



ΕΞΑΜΗΝΙΑΙΑ ΕΡΓΑΣΙΑ ΡΟΗ Λ – ΕΞΑΜΗΝΟ 9ο ΑΚ. ΕΤΟΣ 2020 - 2021 ΠΡΟΧΩΡΗΜΕΝΑ
ΘΕΜΑΤΑ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ **APACHE SPARK** ΣΤΙΣ **ΒΑΣΕΙΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Λώλης Ηλίας 03116661

Ευαγγελία Ρεντίφη – 03116164

Public IP: 83.212.79.7

Μέρος 1^ο

Ζητούμενο 2: Παράδειγμα μετατροπής αρχείου σε Parquet έχουμε στο αρχείο “code/csv to parquet.py”

Ζητούμενο 3: Τα screenshots των απαντήσεων των MapReduce βρίσκεται στον φάκελο “output/ScreenshotsMapReduce”.

Τα screenshots των απαντήσεων των SQL για CSV αρχεία βρίσκεται στον φάκελο “output/ScreenshotsSQL- csv”.

Τα screenshots των απαντήσεων των SQL για parquet αρχεία βρίσκεται στον φάκελο “output/ScreenshotsSQL- parquet”.

Οι κώδικες βρίσκονται στον φάκελο code.

Ζητούμενο 4:

Στο ζητούμενο αυτό παραθέτουμε τους χρόνους που προέκυψαν από τις υλοποιήσεις των queries, του ζητουμένου 3 της εργασίας, με RDD API ,Spark SQL-csv και Spark SQL-parquet

	RDD API	Spark SQL-csv	Spark SQL-parquet
Q1	0.2837886810302734	7.485328435897827	8.86049222946167
Q2	81.59077215194702	34.27328062057495	17.733304977416992
Q3	48,92343424342341	26.7877995967865	22.592684507369995
Q4	14,14324235158749	12.509453773498535	11.395089864730835
Q5	376.8594615459442	113.65680289268494	228.7125129699707

Με βάση τις πληροφορίες που παρατίθενται στο ζητούμενο 2 (όπου ζητούνταν η μετατροπή των αρχείων από csv μορφή σε parquet) αναμέναμε ότι η εκτέλεση των

queries θα ήταν πιο αποδοτική επι των αρχείων parquet.Σύμφωνα με τις μετρήσεις που έγιναν έχουμε:

Q1: Παρατηρούμε ότι το RDD API υπερτερεί έναντι των άλλων 2 υλοποιήσεων που έχουν παρόμοιους χρόνους (διαφορά κοντά στο 1 sec).

