Προχωρημένα Θέματα Βάσεων Δεδομένων

Ροή Λ - 9ο Εξάμηνο *Αναφορά Εξαμηνιαίας Εργασίας*

| Ονοματεπώνυμο | A.M. |
|----------------------|----------|
| Πελαγία Δρακοπούλου | 03118027 |
| Μαρία Νεφέλη Κονδύλη | 03118147 |



Η εγκατάσταση περιλαμβάνει τα εξής συστήματα:

- HDFS: Κατανεμημένο filesystem, από το οποίο διαβάζουν και γράφουν τα Spark jobs και παρέχεται από το Hadoop.
- > Spark: Open source framework για επεξεργασία δεδομένων, που περιλαμβάνει υλοποίηση του προγραμματιστικού μοντέλου MapReduce.

Από το site του okeanos knossos δημιουργούμε 2 εικονικές μηχανές (virtual machines) τις οποίες ονομάζουμε spark master και spark slave αντίστοιχα.

Στα VMs συνδεόμαστε μέσω ssh, εγκαθιστούμε σε αυτά τα παραπάνω συστήματα και τα συνδέουμε μεταξύ τους, έτσι ώστε το Spark να μπορεί να διαβάζει τα αρχεία που έχουμε αποθηκεύσει στο HDFS.

Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιούμε τα απαραίτητα configurations στα αρχεία των συστημάτων αυτών ώστε να λειτουργεί με τον επιθυμητό τρόπο η εφαρμογή μας.

Σημείωση: Τα configurations αυτά αναγράφονται λεπτομερώς στο readme file του github repo του project. (https://github.com/peldrak/ATDS pyspark project.git)

Ο γενικός σχεδιασμός βασίζεται στα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- > 0 master θέλουμε να έχει τους παρακάτω ρόλους:
 - HDFS NameNode: Κεντρικός κόμβος του HDFS, ο οποίος περιέχει την πληροφορία με την αντιστοίχιση των blocks των αρχείων με τους αντίστοιχους DataNodes
 - HDFS DataNode: Περιέχει blocks από τα αρχεία του HDFS.
 - Spark Master node: Κεντρικός κόμβος του Spark ο οποίος μέσω του ενσωματωμένου cluster manager ελέγχει τους διαθέσιμους πόρους και με βάση αυτούς δρομολογεί και διαχειρίζεται τις κατανεμημένες εφαρμογές που τρέχουν τον cluster.
 - Spark Worker node: Διεργασία του Spark, η οποία τρέχει σε κάθε κόμβο του cluster και διαχειρίζεται τις προς εκτέλεση διεργασίες των κατανεμημένων εφαρμογών στον κόμβο αυτό.
- \triangleright Ενώ ο slave τους εξής:
 - o HDFS DataNode
 - Spark Worker node

Δημιουργούμε το αρχείο code.py το οποίο περιέχει όλο τον κώδικα για την εκτέλεση των ερωτημάτων.

Δημιουργούμε το spark session στο οποίο θα τρέξει ο κώδικάς μας στο url: spark://192.168.0.1:7077

Στη συνέχεια ορίζουμε μία λίστα από τα paths των parquet αρχείων στο HDFS και μέσω της εντολής spark.read.parquet αποθηκεύουμε το περιεχόμενο των αρχείων σε ένα ενιαίο dataframe. Δημιουργούμε επίσης και το αντίστοιχο RDD μέσω της εντολής df.rdd. Αντίστοιχη διαδικασία ακολουθούμε και για το csv αρχείο.

2.

Εκτελούμε τα ερωτήματα Q1 και Q2 χρησιμοποιώντας το DataFrame API και παρακάτω παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα και τους χρόνους εκτέλεσης τους με χρήση 1 και 2 workers.

Για το Q1 αναζητούμε τη διαδρομή με το μεγαλύτερο φιλοδώρημα (tip) τον Μάρτιο και σημείο άφιξης το "Battery Park".

