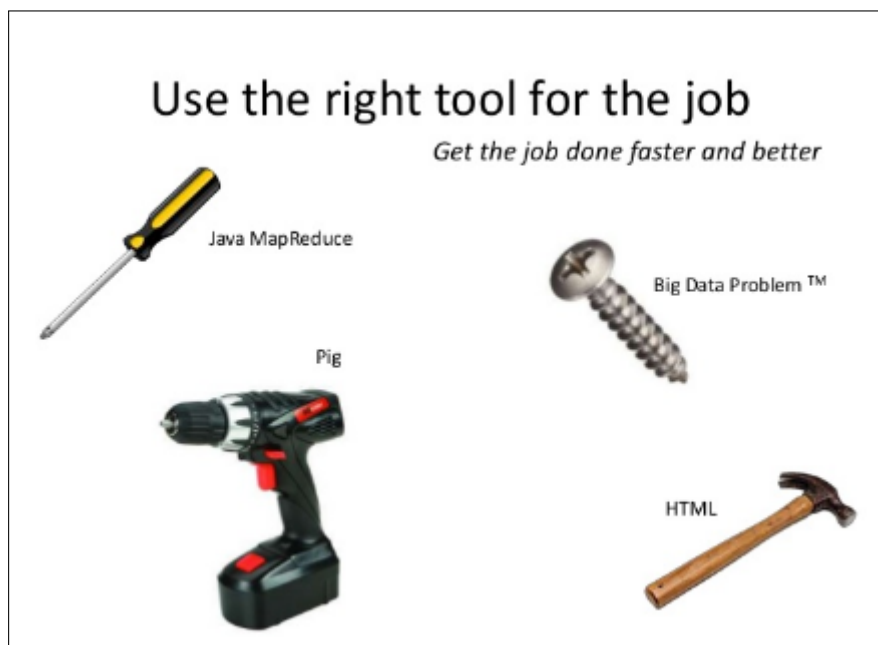


# Confronto tra Pig e Java MapReduce

Enrico Giordano VR386687



Donald Miner, NYC Data Science Meetup on “Hadoop for Data Science”

## 1 Introduzione

Questo progetto ha lo scopo di confrontare due diverse tecnologie utilizzate nell'ambito dei sistemi per elaborazione di grandi quantità di dati, ovvero un linguaggio di scripting chiamato "Pig" e un framework basato su Java chiamato "MapReduce". Queste diverse tecnologie sfruttano l'ambiente Hadoop per analizzare grandi file contenenti dati di diversa natura ed organizzazione (testuali, formattati, ecc...) applicando anche filtri per ottenere diversi tipi di ricerca dentro questi file. Per utilizzare questi due sistemi, sono state sfruttate le conoscenze acquisite dal corso di "Sistemi di elaborazione di grandi quantità di dati" ed integrate con diversi "Webinar" di Big Data che verranno riporati nelle sezioni successive.

## 2 Caso di studio

Per confrontare questi due sistemi, è stato scelto di implementare le query proposte dal corso di Cloud Computing del Prof. Pietro Michiardi, disponibili su Github. Le cinque query proposte riguardano l'analisi di un Dataset di voli aerei; questo Dataset è descritto in diversi file in formato CSV.

Il formato CSV (comma-separated values) permette di descrivere una entry del proprio dataset organizzandola in colonne: la prima riga descrive i nomi dei campi, separati da virgola, mentre le successive rappresentano le entry, i cui campi sono ordinari rispetto alla prima riga e separati da virgola. Ogni entry termina con un carattere "newline", organizzando quindi il Dataset in righe e colonne. Il formato CSV è largamente utilizzato in questo ambito in quanto permette una formattazione facile da parserizzare facilitando l'analisi dei dati; infatti, utilizzando una qualsiasi funzione di parsing o di tokenize, si riesce ad ottenere ogni campo di una entry come se fosse organizzato il tutto in una matrice (o in un vettore se si analizza ogni singola riga).

