Big Data 2019  
Portfolio assignment - part two

Mette Strand Hornnes

Innholdsfortegnelse

[1 Choosing the right storage technology 3](#_Toc23863996)

[1.1 Column Store Database - Apache Cassandra 3](#_Toc23863997)

[1.1.1 Om Column Store Database & Cassandra: 3](#_Toc23863998)

[1.1.2 Datasett 5](#_Toc23863999)

[1.1.3 Spørringer på dette datasettet 5](#_Toc23864000)

[1.1.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer 6](#_Toc23864001)

[1.1.5 Ved annen bruk av dataene 6](#_Toc23864002)

[1.2 Graph Database - Neo4j 6](#_Toc23864003)

[1.2.1 Om Graph Database & Neo4j 6](#_Toc23864004)

[1.2.2 Datasett 8](#_Toc23864005)

[1.2.3 Spørringer på dette datasettet 8](#_Toc23864006)

[1.2.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer 8](#_Toc23864007)

[1.2.5 Ved annen bruk av dataene 8](#_Toc23864008)

[1.3 Key-value database - Riak 9](#_Toc23864009)

[1.3.1 Om key-value database & Riak 9](#_Toc23864010)

[1.3.2 Datasett 9](#_Toc23864011)

[1.3.3 Spørringer på dette datasettet 9](#_Toc23864012)

[1.3.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer 9](#_Toc23864013)

[1.3.5 Ved annen bruk av dataene 9](#_Toc23864014)

[1.4 Document Store Database - Mongo DB 9](#_Toc23864015)

[1.4.1 Om Document Store Database & Mongo DB 10](#_Toc23864016)

[1.4.2 Datasett 10](#_Toc23864017)

[1.4.3 Spørringer på dette datasettet 10](#_Toc23864018)

[1.4.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer 10](#_Toc23864019)

[1.4.5 Ved annen bruk av dataene 10](#_Toc23864020)

[2 Practical use of one of the storage technologies 10](#_Toc23864021)

[3 Kildeliste: 13](#_Toc23864022)

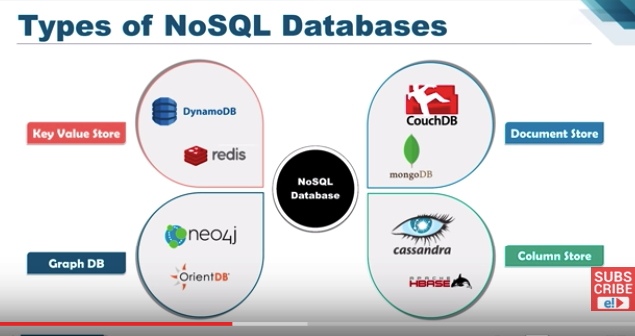
Introduction

In this second, and last, part of your portfolio, you will demonstrate that you

have understood the concept of polygot persistence and are capable of choosing

the right storage technology for datasets you select yourself.

# 1 Choosing the right storage technology



A central tenet in the NoSQL movement is that there is no one-size-fits-all data model and storage technology. In the second part of this course, you have learned about four major data models and database engines for those data models.

In this assignment you will, for each of those four data models, find a dataset in the Kaggle Dataset directory for which that data model is the most suitable.

Keep in mind that choosing the right storage technology is not only about understanding the data itself, but also about how that data is created and used.

## 1.1 Column Store Database - Apache Cassandra

### 1.1.1 Om Column Store Database & Cassandra:

I motsetning til vanlig database hvor data ligger radvis, vil data i column store-database ligge i kolonner som er lagret hver for seg. Dette gjør blant annet operasjoner som krever aggregering veldig raskt, da man kun trenger å lese utvalgte kolonnene istedenfor for hele raden.

**Komponenter:**Denne type database benytter et konsept kalt keyspace som er et skjema for hvor dataene befinner seg. Dette keyspacet inneholder alle Column families som inneholder rader med de ulike kolonnene.   
Hver rad har en unik nøkkel som identifiserer denne raden. Hver kolonne for hver rad inneholder navn, verdi og timestamp for dato og tid for når data ble lagret.