Output:

| VendorID | tpep_pickup_datetime | tpep_dropoff_datetime | passenger_count | trip_distance |
|----------|------------------------------------|------------------------------------|-----------------|---------------|
| 2 | 2022- <mark>03</mark> -17 12:27:47 | 2022- <mark>03</mark> -17 12:27:58 | 1.0 | 0.0 |

| RatecodeID | store_and_fwd_flag | PULocationID | DOLocationID | payment_type | fare_amount |
|------------|--------------------|--------------|--------------|--------------|-------------|
| 1.0 | N | 12 | 12 | 1 | 2.5 |

| extra | mta_tax | tip_amount | tolls_amount | improvement_surcharge | total_amount |
|-------|---------|------------|--------------|-----------------------|--------------|
| 0.0 | 0.5 | 40.0 | 0.0 | 0.3 | 45.8 |

| congestion_surcharge | airport_fee | LocationID | Borough | Zone | service_zone |
|----------------------|-------------|------------|-----------|--------------|--------------|
| 2.5 | 0.0 | 12 | Manhattan | Battery Park | Yellow Zone |

Χρόνοι εκτέλεσης:

| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 22.19 | 17.58 |

 Για το Q2 αναζητούμε για κάθε μήνα, η διαδρομή με το υψηλότερο ποσό στα διόδια, αγνοώντας μηδενικά ποσά.

| VendorID | tpep_pickup_datetime | tpep_dropoff_datetime | passenger_count | trip_distance |
|----------|----------------------|-----------------------|-----------------|---------------|
| 1 | 2022-01-22 11:39:07 | 2022-01-22 12:31:09 | 1.0 | 33.4 |

| 1 | 2022-02-18 02:33:30 | 2022-02-18 02:35:28 | 1.0 | 1.3 |
|---|---------------------|---------------------|-----|------|
| 1 | 2022-03-11 20:08:32 | 2022-03-11 20:09:45 | 1.0 | 0.0 |
| 1 | 2022-04-29 04:31:21 | 2022-04-29 04:32:30 | 2.0 | 0.0 |
| 1 | 2022-05-21 16:47:48 | 2022-05-21 17:05:47 | 1.0 | 2.4 |
| 1 | 2022-06-12 16:51:46 | 2022-06-12 17:56:48 | 9.0 | 22.0 |

| RatecodeID | store_and_fwd_flag | PULocationID | DOLocationID | payment_type | fare_amount |
|------------|--------------------|--------------|--------------|--------------|-------------|
| 1.0 | Y | 70 | 265 | 4 | 88.0 |
| 1.0 | N | 265 | 265 | 1 | 3.0 |
| 1.0 | N | 265 | 265 | 1 | 2.5 |
| 1.0 | N | 249 | 249 | 3 | 3.0 |
| 3.0 | N | 239 | 246 | 3 | 31.5 |
| 1.0 | N | 142 | 132 | 2 | 67.5 |

| extra | mta_tax | tip_amount | tolls_amount | improvement_surcharge | total_amount |
|-------|---------|------------|--------------|-----------------------|--------------|
| 0.0 | 0.5 | 0.0 | 193.3 | 0.3 | 282.1 |
| 0.5 | 0.5 | 19.85 | 95.0 | 0.3 | 119.15 |
| 1.0 | 0.5 | 48.0 | 235.7 | 0.3 | 288.0 |
| 3.0 | 0.5 | 0.0 | 911.87 | 0.3 | 918.67 |
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 813.75 | 0.3 | 845.55 |
| 2.5 | 0.5 | 0.0 | 800.09 | 0.3 | 870.89 |

| congestion_surcharge | airport_fee | month | max(Tolls_amount) |
|----------------------|-------------|-------|-------------------|
| 0.0 | 0.0 | 1 | 193.3 |
| 0.0 | 0.0 | 2 | 95.0 |
| 0.0 | 0.0 | 3 | 235.7 |
| 2.5 | 0.0 | 4 | 911.87 |
| 0 | 0.0 | 5 | 813.75 |
| 2.5 | 0.0 | 6 | 800.09 |

| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 29.94 | 20.75 |

3.

Εκτελούμε το ερώτημα Q3 χρησιμοποιώντας DataFrame API και RDD API και παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα και τους χρόνους εκτέλεσης με χρήση 1 και 2 workers.

> Στο Q3 αναζητούμε τον μέσο όρο της απόστασης και του κόστους, ανά 15 ημέρες, για όλες τις διαδρομές με σημείο αναχώρησης διαφορετικό από το σημείο άφιξης.