Analizzando questi file però, si può notare che non tutte le loro righe rispettano una formattazione omogenea per rappresentare i tipi di dati, ovvero non è gestito il campo vuoto (a volte si presenta vuoto, altre presenta il valore NULL), oppure sono presenti caratteri speciali, o altrimenti dopo la virgola separatrice è presente uno spazio (invalidando quindi i confronti semplici tra stringhe), oppure alcune righe non rispettano la formattazione in base alle colonne; questo fatto è di notevole importanza perché, in base al sistema utilizzato, si possono avere diversi risultati, in quanto è necessario applicare filtri in maniera più approfondita per ogni riga (ma non sempre il sistema permette di applicare questi filtri e avrebbe bisogno di ausili esterni). Inoltre, le query cercano di sfruttare i "gruppi" e le "chiavi composte" (ovvero si devono contare insieme di oggetti con proprietà comuni): questo perché sono query orientate all'utilizzo di Pig, che permette di raggruppare dati in insiemi con proprietà comuni, quindi è stato necessario sfruttare un approccio diverso per l'ambiente MapReduce, non utilizzando la semplice lettura di una chiave associandoci un valore, ma utilizzando le "Composite Key", che verranno descritte nelle prossime sezioni.

Il Dataset ha i seguenti campi:

- Year, l'anno del volo aereo, i valori sono compresi tra 1987 e 2008;
- Month, il mese del volo aereo, i valori sono compresi tra 1 e 12;
- DayofMonth, il giorno del mese del volo aereo, i valori sono compresi tra 1 e 31;
- DayOfWeek, il giorno della settimana del volo aereo, i valori sono compresi tra 1 (Lunedì) e 7 (Domenica);
- DepTime, l'ora della partenza (local, hhmm);
- CRSDepTime, l'ora schedulata della partenza (local, hhmm);
- ArrTime, l'ora di arrivo (local, hhmm);
- CRSArrTime, l'ora schedulata di arrivo (local, hhmm);
- UniqueCarrier, il codice univoco della compagnia aerea;
- FlightNum, il numero del volo;
- TailNum, il numero della coda dell'aereo;
- ActualElapsedTime, il tempo passato in minuti;
- CRSElapsedTime, il tempo schedulato passato in minuti;
- AirTime, il tempo di volo in minuti;
- ArrDelay, il ritardo di arrivo in minuti;
- DepDelay, il ritardo di partenza in minuti;
- Origin, il codice IATA dell'aeroporto di partenza;
- Dest, il codice IATA dell'aeroporto di destinazione;
- Distance, la distanza di volo in miglia;
- TaxiIn, il tempo di arrivo in taxi in minuti;
- TaxiOut, il tempo di uscita in taxi in minuti;
- Cancelled, booleano per indicare se il volo è stato cancellato;
- CancellationCode, il motivo della cancellazione in codice (A = compagnia aerea, B = mal tempo, C = NAS, D = sicurezza);
- Diverted, booleano per indicare se il volo è stato deviato (1 = sì, 0 = no);
- CarrierDelay, il ritardo dovuto alla compagnia aerea in minuti;

- WeatherDelay, il ritardo causato dal mal tempo in minuti;
- NASDelay, il ritardo causato dal NAS in minuti;
- SecurityDelay, il ritardo dovuto a problemi di sicurezza in minuti;
- LateAircraftDelay, il ritardo aereo in minuti.

### 3 Java MapReduce

Java MapReduce è un framework Java che permette di analizzare grandi quantità di dati in parallelo; essendo basato su Java necessita di una JVM a cui viene affiancato un core Hadoop. Da questo framework si ottiene un codice eseguibile che si interfaccia col sistema Hadoop ed interagisce con l'HDFS centrale tramite Hadoop. Il sistema è quindi parallelo e fault-tolerant, permette di suddividere il lavoro in maniera organizzata tra i diversi esecutori dei task. Ogni esecuzione di MapReduce viene chiamata “job”, che consiste nella divisione dell'analisi del Dataset in due diversi “esecutori”: il Mapper e il Reducer. Il Mapper ha il compito di estrapolare da ogni entry del Dataset le informazioni utili da filtrare ed organizzarle nella maniera più consona al task da eseguire; il Reducer deve ricevere i dati raggruppati e generare l'output contando le entry con chiave uguale. La generazione delle chiavi e dei valori, il relativo invio al sistema e il parallelismo della gestione dei singoli componenti del sistema è trasparente al progettista, in quanto deve solo definire il campo della entry che si vuole contare e il relativo “peso” (il valore associato a quella singola chiave), mentre il sistema genera l'oggetto chiave/valore e organizza tutto il lavoro da distribuire tra i diversi Mapper e Reducer. Questi comunicano con oggetti di tipo “WritableComparable”, che sono resi disponibili nel context del sistema tramite il metodo send, che invia tramite questi oggetti la chiave e il relativo valore. Questo oggetto è composto dalle seguenti proprietà:

- un costruttore;
- il metodo “toString” per rappresentare sotto forma di stringa l'oggetto;
- il metodo “readFields” che permette di popolare l'oggetto in base ai suoi campi;
- il metodo “write”, che scrive in output i campi dell'oggetto;
- il metodo “compareTo”, che permette di confrontare due oggetti dello stesso tipo e stabilire un ordine tra i due;
- il metodo “equals”, che stabilisce se l'oggetto corrente è uguale (anche nei valori) ad un altro oggetto;
- il metodo “hashCode”, che costruisce il codice hash dell'oggetto a partire dal valore dei suoi campi.