**Fordeler med Column Store DB:**

* Kan komprimeres - Da hver kolonne kan ha hver sin datatype
* Raskt med aggregeringsoperasjoner – Da det er raskt å hente data fra ulike kolonner
* Enkelt å skalere – Velig lett å kun legge til en kolonne om dette trengs

**Egner seg til:**

* Applikasjoner som er geografisk lagret utover flere datasentre
* Applikasjoner som kan tåle noe inkonsistens i replikaene for en kort tid
* Applikasjoner som krever lagring av store volum med data (hundrevis av TB)

**Vanlige bruk:**

* Sikkerhetsanalyser som benytter nettverkstrafikk
* Big Science
* Markedsanalyse
* Nettskalering – Som søk

**Apache Cassandra - Eksempel på en Colum Store DB**

Cassandra er et distribuert databasesystem som er designet for å håndtere store volum med strukturert data. Dataene som brukes kan være fordelt utover ulike maskiner. Dette gir høy skalerbarhet, gjør det mulig å håndtere store mengder data raskt (mye raskere enn for eksempel MySQL), samt gir høy tilgjengelighet. Cassandra er dermed laget med tanke på at feil på en maskin (software eller hardware) kan oppstå og hindrer derfor «Single point of failures».

<https://www.guru99.com/cassandra-tutorial.html>

Arkiktetur

Arkitekturen til Cassandra består kun av noder (maskiner/servere) eller clustere (samling av noder) og ingen master. Alle nodene spiller samme rolle og er selvstendige samtidig som de er koblet til de andre nodene med et peer-to-peer-system. Hver node kan skrives til eller leses fra uavhengig av hvor dataene ligger, noe som også hindrer Single point of failues.

Med en såkalt gossip-protokoll deles informasjonen om data gjennom clusteret hvert sekund.   
Det lages også kopier (replicas) av dataene som legges på andre noder, noe som igjen er med på å hindre feil og tap av data.

<https://intellipaat.com/blog/tutorial/cassandra-tutorial/brief-architecture-of-cassandra/>

Skriving av data skjer på følgende måte:

1. Klienten skriver til en av nodene
2. Fra denne skrives replicas til andre noder (antall bestemmes av replication factor som settes ved oppsett)
3. Nodene bekrefter lagring tilbake til den første noden, som igjen bekrefter tilbake til klienten om at lagring er fullført (Acknowledge-melding).
4. Når klienten mottar denne ACK-meldingen skrives info om datalagringen til en commit-logg.

### 1.1.2 Datasett

**For Column store database har jeg valgt følgende datasett:**Supermarket sales - Historical record of sales data in 3 different supermarkets  
 **Link til datasett:**<https://www.kaggle.com/divyeshardeshana/warehouse-and-retail-sales>

**Hvorfor denne datamodellen?:**

Dette datasettet inneholder informasjon over salg gjort i ulike supermarkeder. Da mye av denne informasjonen vil være nyttig for å finne ut ting som hvordan pris påvirker salget, hvor og hva som selges vil column store db være den riktige måten å lagre denne dataen på. I motsetning til ved en tradisjonell Row-stored database hvor man måtte ha lest mye data som ikke er av interesse, vil man enkelt kunne hente ut kun de kolonnene som er av interesse for å få den markedsanalysen man ønsker. På grund av Column stored DB sine sin gode evne til å utføre aggregeringsoperasjoner ville lagring og håndtering av slik type data passet denne.   
Med slike dataer vil det også hende at ny informasjon om dataen må legges til. Dette gjøres enkelt i denne type databasemodell ved å kun legge til en ny kolonne.

<https://www.columnardatabase.com/>

### 1.1.3 Spørringer på dette datasettet

**Typiske spørringer på dette datasettet kan være:**

1. Hvilken måned ble det totalt solgt mest?
2. Hvilke varer blir det solgt mest av?
3. Hvor mye blir det gjennomsnittlig solgt for hvert år?

Her vil ønsket varekode, måned eller år sendt med som parametere for å få svar på ønskede spørringer. Da Column stored DB (med for eksempel databasemotoren Cassandra) benyttes for denne dataen trengs det kun å leses fra kolonnene år, måned og varekode (avhengig av hvilke av spørringene over som blir gjort). Deretter kan man enkelt benytte aggregeringer (som «sum» og «avg») på disse kolonnene for å få det resultatet man ønsker. Da det å bruke slike aggregeringer er en av styrkene til Column storoed DB passer denne til å kunne svare på slike spørsmål og kunne få en analyse av salg.

### 1.1.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer

For dette datasettet er det ingen beskrivelse til bruk. Det eneste informasjonen som finnes er følgende: *This Dataset is for Warehouse and Retail Sales monthly data from January, 2017 to March, 2018. Total Number of Data: 128355.*

Da det ikke står beskrevet noe nærmere bruksområder for dataene vil jeg igjen nevne det samme som gjort over, altså at datasettet er nyttig til markedsanalyse. Å kunne få oversikt over ting som totalt solgt, gjennomsnitt av salg og hvor det selges mest er noe man absolutt ville kunne bruke dette datasettet til. Som nevnt over vil denne typen databasemodell være passende til dette på grund av sine evne til å lese kun utvalgte kolonner.

