



TAMPEREEN TEKNILLINEN YLIOPISTO
TAMPERE UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

JONNE PETTERI PIHLANEN
SUOSITTELIJAJÄRJESTELMÄN RAKENTAMINEN APACHE SPAR-
KILLA

Diplomityö

Examiner: ????

Examiner and topic approved by the
Faculty Council of the Faculty of

xxxx

on 1st September 2014

ABSTRACT

JONNE PETTERI PIHLANEN: Building a Recommendation Engine with Apache Spark

Tampere University of Technology

Diplomityö, xx pages

September 2016

Master's Degree Program in Signal Processing

Major: Data Engineering

Examiner: ????

Keywords:

The amount of recommendation engines around the Internet is constantly growing.

This paper studies the usage of Apache Spark when building a recommendation engine.

TIIVISTELMÄ

JONNE PETTERI PIHLANEN: Building a Recommendation Engine with Apache Spark

Tampereen teknillinen yliopisto

Diplomityö, xx sivua

syyskuu 2016

Signaalinkäsittelyn koulutusohjelma

Pääaine: Data Engineering

Tarkastajat: ????

Avainsanat:

PREFACE

Thanks to my wife, Noora, for pushing me forward with the thesis when my own interest was completely gone. Without you this would never have been ready.

Tampere,

Jonne Pihlanen

SISÄLLYS

1. Johdanto	1
2. Suositelijajärjestelmät	3
2.1 Suositustekniikat	5
2.1.1 Muistiperustainen yhteisöllinen suodatus	6
2.1.2 Mallipohjainen yhteisösuodatus	9
3. Apache Spark	11
3.1 Resilient Distributed Dataset (RDD)	12
3.2 Dataset API	13
3.3 DataFrame API	17
3.4 Matriisin tekijöihinjako	17
3.4.1 Alternating Least Squares (ALS)	20
4. Toteutus	22
4.1 MovieLensRecommendation.scala	23
5. Tulokset	29
6. Yhteenveto	31
6.1 Conclusion	31
6.2 Future work	32
Bibliography	33

LIST OF ABBREVIATIONS AND SYMBOLS

Spark	Fast and general engine for large-scale data processing
Information retrieval (IR)	Activity of obtaining relevant information resources from a collection of information resources.

1. JOHDANTO

Suosittelujärjestelmiä on menestyksellisesti käytetty auttamaan asiakkaita päätöksenteossa. Itse asiassa ne ovat jatkuvasti läsnä jokapäiväisessä elämässämme. Mikäli asiakas tekee ostoksia, katsoo elokuvaa Netflixistä, selailee Facebookia tai yksinkertaisesti lukee vain uutisia. Periaatteessa kaikki elämämme osa-alueet sisältävät jonkinlaista suosittelua. Ihmiset voivat kuitenkin tehokkaasti suositella vain niitä asioita, jotka ovat itse henkilökohtaisesti kokeneet. Tälläin suosittelijajärjestelmistä tulee hyädyllysiä, sillä ne voivat mahdollisesti tarjota suosituksia tuhansista erilaisista tuotteista.

Suosittelu voidaan jakaa kahteen pääkategoriaan: tuotepohjaiseen ja käyttäjäpohjaiseen suositteluun. Tuotepohjaisessa suosittelussa tarkoituksena on etsiä samankaltaisia tuotteita, sillä käyttäjä saattaa haluta mieluummin samankaltaisia tuotteita myös tulevaisuudessa. Käyttäjäpohjaisessa suosittelussa käyttäjän ajatellaan olevan kiinnostunut tuotteista, joita samankaltaiset käyttäjät ovat ostaneet. Käyttäjäpohjainen suosittelu yrittää siis etsiä samankaltaisia käyttäjiä, jotta voidaan suositella näiden käyttäjien ostamia tuotteita.

Apache Spark on sovelluskehys, joka mahdollistaa hajautettujen ohjelmien rakentamisen. Hajautettu ohjelma tarkoittaa, että ohjelman suoritus on jaettu useiden käsittelysolmujen kesken. Suositteluongelma voidaan mallintaa hajautettuna soveltuksena, jossa kaksi matriisia, käyttäjät ja tuotteet, prosessoidaan iteratiivisella algoritmilla, joka mahdollistaa ohjelman suorittamisen rinnakkain.

Apache Spark on rakennettu Scala ohjelmointikielellä. Scala on monikäyttöinen, moniparadigmainen ohjelmointikieli, joka tarjoaa tuen funktionaaliselle ohjelmoinnille sekä vahvan tyyppityksen. Tyässä käytetään Scalaa, joten lyhyt johdanto ohjelmointikieleen tarjotaan.

Tämä työ on rakentuu seuraavista osista. Luku kaksi kuvailee suosittelujärjestelmiä. Luvussa kolme keskustellaan Apache Sparkista, avoimen lähdekoodin järjestel-

mästä, joka mahdollistaa hajautettujen ohjelmien rakentamisen. Luku neljä esittää toteutuksen suosittelijajärjestelmälle. Luvussa viisi käydään läpi tulokset. Lopuksi luvussa kuusi esitellään johtopäätökset.

2. SUOSITTELIJAJÄRJESTELMÄT

Suosittelulla tarkoitetaan tehtävää, jossa tuotteita suositellaan käyttäjille. Kaikista yksinkertaisin suosittelun keino on vertaisten kesken, täysin ilman tietokoneita. Ihmiset voivat kuitenkin tehokkaasti suositella vain niitä asioita, jotka ovat itse henkilökohtaisesti kokeneet. Tällöin suosittelijajärjestelmistä tulee hyödyllisiä, sillä ne voivat mahdollisesti tarjota suosituksia tuhansista erilaisista tuotteista. Suositelijajärjestelmät ovat joukko tekniikoita ja ohjelmistoja jotka tarjoavat suosituksia mahdollisesti hyödyllisistä tuotteista. Tuote tarkoittaa yleistä asiaa jota järjestelmä suosittelee henkilölle. Suosittelemajärjestelmät on yleensä tarkoitettu suosittelemaan tietyn tyyppisiä tuotteita kuten kirjoja tai elokuvia. [12]

Suosittelijajärjestelmien tarkoitus on auttaa asiakkaita päätöksenteossa kun tuotteiden määrä on valtava. Tavallisesti suositukset ovat räätälöityjä, millä tarkoitetaan että suositukset eroavat käyttäjien tai käyttäjäryhmien välillä. Suositukset voivat olla myös räätälöimättömiä ja niiden tuottaminen onkin usein yksinkertaisempaa. (VIITE?) Räätälöimätöntä suosittelua on esimerkiksi yksinkertainen top 10 lista. Järjestäminen tehdään ennustamalla kaikista sopivimmat tuotteet käyttäjän mieltymysten tai vaatimusten perusteella. Tämän suorittamiseksi suosittelijajärjestelmän on kerättävä käyttäjältä tämän mieltymykset. Mieltymykset voivat olla nimenomaisesti ilmaistuja tuote-arvioita tai ne voidaan tulkita käyttäjän toiminnasta kuten klikkauksista tai sivun katselukerroista. Suosittelemajärjestelmä voisi esimerkiksi tulkita tuotesivulle navigoinnin todisteeksi mieltymyksestä sivun tuotteista. [12]

Suosittelijajärjestelmien kehitys alkoi melko yksinkertaisesta havainnosta: ihmiset tapaavat luottaa toisten suosituksiin tehdessään rutiininomaisia päätöksiä. On esimerkiksi yleistä luottaa vertaispalautteeseen valitessaan kirjaa luettavaksi tai luottaa elokuvakriitikoiden kirjoittamiin arvioihin. Ensimmäinen suosittelijajärjestelmä yritti matkia tätä käytöstä käyttämällä algoritmeja suosituksien löytämiseen yhteisöstä aktiiviselle käyttäjälle, joka etsi suosituksia. Tämä lähestymistapa on olennaisesti yhteistyösuodattamista ja idea sen takana on että jos käyttäjät pitivät saman-

kaltaisista tuotteista aikaisemmin, he luultavasti pitävät samoja tuotteita ostaneiden henkilöiden suosituksia merkityksellisinä. [12]

Verkkokauppojen kehityksen myötä syntyi tarve suosittelulle vaihtoehtojen rajoittamiseksi. Käyttäjät kokivat aina vain vaikeammaksi löytää oikeat tuotteet sivustojen suurista valikoimista. Tiedon määrän räjähdysmäinen kasvaminen internetissä on ajanut käyttäjät tekemään huonoja päätöksiä. Hyödyn tuottamisen sijaan vaihtoehtojen määrä oli alkanut heikentää kuluttajien hyvinvointia. Vaihtoehdot ovat hyväksi, mutta vaihtoehtojen lisääntyminen ei ole aina parempi. [12]