Solitamente come chiave si utilizza una stringa singola che viene contata in base al numero di stringhe uguali in un Dataset; in questo progetto però si dovevano eseguire delle query che necessitavano più di una singola chiave per trovare l'output corretto, quindi si è deciso di utilizzare le chiavi composte. L'utilizzo delle chiavi composte è frequente nei casi in cui si devono utilizzare più valori composti per rappresentare una chiave, ma anche per definire un metodo "custom" per stampare un oggetto o per definire un nuovo metodo di ordinamento non standard (ad esempio, non alfanumerico). Questa tecnica consiste nel definire una propria implementazione dell'oggetto WritableComparable, in cui si deve implementare un override dei metodi sopracitati in modo da rappresentare il comportamento desiderato. Può sembrare un po' macchinoso a livello implementativo, però si ottiene molta chiarezza di codice e un buono speedup rispetto all'utilizzo di stringhe semplici come chiavi, in quanto si riesce a customizzare l'oggetto in modo da ridurre al minimo le operazioni del Mapper e del Reducer. Come si può notare, con questo metodo si sfruttano le potenzialità degli oggetti Java per gestire al meglio il parallelismo.

Ogni Mapper e Reducer sono divisi in più fasi, ognuna rappresentata da una funzione specifica:

- parte di "setup", in cui si prepara l'esecutore ricevendo i dati;
- parte di "map/reduce", in cui si definisce cosa si deve eseguire con i dati;
- parte di "cleanup", in cui si libera spazio in base alle risorse allocate.

Questi metodi possono essere riscritti per eseguire delle operazioni in comune a tutti i Mapper o Reduce, non compromettendo l'esecuzione del codice.

## 4 Pig

Pig è una piattaforma per analizzare, tramite il suo linguaggio Pig Latin, grandi quantità di dati in parallelo; è un sistema molto semplice da utilizzare e da imparare, che, con le sue proprietà, permette una facile progettazione e test dell'applicazione di analisi di dati. Il linguaggio ha le seguenti proprietà:

- facilita la programmazione, in quanto è molto intuitivo e ben documentato;
- ottimizza automaticamente il codice, analizzando la semantica delle query;
- permette l'estendibilità, ovvero si possono definire proprie funzioni e si possono importare eseguibili o codici di altri linguaggi per customizzare le query.

È una piattaforma ad alto livello di MapReduce, ovvero il progettista deve solo preoccuparsi di creare correttamente la query nel linguaggio di Pig, mentre Pig gestisce tutta la parte di MapReduce (quindi tutto il comportamento dei Mapper e dei Reducer). Il sistema lavora con un oggetto particolare chiamato "bag", che consiste in un insieme di valori di un certo tipo; solitamente ogni entry di un Dataset viene raggruppata in questi

insiemi ed automaticamente viene eseguito il merge tra i valori comuni, in base a come si vuole creare questo insieme. Eseguire le query in Pig quindi diventa molto semplice, in quanto basta una creazione consona di bag per gestire i dati più facilmente ed applicare filtri opportuni. La sintassi è molto simile a quella di SQL, in modo che i progettisti e gestori di Database potessero imparare facilmente questo linguaggio. Pig ha una gestione dell'HDFS in maniera trasparente, quindi si può liberamente leggere e scrivere al suo interno preoccupandosi solo del path, il resto è gestito dal sistema. Contrariamente a quanto si possa pensare, pur essendo un linguaggio di scripting, la query risultante ha tempi di esecuzione molto alti, molto prossimi a quelli di Java MapReduce se non più veloce in alcuni casi.

Per questo progetto è stato utilizzato il sistema Pig senza estensioni di altri linguaggi, con l'utilizzo di definizioni di funzioni custom per alcune query. Essendo state scelte le query per essere implementabili in Pig, non sono stati utilizzati ulteriori ausili al di fuori del sistema Pig, poiché con il sistema di tipi di bag si riusciva a rappresentare in maniera sempre efficiente ogni query.

