proceedings of the twenty-first ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on Principles of database systems*, pages 233–246, 2002.
- [8] Ontop. Intermediate query (iq). <https://ontop-vkg.org/dev/internals/iq.html>.
- [9] SAP. What is data integration? <https://www.sap.com/insights/what-is-data-integration.html>.
- [10] Bhavana Sayiram. Importance of data integration in the data decade. https://education.dellemc.com/content/dam/dell-emc/documents/en-us/2021KS_Sayiram-Data_Integration.pdf.
- [11] UNiCS. Unics website. <https://unics.cloud/>.
- [12] Guohui Xiao, Linfang Ding, Benjamin Cogrel, and Diego Calvanese. Virtual knowledge graphs: An overview of systems and use cases. *Data Intelligence*, 1(3):201–223, 2019.
- [13] Guohui Xiao, Davide Lanti, Roman Kontchakov, Sarah Komla-Ebri, Elem Güzel-Kalaycı, Linfang Ding, Julien Corman, Benjamin Cogrel, Diego Calvanese, and Elena Botoeva. The virtual knowledge graph system ontop. In *International Semantic Web Conference*, pages 259–277. Springer, 2020.