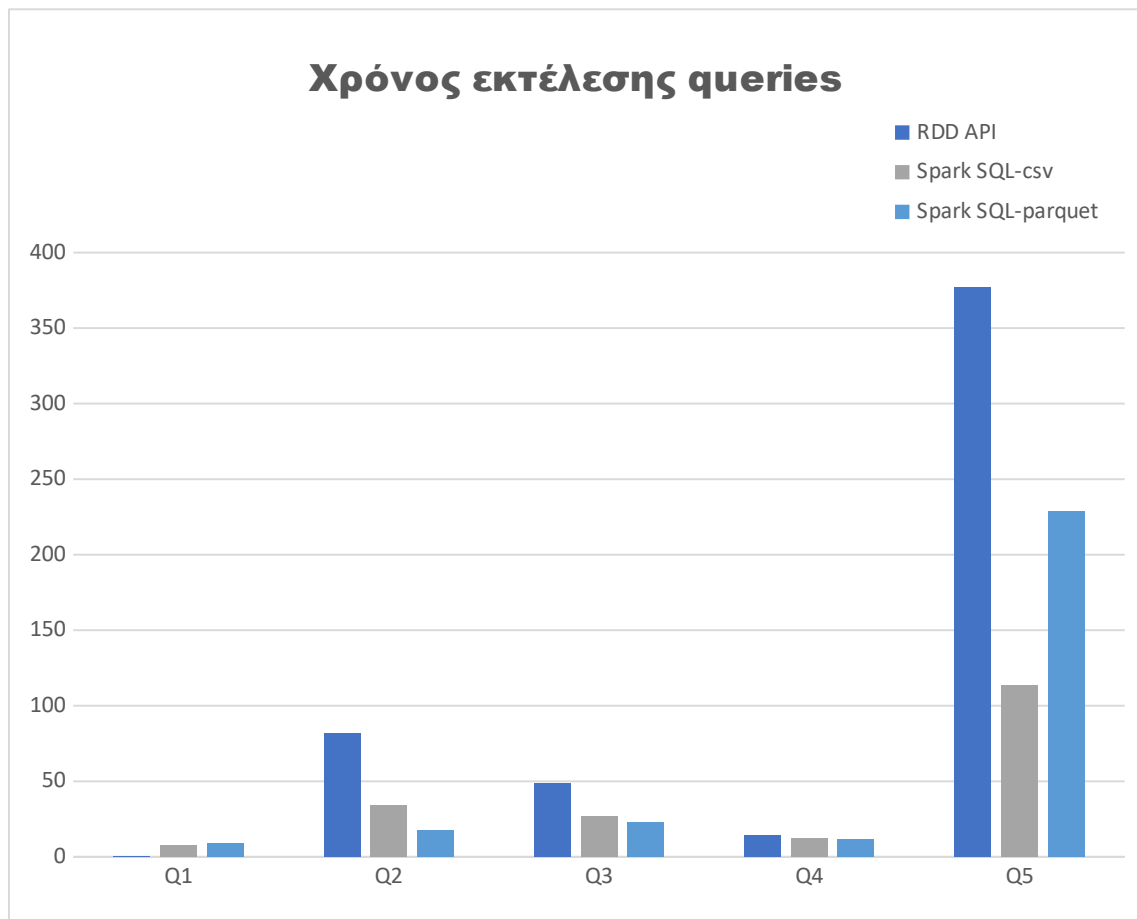
Q2: Η υλοποίηση σε Spark SQL με χρήση parquet αρχείων υπερτερεί έναντι των άλλων 2 και μάλιστα η υλοποίηση με RDD API φαίνεται να είναι σημαντικά πιο χρονοβόρα.

Q3: Και εδώ η υλοποίηση με Spark-SQL parquet φαίνεται να υπερτερεί των άλλων δυο υλοποιήσεων. Ωστόσο η διαφορά με την Spark-SQL parquet δεν είναι τρομακτικά μεγάλη (της τάξης των 4 sec περίπου)

Q4: Εδώ η υλοποίηση με Spark-SQL parquet υπερτερεί των άλλων δυο υλοποιήσεων

Q5: Σε αυτό το query η ιδανικότερη υλοποίηση είναι με Spark SQL-csv ,ενώ και πάλι κατά την εκτέλεση της RDD API εκδοχής είχαμε slave drop οπότε ο χρόνος δεν είναι ακριβής.

Συμπερασματικά θα λέγαμε ότι με Spark SQL(και ειδικότερα με input parquet αρχεία) έχουμε καλύτερους χρόνους εκτέλεσης στις περιπτώσεις ομαδοποίησης και συνένωσης(group by ,join κλπ).Ωστόσο στην περίπτωση που απαιτείται η δημιουργία μιας νέας στήλης έπειτα από πράξεις πάνω στα δεδομένα (στήλη Profit στην περίπτωση του Q1) το RDD API είναι ταχύτερο(ανάλογα συμπεράσματα επισημαίνονται και σε σχετικές δημοσιεύσεις)



Ψευδοκώδικες MapReduce

Q1:

```
# Gia kathe entry sto table movies kaloume tin map
def get_kerdos(movie):
    return (movie['esoda'] - movie['kostos_paragogis'] ) * 100 /
movie['kostos_paragogis']

map(key, movie):
    if(movie['kostos_paragogis'] > 0 and value['esoda'] > 0 ):
        year_in_string = split( movie['date'] , '-' ) [0]
        movie['year'] = int(year_in_string)
        movie['kerdos'] = get_kerdos(movie)
        if(movie['year'] > 2000):
            emit( movie['year'], movie )

# ara edw exoume san key to year kai movies_array oles tis tainies me xrono = year
reduce(year, movies_array):
    highest_movie = movies_array[0]
    foreach movie in movies_array:
        if(movie['kerdos'] > highest_movie['kerdos']):
            highest_movie = movie
    emit(highest_movie)
```