## 5 Implementazione delle Query

Le query proposte presentano diversi gradi di difficoltà, non crescente ma di natura diversa: alcune saranno incentrate su calcoli complessi ed altre sulla quantità di operazioni da eseguire. È stato interessante notare come alcune operazioni fossero semplicissime da rappresentare in Pig mentre risultavano molto complesse in ambito Java MapReduce e viceversa. Bisogna considerare inoltre che Java MapReduce permette controlli espliciti sulle query, quindi è risultato molto più semplice applicare i filtri di consistenza dati al Dataset mentre risultava praticamente impossibile in Pig, quindi gli output delle query si presentano leggermente differenti; da ciò si ricava una considerazione molto importante, ovvero che con Java MapReduce si ha più controllo del Dataset, quindi si possono controllare molto più facilmente delle inconsistenze di dati, cosa molto difficile con Pig.

### 5.1 Query 1

Questa query consiste nel trovare le linee aeree più occupate (con maggiore frequenza di utilizzo) rispetto al traffico totale di volo; inoltre bisogna dividere l'output in base alle linee di entrata, di uscita e per entrambi i casi ed ottenere i primi 20 risultati più alti. Non sono state implementate le varianti di granularità, il filtro temporale è riferito ad ogni mese.

In generale, bisogna considerare tre campi del dataset: il campo "month", il campo "dcode" e il campo "scode", in quanto con questi si riesce ad ottenere, con un opportuno join, il traffico totale di volo; gli altri campi si possono scartare.

Questa query risulta semplice da implementare su Pig mentre risulta piuttosto complessa con Java MapReduce, in quanto sembrano essere tre query differenti, che in Pig possono essere eseguite con tre operazioni differenti, invece con Java MapReduce servirebbero tre job differenti. Si è quindi adottato uno stratagemma per quest'ultimo

per evitare di eseguire tre job utilizzando più memoria globale durante l'esecuzione, rimanendo comunque in ambiente parallelo e mantenendo la scalabilità.

In pseudocodice, la query potrebbe essere concepita in questo modo:

---

**Algorithm 1** Query 1

---

```

data  $\leftarrow$  contentFile
inboundFlights  $\leftarrow$  alldata.Month, data.Dest
for each flight  $\in$  inboundFlights do
    numInboundFlights  $\leftarrow$  numInboundFlights + 1
end for
resultInboundFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of inboundFlights with MAX(numInboundFlights)
totalResult  $\leftarrow$  numInboundFlights
outboundFlights  $\leftarrow$  alldata.Month, data.Origin
for each flight  $\in$  outboundFlights do
    numOutboundFlights  $\leftarrow$  numOutboundFlights + 1
end for
resultOutboundFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of outboundFlights with MAX(numOutboundFlights)
totalResult  $\leftarrow$  numOutboundFlights
for each flight  $\in$  totalResult do
    numTotalFlights  $\leftarrow$  numTotalFlights + 1
end for
resultTotalFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of totalFlights with MAX(numTotalFlights)

```

---

In Pig il funzionamento della query è semplice: si carica in una variabile il file CSV tramite il comando LOAD, considerando come separatore la virgola (visto che il separatore dei campi dei file CSV è appunto la virgola), impostando le variabili e il relativo tipo in maniera ordinata rispetto alle colonne “virtuali” del file CSV. Fatto ciò, si crea un gruppo unificando tutte le entry secondo la variabile “scode” e “dcode”, in modo che tutte le entry con scode e dcode uguali si uniscano e si incrementi il contatore di quelle entry tramite la funzione COUNT. Fatto ciò, si devono raggruppare i risultati in gruppi formati dal campo month e dcode oppure month e scode, in modo da poter contare, per ogni mese, i voli effettuati. Poi, per stampare i primi 20 voli più effettuati, si utilizza la funzione TOP che restituisce i primi 20 elementi di un gruppo, avendoli ordinati in base al count eseguiti precedentemente. Infine si stampa il risultato nell’HDFS tramite la funzione STORE. Per il traffico totale invece, si esegue il merge tra i risultati precedentemente ottenuti (salvati in variabili) tramite la costruzione di un insieme tramite l’operatore relazionale UNION, si esegue un raggruppamento per mese e codice volo e si esegue nuovamente la funzione TOP per poi salvare il risultato nell’HDFS tramite la funzione STORE.