Viimeaikoina suosittelijajärjestelmät ovat osoittautuneet tehokkaaksi lääkkeeksi kärsivällä olevaa tiedon ylijäämäongelmaa vastaan. Suosittelijajärjestelmät käsittelevät tätä ilmiötä tarjoamalla uusia, aiemmin tuntemattomia tuotteita jotka ovat todennäköisesti merkityksellisiä käyttäjälle tämän nykyisessä tehtävässä. Kun käyttäjä pyytää suosituksia, suosittelujärjestelmä tuottaa suosituksia käyttämällä tietoa ja tuntemusta käyttäjistä, saatavilla olevista tuotteista ja aiemmista tapahtumista suosittelijan tietokannasta. Tutkittuaan tarjotut suositukset, käyttäjä voi hyväksyä tai hylätä ne tarjoten epäsuoraa ja täsmällistä palautetta suosittelijalle. Tätä uutta tietoa voidaan myöhemmin käyttää hyödyksi tuotettaessa uusia suosituksia seuraaviin käyttäjän ja järjestelmän vuorovaikutuksiin. [12]

Verrattuna klassisten tietojärjestelmien, kuten tietokantojen ja hakukoneiden, tutkimukseen, suosittelijajärjestelmien tutkimus on verrattain tuoretta. Suosittelijajärjestelmistä tuli itsenäisiä tutkimusalueita 90-luvun puolivälissä. Viimeaikoina mielenkiinto suosittelujärjestelmiä kohtaan on kasvanut merkittävästi. Esimerkkinä suuren profiilin verkkosivustot kuten Amazon.com, YouTube, Netflix sekä IMDB, joissa suosittelujärjestelmillä on iso rooli. Oma lukunsa ovat myös vain suosittelujärjestelmien tutkimiseen ja kehittämiseen tarkoitetut konferenssit kuten RecSys ja AI Communications (2008). [12]

Suosittelujärjestelmällä voidaan ajatella olevan kaksi päätarkoitusta. Ensimmäinen on avustaa palveluntarjoajaa. Toinen on tuottaa arvoa palvelun käyttäjälle. Suosittelujärjestelmän on siis tasapainoteltava sekä palveluntarjoajan että käyttäjän tarpeiden välillä. [12] Palveluntarjoaja voi esimerkiksi ottaa suosittelujärjestelmän avuksi parantamaan tai monipuolistamaan myyntiä, lisäämään käyttäjien tyytyväisyyttä, lisäämään käyttäjien uskollisuutta tai ymmärtämään paremmin mitä käyttäjä haluaa [12]. Lisäksi käyttäjillä saattaa olla seuraavanlaisia odotuksia suosittelujärjestelmältä. Käyttäjä saattaa haluta suosituksena tuotesarjan, apua selaamiseen

tai mahdollistaa muihin vaikuttamisen. Vaikuttaminen saattaa olla pahantahtoista. [12]

GroupLens, BookLens ja MovieLens olivat uranuurtajia suosittelujärjestelmissä. GroupLens on tutkimuslaboratorio tietojenkäsittelyopin ja tekniikan laitoksella Minnesotan Yliopistossa, Twin Cities:issä, joka on erikoistunut suosittelujärjestelmiin, verkkoyhteisöihin, mobiili ja kaikkialla läsnä oleviin teknologioihin, digitaalisiin kirjastoihin ja paikallisen maantieteen tietojärjestelmiin. [2] BookLens on on GroupLensin rakentama kirjojen suosittelujärjestelmä [3]. MovieLens on GroupLensin ylläpitämä elokuvien suosittelujärjestelmä [11]. Uranuurtavan tutkimuksen lisäksi nämä sivustot julkaisivat aineistoja, joka ei ollut yleistä. [2]

2.1 Suositustekniikat

Suosittelujärjestelmällä täytyy olla jonkunlainen ymmärrys tuotteista, jotta se pysyy suositteluun jotain. Tämän mahdollistamiseksi, järjestelmän täytyy pystyä ennustamaan tuotteen käytännöllisyys tai ainakin verrata tuotteiden hyödyllisyyttä ja tämän perusteella päättää suositeltavat tuotteet. Ennustamista voidaan luonnostella yksinkertaisella ei-personoidulla suosittelualgoritmillä joka suosittelee vain suosituimpia elokuvia. Tätä lähestymistapaa voidaan perustella sillä, että tarkemman tiedon puuttuessa käyttäjän mieltymyksistä, elokuva josta muutkin ovat pitäneet on todennäköisesti myös keskivertokäyttäjän mieleen, ainakin enemmän kuin satunaisesti valikoitu elokuva. Suositujen elokuvien voidaan siis katsoa olevan kohtuullisen osuvia suosituksia keskivertokäyttäjälle. [12]

Tuotteen i hyödyllisyyttä käyttäjälle u voidaan mallintaa reaaliarvoisella funktiolla $R(u, i)$, kuten yleensä tehdään yhteisösuodatuksessa ottamalla huomioon käyttäjien antamat arviot tuotteista. Yhteisösuodatus suosittelijan perustehtävä on ennustaa R :n arvoa käyttäjä-tuote pareille ja laskea arvio todelliselle funktiolle R . Laskiessaan tätä ennustetta käyttäjälle u tuotejoukolle, järjestelmä suosittelee tuotteita joilla on suurin ennustettu hyödyllisyys. Ennustettujen tuotteiden määrä on usein paljon pienempi kuin tuotteiden koko määrä, joten voidaan sanoa että suosittelijajärjestelmä suodattaa käyttäjälle suositeltavat tuotteet. [12]

Suosittelijajärjestelmät eroavat toisistaan kohdistetun toimialan, käytetyn tiedon ja erityisesti siinä kuinka suositukset tehdään, jolla tarkoitetaan suosittelualgoritmia [12]. Tässä työssä keskitytään vain yhteen suosittelutekniikoiden luokkaan, yhtei-

sölliseen suodatukseen, sillä tätä menetelmää käytetään Apache Sparkin MLlib kirjastossa.

Yhteisöllistä suodatusta käyttävät suosittelijajärjestelmät perustuvat käyttäjien yhteistyöhön. Niiden tavoitteena on tunnistaa kuvioita käyttäjän mielenkiinnoista voidakseen tehdä suunnattuja suosituksia [1]. Tämän lähestymistavan alkuperäisessä toteutuksessa suositellaan aktiiviselle käyttäjälle niitä tuotteita joita muut samankaltaiset mieltymyksen omaavat käyttäjät ovat pitäneet aiemmin [12]. Käyttäjä arvostelee tuotteita. Seuraavaksi algoritmi etsii suosituksia perustuen käyttäjiin, jotka ovat ostaneet samanlaisia tuotteita tai perustuen tuotteisiin, jotka ovat eniten samanlaisia käyttäjän ostohistoriaan verrattuna. Yhteisösuodatus voidaan jakaa kahden kategoriaan, jotka ovat tuotepohjainen- ja käyttäjäpohjainen yhteisösuodatus. Yhteisösuodatusta on eniten käytetty ja toteutettu tekniikka suositusjärjestelmissä [7] [12] [4].

Yhteisöllinen suodatus analysoi käyttäjien välisiä suhteita ja tuotteiden välisiä riippuvuuksia tunnistaa uusia käyttäjä-tuote assosiaatioita [8]. Päätelmä siitä, että käyttäjät voisivat pitää samasta laulusta koska molemmat kuuntelevat muita samankaltaisia lauluja on esimerkki yhteisöllisestä suodatksesta [13].

Koska yhteisöllisessä suodatuksessa suosittelu perustuu pelkästään käyttäjän arvosteluihin tuotteesta, yhteisöllinen suodatus kärsii ongelmista jotka tunnetaan nimillä uusi käyttäjäongelma ja uusi tuoteongelma [7]. Ellei käyttäjä ole arvostellut yhtään tuotetta, algoritmi ei kykene tuottamaan myöskään yhtään suositusta. Muita yhteisöllisen suodatuksen haasteita ovat kylmä aloitus sekä niukkuus (sparsity). Kylmällä aloituksella tarkoitetaan sitä, että tarkkojen suositusten tuottamiseen tarvitaan tyyppillisesti suuri määrä dataa. Niukkuudella tarkoitetaan sitä, että tuotteiden määrä ylittää usein käyttäjien määrän. Tästä johtuen suhteiden määrä on todella niukka, sillä useat käyttäjät ovat arvostelleet tai ostaneet vain murto-osan tuotteiden kokomäärästä. [1]

2.1.1 Muistiperustainen yhteisöllinen suodatus

Muistiperustaississa metodeissa käyttäjä-tuote suosituksia käytetään suoraan uusien tuotteiden ennustamiseksi. Tämä voidaan toteuttaa kahdella tavalla, käyttäjäpohjaisena suositteluna tai tuotepohjaisena suositteluna.