DataFrame

Output:

| start | end | Avg(Total_amount) | Avg(Trip_distance) |
|---------------------|---------------------|--------------------|--------------------|
| 2022-01-01 00:00:00 | 2022-01-16 00:00:00 | 19.903702637879007 | 5.576410377852007 |
| 2022-01-16 00:00:00 | 2022-01-31 00:00:00 | 19.03660791389491 | 4.804840472309411 |
| 2022-01-31 00:00:00 | 2022-02-15 00:00:00 | 19.553891327960553 | 5.950485844928121 |
| 2022-02-15 00:00:00 | 2022-03-02 00:00:00 | 20.17207809365826 | 6.1857672125677 |
| 2022-03-02 00:00:00 | 2022-03-17 00:00:00 | 20.692357713183547 | 6.60698631990843 |
| 2022-03-17 00:00:00 | 2022-04-01 01:00:00 | 21.118287307889744 | 5.524788048396609 |
| 2022-04-01 01:00:00 | 2022-04-16 01:00:00 | 21.513246092852775 | 5.679221475787186 |
| 2022-04-16 01:00:00 | 2022-05-01 01:00:00 | 21.43101017447181 | 5.800096624033294 |
| 2022-05-01 01:00:00 | 2022-05-16 01:00:00 | 21.929327001976056 | 6.255316989977559 |
| 2022-05-16 01:00:00 | 2022-05-31 01:00:00 | 22.80847294458172 | 8.000620246151973 |
| 2022-05-31 01:00:00 | 2022-06-15 01:00:00 | 22.444346976981922 | 6.372734051706068 |
| 2022-06-15 01:00:00 | 2022-06-30 01:00:00 | 22.352414801280606 | 6.154210472858656 |
| 2022-06-30 01:00:00 | 2022-07-15 01:00:00 | 22.091536970956383 | 5.93465896170917 |

Χρόνοι εκτέλεσης:

| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 16.62 | 10.3 |

<u>RDD</u>

Για το RDD αντιστοιχίζουμε τα 15νθήμερα των μηνών με αριθμούς από το 1 έως το 12.

| Fortnight | Avg(Total_amount) | Avg(Trip_distance) |
|-----------|--------------------|--------------------|
| 1 | 19.903702637879007 | 5.576410377852007 |
| 2 | 19.14882164234129 | 5.097880367275346 |
| 3 | 19.491979067238603 | 6.24888833846387 |
| 4 | 20.18769180439039 | 5.849460516243601 |
| 5 | 20.65227817417907 | 6.480485434052824 |
| 6 | 21.120920554171548 | 5.5569449358506535 |
| 7 | 21.515559094583587 | 5.679323077938295 |
| 8 | 21.428088376232783 | 5.800344707645977 |
| 9 | 21.9215703489091 | 6.249697852127242 |
| 10 | 22.771948777963715 | 7.906694182348757 |

| 11 | 22.466305309343248 | 6.315157336730177 |
|----|--------------------|-------------------|
| 12 | 22.322209933302126 | 6.173665478162396 |

| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 299.12 | 173.92 |

4.

Εκτελούμε τα ερωτήματα Q4 και Q5 χρησιμοποιώντας το DataFrame API και παρακάτω παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα και τους χρόνους εκτέλεσης τους με χρήση 1 και 2 workers.

> Για το Q4 αναζητούμε τις top 3 ώρες αιχμής ανά ημέρα της εβδομάδος, εννοώντας τις ώρες της ημέρας με τον μεγαλύτερο αριθμό επιβατών σε μια κούρσα ταξί.

| weekday | hour | passenger_count | rank |
|---------|------|-----------------|------|
| 1 | 19 | 15006.54 | 1 |
| 1 | 18 | 14840.15 | 2 |
| 1 | 15 | 14694.81 | 3 |
| 2 | 19 | 16070.81 | 1 |
| 2 | 21 | 15782.35 | 2 |
| 2 | 18 | 14976.04 | 3 |
| 3 | 21 | 18441.85 | 1 |
| 3 | 20 | 18368.54 | 2 |
| 3 | 19 | 16635.23 | 3 |
| 4 | 21 | 17480.19 | 1 |
| 4 | 19 | 16091.35 | 2 |
| 4 | 20 | 15828.46 | 3 |
| 5 | 21 | 20550.23 | 1 |
| 5 | 20 | 18185.69 | 2 |
| 5 | 22 | 17727.46 | 3 |
| 6 | 21 | 19590.84 | 1 |
| 6 | 22 | 18789.36 | 2 |
| 6 | 19 | 17468.48 | 3 |
| 7 | 20 | 18140.38 | 1 |

| 7 | 21 | 16959.58 | 2 |
|---|----|----------|---|
| 7 | 18 | 16753.38 | 3 |

| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 33.68 | 20.94 |

> Για το Q5 αναζητούμε τις κορυφαίες top 5 ημέρες ανά μήνα στις οποίες οι κούρσες είχαν το μεγαλύτερο ποσοστό σε tip.