Q2:

```
# trexoume tin map gia kathe entry tou rating.csv
map(key, value):
    emit(value['user_id'], [ value['rating'], 1 ])

# edw apla briskoume to median rating tou kathe xristi kai filtraroume na einai > 3.0
reduce(user_id, array):
    total_ratings_sum = 0
    total_ratings = 0
    foreach element in array:
        total_ratings_sum + element['rating']
        total_ratings++
    average = total_ratings_sum/total_ratings
    if(average > 3):
        emit(user_id, average)

# theoroume pws to apotelesma tou parapanw reduce apothikeuete se mia lista me onoma
user_with_median_bigger_than_3
# dld i metabliti user_with_median_bigger_than_3 e;inai mia lista tis morfis ( (user_id,average),...,
(user_id,average) )
# O arithmos twn users p exoun median rating > 3 einai to lenfth tis parapanw listas
user_with_median_bigger_than_3 = length(user_with_median_bigger_than_3)

# twra arkei na brw ton sunoliko arithmo twn xristwn
# i parakatw map kaleite gia oles tis touples tou arxeiou ratings.csv
map(null,rating)
    emit(rating['userId'])

# kaloume tin distinct kai meta count wste na broume ta distinct user id
# dld ton arithmo olwn twn xristwn
number_of_users = ratings.distinct().count()
```

```
result = user_with_median_bigger_than_3/ number_of_users
```

Q3:

```
# gia kathe toupla tou ratings kaloume tin parakatw map
map(movieId, value : a value from ratings):
    emit(movieId, value)
# Briskw gia kathe tainia ton Meso Oro tis
reduce(movieId, valuesArray):
    sum = 0
    numberOfReviews = 0
    foreach value in valuesArray:
        sum += value['rating']
        numberOfReviews++
    movie_average_rating = sum / numberOfReviews
    emit(movieId, value + { 'average_rating' : movie_average_rating} )

# ta parapanw emits apothikeuontai stin metavliti movies_with_average_rating
# ara exoume ena sinolika tuples tis morfis movie_id, movieValues opoy ta movieValues periexoun
# movieName,...,popularity kai to average_rating

# movieGenres einai oi tuples tou movie_genres.csv
movies_with_average_with_genre = movies_with_average_rating.join(movieGeres)

# Kaloume tin parakatw map gia kathe toupla tou
map(null, tuple):
    emit(tuple['genre'], tuple)

reduce(genre, tuples):
    sum = 0
    numberOfMovies = 0
    foreach tuple in tuples:
        sum = tuple['average_rating']
        numberOfMovies++
    genre_average_rating = sum / numberOfMovies
    emit(genre, genre_average_rating, numberOfMovies)

Q4:

get_year(date):
    return int(date.split("-")[0])

dates = [[2000,2004],[2005,2009], [2010,2014], [2015,2019] ]
# dates = [ [2010,2014], [2015,2019] ]
for i in dates:
    date_start = i[0]
    date_end = i[1]

# estw variable genres oles oi tuples tou arxeiou movie_genres.csv
# kaloume tin parakatw map gia kathe toupla tou genres
map(null, genre):
    if(genre=='Drama')
        emit(genre['id'],genre)

# ara me tin parapanw map filtrame kai exoume mono tuples tou genre
# poy einai Drama.
```

```

# estw variable movies oles oi touples tou arxeiou movies.csv
# kaloume tin parakatw map gia kathe toupla tou arxeiou movies.csv
# kanoume fitler i tainia na exei mi keno description kai to date tis na einai anamesa
# apo date_start kai date_end, dld tis xronies p eksetazoume
map(null, movie):
    if(movie['description'] != "" and get_year(movie['date']) >= date_start and
get_year(movie['date']) <= (date_end))
        emit(movie['id'], movie)

# ara kratame sto variable movies oles tis touples p den exoun keno description kai to date tous einai
# anamesa sto date_start kai date_end

only_drama_movies_within_date = genres.join(movies)

# ara sto variable only_drama_movies_within_date exoume to join twn genres kai movies
# gia kathe toupla tou only_drama_movies_within_date kaloume tin parakatw map

map(null, value):
    emit(value['genre'], length( split( value['description'], ',' ) ))

reduce(genre, lengthsOfMovieDescriptions):
    totalLengthSum = 0;
    numberOfLengths = 0
    foreach length in lengthsOfMovieDescriptions:
        totalLengthSum += length
        numberOfLengths++
    average = totalLengthSum/numberOfLengths
    emit(genre,average)