Seuraavat kappaleet kuvaavat käyttäjäpohjaista yhteisösuodatusta ja tuotepohjaista

yhteisösuodatus.

Tuotepohjainen yhteisösuodatus

Tuotepohjainen yhteisösuodatus (Item-based collaborative filtering, IBCF) aloittaa etsimällä samankaltaisia tuotteita käyttäjän ostohistoriasta [7]. Seuraavaksi mallinnetaan käyttäjän mieltymykset tuotteelle perustuen saman käyttäjän tekemiin arvosteluihin [12]. Alla oleva koodinpätkä esittelee ICBF:n idean jokaiselle uudelle käyttäjälle.

Program 2.1 *Tuotepohjainen yhteisösuodatus algoritmi [7]*

```

1. For each two items, measure how similar they are in terms of having received
   similar ratings by similar users

1. Jokaiselle kahdelle tuotteelle , mittaa kuinka samankaltaisia ne ovat sen
   suhteen, kuinka samankaltaisia arvioita ne ovat saaneet samankaltaisilta
   käyttäjiltä .

val similarItems = items.foreach { item1 =>
    items.foreach { item2 =>
        val similarity = cosineSimilarity(item1, item2);
    }
}

2. For each item, identify the k-most similar items

2. Tunnistaa k samankaltaisinta tuotetta jokaiselle tuotteelle

val itemsSorted = sort(similarItems)

3. For each user, identify the items that are most similar to the user's
   purchases

3. Jokaiselle käyttäjälle , tunnista tuotteet jotka ovat eniten samankaltaisia
   käyttäjän ostohistorian kanssa.

```

```

users.foreach { user =>
    user.purchases.foreach { purchase =>
        val mostSimilar = findSimilarItem(purchase)
    }
}

```

Amazon.com:in, Amerikan suurin internetkauppa, on aiemmin tiedetty käyttävät tuote-tuotteeseen yhteisösuodatusta. Tässä toteutuksessa algoritmi rakentaa samankaltaisten tuotteiden taulun etsimällä tuotteita joita käyttäjät tapaavat ostaa yhdessä. Seuraavaksi algoritmi etsii käyttäjän ostohistoriaa ja arvosteluita vastaavat tuotteet, yhdistää nämä tuotteet ja palauttaa suosituimmat tai eniten korreloivat tuotteet. [9]

Käyttäjäpohjainen yhteisösuodatus

Tuotepohjainen yhteisösuodatus (User-based collaborative filtering, UBCF) aloittaa etsimällä samankaltaisimmat käyttäjät. Seuraava askel on arvostella samankaltaisten käyttäjien ostamat tuotteet. Lopuksi valitaan parhaan arvosanan saaneet tuotteet. Samankaltaisuus saadaan laskettua vertaamalla käyttäjien ostohistorioiden samankaltaisuutta. [12]

Askeleet jokaiselle uudelle käyttäjälle käyttäjäpohjaisessa yhteisösuodatuksessa ovat:

Program 2.2 Käyttäjäpohjainen yhteisösuodatus algoritmi [7]

1. Mittaa jokaisen käyttäjän samankaltaisuus uuteen käyttäjään. Kuten IBCF:ssä, suosittuja samankaltaisuusarvioita ovat korrelaatio sekä kosinimitta.

```

case class Similarity(userId1: Int, userId2: Int, score: Int)

val newUser: User = User("Adam", 31, purchases)
val similarities = users.map { user =>
    Similarity(newUser.id, user.id, cosineSimilarity(user, newUser))
}

```

2. Tunnista samankaltaisimmat käyttäjät. Vaihtoehtoja on kaksi: Voidaan valita joko parhaat k käyttäjää (k -nearest neighbors) tai voidaan valita käyttäjät, joiden samankaltaisuus ylittää tietyn kynnyksarvon.

```
val mostSimilarUsers = similarities.filter(_.score > 0.8)
```

3. Arvostele samankaltaisimpien käyttäjien ostamat tuotteet. Arvostelu saadaan joko keskiarvona kaikista tai painotettuna keskiarvona, käyttäen samankaltaisuuksia painoina.

```
val ratedItems = mostSimilarUsers.map { user =>
  user.purchases.map { purchase =>
    val purchases = mostSimilarUsers.map { usr =>
      usr.purchases.filter(_.id === purchase.id)
    }
    purchases.sum() / purchases.size
  }
}
```

4. Valitse parhaiten arvostellut tuotteet.

```
val topRatedItems = ratedItems.take(10)
```

2.1.2 Mallipohjainen yhteisösuodatus

Muistipohjaiseen yhteisösuodatuksen käyttäessä tallennettuja suosituksia suoraan ennustamisen apuna, mallipohjaisissa lähestymistavoissa näitä arvosteluita käytetään ennustavan mallin oppimiseen. Perusajatus on mallintaa käyttäjä-tuote vuorovaikutuksia tekijöillä jotka edustavat käyttäjien ja tuotteiden piileviä ominaisuuksia (latent factors) järjestelmässä. Piileviä ominaisuuksia ovat esimerkiksi käyttäjän mieltymykset ja tuotteiden kategoriat. Tämä malli opetetaan käyttämällä saatavilla olevaa dataa ja myöhemmin käytetään ennustamaan käyttäjien arvioita uusille tuotteille. [12]

Vaihtelevat pienimmät neliöt (Alternating Least Squares, ALS) algoritmi on esimerkki mallipohjaisesta yhteisösuodatusalgoritmista ja se esitetään seuraavassa lu-

vussa.

3. APACHE SPARK

Apache Spark on avoimen lähdekoodin sovelluskehys, joka yhdistää hajautettujen ohjelmien kirjoittamiseen tarkoitetun järjestelmän sekä elegantin mallin ohjelmien kirjoittamiseen. [13] Spark tarjoaa korkean tason rajapinnat Java, Scala, Python sekä R ohjelmointikielille.

Korkealla tasolla, jokainen Spark sovelus koostuu ajaja (driver) ohjelmasta sekä yhdestä tai useammasta täytöntöönpanijasta (executor). Ajaja on ohjelma, joka ajaa käyttäjän pääohjelmaa ja suorittaa erilaisia rinnakkaisia operaatioita klusterissa. Täytöntöönpanija on yksi kone klusterissa.

Spark voidaan esitellä kuvailemalla sen edeltäjää, MapReduce:a, ja sen tarjoamia etuja. MapReduce tarjosi yksinkertaisen mallin ohjelmien kirjoittamiseen ja pystyi suorittamaan kirjoitettua ohjelmaa rinnakkain sadoilla tietokoneilla. MapReduce skaalautuu lähes lineaarisesti datan koon kasvaessa. Suoritusaikaa hallitaan lisäämällä lisää tietokoneita suorittamaan tehtävää.

Apache Spark säilyttää MapReduce:n lineaarisen skaalautuvuuden ja vikasietokyvyn mutta laajentaa sitä kolmella merkittävällä tavalla. Ensiksi, MapReducessa map- ja reduce-tehtävien väliset tulokset täytyy kirjoittaa levyille kun taas Spark kykenee välittämään tulokset suoraan putkiston seuraavalle vaiheelle. Toiseksi, Apache Spark kohtelee kehittäjiä paremmin tarjoamalla rikkaan joukon muunnoksia (transformations) joiden avulla voidaan muutamalla koodirivillä ilmaista monimutkaisia putkistoja. (ESIMERKKI?) Kolmanneksi, Spark esittelee muistissa tapahtuvan prosessoinnin tarjoamalla abstraktion nimeltä Resilient Distributed Dataset (RDD). RDD tarjoaa kehittäjälle mahdollisuuden materialisoida minkä tahansa askeleen liukuhihnassa ja tallentaa sen muistiin. Tämä tarkoittaa sitä, että tulevien askelien ei tarvitse laskea aiempia tuloksia uudelleen ja tällöin on mahdollista jatkaa juuri käyttäjän haluamasta askeleesta. Aiemmin tämänkaltaista ominaisuutta ei ole ollut saatavilla hajautetun laskennan järjestelmissä. [13]