### 1.1.5 Ved annen bruk av dataene

There are some situations were long-term storage, day-to-day use and historical analysis of the data presents different requirements for the storage technology, thereby necessitating different choices for each stage in thelife-cycle of the dataset. What are your thoughts concerning this for your datasets? Will a different storage technology be more appropriate for a different use of the same data?

## 1.2 Graph Database - Neo4j

### 1.2.1 Om Graph Database & Neo4j

Med Graph Databaser er data representert som noder og kanter. Hver node i databasen representerer en enhet (For eksmepel en person på Twitter) med informasjon i key-value par og kantene representerer relasjonen mellom disse (For eksempel er «venn til»). Disse relasjonene er viktig i Graph databaser. Disse relasjonene gjør det lett og med korte spørringer mulig å få ut data som med RDBMS ville krevd kompliserte spørringer med kanskje flere joiner.

**Ulike typer grafer innenfor denne:**

* Undirected graphs: Noder og relasjoner er utskiftbare og går begge veier. Venner på Facebook er et eksempel på denne typen
* Directed graphs: Noder og relasjoner kan ikke gå begge veier. Et eksempel på dette er følgere på Twitter hvor en kan følge en annen uten at denne personen følger tilbake.
* Graphs with weight: Relasjoner mellom noder er vektet noe som gjør det mulig å utføre noen operasjoner før eller etter andre.
* Graph with labels: Denne typen har en slags merkelapp som forteller hva slags node der er, samt relasjon det er mellom noder. Eksempel:
  + En node kan være en Person, en forballspiller og Student  
    Relasjoner kan være venner, kollega, søster osv.
* Property graph: Den mest komplekse typen hvor vi kan tildele noder og relasjoner ulike egenskaper. Eksempel:
  + En node Person har egenskaper som id, navn, alder osv. som legges om key-value par

Relasjonen kan ha id.

<https://bbvaopen4u.com/en/actualidad/neo4j-what-graph-database-and-what-it-used>

**Fordeler med Graph Database:**

* Høy og stabil ytelse (Spesielt når det kommer til data som skal være koblet sammen):
  + Graph DB er rask da kun den delen av databasen som trengs for å respondere på spørringen trenger å traverseres.
  + Ytelsen holder seg som oftest til tross for økning av data.
* Fleksibelt:
  + Lett å endre innhold og relasjonen mellom dataene
  + Passer til den smidige måten systemer bli laget på i dag, ved at ting kan endres underveis.
* Lett å gjøre spørringer: Ingen joiner.

**Egner seg til:**

Graph Databaser egner seg meget godt til graflignende spørringer, som for eksempel å finne korteste vei mellom to eller flere elementer.

**Neo4j - Eksempel på en Graph Database**

Neo4j er den ledende Graph Database – motoren. Denne benytter altså grafer for å representere data og relasjonen mellom disse og gjør det lett, med språket Cypher (CQL), å gjøre spørringer.

<https://stackshare.io/stackups/cassandra-vs-neo4j>

### 1.2.2 Datasett – Facebook Data

**For Graph Database har jeg valgt følgende datasett:**Facebook Data - Exploratory Data Analysis giving insights from Facebook dataset  
 **Link til datasett:**<https://www.kaggle.com/sheenabatra/facebook-data>

**Hvorfor denne datamodellen?:**

Dette datasettet inneholder informasjon om ulike personer, samt en relasjon til andre. Ved å lagre dette som en Graph DB ville det vært enkelt å lage hver person som en node, sette informasjonen som navn, alder og fødselsdato som egenskaper, samt kunne sette ulike relasjoner til andre noder. Det vil være naturlig å hente informasjon om venner og venners venner ut ifra et slikt datasett, noe som Graph DB løser enkelt. Både ved å gjøre spørringen mindre avansert og raskere da det kun trenger å gå igjennom delen av databasen som kreves for å kunne svare på spørringen.   
Da Graph DB gjør det enkelt å endre på innhold og relasjoner mellom noder passer dette slik type data bra, da denne dataen ofte kan endres ved at man for eksempel får nye venner.   
Facebookdata er også noe som typisk vil kunne vokse ganske raskt i størrelse. Dette er også noe Graph DB håndterer fint uten at det påvirker ytelsen.

### 1.2.3 Spørringer på dette datasettet

**Typiske spørringer på dette datasettet kan være (x er en node:person i datasettet)**

1. Hvem er x sine venner
2. Hvem er venner til x sin venner
3. Hvem av x sine venner som «liker VG»

Her blir id-en til x, samt i den siste spørringen september, sendt med som parametre.   
Graph DB løser en slik spørring enkelt ved å gå til noder som med relasjonstype «venner» er koblet til node x, og eventuelt videre fra disse nodene videre.