In pseudocodice, si potrebbe descrivere in questo modo (si può notare che è molto simile allo pseudocodice descritto precedentemente):

---

**Algorithm 2** Query 1 Pig

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
inboundFlights  $\leftarrow$  alldata.Month, data.Dest
inboundFlightsGroup  $\leftarrow$  GROUP inboundFlights(Month, Dest)
for each flight  $\in$  inboundFlights do
    flight.numInboundFlights  $\leftarrow$  numInboundFlights + 1
end for
groupNumInboundFlights  $\leftarrow$  GROUP numInboundFlights(Month)
resultInboundFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of inboundFlights with MAX(numInboundFlights)
HDFS  $\leftarrow$  resultInboundFlights

outboundFlights  $\leftarrow$  alldata.Month, data.Dest
outboundFlightsGroup  $\leftarrow$  GROUP inboundFlights(Month, Origin)
for each flight  $\in$  outboundFlights do
    flight.numOutboundFlights  $\leftarrow$  numOutboundFlights + 1
end for
groupNumOutboundFlights  $\leftarrow$  GROUP numOutboundFlights(Month)
resultOutboundFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of outboundFlights with MAX(numOutboundFlights)
HDFS  $\leftarrow$  resultOutboundFlights

globalTraffic  $\leftarrow$  UNION numInboundFlights, numOutboundFlights
groupGlobalTraffic  $\leftarrow$  GROUP globalTraffic(Month, Dest)
for each flight  $\in$  totalResult do
    flight.numTotalFlights  $\leftarrow$  numInboundFlights + numOutboundFlights
end for
resultTotalFlights  $\leftarrow$  TOP(20) of totalFlights with MAX(numTotalFlights)
HDFS  $\leftarrow$  resultTotalboundFlights
```

---



In Java MapReduce invece risulta più complesso: si poteva eseguire questa query in diversi modi, ovvero eseguendo la query in più job sincroni, oppure fare in un unico job modificando il Group Comparator in modo da ordinare l'output in base al valore associato alle chiavi, oppure (il caso utilizzato) modificando la funzione cleanup il Reducer. Quest'ultimo caso è utilizzato spesso per eseguire delle operazioni su dati calcolati precedentemente da tutti i Mapper e Reducer, memorizzati su variabili globali; risulta sia veloce nell'implementazione sia veloce nella scrittura, a discapito però della memoria utilizzata (perché necessita di variabili globali a volte grandi). In particolare, come propone l'Ing. Andrea Iacono al seminario JUG di Milano del 2014, è molto utile per implementare la funzione "order by" di SQL in ambiente MapReduce, poiché i dati, possibilmente inseriti in un hashmap, sono presenti nell'ambiente globale, già contati e quindi pronti per essere ordinati tramite un'opportuna funzione di sorting. In questo caso quindi, la modifica è stata fatta al Reducer in modo da ottenere i primi 20 voli aerei più utilizzati.

Per questa query, si carica il file dall'HDFS e il sistema si occupa di passare ogni riga del file ai diversi Mapper; ogni Mapper interpreta la riga come una entry e quindi la divide in campi opportuni utilizzando la funzione "split"; in questo modo, si crea un array di elementi ordinati che rappresentano la entry. Dopo ciò, si istanzia una variabile che estende il tipo "WritableComparable" in modo da rendere disponibili i dati ottenuti al Reducer; in questo caso, la variabile è stata definita, tramite l'override della funzione "compareTo", in modo che si dia precedenza al tipo di volo (se è in entrata o in uscita), poi al mese e infine al codice univoco IATA. Il Reducer riceve quindi questi oggetti che rappresentano una chiave composta, per poi incrementare il valore associato ad essi; infine, dopo aver riconosciuto il tipo di volo (se è in entrata o in uscita), viene inserito sia in un hashmap corrispondente al tipo di volo, sia all'hashmap di tutti i voli, in modo che contengano, dopo l'esecuzione di tutti i Reducer, tutti i voli. Nella funzione di cleanup, vengono ordinati tutti gli hashmap in base al valore associato alle chiavi, riordinati successivamente per mese e id tenendo soltanto i primi 20 elementi dell'hashmap. Infine vengono scritti nel context e quindi salvati nel file di output.

In pseudocodice, si potrebbe descrivere in questo modo:

---

**Algorithm 3** Query 1 Java MapReduce

---