Spark ohjelmia voidaan kirjoittaa Java, Scala, Python tai R ohjelmointikielellä. Scalan käyttämisellä saavutetaan kuitenkin muutamia etuja, joita muut kielet eivät tarjoa. Tehokkuus paranee, sillä tehtävät kuten datan siirtäminen eri kerrosten välillä tai muunnosten suorittaminen datalle saattaa johtaa heikompaan tehokkuuteen. Spark on kirjoitettu Scala-ohjelmointikielellä, joten viimeisimmät ja parhaimmat ominaisuudet ovat aina käytössä. Spark ohjelmoinnin filosofia on helpompi ymmärtää kun Sparkia käytetään kielellä, jolla se on rakennettu. Suurin hyöty jonka Scalan käyttäminen tarjoaa, on kuitenkin kehittäjäkokemus joka tulee saman ohjelmointikielen käyttämisestä kaikkeen. Datan tuonti, manipulointi ja koodin lähettäminen klustereihin hoituvat samalla kielellä. [13]

Spark-jakelun mukana toimitetaan luku-evaluointi-tulostus-silmukka, komentorivityökalu, (Read eval print loop, REPL), joka mahdollistaa uusien asioiden nopean testailun konsolissa, eikä sovelluksista tarvitse rakentaa itsenäisiä (self-contained) alusta asti. Usein kun REPLissä kehitetty sovelluksen tai sovelluksen osan voidaan katsoa olevan tarpeeksi valmis, on järkevää tehdä siitä koottu kirjasto (JAR). Näin varmistutaan etteivät koodi tai tulokset pääse katoamaan, vaikkakin REPL tarjoaa samantapaisen muistin komentohistoriasta kuin perinteinen komentorivikin.

SELITYS JAR:ISTA JA EHKÄ JVM:STÄ?

3.1 Resilient Distributed Dataset (RDD)

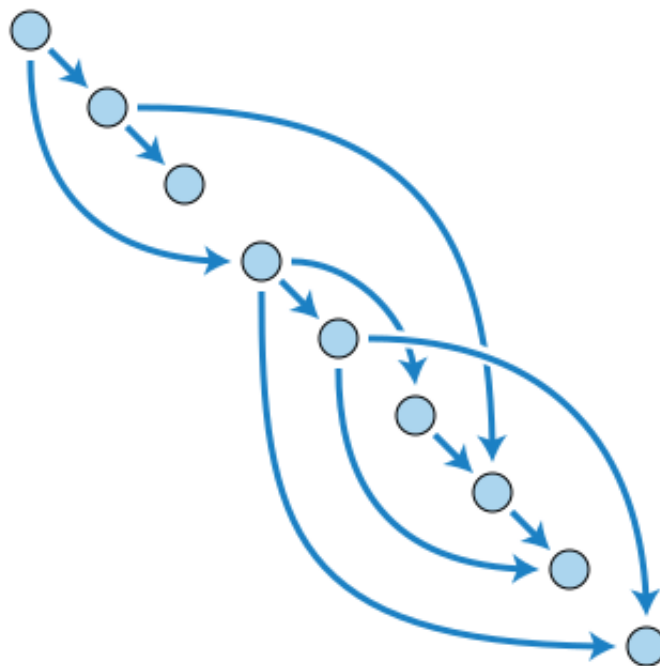
Resilient Distributed Dataset (RDD) on Sparkin tarjoama pääabstraktio. RDD on muuttumaton, osioitu elementtikokoelma joka voidaan hajauttaa klusterin useiden koneiden välillä. [18]

Tärkeä yksityiskohta ymmärtää RDD:stä on että ne ovat laiskasti evaluoituvia. Laiska evaluaatio (lazy evaluation) on evaluointi taktiikka, jossa lausekkeen evaluointia viivytetään siihen asti kun sen arvoa tarvitaan. Kun uusi RDD luodaan, mitään ei oikeasti vielä tapahdu. Spark tietää missä data sijaitsee tai miten data saadaan laskettua kun tulee aika tehdä sille jotain.

RDD voidaan luoda kahdella tavalla. Olemassaoleva Scala kokoelma voidaan rinnakkaistaa (parallelize). Toinen keino on viitata ulkoiseen aineistoon ulkoisessa varastointijärjestelmässä kuten HDFS:sä, HBase:ssa tai missä tahansa Hadoopin tuntemassa tiedostojärjestelmässä. [16]

RDD:t voidaan tallentaa muistiin, jolloin ohjelmistokehittäjä voi uudelleenkäyttää niitä tehokkaasti rinnakkaisissa operaatioissa. RDD:t voivat palautua solmuvirheistä automaattisesti käyttäen Directed Acyclic Graph (DAG) moottoria. DAG tukee syklistä datavirtaa. Jokaista Spark työtä kohti luodaan DAG klusterissa suoritettavan tehtävän tasoista. Verrattuna MapReduceen, joka luo DAGin kahdesta ennaltamäärätystä tilasta (Map ja Reduce), Sparkin luomat DAGit voivat sisältää minkä tahansa määrän tasoja. Tästä syystä jotkin työt voivat valmistua nopeammin kuin ne valmistuisivat MapReducessa. Yksinkertaisimmat työt voivat valmistua vain yhden tason jälkeen ja monimutkaisemmat tehtävät valmistuvat yhden monitasoisen ajon jälkeen, ilman että niitä täytyy pilkkoa useampiin töihin. [20]

Kuva 3.1 Directed Acyclic Graph [5]



3.2 Dataset API

Dataset (DS) on RDD:n korvaaja Sparkissa. DS on vahvasti tyyppitetty kokoelma aluespesifisiä objekteja jotka voidaan muuntaa rinnakkain käyttäen funktionaalisia tai relaatio-operaatioita. Dataset:ille olemassa olevat operaatiot on jaettu muunnoksiin ja toimiin. Muunnokset ovat operaatioita, jotka luovat uusia Datasettejä, kuten map, filter, select, aggregate. Toimet ovat operaatioita jotka laukaisevat laskentaa ja palauttavat tuloksia. Toimia ovat esimerkiksi count, show tai datan kirjoittaminen tiedostojärjestelmään. [17]

Dataset-instanssit ovat laiskoja luonteeltaan, jolla tarkoitetaan sitä, että laskenta aloitetaan vasta kun toimintoa kutsutaan. Dataset on pohjimmiltaan looginen suunnitelma, jolla kuvataan datan tuottamiseen tarvittava laskenta. Toimea kutsuttaessa, Sparkin kyselyoptimoiija (query optimizer) optimoi loogisen suunnitelman ja generoi fyysisen suunnitelman. Fyysinen suunnitelma takaa rinnakkaisesti ja hajautetusti tapahtuvan tehokkaan suorituksen. Loogista suunnitelmaa, kuten myös optimoitu fyysistä suunnitelmaa, voidaan tutkia käyttämällä DS:n *explain* funktiota. [17]

Domain-spesifisten olioiden tehokkaaseen tukemiseen tarvitaan enkooderia. Enkooderilla tarkoitetaan ohjelmaa, joka muuntaa tietoa jonkin algoritmin mukaisesti ja tässä tapauksessa sitä käytetään yhdistämään domain-spesifinen tyyppi T Sparkin sisäiseen tyyppijärjestelmään. Enkooderia voidaan käyttää esimerkiksi luokan *Person*, joka sisältää kentät nimi (merkkijono) ja ikä (kokonaisluku), kertomaan Sparkille generoi koodia ajon aikana joka serialisoi *Person* olion binäärirakenteeksi. Generoidulla binäärirakenteella on usein pienempi muistijalanjälki ja se on myös optimoitu tehokkaaseen dataprosessointiin. Datan binääriesitys voidaan tarkistaa käyttämällä DS:n tarjoamaa *schema* funktiota. [17]

Two ways typically exist to create a Dataset. The most common way is to make use of the read function provided by SparkSession and point Spark to some files on the storage system. Such as the following *json* file.

Dataset voidaan luoda tyypillisesti kahdella eri tavalla. Yleisin tapa on käyttää *SparkSession*:in tarjoamaa *read* funktiota ja osoittaa Spark joihinkin tiedostoihin tiedostojärjestelmässä, kuten seuraavaan *json* tiedostoon.