### 1.2.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer

**Datasett-beskrivelse**

This exploratory data analysis gives insights from Facebook dataset which consists of identifying users that can be focused more to increase the business. These valuable insights should help Facebook to take intelligent decision to identify its useful users and provide correct recommendations to them.

**Hvorfor Graph DB egner seg til dette**Som beskrevet over vil dette datasettet hjelpe til med å kunne gi riktig anbefalinger til riktige brukere. For å gjøre dette kreves det at databasen raskt kan søke igjennom noder (brukere) som har en relasjon til ulike sider eller andre personer. Noe som, også nevnt over, Graph DB gjør.

### 1.2.5 Ved annen bruk av dataene

There are some situations were long-term storage, day-to-day use and historical analysis of the data presents different requirements for the storage technology, thereby necessitating different choices for each stage in thelife-cycle of the dataset. What are your thoughts concerning this for your datasets? Will a different storage technology be more appropriate for a different use of the same data?

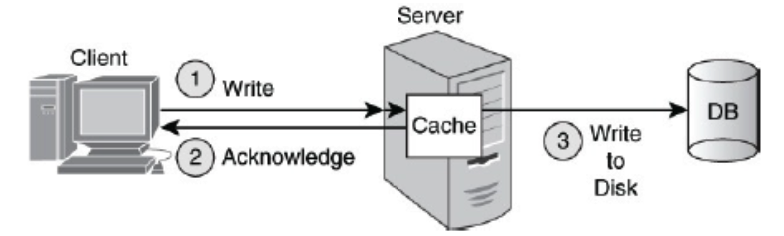
## 1.3 Key-value database - Riak

### 1.3.1 Om key-value database & Riak

Key-value database (også kjent som key-value store eller key-value store database) er en type NoSQL-database som benytter seg av unike nøkler og verdier for å lagre data. <https://database.guide/what-is-a-key-value-database/>. I verdiene kan alt som passer applikasjonen lagres. Dette er den enkleste databasemodellen da den ikke er et skjema slik som enkelte andre databaser er, men er mer som en assosiativ array. Nettopp på grund av denne enkeltheten til modellen er det heller ikke mulig med avanserte spørringer. Man kan kun nå data via nøkkelen og nøkkelen bestemmer hvor dataen vil lagres.

Få nøkkelen fra hashfunksjoner  
En kjent måte å få genert en nøkkel er å kjøre verdien igjennom en hashfunksjon. Med hashing-algoritmen vil man få ut en hashcode, som ofte baserer seg på flere av verdiene som skal tilknyttes denne. De samme verdiene inn vil alltid produsere den samme nøkkelen og forespørselen vil bli håndtert på samme server. Dette hindrer at flere kan lese/skrive til samme sted samtidig.

**Fordeler med Key-value Database:**

* Rask
  + Key-Value er kjent for å være rask på grunn av sitt enkle assositive array-lignende oppsett.
  + En av årsaken er dens evne til å holde data i minnet. Data leses kun inn fra disk første gang og ved oppdateringer, mens ellers kun fra minne.
    - Dette krever at minne frigjøres før ny data kan lagres. Det er ulike algoritmer som håndtere dette, hvor den vanligste er LRU (Least Recently Used) da det antas at data som ikke nylig er brukt er minst sannsynlig vil brukes igjen.
* Enkelt
  + Om man ikke har behov for avanserte modeller med joiner og henting av data fra flere kolonner, passer denne modellen godt og gjør det ikke mer avansert enn det behøver å være.
* Fleksibelt
  + Da Key-value databaser er fleksible passer den veldig godt om datatyper skal endrer seg ofte, eller om det trengs støtte for ulike datatyper for samme attributt.
* Skalerbarhet
  + Key-value databaser lar seg lett skalere horisontalt.
  + Dette gjøres enten med såkalt Master-slave replication hvor det legges til flere servere som kan svare på forespørsler (via en master-server) eller med Masterless replication hvor de ulike nodene skriver til andre noder (antall etter replication factor).

**Egner seg til:**

Key-value databaser egner seg godt til use cases hvor det kun trengs å nå id-en for å hente ut dataene eller om datatyper endres ofte. Den lagrer verdier som «blob» (Binary Large Object) og bryr seg derfor ikke noe om hva som lagres.