```
procedure MAP(key, value, context)
  entry  $\leftarrow$  value.plit(' ')
  check_if_data_is_consistent(entry)
  inboundCompositeKey  $\leftarrow$  entry(Month, Origin)
  outboundCompositeKey  $\leftarrow$  entry(Month, Dest)
  context.write(inboundCompositeKey, 1)
  context.write(outboundCompositeKey, 1)
end procedure

procedure REDUCE(compositeKey, values, context)
  for each value  $\in$  values do
    valueSum  $\leftarrow$  valueSum + value
  end for
  if compositeKey.type is INBOUND then
    inboundHash  $\leftarrow$  (compositeKey, valueSum)
  else
    outboundHash  $\leftarrow$  (compositeKey, valueSum)
  end if
  totalFlightsHash  $\leftarrow$  (compositeKey, valueSum)
end procedure

procedure REDUCE CLEANUP(context)
  inboundHash.sortByValues()
  inboundHash.takeFirst20()
  inboundHash.sortByMonth()
  outboundHash.sortByValues()
  outboundHash.takeFirst20()
  outboundHash.sortByMonth()
  totalFlightsHash.sortByValues()
  totalFlightsHash.takeFirst20()
  totalFlightsHash.sortByMonth()
  writeAllInHDFS()
end procedure
```

---

## 5.2 Query 2

Questa query consiste nel trovare la densità, in logaritmo base 10, dei voli totali di compagnie aeree per ogni mese. Sia su Java MapReduce sia su Pig è stato facile implementarla, in quanto è un semplice conto di chiavi/valori per poi stampare il valore di ogni chiave in base logaritmica.

In pseudocodice, la query potrebbe essere concepita in questo modo:

---

**Algorithm 4** Query 2

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
AllCarriers  $\leftarrow$  alldata.Month, data.UniqueCarrier
for each carrier  $\in$  AllCarriers do
    numCarrier  $\leftarrow$  numCarrier + 1
    numCarrierLog10  $\leftarrow$  float2Log10(numCarrier)
end for
```

---

In Pig, bisogna caricare in una variabile il file CSV tramite il comando LOAD, considerando come separatore la virgola (visto che il separatore dei campi dei file CSV è appunto la virgola), impostando le variabili e il relativo tipo in maniera ordinata rispetto alle colonne “virtuali” del file CSV. Successivamente si genera un gruppo composto da mese e nome della compagnia aerea e, per ogni gruppo creato, si conta quante volte viene ripetuto, salvando in log 10 il valore tramite la funzione LOG10. Infine, si salva il risultato nell’HDFS.

In pseudocodice, si può rappresentare l’algoritmo in questo modo:

---

**Algorithm 5** Query 2 Pig

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
AllCarriers  $\leftarrow$  alldata.Month, data.UniqueCarrier
GroupCarriers  $\leftarrow$  (AllCarriers.Month, AllCarriers.UniqueCarrier)
for each carrier  $\in$  AllCarriers do
    numCarrier  $\leftarrow$  LOG10(COUNT(carrier))
end for
HDFS  $\leftarrow$  numCarrier
```

---

In Java MapReduce, si carica il file dall’HDFS e il sistema si occupa di passare ogni riga del file ai diversi Mapper; ogni Mapper estrae i campi “mounth” e “carrier” dalla riga e, con questi, viene valorizzata la variabile che rappresenta la chiave composta, inviandola ai Reducer scrivendo nel context tramite il metodo write ed assegnando 1 come valore di ogni chiave. I Reducer invece ricevono le chiavi con i relativi valori e ne ottengono la somma, per poi ottenere il numero in logaritmo in base 10 tramite il metodo della classe Math “log10”; infine, viene scritto nel context e quindi salvato nel file di output.

In pseudocodice, si può rappresentare l’algoritmo in questo modo:

---

**Algorithm 6** Query 2 Java MapReduce

---

```
procedure MAP(key, value, context)
    entry  $\leftarrow$  value.split(',')
    check_if_data_is_consistent(entry)
    carrierCompositeKey  $\leftarrow$  entry(Month, UniqueCarrier)
    context.write(carrierCompositeKey, 1)
end procedure

procedure REDUCE(compositeKey, values, context)
    for each value  $\in$  values do
        valueSum  $\leftarrow$  valueSum + value
    end for
    result  $\leftarrow$  float2Log10(valueSum)
    context.write(compositeKey.toString(), result)
end procedure
```

---

### 5.3 Query 3

Questa query consiste nel trovare i voli che hanno un ritardo maggiore di 15 minuti; è necessario quindi implementare un semplice filtro che agisca sulla differenza tra il tempo di arrivo di un aereo e il tempo di arrivo registrato dello stesso (rispettivamente i campi “ArrTime” e “CRSArrTime”) e il relativo ratio. Si è deciso di utilizzare la differenza di questi due campi e non direttamente il campo “ArrDelay” in quanto non è sempre valorizzato e quindi poteva portare a dei problemi di consistenza di dati aggiungendo calcolo maggiore, oltre al fatto che si potevano avere risultati sbagliati. Come granularità è stato deciso di utilizzare solo il mese.

In pseudocodice, la query potrebbe essere concepita in questo modo:

---

**Algorithm 7** Query 3

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
AllFlights  $\leftarrow$  all data.DayOf Month, data.DayOfWeek, data.Delay
for each flight  $\in$  AllFlights do
    results  $\leftarrow$  flight with delay  $\geq 15$ 
    resultRatio  $\leftarrow$   $\frac{results}{AllFlights}$ 
end for
```