Program 3.1 *Esimerkki JSON tiedosto*

```
[{
  "name": "Matt",
  "salary": 5400
}, {
  "name": "George",
  "salary": 6000
}]
```

Dataset voidaan luoda myös tekemällä muutoksia olemassaoleville Dataset oliolle:

Program 3.2 *Creating a new Dataset through a transformation*

```
val names = people.map(_.name)
```

Program 3.3 *Uuden Dataset olion luominen käyttäen read funktiota*

```
val people = spark.read.json("./people.json").as[Person]
```

jossa *Person* olisi Scala case-luokka, esimerkiksi:

Program 3.4 *case class Person*

```
case class Person(id: BigInt, firstName: String, lastName: String)
```

Case-luokat ovat tavallisia Scala-luokkia jotka ovat:

- Oletustarvoisesti muuttumattomia (immutable)
- Hajoitettavia (decomposable) hahmonsovitusta hyväksikäyttäen
- Vertailtavissa viitteiden sijasta rakenteellisen samankaltaisuuden mukaan
- Lyhyitä luoda (instantiate) ja käyttää

Mikäli tyyppimuunnos (casting) jätettäisiin tekemättä, päädyttäisiin luomaan Data-Frame olio, jonka sisäinen mallin (schema) Spark pyrkisi arvaamaan. Tyyppimuunnos tehdään käyttämällä *as* avainsanaa.

Program 3.5 *SparkSession kontekstin luominen*

```
val spark = SparkSession
  .builder
  .appName("MovieLensALS")
  .config("spark.executor.memory", "2g")
  .getOrCreate()
```

SparkSession on Spark ohjelmoinnin aloituspiste, kun halutaan käyttää Dataset ja Dataframe rajapintoja. Ylläolevassa koodinpätkässä luodaan *SparkSession* ketjutamalla rakentaja metodin kutsuja.

[17]

Dataset oliot ovat samankaltaisia kuin RDD:t, sillä nekin tarjoavat vahvan tyy-pityksen ja mahdollisuuden käyttää voimakkaita lambda-funktioita [19]. Lambda-funktioita avustaa Spark SQL:n optimoitu suoritusmoottori [19]. Perinteisen seriali-soinnin, kuten Java serialisoinnin, sijaan, käytetään erikoistunutta enkooderia olioi-den serialisointiin. Serialisaatiolla tarkoitetaan olion muuntamista tavuiksi, jolloin olion muistijalanjälki pienenee. Yleisesti serialisointia tarvitaan datan prosessointiin tai verkon yli lähettämiseen. Molempia, sekä enkoodereita ja serialisointia käyte-tään olioiden muuntamiseen tavuiksi, mutta koodi luo enkooderit dynaamisesti. En-kooderit käyttävät sellaista muotoa, että Spark kykenee suorittamaan monenlaisia operaatioita, kuten suodattamista, järjestämistä ja hajautusta (hashing), ilman että tavuja tarvitsee deserialisoida takaisin objektiksi. [16]

Seuraavassa koodilistauksessa luodaan uusi Dataset lukemalla *json* tiedosto tiedos-tojärjestelmästä. Seuraavaksi luodaan uusi Dataset muunnoksen kautta. Objektin kloonaukseksi käytetään case luokan *copy* metodia, koska *people* Dataset oli määri-telty muuttumattomaksi. Lopuksi fyysinen suunnitelma tulostetaan konsoliin käyt-tämällä *explain* funktiota uudelle Dataset objektille.

Program 3.6 Dataset olion loogisen ja fyysisen suunnitelman näyttäminen

```
val people = spark.read.json("./people.json").as[Person]
val peopleWithDoubleSalary = people.map { person =>
    person.copy(salary = person.salary * 2)
}
peopleWithDoubleSalary.explain
```

== Physical Plan ==

```
*SerializeFromObject [staticinvoke(class org.apache.spark.
  unsafe.types.UTF8String, StringType, fromString,
  assertnotnull(input[0, $line62.$read$$iw$$iw$Person, true
  ], top level Product input object).name, true) AS name#
  212, staticinvoke(class org.apache.spark.sql.types.
  Decimal$, DecimalType(38,0), apply, assertnotnull(input
  [0, $line62.$read$$iw$$iw$Person, true], top level
  Product input object).salary, true) AS salary#213]
+ *MapElements <function1>, obj#211: $line62.
```

```

$read$$iw$$iw$Person
+ *DeserializeToObject newInstance(class $line62.
$read$$iw$$iw$Person), obj#210: $line62.
$read$$iw$$iw$Person
+ *FileScan json [name#200,salary#201L] Batched: false,
Format: JSON, Location: InMemoryFileIndex[ file:/home/
joonne/Documents/GitHub/thesis-code/people.json ],
PartitionFilters: [], PushedFilters: [], ReadSchema:
struct<name:string , salary:bigint>

```

3.3 DataFrame API

DataFrame on pohjimmiltaan nimettyihin sarakkeisiin järjestetty Dataset. Se on käsitteellisesti yhtenevä relaatiotietokannan taulun tai R/Python kielten tietokehyksen (data frame) kanssa, mutta DataFrame omaa rikkaammat optimoinnit konepellin alla. DataFrame voidaan rakentaa useammalla tavalla, kuten esimerkiksi jäsennellyistä tiedostoista, Hive tauluista, ulkoisista tietokannoista tai olemassaolevista RDD olioista. DataFrame rajapinta on saatavilla Scala, Java, Python ja R -ohjelmointikielille. Scala rajapinnassa DataFrame on riveistä rakentuva Dataset, se on siis yksinkertaisesti tyyppialias Dataset[Row]. [16]

Program 3.7 DataFrame luominen käyttäen read funktiota

```
val people = spark.read.json("./people.json")
```

DataFrame objektia luotaessa, Spark arvaa luodun objektin sisäisen mallin.

3.4 Matriisin tekijöihinjako

Matriisin tekijöihinjako on toimi, jossa matriisi hajoitetaan matriisien tuloksi. Matriisi voidaan hajottaa tekijöihinsä usealla eri tavalla. Seuraava kappale kuvailee matriisin tekijöihinjakoa yleisellä tasolla sekä vuorottelevien pienempien neliöiden (Alternating Least Squares, ALS) algoritmia. ALS on Sparkin toteuttama matriisin tekijöihinjako algoritmi ja se perustuu samalle ajatukselle Netflix prize kilpailun voittajan, matriisin tekijöihinjako mallin kanssa.

Kuva 3.2 DataFrame

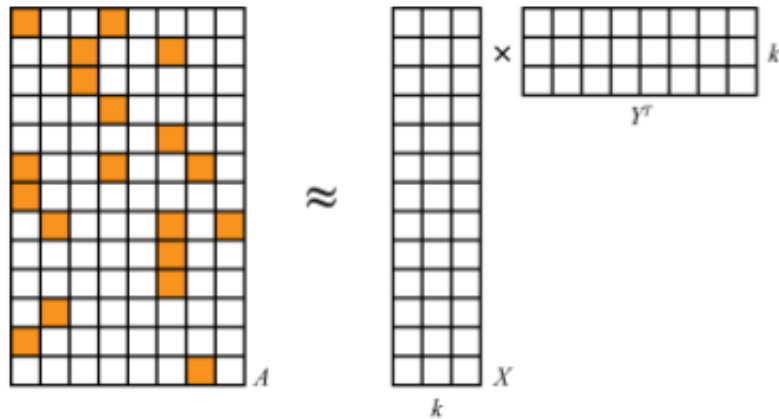
Name	Age	Weight
String	Int	Double
String	Int	Double
String	Int	Double

Matriisin tekijöihinjako kuuluu suureen algoritmien luokkaan nimeltä piilevien tekijöiden mallit (Latent-factor models). Piilevien tekijöiden mallit yrittävät selittää usean käyttäjän ja tuotteen välillä havaittuja vuorovaikutuksia käyttämällä suhteellisen pientä määrää havaitsemattomia, piileviä syitä. Voidaan esimerkiksi yrittää selittää miksi ihminen ostaisi tietyn albumin lukemattomien mahdollisuuksien joukosta kuvailemalla käyttäjiä ja tuotteita mieltymysten perusteella, joista ei ole mahdollista saada tietoa. [13] Piilevää tekijää ei ole mahdollista tarkastella sellaisenaan. Ihmisen terveys on esimerkki piilevästä tekijästä, sillä sitä ei ole mahdollista mitata kuten esimerkiksi verenpainetta.

Matriisin tekijöihinjako algoritmit käsittelevät käyttäjä- ja tuotetietoja suurena matriisina A . Jokainen rivissä i sekä sarakkeessa j sijaitseva kohta esittää arvoa, jonka käyttäjä on antanut tietylle tuotteelle. [13]

Yleensä A on harva (sparse), jolla tarkoitetaan että useimmat A :n alkiot sisältävät 0. Tämä johtuu siitä, että usein vain muutama käyttäjä-tuote kombinaatio on olemassa kaikista mahdollisuuksista.