Typiske use cases for denne type lagring er:

* Lagring av Sessions  
  Her har hver bruker en unik id som brukes for å gjøre et oppslag på dataen.
* Handlekurv  
  Ved netthandel kreves det ofte at databasen kan håndtere millioner med lagring og forespørsler per sekund. Da Key-value både er skalerbart og rask egner denne seg til dette formålet.  
  (Kilde: Forelesning Lecture 22 Key Value Database.pdf s.36)

### 1.3.2 Datasett

**For Key-value Database har jeg valgt følgende datasett:**Random Shopping cart - Contains a list of products separated in carts  
 **Link til datasett:**<https://www.kaggle.com/fanatiks/shopping-cart>

**Hvorfor denne datamodellen?:**

Som nevnt over egner Key-value databaser seg godt til lagring av handlekurver.   
Lagring av handlekurver krever ofte at databasen takler enormt mange forespørsler og endringer per sekund, ofte samtidig av flere brukere. Det er også et krav at data ikke mistes data selv om en node skulle gå ned. Dette gjør at dette datasettet, som inneholder handlekurver med varer, er passende for denne type database. <https://infocus.dellemc.com/april_reeve/big-data-architectures-nosql-use-cases-for-key-value-databases/>

Dette datasettet inneholder handlekurver med id som kan settes som key, samt en rekke kolonner med varer som kan settes som value. Dette er altså ikke salg som enda er gjort, men en database som holder på en liste med varer frem til kjøpet blir gjennomført. Den må derfor ikke sammenlignes med datasettet valgt for Column Store Database hvor jeg valgte et datasett over salg og hvor man ofte ønsker å gjøre aggregeringer på ulike kolonner. Dette er ikke noe som ville vært mulig med Key-vaue database.

Et eksempel på lagring vil se slik ut:

Key : Value

Handlekurvid : {“shampoo”, “hand soap”, “waffles”, “cheese”, “hand soap”}

### 1.3.3 Spørringer på dette datasettet

Spørringen man kan gjøre på dette datasettet og med key-value databaser generelt er ganske begrenset da man kun kan nå data via Key-en.

Spørringer som vil kunne være nyttig å utføre på dette datasettet handler om å få ut informasjon om verdier som er lagret for hver handlekurv.

En måte å utføre spørringer til key-value database er med et HTTP Interface (Ofte kalt RESTful). Med REST benytter man ulike metoder for å utføre handlinger. Disse metodene (også kalt verb) bestemmr hva som skal gjøres med path og argumenter som blir sendt med. En oversikt over noen av Metodene:

POST: For opprettelse av data  
GET: For lesing av data  
PUT: For oppdatering eller erstatte data  
DELETE: For å slette data  
 <https://www.restapitutorial.com/lessons/httpmethods.html>

**Typiske spørringer på dette datasettet kan være (x er en node:person i datasettet)**

1. Hva er innholdet i handlekurv med key x
2. Vis liste med alle key til alle handlekurvene
3. Slett handlekurv med key x

For visning av både innhold i handlekurv og alle keyene benyttes metode GET. For å vise innhold sendes id til handlekurv (x) med som parameter. For visning av keyene sendes det med et såkalt query ?keys=true :

For sletting av handleurv vil man benytte metode DELETE og sende med key for handlekurv (x).

### 1.3.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer

If the process that created the data is described in the dataset description, argue for why this process and throughput makes this data model suitable. If the origin process is not already described, imagine a process that might be a reasonable source of the data, and argue for why this imagined process and expected throughput makes this data model suitable.

### 1.3.5 Ved annen bruk av dataene

There are some situations were long-term storage, day-to-day use and historical analysis of the data presents different requirements for the storage technology, thereby necessitating different choices for each stage in thelife-cycle of the dataset. What are your thoughts concerning this for your datasets? Will a different storage technology be more appropriate for a different use of the same data?

## 1.4 Document Store Database - Mongo DB

### 1.4.1 Om Document Store Database & Mongo DB

. . . . . .

### 1.4.2 Datasett

Find a dataset in Kaggle’s dataset directory (<https://www.kaggle.com/datasets>) and argue for why this data set is best stored and used using this data model.

### 1.4.3 Spørringer på dette datasettet

Describe queries which might be useful to run on that dataset. You do not need to implement those queries to an appropriate query language, but you should be able to describe what the parameters of the queries will be, how the data model can be leveraged to answer those queries, if it had been implemented.

### 1.4.4 Beskrivelse av datasettet og hvorfor dette passer

If the process that created the data is described in the dataset description, argue for why this process and throughput makes this data model suitable. If the origin process is not already described, imagine a process that might be a reasonable source of the data, and argue for why this imagined process and expected throughput makes this data model suitable.

### 1.4.5 Ved annen bruk av dataene

There are some situations were long-term storage, day-to-day use and historical analysis of the data presents different requirements for the storage technology, thereby necessitating different choices for each stage in thelife-cycle of the dataset. What are your thoughts concerning this for your datasets? Will a different storage technology be more appropriate for a different use of the same data?