```

Q5:

```

# estw movies oi touples tou arxeiou movies.csv
# estw movie_genres oi touples tou arxeiou movie_genres.csv
# estw ratings oi touples tou arxeiou ratings.csv

# stin metavliti movie_genres apothikeuoume to join twn movies kai genres
# mia toupla sto movies mporei na antistoixei se N touples sto movie_genres,
# afou mporei na exei N genres
movie_genres = movies.join(genres)

# sto movie_genres to kanoume join me to ratings, wste gia kathe toupla tou movie_genres
# na exoume M touples sto genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews an i tainia auti
# exei M reviews
ratings_movie_genres = ratings.join(movie_genres)

# epomeno vima einai gia kathe user na brw gia kathe genre ton arithmo ton reviews p exei kanei
# se auto to sigkekrimeno genre

# gia kathe toupla tis ratings_movie_genres kalw tin parakatw map
map(null, value):
    emit( (value['userId'], value['genre']), 1 )

reduce( (userId, genre), listApoAssoi ):
    sum = 0
    foreach asso in listApoAssoi:

```

```

    sum = sum + asso;
    emit( genre, [userId,numberOfReviews] )

# ta emits tou parapanw reduce apothikeuontai stin metavliti
genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews
# i metavliti genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews, exei gia kathe user kai gia kathe
genre
# ton arithmo twv reviews p exei kanei.
# dld exei px (('71', 'Crime'), 2) kai (('176', 'Mystery'), 4)
# sunepws kanoume reduce me key to genre kai krataw to userId p exei ton megalitero arithmo reviews

reduce (genre, arrayValues):
    userWithMostReviews = arrayValues[0]
    foreach value in arrayValues:
        if(value[ 'numberOfReviews' ] > userWithMostReviews[ 'numberOfReviews' ]):
            userWithMostReviews = value
    emit(genre, value)

# sunepws i metavliti genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews
# periexei toses tuples oses kai o arithmos twv genre
# kai tuples tis morfis (genre, [userId, numberOfRatings]).
# dld gia kathe genre, exoume brei ton user p exei kanei ta perissotera reviews
# kai ton arithmo ton reviews.

# Recap: i metavliti genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews exei tuples:
# (genre, [userId,numberOfReviews]),
# dld gia kathe genre, exw ton User p exei kanei ta perissotera reviews alla kai ton arithmo ton
reviews.

#####
# Opote exw brei ton kalutero reviewer gia kathe genre, menei na mathw gia auton ton user, tin
agapimeni tou
# kai tin ligotero agapimeni tou tainia

only_unique_users = genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews.distinct({column :
'userId' })
# I metavliti only_unique_users, periexei ola ta distinct userId apo tin metavliti
genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews
# to kanw auto, giati mono se autous tous xristes me endiaferei na brw agapimeni kai ligotero
agapimeni tainia

# estw metavliti ratings me oles tis tuples tou arxeiou ratings.csv
# den thelw oles tis tuples tou ratings, arkei na kratishw mono ta ratings twv xristwn p me endiaferei,
dld
# twv xristwn p vriskotnai sto only_unique_users, giati mono gia autous thelw na mathw tin pio
agapimeni kai ligotero agapimeni tainia

ratings_of_only_the_best_reviewers = only_unique_users.join(ratings)
# sunepws i metavliti ratings_of_only_the_best_reviewers periexei gia ola ta ratings, twv xristwn p me
endiaferei na mathw
# tin pio/ligotero agapimeni tainia

# uparxei omws o periorismos oti gia ton kathe xristi, i pio agapimeni tou tainia tha prepei na anoikei
sto genre
# pou o idios exei bgei san o kaluteros reviewers. Sunepws, exoume ola ta reviews twv xristwn p me
endiaferei na mathw
# ara gia auta ta reviews tha paw kai tha kanw join me ton pinaka genres wste na mathw to genre p