Matriisin tekijöihinjako mallintaa A :n kahden pienemmän matriisin X ja Y tulona, jotka ovat varsin pieniä. Koska A :ssa on monta riviä ja saraketta, X ja Y sisältävät paljon rivejä mutta vain muutaman (k) sarakkeen. Nämä k saraketta vastaavat

Kuva 3.3 Matrix factorization [13]

piileviä tekijöitä joita käytetään kuvailemaan tiedossa sijaitsevia vuorovaikutuksia. Hajotelma (factorization) on ainoastaan arvio, sillä k on pieni. [13]

Tavanomainen lähestymistapa matriisin tekijöihinjakoon perustuvassa yhteisöllisessä suodatuksessa on kohdella käyttäjä-tuote matriisin alkioita käyttäjien antamina täsmällisinä arvosteluina. Eksplisiittistä tietoa on esimerkiksi käyttäjän antama arvio tuotteelle. Spark ALS kykenee käsittelemään sekä implisiittistä että eksplisiittistä tietoa. Implisiittistä tietoa on esimerkiksi sivujen katselukerrat tai tieto siitä, onko käyttäjä kuunnellut tiettyä artistia. [15] [13]

Usein monissa tosielämän käyttötapauksissa on käytettävissä ainoastaan implisiittistä tietoa kuten katselukerrat, klikkaukset, ostos, tykkäykset tai jakamiset. Spark MLlib kohtelee tietoa numeroina jotka esittävät havaintojen vahvuutta kuten klikkausten määrä tai kumulatiivinen aika joka käytetään elokuvan katseluun, sen sijaan että mallinnettaisiin arviomatriisia suoraan. Eksplisiittisten arvioioiden sijaan, nämä numerot liittyvät havaittujen käyttäjämieltymysten varmuuteen. Tämän tiedon perusteella malli koettaa etsiä piileviä tekijöitä joiden avulla voidaan ennustaa käyttäjän odotettu arvio tuotteelle. [15]

Näihin algoritmeihin viitataan joskus matriisin täyttö algoritmeina. Tämä johtuu siitä että alkuperäinen matriisi A saattaa olla harva vaikka matriisitulo XY^T on tiheä. Vaikka tulomatriisi sisältää arvon kaikille alkioille, se on kuitenkin vain arvio A :sta. [13]

3.4.1 Alternating Least Squares (ALS)

Yhteisöllistä suodatusta käytetään usein suosittelijajärjestelmissä. Nämä tekniikat pyrkivät täyttämään käyttäjä-tuote assosiaatiomatriisin puuttuvat kohdat. Spark MLlib tukee mallipohjaista yhteisösuodatusta, jossa käyttäjiä ja tuotteita kuvailaan pienellä määrällä piileviä tekijöitä, joita voidaan käyttää puuttuvien kohtien ennustamiseen. Spark MLlib käyttää vaihtelevien pienimpien neliöiden (Alternating Least Squares, ALS) algoritmia näiden piilevien tekijöiden oppimiseen. [15]

Spark ALS yrittää arvioida arvostelumatriisin A kahden alemman arvon matriisin, X ja Y , tulona. [14]

$$A = XY^T \quad (3.1)$$

Tyypillisesti näihin arvioihin viitataan tekijämatriiseina. Perinteinen lähestymistapa on iteratiivinen. Jokaisen iteraation aikana, toista tekijämatriisia pidetään vakiona ja toinen ratkaistaan käyttäen pienimpien summien algoritmia. Juuri ratkaistua tekijämatriisia pidetään vuorostaan vakiona kun ratkaistaan toista tekijämatriisia. [14] Spark ALS mahdollistaa massiivisen rinnakkaistamisen sillä algoritmia voidaan suorittaa erikseen. Tämä on erinomainen ominaisuus laajamittaiselle (large-scale) laskenta-algoritmille. [13]

Spark ALS on lohkotettu versio ALS tekijöihinjako algoritmista. Ajatuksena on ryhmittää kaksi tekijäryhmää, *käyttäjät* ja *tuotteet*, lohkoihin. Ryhmittämistä seuraa kommunikaation vähentäminen lähettämällä jokaiseen tuotelohkoon vain yksi kopio jokaisesta käyttäjävektorista iteraation aikana. Vain ne käyttäjä vektorit lähetetään, joita tarvitaan tuotelohkoissa. Vähennetty kommunikaatio saavutetaan valmiiksi laskemalla joitain tietoja suositusmatriisista jotta voidaan päätellä jokaisen käyttäjän ulostulot ja jokaisen tuotteen sisääntulot. Ulostulolla tarkoitetaan niitä tuotelohkoja, joihin käyttäjä tulee myötävaikuttamaan. Sisääntulolla tarkoitetaan niitä ominaisuusvektoreita jotka jokainen tuote ottaa vastaan niiltä käyttäjälohkoilta joista ne ovat riippuvaisia. Tämä mahdollistaa sen, että voidaan lähettää vain taulukollisen ominaisuusvektoreita jokaisen käyttäjä- ja tuotelohkon välillä. Vastaavasti tuotelohko löytää käyttäjän arviot ja päivittää tuotteita näiden viestien perusteella. [14]

Sen sijaan että etsittäisiin, alemman tason arviot suositusmatriisille A , etsitäänkin

arviot mieltymysmatriisi P :lle, jossa P :n alkiot saavat arvon 1 kun $r > 0$ ja arvon 0 kun $r \leq 0$. Eksplisiittisen tuotearvion sijaan arvostelut kuvaavat käyttäjän mieltymyksen vahvuuden luottamusarvoa. [14]

$$A_i Y(Y^T Y)^{-1} = X_i \quad (3.2)$$

ALS operoi kiinnittämällä yhden tuntemattomista u_i ja v_j ja vaihtelemalla tätä kiinnittämistä. Kun toinen on kiinnitetty, toinen voidaan laskea ratkaisemalla pienimpien neliöiden ongelma. Tämä lähestymistapa on hyödyllinen, koska se muuttaa aiemman, ei-konveksin, ongelman kvadraattiseksi, eli neliömäiseksi, jolloin se voidaan ratkaista optimaalisesti. [1] Alla on [1] mukainen yleinen kuvaus ALS algoritmista:

Program 3.8 *Vaihtelevien pienimpien neliöiden algoritmi (ALS) [1]*

1. Alusta matriisi V asettamalla ensimmäiseksi riviksi elokuvan keskimääräinen arvio ja pieni satunnaisluku jäljelläoleviin alkioihin.
2. Kiinnitä V , ratkaise U minimoimalla RMSE funktio.
3. Kiinnitä U , ratkaise V minimoimalla RMSE funktio.
4. Toista askeleita 2 ja 3 konvergenssiin asti.

RMSE (Root Mean Square Error) funktion minimoinnilla tarkoitetaan toimea, jossa

4. TOTEUTUS

GroupLens Research on kerännyt ja laittanut saataville arvioaineistoja MovieLens sivustolta. Aineistot on kerätty useiden aikajaksojen aikana, riippuen aineiston koosta. MovieLens ml-latest-small aineisto sisältää 100 000 arviota, jotka ovat antaneet 700 käyttäjää 9000 elokuvalla. Näiden aineistojen haittapuolena on, että ne muuttuvat ajan myötä, eivätkä näin ollen ole sopivia tutkimustulosten raportointiin. Nykyinen, lokakuussa 2016 julkistettu versio on saatavilla projektin versionhallinnassa. Tämä aineisto valittiin, jotta voitaisiin antaa arvioita elokuville, jotka on oikeasti nähty ja myös laitteiston vuoksi. MovieLens ml-latest-small aineisto koostuu *movies.csv* and *ratings.csv* tiedostoista.

movieId	title	genres
1	Toy Story (1995)	Adventure Animation Children
2	Jumanji (1995)	Adventure Children Fantasy
3	Grumpier Old Men (1995)	Comedy Romance
4	Waiting to Exhale (1995)	Comedy Drama Romance
5	Father of the Bride Part II (1995)	Comedy
6	Heat (1995)	Action Crime Thriller
7	Sabrina (1995)	Comedy Romance
8	Tom and Huck (1995)	Adventure Children
9	Sudden Death (1995)	Action
10	GoldenEye (1995)	Action Adventure Thriller

userId	movieId	rating	timestamp
1	31	2.5	1260759144
1	1029	3.0	1260759179
1	1061	3.0	1260759182
1	1129	2.0	1260759185
1	1172	4.0	1260759205
1	1263	2.0	1260759151
1	1287	2.0	1260759187
1	1293	2.0	1260759148
1	1339	3.5	1260759125

Toteutuksessa käytettiin RDD-pohjaista rajapintaa, sillä dataset-pohjainen rajapinta ei ole vielä täysin toiminnallinen yhteisöllisen suodatuksen tehtävissä. Aineiston lataaminen voidaan tehdä dataset rajapintaa hyödyntäen, mutta varsinaisen suositus täytyy tehdä RDD rajapintaa käyttäen. Dataset rajapinta tarjoaa useita parannuksia, kuten esimerkiksi yksinkertaisemman tiedon lataamisen.