# 2 Practical use of one of the storage technologies

Jeg har valgt benytte Database motor Neo4j, med følgende datasett som nevnt over: <https://www.kaggle.com/sheenabatra/facebook-data>

Dette er et datasett som inneholder informasjon om noen Facebookbrukere.

## Oppsett av Neo4j

Jeg har lastet ned Neo4j Desktop som jeg brukes for å laste inn data og kjøre spørringer i.

For å få opp og gå måtte jeg få kontakt med Neo4J-serveren.

1. Dette gjorde jeg ved å først legge til en ny graf



1. Navn på graf, samt passord er satt starter jeg opp denne grafen:

 🡪 

1. Da jeg ønsker å få inn data fra en CSV-fil importere jeg denne til Neo4j Desktop.



1. Når dette er klart kan jeg nå gå til “Neo4j Browser” og nå databasen på følgende adresse: bolt://localhost:7687 med brukernavn neoj4 og passord satt tidligere.

## Importere datasettet inn I database

LESER INNHOLD FRA DATASETT  
Her starter jeg med å sjekke at datasettet blir korrekt lest inn og at man får et resultat.

LOAD CSV WITH HEADERS FROM 'file:///pseudo\_facebook.csv' AS row

RETURN row

Får da følgende resultat:



OPPRETTE NODER AV DATASETTET  
Når jeg ser at dette er ok kan jeg opprette noder av dataene:

LOAD CSV WITH HEADERS FROM 'file:///pseudo\_facebook.csv' AS row  
CREATE (p:Person {  
gender: row.gender,   
dob\_month: toInteger(row.dob\_month),   
userid: toInteger(row.userid), mobile\_likes: toInteger(row.mobile\_likes),   
dob\_year: toInteger(row.dob\_year),   
www\_likes: toInteger(row.www\_likes),   
www\_likes\_received: toInteger(row.www\_likes\_received),   
mobile\_likes\_received: toInteger(row.mobile\_likes\_received),  
friendships\_initiated: toInteger(row.friendships\_initiated),  
likes\_received: toInteger(row.likes\_received),   
friend\_count: toInteger(row.friend\_count),   
tenure: toInteger(row.tenure),   
age: toInteger(row.age),   
dob\_day: toInteger(row.dob\_day),   
likes: toInteger(row.likes)}  
)

Når jeg kjører denne får jeg beskjed om at 99003 noder er opprettet



SETTER AT ID SKAL VÆRE UNIK:  
Etter at dette var gjort så jeg at det var nødvendig å sette en constraint på userid som sørger for at jeg ikke ender opp med like id. Utfører derfor følgende spørring:

CREATE CONSTRAINT ON (n:Person)   
ASSERT n.userid IS UNIQUE

SE ALLE NODER  
Kan nå se at de ligge inne som noder:

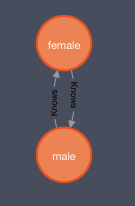
MATCH (n:Person)   
RETURN n LIMIT 25



## Egendefinert spørring

Da jeg ønsker å kjøre en av spørringene som sjekker venner, er jeg først nødt til å opprette relasjoner mellom ulike noder.  
  
OPPRETTER RELASJONER (KNOWS)  
Jeg kjørte først et par av følgende spørring hvor jeg la til relasjoner en og en

MATCH (a:Person), (b:Person)  
WHERE a.userid = 2094382 AND b.userid = 1192601  
CREATE (a)-[:Knows]- > (b)  
RETURN a,b

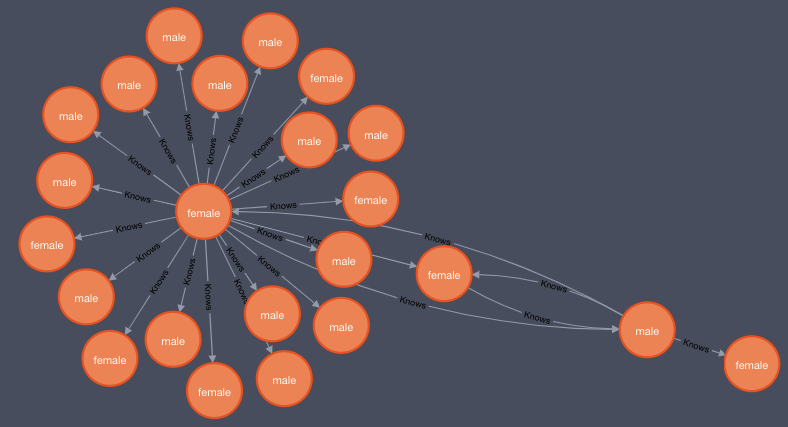


Deretter la jeg til en relasjon hvor en node skal kjenne alle som er født I 1999.