```

anoikei i kathe tainia p anaferete to review

```
ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre =  
ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre.join(genres)  
# opote kataligoume se touples tis morfis -> movieId, [userId, genre, rating]  
# thelουμε omws kai join me to movies.csv vste gia kathe tainia na mathoume kai to onoma tis kai tin  
dimotikotita ths
```

```
ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre =  
ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre.join(movies)  
# exoume userId, movieId, genre, rating, popularity, movieName
```

```
# gia kathe toupla tis ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre trexoume tin parakatw  
map
```

```
map(null, value):  
  emit( (value['userId'], value['genre']), value )
```

```
reduce( (userId, genre) , listOfAllMovieReviews ):  
  #opote apo tin listOfAllReviews, tha prepei na kratisoume to review p exei tin megaluteri  
  pio_agapimeni = listOfAllMovieReviews[0]  
  ligotero_agapimeni = listOfAllMovieReviews[0]  
  foreach movie_review in listOfAllMovieReviews:  
    if(movie_review['review'] > pio_agapimeni['review']):  
      pio_agapimeni = movie_review  
    else if (movie_review['review'] == pio_agapimeni['review']):  
      if(movie_review['popularity'] > pio_agapimeni['popularity']):  
        pio_agapimeni = movie_review  
  
    if (ligotero_agapimeni['review'] < movie_review['review']):  
      ligotero_agapimeni = movie_review  
    else if (movie_review['review'] == ligotero_agapimeni['review']):  
      if (movie_review['popularity'] > ligotero_agapimeni['popularity']):  
        ligotero_agapimeni = movie_review  
  
    emit(genre, userId ,pio_agapimeni, ligotero_agapimeni )
```

```
# ara exoume stin metavliti ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre touples tis morfis  
# genre, userId (me ta perissotera reviews), pio_agapimeni (tainia), ligotero_agapimeni  
# alla den kseroume gia auta ta user_id, posa reviews ekanan sto kathe genre.  
# auto to exw brei parapanw stin metavliti genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews  
# ara kanw ratings_of_only_the_best_reviewers_with_movie_genre join me to  
genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews  
genres_with_best_reviewer_with_number_of_reviews.join(ratings_of_only_the_best_reviewers_with_  
movie_genre)
```

```
#sunepws kataligw se touples tis morfis  
# (genre, userId, numberOfReviewsInThatGenre, pio_agapimeni_tainia, bathmologia_pio_agapimenis,  
ligotero_agapimeni_tainia, bathmologia_ligotero_agapimenis)
```

Μέρος 2°

Ζητούμενο 1: Η υλοποίηση βρίσκεται στο αρχείο code/broadcast.py

Ζητούμενο 2: Η υλοποίηση βρίσκεται στο αρχείο code/repartition.py

Ζητούμενο 3:

Στο συγκεκριμένο ζητούμενο απομονώσαμε 100 γραμμές του πίνακα movie genres σε ένα άλλο CSV και κάναμε join με τον πίνακα ratings τόσο με broadcast join όσο και με repartition join. Οι χρόνοι εκτέλεσης βρέθηκαν 358.14084219932556 sec και 507.2322027683258 sec αντιστοίχως.

Κάτι τέτοιο ήταν λογικό και αναμενόμενο να συμβεί, καθώς εδώ έχουμε να κάνουμε join δυο πίνακες που το μέγεθος του ενός είναι συγκριτικά πολύ μεγαλύτερο από του άλλου. Όπως αναφέρεται και στο σχετικό paper, που παρατίθεται με την εκκώνηση της άσκησης, στο broadcast join αντί να μετακινήσουμε και τους δυο πίνακες στο δίκτυο όπως συμβαίνει στα repartition-based joins, μπορούμε να κάνουμε broadcast στον μικρότερο πίνακα, αποφεύγοντας έτσι το sorting και στους δυο πίνακες αλλά κυρίως την επιβάρυνση της μετακίνησης όλου του μεγαλύτερου πίνακα.

Ζητούμενο 4 :

Στο συγκεκριμένο ζητούμενο κληθήκαμε να συμπληρώσουμε καταλλήλως και να τρέξουμε το δοσμένο script, ώστε να εκτελέσουμε το query που περιέχεται σε αυτό με ή χωρίς την επιλογή του join από τον βελτιστοποιητή.