4.1 *MovieLensRecommendation.scala*

Ensimmäinen askel itsenäisen spark sovelluksen rakentamisessa on tehdä oikeanlainen kansiorakenne ja tehdä `< PROJEKTI > .sbt` niminen tiedosto, jossa kuvailaan sovelluksen riippuvuudet. Itsenäinen spark sovellus tarkoittaa käyttövalmista *jar* tiedostoa (Java ARchive) joka voidaan jakaa spark klusterille ja se sisältää koodin ja kaikki riippuvuudet.

Sovelluksia voidaan ottaa käyttöön klusterissa spark-submit työkalun avulla. Spark-submit mahdollistaa Sparkin kaikkien tuettujen klusterinhoitajien käyttämisen yhteinäisen käyttöliittymän kautta, joten käyttäjän ei tarvitse määrittää sovellusta toimimaan erikseen kaikkien kanssa.

Program 4.1 *Kokoonpano jar-tiedoston tekeminen sbt työkalulla*

```
sbt package
```

Program 4.2 *Sovelluksen käyttöönotto klusterissa*

```
spark-submit --class "MovieLensALS" --master local[4] movielens-recom
```

Program 4.3 *Suosittelusten lataaminen RDD rajapintaa käyttäen*

```

val ratings = sc.textFile("ml-latest-small/ratings.csv")
  .filter(x => !isHeader("userId", x))
  .map { line =>
    val fields = line.split(",")
    (fields(3).toLong % 10, Rating(fields(0).toInt, fields(1).toInt,
  }

```

Program 4.4 *Suositusten lataaminen dataset rajapintaa käyttäen*

```

val ratings = spark.read.csv("ml-latest-small/ratings.csv")
  .filter(arr => arr(0) != "userId")
  .map { fields =>
    Rating(fields(0).asInstanceOf[String].toInt, fields(1).asInst
  }

```

Program 4.5 *MovieLensALS.scala*

```

1 import org.apache.spark.mllib.recommendation._
2
3 object MovieLensALS {
4   def main(args: Array[String]) {
5
6     val conf = new SparkConf()
7       .setAppName("MovieLensALS")
8       .set("spark.executor.memory", "4g")
9     val sc = new SparkContext(conf)
10
11     /* load personal ratings */
12     val personalRatings = Source.fromFile("personalRatings.txt")
13       .getLines()
14       .map { line =>
15         val fields = line.split(",")
16         Rating(fields(0).toInt, fields(1).toInt, fields(2).toDouble)
17       }.toSeq
18
19     val personalRatingsRDD = sc.parallelize(personalRatings, 1)
20
21     /* load ratings and movie titles */
22     val ratings = sc.textFile("ml-latest-small/ratings.csv")
23       .filter(x => !isHeader("userId", x))
24       .map { line =>
25         val fields = line.split(",")
26         /* format: (timestamp % 10, Rating(userId, movieId, rating)) */

```

```

27      (fields(3).toLong % 10, Rating(fields(0).toInt, fields(1).toInt,
28          fields(2).toDouble))
29  }
30  val movies = sc.textFile("ml-latest-small/movies.csv")
31  .filter(x => !isHeader("movieId", x))
32  .map { line =>
33      val fields = line.split(",")
34      // format: (movieId, movieName)
35      (fields(0).toInt, fields(1))
36  }.collect().toMap
37
38  val numRatings = ratings.count
39  val numUsers = ratings.map(_._2.user).distinct.count
40  val numMovies = ratings.map(_._2.product).distinct.count
41
42  println(s"Got $numRatings ratings from $numUsers users on $numMovies
43      movies.")
44
45  val numPartitions = 4
46  val training = ratings.filter(x => x._1 < 6)
47  .values
48  .union(personalRatingsRDD)
49  .repartition(numPartitions)
50  .cache()
51  val validation = ratings.filter(x => x._1 >= 6 && x._1 < 8)
52  .values
53  .repartition(numPartitions)
54  .cache()
55  val test = ratings.filter(x => x._1 >= 8).values.cache()
56
57  val numTraining = training.count()
58  val numValidation = validation.count()
59  val numTest = test.count()
60
61  println(s"Training: $numTraining, validation: $numValidation, test:
62      $numTest")
63
64  // TRAINING
65
66  val ranks = List(8, 12)
67  val lambdas = List(1.0, 10.0)
68  val numIters = List(10, 20)
69  var bestModel: Option[MatrixFactorizationModel] = None

```



```

68  var bestValidationRmse = Double.MaxValue
69  var bestRank = 0
70  var bestLambda = -1.0
71  var bestNumIter = -1
72  for (rank <- ranks; lambda <- lambdas; numIter <- numIters) {
73    val model = ALS.train(training, rank, numIter, lambda)
74    val validationRmse = computeRmse(model, validation, numValidation)
75    println(s"RMSE (validation) = $validationRmse for the model trained
      with rank = $rank, lambda = $lambda, and numIter = $numIter.")
76    if (validationRmse < bestValidationRmse) {
77      bestModel = Some(model)
78      bestValidationRmse = validationRmse
79      bestRank = rank
80      bestLambda = lambda
81      bestNumIter = numIter
82    }
83  }
84
85  val testRmse = computeRmse(bestModel.get, test, numTest)
86
87  println(s"The best model was trained with rank = $bestRank and lambda
    = $bestLambda and numIter = $bestNumIter and its RMSE on the test
    set is $testRmse .")
88
89  val myRatedMovieIds = personalRatings.map(_.product).toSet
90  val candidates = sc.parallelize(movies.keys.filter(!myRatedMovieIds.
    contains(_)).toSeq)
91  val recommendations = bestModel.get
92    .predict(candidates.map((0, _)))
93    .collect()
94    .sortBy(-_.rating)
95    .take(10)
96
97  var i = 1
98  println("Movies recommended for you:")
99  recommendations.foreach { r =>
100    println("%2d".format(i) + ": " + movies(r.product))
101    i += 1
102  }
103
104  // clean up
105  sc.stop()
106  }
107

```

```

108  def isHeader(headerId: String, line: String): Boolean = line.contains(
    headerId)
109
110  /** Compute RMSE (Root Mean Squared Error). */
111  def computeRmse(model: MatrixFactorizationModel, data: RDD[Rating], n:
    Long): Double = {
112    val predictions: RDD[Rating] = model.predict(data.map(x => (x.user, x.
    product)))
113    val predictionsAndRatings = predictions.map(x => ((x.user, x.product),
    x.rating))
114    .join(data.map(x => ((x.user, x.product), x.rating)))
115    .values
116    math.sqrt(predictionsAndRatings.map(x => (x._1 - x._2) * (x._1 - x._2)
    ).reduce(_ + _) / n)
117  }
118  }

```

Rivillä 1 tuodaan saataville kaikki recommendation paketin sisältämät kentät tai metodit käyttäen *import* avainsanaa. Rivillä 3 määritellään *MovieLensALS* niminen objekti. Objekti on nimetty instanssi joka sisältää jäseniä kuten kenttiä (field) sekä metodeita (method). Rivillä 4 on määritelty *main* funktio tarkoittaa sitä, että määritelty objekti *MovieLensALS* on ohjelman aloituspiste (entry point) sillä *main* funktio sisältää tietynlaisen allekirjoituksen eli tietynlaiset parametrit. Riveillä 6-9 luodaan *SparkConf* objekti, jonka avulla luodaan ohjelman käyttöön uusi *SparkContext* objekti. *SparkContext* objektin avulla päästään käsiksi Sparkin sisäisiin toiminnallisuuksiin. Riveillä 11-17 ladataan henkilökohtaiset suositukset tekstitiedostosta nimeltä *personalRatings.txt*, pilkotaan tiedoston rivit pilkun kohdalta ja luodaan uusia *Rating* objekteja yhtä monta, kuin tiedostossa on rivejä. Rivillä 19 ladatut suositukset muutetaan vielä RDD (Resilient Distributed Dataset) muotoiseksi käyttäen *sc.parallelize* funktiota. Funktiolle annettava toinen parametri tarkoittaa hajautuksen määrää, eli kuinka monelle solmulle klusterissa tiedosto halutaan hajauttaa. Riveillä 22-36 luodaan RDD oliot *ratings* ja *movies* lataamalla kaksi erillistä csv tiedostoa. Tiedostoista suodatetaan ensin pois otsikkorivit käyttäen *isHeader* apufunktiota. Tämän jälkeen tiedosto käydään läpi rivi kerrallaan ja päätetään pilkulla erotetut arvot taulukkoon käyttäen Scalan String luokan sisäänrakennettua *split* funktiota. Tämän jälkeen taulukossa olevista arvoista muodostetaan Tupleja. Riveillä 44-54 valmistellaan opetus, validaatio sekä testidatat. Rivillä 47 opetusdataan lisätään omat henkilökohtaiset arvostelut käyttäen RDD:n union funktiota. Riveillä 64-83 suoritetaan varsinainen mallin opetus. Riveillä 89-

102 haetaan henkilökohtaiset suositukset käyttämällä mallin *predict* metodia, joka ottaa parametrinaan mahdollisien elokuvien joukon. Mahdollisilla elokuvilla tarkoitetaan elokuvia joita käyttäjä ei ole vielä nähnyt, eli ne eivät sisälly *personalRatings* muuttujan sisältämiin elokuviin. Rivillä 105 kutsutaan lopuksi *sparkContext* objektin *stop* funktiota, jolla kerrotaan että laskenta on suoritettu loppuun.