---

In Pig, viene caricato il file CSV tramite la funzione LOAD e ogni entry viene salvata una variabile, si calcola il ritardo di arrivo tramite la differenza tra il tempo di arrivo e il tempo schedulato di arrivo e si raggruppa per mese e giorno del mese (in modo che per ogni mese e per ogni giorno si calcolino i ritardi complessivi) tramite l'operatore GROUP. Dopo ciò, si esegue un'iterazione sul gruppo appena creato filtrando gli elementi

contenuti con un ritardo maggiore di 15; infine si genera un gruppo composto da tutti i valori, dal conto dei voli che hanno subito un ritardo e dal ratio dei voli in ritardo e dei voli complessivi e si salva il risultato nell'HDFS tramite la funzione STORE. È stato utilizzato il gruppo (mese, giorno del mese) in modo che, iterando su di esso, si possano avere tutti i valori ordinati correttamente, mentre i calcoli vengono eseguiti sull'insieme complessivo di voli.

In pseudocodice, la query potrebbe essere implementata in questo modo:

---

**Algorithm 8** Query 3 Pig

---

```

data  $\leftarrow$  contentFile
AllFlights  $\leftarrow$  all (data.DayOfMonth, data.DayOfWeek, data.ArrTime –
data.CRSArrTime)
GroupAllFlights  $\leftarrow$  (AllFlights.Month, AllFlights.DayOfWeek
for each flight  $\in$  GroupAllFlights do
    results  $\leftarrow$  COUNT(flight) with delay  $\geq$  15, COUNT(AllFlights)
    resultRatio  $\leftarrow$   $\frac{results}{AllFlights}$ 
end for
HDFS  $\leftarrow$  results, resultRatio

```

---

In Java MapReduce, si carica il file dall'HDFS e il sistema si occupa di inviare ogni riga del file ai diversi Mapper; ogni Mapper estrae i campi delle entry rappresentate in ogni riga e valorizza la variabile che rappresenta la chiave composta della query. La chiave composta ha i campi mese, giorno, giorno del mese e ritardo, che viene valorizzato con la differenza tra tempo di arrivo e tempo di arrivo effettivo. Una volta che i Reducer ricevono le chiavi composte, vengono sommati tutti i valori associati e, qualora per quella chiave ci fosse un delay maggiore di 15, viene incrementata la variabile che tiene traccia dei ritardi complessivi associati a quella chiave; in questo modo, si può calcolare il ratio tra i voli che hanno avuto un ritardo maggiore di 15 e i voli totali. Infine, viene scritto il risultato nel context in modo che venga salvato nel file di output nell'HDFS. Bisogna notare che i metodi “compareTo” ed “equals” controllano mese e giorno del mese, ma non il ritardo, in quanto ogni entry può avere un ritardo diverso e quindi non fa parte della chiave, è solo un valore aggiuntivo che la classe che rappresenta la chiave composta deve avere per tenerlo memorizzato.

In pseudocodice, si può implementare l'algoritmo in questo modo:

---

**Algorithm 9** Query 3 Java MapReduce

---

```
procedure MAP(key, value, context)
    entry  $\leftarrow$  value.plit(' ')
    check_if_data_is_consistent(entry)
    carrierCompositeKey  $\leftarrow$  entry(Month, DayOfMonth, DayOfWeek, ArrTime – CRSArrTime)
    context.write(carrierCompositeKey, 1)
end procedure

procedure REDUCE(compositeKey, values, context)
    for each value  $\in$  values do
        valueSum  $\leftarrow$  valueSum + value
        if compositeKey.delay  $\geq$  15 then
            delayedSum  $\leftarrow$  delayedSum + value
        end if
    end for
    resultRatio =  $\frac{\textit{delayedSum}}{\textit{valueSum}}$ 
    context.write(compositeKey.toString(), result)
end procedure
```

---

#### 5.4 Query 4

Questa query è molto simile alla query precedente, in quanto chiede di trovare i voli che hanno un ritardo maggiore di 15 minuti; però ha la variante di far vedere la differenza di ritardo anche tra diverse compagnie aeree. Quindi, si può utilizzare la struttura precedente togliendo il raggruppamento per giorni e sostituendolo con il raggruppamento per compagnie aeree, usando il campo del Dataset “carrier”. Come granularità è stato deciso di utilizzare solo il mese.