Κατά την απενεργοποίηση του βελτιστοποιητή ο χρόνος που χρειάστηκε για την εκτέλεση του query ήταν 25.2333 sec. Το πλάνο εκτέλεσης όπως εμφανίζεται αποτυπώνεται στο παρακάτω στιγμιότυπο.

```
2020/05/15 08:05:45 INFO Execution:FileSourceScanExec: Pushed Filters: IsNotNull(col2)
== Physical Plan ==
*(6) SortMergeJoin [col1#8], [col2#1], Inner
  :- *(3) Sort [col1#8 ASC NULLS FIRST], false, 0
    +- Exchange hashpartitioning(col1#8, 200)
      +- *(2) Filter isnotnull(col1#8)
        +- *(2) GlobalLimit 100
          +- Exchange SinglePartition
            +- *(1) LocalLimit 100
              +- *(1) FileScan parquet [col1#8,col2#9] Batched: true, Format: Parquet, Location: InMemoryFileIndex[hdfs://master:9000/movie_genres.parquet], Parti
onFilters: [], PushedFilters: [], ReadSchema: struct<col1:string,col2:string>
+- *(5) Sort [col2#1 ASC NULLS FIRST], false, 0
  +- Exchange hashpartitioning(col2#1, 200)
    +- *(4) Project [col1#0, col2#1, col3#2, col4#3]
      +- *(4) Filter isnotnull(col2#1)
        +- *(4) FileScan parquet [col1#0,col2#1,col3#2,col4#3] Batched: true, Format: Parquet, Location: InMemoryFileIndex[hdfs://master:9000/ratings.parquet], Part
itionFilters: [], PushedFilters: [IsNotNull(col2)], ReadSchema: struct<col1:string,col2:string,col3:string,col4:string>
```

Όπως φαίνεται για το join των δυο πινάκων (δλδ των πρώτων 100 γραμμών από τον πίνακα movie genres και του πίνακα ratings, ο οποίος έχει 26024289 εγγραφές) επιλέχθηκε ο αλγόριθμος **Sort Merge**. Ο αλγόριθμος αυτός συνοπτικά έχει ως εξής: Έστω ότι έχουμε δυο datasets, P και Q, με ορισμένες ιδιότητες το καθένα. Ο αλγόριθμος ταξινομεί και τα δύο datasets με βάση το χαρακτηριστικό στο οποίο θα γίνουν join και στη συνέχεια αναζητά κατάλληλες tuples, $p \in P$ και $q \in Q$, με ίδια τιμή στο join attribute, συγχωνεύοντας ουσιαστικά τα δύο σύνολα δεδομένων. Το βήμα ταξινόμησης ομαδοποιεί σε κάθε πίνακα όλες τις tuples με την ίδια τιμή στην join attribute και έτσι διευκολύνει στον εντοπισμό πλειάδων με την ίδια τιμή στην join attribute μεταξύ των δυο πινάκων. Αναλυτικότερα οι tuples σε ένα partition του P συγκρίνονται μόνο με τις tuples στο αντίστοιχο partition του Q. Ο ψευδοκώδικας του συγκεκριμένου αλγορίθμου φαίνεται παρακάτω:


```

 $p \in P; q \in Q; gq \in Q$ 
while more tuples in inputs do

    while  $p.a < gq.b$  do
        advance  $p$ 
    end while

    while  $p.a > gq.b$  do
        advance  $gq$  {a group might begin here}
    end while

    while  $p.a == gq.b$  do
         $q = gq$  {mark group beginning}
        while  $p.a == q.b$  do
            Add  $\langle p, q \rangle$  to the result
            Advance  $q$ 
        end while
        Advance  $p$  {move forward}
    end while

     $gq = q$  {candidate to begin next group}
end while

```

Σημειώνεται ότι προφανώς ο συγκεκριμένος αλγόριθμος θα δώσει καλύτερα αποτελέσματα(από άποψη χρόνου) αν τα δοσμένα datasets είναι ήδη ταξινομημένα ως προς το join attribute.

Στο δεδομένο παράδειγμα λοιπόν, όπως φαίνεται και στο πλάνο εκτέλεσης, ο πίνακας movie_genres γίνεται sort ως προς την col1 και ο πίνακας ratings ως προς την col2,ακολούθως γίνεται partition(-ομαδοποίηση) με βάση τις στήλες αυτές που αποτελούν το join key και στην συνέχεια γίνεται το merge των δύο πινάκων.