5. TULOKSET

userId	movieId	movieName	rating
0	112897	The Expendables 3 (2014)	4.0
0	116887	Exodus: Gods and Kings (2014)	4.0
0	117529	Jurassic World (2015)	4.0
0	118696	The Hobbit: The Battle of the Five Armies (2014)	4.5
0	128520	The Wedding Ringer (2015)	4.5
0	122882	Mad Max: Fury Road (2015)	4.0
0	122886	Star Wars: Episode VII - The Force Awakens (2015)	4.5
0	131013	Get Hard (2015)	4.0
0	132796	San Andreas (2015)	3.0
0	136305	Sharknado 3: Oh Hell No! (2015)	1.0
0	136598	Vacation (2015)	4.0
0	137595	Magic Mike XXL (2015)	1.0
0	138208	The Walk (2015)	2.0
0	140523	"Visit, The (2015)"	3.5
0	146656	Creed (2015)	4.0
0	148626	"Big Short, The (2015)"	4.5
0	149532	Marco Polo: One Hundred Eyes (2015)	4.5
0	150548	Sherlock: The Abominable Bride (2016)	4.5
0	156609	Neighbors 2: Sorority Rising (2016)	3.5
0	159093	Now You See Me 2 (2016)	4.0
0	160271	Central Intelligence (2016)	4.0

Program 5.1 Suositellut elokuvat

- 1: Am Ende eiens viel zu kurzen Tages (Death of a superhero) (2011)
- 2: Prisoner of the Mountains (Kavkazsky plennik) (1996)
- 3: Funeral in Berlin (1966)
- 4: Caveman (1981)
- 5: Dream With the Fishes (1997)

- 6: Erik the Viking (1989)
- 7: Dead Man's Shoes (2004)
- 8: Excision (2012)
- 9: Mifune's Last Song (Mifunes sidste sang) (1999)
- 10: Maelström (2000)

6. YHTEENVETO

We are going to evaluate our model against a non personalized recommendation built on Apache Pig. Apache Pig is a platform for analyzing large data sets. It consists of a high-level language for expressing data analysis programs coupled with infrastructure for evaluating these programs. A significant property of Pig programs is that their structure is able to handle substantial parallelization, which in turns enables them to handle very large data sets. [6]

At the present time, Pig's infrastructure layer consists of a compiler that produces sequences of Map-Reduce programs, for which large-scale parallel implementations already exist. Pig's language layer currently consists of a textual language called Pig Latin, which has the following key properties:

Ease of programming. It is trivial to achieve parallel execution of simple, "embarrassingly parallel" data analysis tasks. Complex tasks comprised of multiple interrelated data transformations are explicitly encoded as data flow sequences, making them easy to write, understand, and maintain. Optimization opportunities. The way in which tasks are encoded permits the system to optimize their execution automatically, allowing the user to focus on semantics rather than efficiency. Extensibility. Users can create their own functions to do special-purpose processing. [6]

The implementation is ported to a newer version of the MovieLens dataset but otherwise the code is reused as it is.

Using bigger dataset, providing more personal ratings could help.

6.1 Conclusion

There are a number of possible implementations for a recommendation engine. This was selected because Apache Spark could be a good tool to know in future and in addition learning Scala programming was another thing that was considered.

Existing recommendation or analytic engines should be evaluated before making a decision about the recommendation engine.

In the end the most difficult thing was to find the right approach for this task. By trial and error the right combination of technologies and an actual working example was found.

6.2 Future work

Actual parallelization?

Study MLlib again when Dataset API can be used with MLlib. -> Was studied already and Dataset API is much better. Something was failing and could not get to work. -> Could still provide examples of changed code?

Lately, a number of service providers, like Telegram and Microsoft, have started to introduce bot frameworks for their services. A bot is a web service that uses a conversational format to interact with users. Users can start conversations with the bot from any channel the bot is configured to work on. Conversations can be designed to be freeform, natural language interactions or more guided ones where the user is provided choices or actions. It is possible to utilize simple text strings or something more complex such as rich cards that contain text, images, and action buttons. [10]

Already for a long time, companies have had some sort of SMS that have been accepting feedback from customer or ordering a new data package for you mobile subscription. IRC channel bots have been around even longer. Idea is not new but now there are popular platforms for the bots. As any other idea, also a recommendation engine could be implemented in a way that it can be used via a bot. For example Elasticsearch forms a RESTful API so a bot could simply place queries against the API.

BIBLIOGRAPHY

- [1] C. Aberger, “Recommender: An analysis of collaborative filtering techniques,” 2014. [Online]. Available: <http://cs229.stanford.edu/proj2014/Christopher%20Aberger,%20Recommender.pdf>
- [2] C. C. Aggarwal, *Recommender Systems*. Springer International Publishing, 2016.
- [3] BookLens. [Online]. Available: <https://booklens.umn.edu/>
- [4] R. Burke, “Hybrid recommender systems: Survey and experiments,” *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 12, no. 4, pp. 331–370. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1021240730564>
- [5] D. Eppstein. Directed acyclic graph. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Directed_acyclic_graph#/media/File:Topological_Ordering.svg
- [6] A. S. Foundation. (2017) Apache pig. [Online]. Available: <https://pig.apache.org/>
- [7] S. K. Gorakala and M. Usuelli, *Building a Recommendation Engine with R*, 1st ed. Packt Publishing, 2015.
- [8] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, “Matrix factorization techniques for recommender systems,” 2009. [Online]. Available: [https://datajobs.com/data-science-repo/Recommender-Systems-\[Netflix\].pdf](https://datajobs.com/data-science-repo/Recommender-Systems-[Netflix].pdf)
- [9] G. Linden, B. Smith, and J. York, “Amazon.com recommendations,” *IEEE INTERNET COMPUTING*, pp. 76–79, 2003. [Online]. Available: <http://www.cin.ufpe.br/~idal/rs/Amazon-Recommendations.pdf>
- [10] Microsoft, “Bots.” [Online]. Available: <https://docs.botframework.com/en-us/>
- [11] MovieLens. [Online]. Available: <https://movielens.org/info/about>
- [12] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, and P. B. Kanto, *Recommender Systems Handbook*, 1st ed. Springer, 2011.
- [13] S. Ryza, U. Laserson, S. Owen, and J. Wills, *Advanced Analytics with Spark*. O’Reilly Media, Inc., 2015.

- [14] Spark. (2014) ALS. [Online]. Available: <http://spark.apache.org/docs/latest/api/scala/index.html#org.apache.spark.mllib.recommendation.ALS>
- [15] ——. (2014) Collaborative filtering - rdd-based api. [Online]. Available: <http://spark.apache.org/docs/latest/mllib-collaborative-filtering.html>
- [16] ——. (2014) Spark programming guide. [Online]. Available: <http://spark.apache.org/docs/latest/programming-guide.html>
- [17] ——. (2016) Dataset. [Online]. Available: <https://spark.apache.org/docs/2.1.0/api/java/org/apache/spark/sql/Dataset.html>
- [18] ——. (2016) Rdd. [Online]. Available: <https://spark.apache.org/docs/2.1.0/api/scala/index.html#org.apache.spark.rdd.RDD>
- [19] ——. (2016) Spark sql programming guide. [Online]. Available: <http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html>
- [20] M. Technologies. Apache spark. [Online]. Available: <https://mapr.com/products/product-overview/apache-spark/>