MATCH (a:Person), (b:Person)  
WHERE a.userid = 1932519 AND b.dob\_year = 1999  
CREATE (a)-[:Knows]- > (b)  
RETURN a,b

Viser så resultatet og får resultatet under. (Viser kun 25 av nodene)

MATCH p=()-[r:Knows]->()   
RETURN p   
LIMIT 25

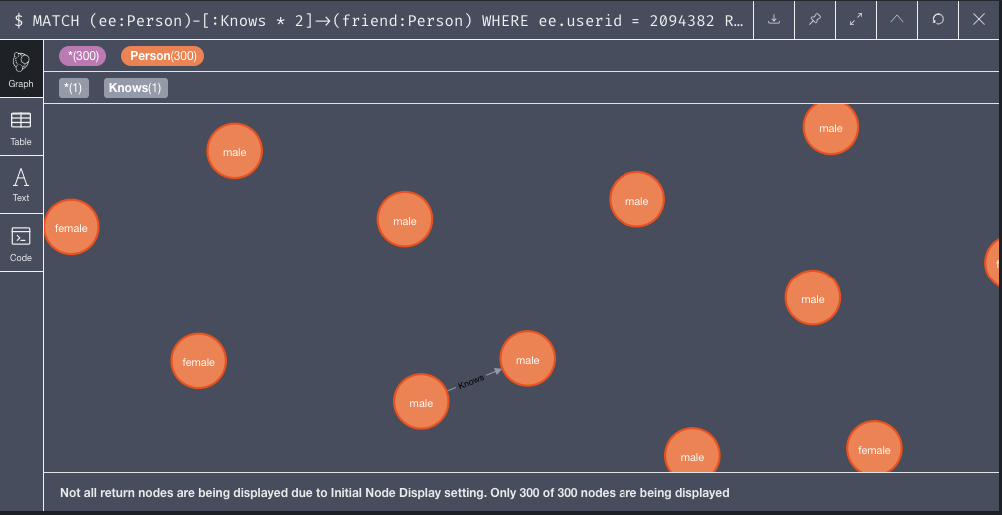


UTFØRER EGENDEFINERT SPØRRING → *Hvem er venner til x sin venner*

I mitt tilfelle blir spørringen mer konkret dette: «Hvem kjenner de som node med userid 2094382 kjenner?»

MATCH (ee:Person)-[:Knows \* 2]->(friend:Person)   
WHERE ee.userid = 2094382   
RETURN friend

Får nå ut alle bekjente av bekjente til 2094382. Her kan man se at det er kun en felles relasjon



## Adding

Noe som er en særlig vanlig del av GraphDB er relasjoner. Da datasettet fra før ikke inneholdt informasjon om relasjoner mellom brukerne var dette noe jeg la til selv som nevnt over.   
Her vil jeg derfor fokusere på å legge til en ny node (Person) og legge til en label på en node som allerede finnes.

EN NY NODE (PERSON)

Legge til en ny node blir ganske lik som gjort over. Forskjellen er her at jeg istedenfor å lese inn data fra CSV-fil setter jeg inn verdiene direkte:

CREATE (p:Person {gender: “male”,   
dob\_month: 12,   
userid: 999999,   
mobile\_likes: 5,  
dob\_year: 1990,   
www\_likes: 55,   
www\_likes\_received: 2,   
mobile\_likes\_received: 3,  
friendships\_initiated: 54,  
likes\_received: 43,   
friend\_count: 0,  
tenure: 6age: 30dob\_day: 13,   
likes: 5}  
)

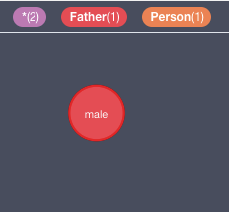
Kan nå med følgende spørring se at noden er lagt til. (Dette kan også gjøres samtidig med opprettelsen av noden)

MATCH (n:Person {userid: 999999})   
RETURN n

SETTE TIL EN NY LABEL PÅ EN NODE

Legger her til en Label “Father” til på node med brukerid 999999.

MATCH (n:Person {userid: 999999})   
SET n:Father   
RETURN n



## Removing

Her vil jeg vise hvordan jeg sletter en node, label og relasjon mellom to noder.

SLETTE NODE:  
Ønsker her å slette en node med userid 1733186. Da jeg tidligere satt denne til unik vil det ikke være fare for at fler slettes.