| DayOfMonth | Month | Tip_percentage_per_day(%) |
|------------|-------|---------------------------|
| 9 | 1 | 45.66283036959261 |
| 31 | 1 | 43.91081781426741 |
| 1 | 1 | 29.232385664667696 |
| 29 | 1 | 24.005644390312366 |
| 16 | 1 | 23.36952183947488 |
| 21 | 2 | 25.971838067219053 |
| 13 | 2 | 24.535298013813403 |
| 9 | 2 | 23.90590714658549 |
| 10 | 2 | 23.345227307186523 |
| 27 | 2 | 23.289467018935383 |
| 18 | 3 | 29.69141014657725 |
| 21 | 3 | 27.567380399656017 |
| 26 | 3 | 22.70981817419811 |
| 5 | 3 | 22.559160264555523 |
| 12 | 3 | 22.096141323139058 |
| 12 | 4 | 48.49086831936195 |
| 2 | 4 | 31.182343581733473 |
| 21 | 4 | 30.443809755531518 |
| 3 | 4 | 24.334691397434888 |
| 30 | 4 | 22.02484774478965 |
| 12 | 5 | 32.42044332475968 |
| 20 | 5 | 26.035244715051892 |
| 16 | 5 | 23.639931330245297 |
| 15 | 5 | 22.05169698578769 |
| 6 | 5 | 21.83148230862558 |
| 13 | 6 | 38.45733182725732 |

| 25 | 6 | 32.88334436951147 |
|----|---|--------------------|
| 10 | 6 | 27.414238108844213 |
| 16 | 6 | 25.53350445284533 |
| 20 | 6 | 24.216057680366593 |

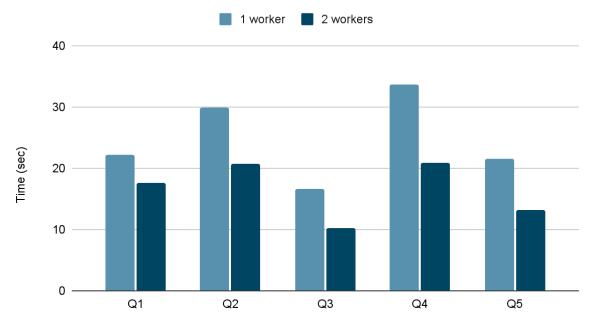
| | 1 worker | 2 workers |
|----------------------|----------|-----------|
| Execution Time (sec) | 21.59 | 13.11 |

Συνολικός πίνακας σύγκρισης των χρόνων εκτέλεσης των ερωτημάτων με 1 και 2 workers:

Συνολικά Δεδομένα:

| | Execution Time (sec) | | |
|--------|----------------------|--------|--|
| | 1 worker 2 workers | | |
| Q1 | 22.19 | 17.58 | |
| Q2 | 29.94 | 20.75 | |
| Q3 DF | 16.62 | 10.3 | |
| Q3 RDD | 299.12 | 173.92 | |
| Q4 | 33.68 | 20.94 | |
| Q5 | 21.59 | 13.11 | |

Execution Time (DataFrames)



Παρατηρούμε μεγάλη χρονική διαφορά μεταξύ των εκτελέσεων με RDD και με Dataframe. Αυτό συμβαίνει γιατί τα RDDs είναι αρκετά πιο αργά στη εκτέλεση απλών πράξεων όπως την ομαδοποίηση δεδομένων σε σχέση με τα Dataframes. Επίσης, τα Dataframes έχουν built-in optimizer σε αντίθεση με τα RDDs.

Συνολικά, σε όλες τις περιπτώσεις παρατηρούμε ότι ο χρόνος εκτέλεσης με έναν worker είναι μεγαλύτερος του χρόνου εκτέλεσης με 2 workers.