Κατά την ενεργοποίηση του βελτιστοποιητή ο χρόνος που χρειάστηκε για την εκτέλεση του query ήταν 4.0618 sec,σημαντικά μικρότερος δλδ σε σχέση με την προηγούμενη περίπτωση(όπως άλλωστε ήταν αναμενόμενο). Το πλάνο εκτέλεσης όπως εμφανίζεται αποτυπώνεται στο παρακάτω στιγμιότυπο.

```

== Physical Plan ==
*(3) BroadcastHashJoin [col1#8], [col2#1], Inner, BuildLeft
-- BroadcastExchange HashedRelationBroadcastMode(List(input[0, string, false]))
+- *(2) Filter isnotnull(col1#8)
+- *(2) GlobalLimit 100
+- Exchange SinglePartition
+- *(1) LocalLimit 100
+- *(1) FileScan parquet [col1#8,col2#9] Batched: true, Format: Parquet, Location: InMemoryFileIndex[hdfs://master:9000/movie_genres.parquet], PartitionF
filters: [], PushedFilters: [], ReadSchema: struct<col1:string,col2:string>
-- *(3) Project [col1#0, col2#1, col3#2, col4#3]
+- *(3) Filter isnotnull(col2#1)
+- *(3) FileScan parquet [col1#0,col2#1,col3#2,col4#3] Batched: true, Format: Parquet, Location: InMemoryFileIndex[hdfs://master:9000/ratings.parquet], PartitionF
filters: [], PushedFilters: [IsNotNull(col2)], ReadSchema: struct<col1:string,col2:string,col3:string,col4:string>

```

Όπως φαίνεται για το join των δυο πινάκων χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος **Broadcast Hash Join**. Ο αλγόριθμος αυτός είναι ιδανικός όταν πρόκειται να γίνουν join πίνακες , που το μέγεθος του ενός είναι συγκριτικά πολύ μικρότερο από το μέγεθος του άλλου και χαρακτηρίζεται ως map-phase only.Παρακάτω φαίνεται ο ψευδοκώδικας του συγκεκριμένου αλγορίθμου:

```

Init ()
    if  $R$  not exist in local storage then
        remotely retrieve  $R$ 
        partition  $R$  into  $p$  chunks  $R_1..R_p$ 
        save  $R_1..R_p$  to local storage

    if  $R < a$  split of  $L$  then
         $H_R \leftarrow$  build a hash table from  $R_1..R_p$ 
    else
         $H_{L_1}..H_{L_p} \leftarrow$  initialize  $p$  hash tables for  $L$ 

Map ( $K$ : null,  $V$ : a record from an  $L$  split)
    if  $H_R$  exist then
        probe  $H_R$  with the join column extracted from  $V$ 
        for each match  $r$  from  $H_R$  do
            emit (null, new_record( $r, V$ ))
    else
        add  $V$  to an  $H_{L_i}$  hashing its join column

Close ()
    if  $H_R$  not exist then
        for each non-empty  $H_{L_i}$  do
            load  $R_i$  in memory
            for each record  $r$  in  $R_i$  do
                probe  $H_{L_i}$  with  $r$ 's join column
                for each match  $l$  from  $H_{L_i}$  do
                    emit (null, new_record( $r, l$ ))

```

Στην συνάρτηση init() ελέγχεται αν το R είναι ήδη αποθηκευμένο στο τοπικό file system. Αν όχι ανακτάται από το DFS, γίνεται partition με βάση το join key και έπειτα αποθηκεύεται στο τοπικό file system. Ο αλγόριθμος αποφασίζει δυναμικά αν θα «χτίσει» το hash table πάνω στο L ή στο R. Αν το R είναι μικρότερο από το split του L, όλα τα partitions του R φορτώνονται στην μνήμη ,στο hash table.Έπειτα η συνάρτηση map «εξάγει» το join key για κάθε tuple του L και το χρησιμοποιεί για αναζήτηση στο hash table.Για κάθε match γίνεται το κατάλληλο join. Στην

περίπτωση όμως που το μέγεθος του split του L είναι μικρότερο από το μέγεθος του R, το join δεν γίνεται στην συνάρτηση map. Αρχικά στην init() το L γίνεται partition με τον ίδιο τρόπο που γίνεται το R (με βάση το Join key δηλ). Ακολούθως στην συνάρτηση close() τα partitions των R και L γίνονται join. Στην δική μας περίπτωση όπως βλέπουμε από το πλάνο εκτέλεσης (και όπως αναμενόταν σύμφωνα με την παραπάνω ανάλυση του αλγορίθμου), ο πίνακας ο οποίος γίνεται partition είναι ο movie_genres (εννοώντας τις 100 πρώτες γραμμές του) και ακολουθείται ο αλγόριθμος όπως περιγράφεται παραπάνω. Συγκεντρωτικά οι χρόνοι εκτέλεσης των queries για κάθε περίπτωση φαίνονται στο παρακάτω ραβδόγραμμα.