MATCH (node:Person {userid: 1733186})   
DETACH DELETE node

SLETTE LABEL:

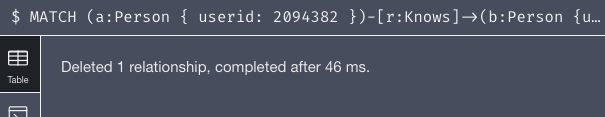
Fjerner her labelen jeg satt på node med bruker id 999999 tidligere. Etter kjøring av denne ser jeg at en label med Father ikke lenger finnes, da denne noden var den eneste med denne.

MATCH (n:Person {userid: 999999})   
REMOVE n:Father RETURN n

SLETTE RELASJON:

Velger her å slette relasjonen mellom node 2094382 og 1192601. Benytter her referanse til selve relasjonen (r) for å kunne slette denne.

MATCH (a:Person { userid: 2094382 })-[r:Knows]->(b:Person {userid: 1192601})  
DELETE r

****

## Modifying

Velger her å endre en egenskap (property) til en node (Person)

MATCH (n {userid: 1376108})  
SET n.age = 10  
SET n.dob\_year = 2009   
RETURN n.userid, n.age, n.dob\_year

Ser nå at følgende informasjon er registrert på denne personen:



// Endre navn på egenskap??

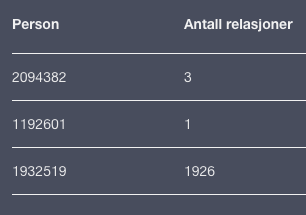
## Ekstra

OPPDATERE ANTALL VENNER

Da en av egenskapene som er lagret for en person er antall venner (friend\_count) ønsker jeg å oppdatere denne etter hvor mange personen kjenner. Når jeg sjekker hvor mange de ulike personene kjenner kjører jeg følgende spørring:

MATCH (n)-[Knows]->()   
RETURN n.userid AS `Person`, COUNT(Knows) AS `Antall relasjoner`

Jeg ser da at flere av personene er fått en relasjon til andre personer



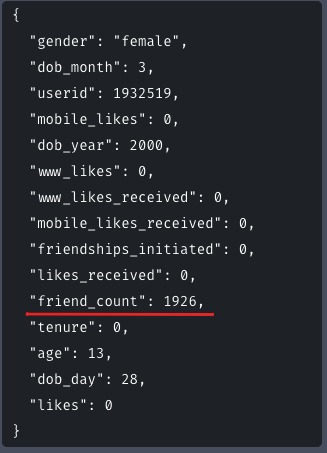
Jeg ønsker å få satt denne informasjonen på egenskapen «friend\_count» for den personen det gjelder og utfører følgende spørring:

MATCH (n)-[r:Knows]->()  
WITH n, count(r) AS `Antall relasjoner`  
SET n.friend\_count = `Antall relasjoner`

Jeg utfører så en spørring for å vise en av personene.

MATCH (n: Person {userid: 1932519})  
RETURN n

Ser her at egenskapen har blitt endret:

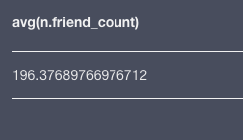


GJENNOMSNITT ANTALL RELASJONER

Da jeg nå har oppdatert informasjon om antall bekjentskaper for alle noder kan jeg enkelt finne ut gjennomsnittet av antall bekjenteskaper

MATCH (n:Person)  
RETURN avg(n.friend\_count)

Får da følgende resultat:



ENDRER PROPERTY-NAME  
Da det i mitt tilfelle og bruk av dataen passer bedre at egenskapen «friend\_cound» kalles «knows\_count» ønsker jeg å endre dette. Jeg føle er at «Friend» i dette tilfelle blir feil da relasjonen «Knows» kan kun gå en vei. I mitt datasett kan altså en Node kjenne en annen, men denne noden kjenner ikke den tilbake.   
Jeg utfører følgende spørring for å endre navn på egenskap:

MATCH (n:Person)  
SET n.knows\_count = n.friend\_count  
REMOVE n.friend\_count  
RETURN n

Da jeg ikke kan modifisere navnet på egenskapet direkte velger jeg å opprette en ny egenskap med navn “knows\_count” og sette denne lik «friend\_count». Deretter sletter jeg egenskapen «friend\_count»

Also, while the examples in the lectures will be using Java, you are free to use either Java, Scala, or Python for your work. ???

Delivery

The delivery should be a zip file containing the following parts.

3.1 Source code

You should provide the source code you have used in this project as part of the

zip file using a folder and naming scheme which clearly identifies the purpose of

each file.

# 3 Kildeliste:

<https://www.guru99.com/cassandra-tutorial.html>

<https://intellipaat.com/blog/tutorial/cassandra-tutorial/brief-architecture-of-cassandra/>

<https://stackshare.io/stackups/cassandra-vs-neo4j>

<https://bbvaopen4u.com/en/actualidad/neo4j-what-graph-database-and-what-it-used>