In pseudocodice, la query potrebbe essere concepita in questo modo:

---

**Algorithm 10** Query 4

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
AllFlights  $\leftarrow$  all data.Month, data.Carrier, data.Delay
for each flight  $\in$  AllFlights do
    results  $\leftarrow$  flight with delay  $\geq$  15
    resultRatio  $\leftarrow$   $\frac{\textit{results}}{\textit{AllFlights}}$ 
end for
```

---

In Pig, viene caricato il file CSV tramite la funzione LOAD e ogni entry viene salvata in una variabile, si calcola il ritardo di arrivo tramite la differenza tra il tempo di arrivo e il tempo schedulato di arrivo e si raggruppa per mese e compagnia aerea (in modo

che per ogni mese e per ogni compagnia aerea si calcolino i ritardi complessivi) tramite l'operatore GROUP. Dopo ciò, si esegue un'iterazione sul gruppo appena creato filtrando gli elementi contenuti con un ritardo maggiore di 15; infine si genera un gruppo composto da tutti i valori, dal conto dei voli che hanno subito un ritardo e dal ratio dei voli in ritardo e dei voli complessivi e si salva il risultato nell'HDFS tramite la funzione STORE. É stato utilizzato il gruppo (mese, compagnia aerea) in modo che, iterando su di esso, si possano avere tutti i valori ordinati correttamente, mentre i calcoli vengono eseguiti sull'insieme complessivo di voli.

In Pig, la query potrebbe essere implementata in questo modo:

---

**Algorithm 11** Query 4 Pig

---

```

data ← contentFile
AllFlights ← all (data.Month, data.Carrier, data.ArrTime – data.CRSArrTime)
GroupAllFlights ← (AllFlights.Month, AllFlights.DayOfWeek)
for each flight ∈ GroupAllFlights do
    results ← COUNT(flight) with delay ≥ 15, COUNT(AllFlights)
    resultRatio ←  $\frac{results}{AllFlights}$ 
end for
HDFS ← results, resultRatio

```

---

In Java MapReduce, si carica il file dall'HDFS e il sistema si occupa di inviare ogni riga del file ai diversi Mapper; ogni Mapper estrae i campi delle entry rappresentate in ogni riga e valorizza la variabile che rappresenta la chiave composta della query. La chiave composta ha i campi mese, giorno, compagnia aerea e ritardo, che viene valorizzato con la differenza tra tempo di arrivo e tempo di arrivo effettivo. Una volta che i Reducer ricevono le chiavi composte, vengono sommati tutti i valori associati e, qualora per quella chiave ci fosse un delay maggiore di 15, viene incrementata la variabile che tiene traccia dei ritardi complessivi associati a quella chiave; in questo modo, si può calcolare il ratio tra i voli che hanno avuto un ritardo maggiore di 15 e i voli totali. Infine, viene scritto il risultato nel context in modo che venga salvato nel file di output nell'HDFS. Bisogna notare che i metodi “compareTo” ed “equals” controllano mese e la compagnia aerea, ma non il ritardo, in quanto ogni entry può avere un ritardo diverso e quindi non fa parte della chiave, è solo un valore aggiuntivo che la classe che rappresenta la chiave composta deve avere per tenerlo memorizzato.

In Java MapReduce, si può implementare l'algoritmo in questo modo:

---

**Algorithm 12** Query 4 Java MapReduce

---

```
procedure MAP(key, value, context)
  entry  $\leftarrow$  value.plit(' ')
  check_if_data_is_consistent(entry)
  carrierCompositeKey  $\leftarrow$  entry(Month, Carrier, ArrTime – CRSArrTime)
  context.write(carrierCompositeKey, 1)
end procedure

procedure REDUCE(compositeKey, values, context)
  for each value  $\in$  values do
    valueSum  $\leftarrow$  valueSum + value
    if compositeKey.delay  $\geq$  15 then
      delayedSum  $\leftarrow$  delayedSum + value
    end if
  end for
  resultRatio =  $\frac{\text{delayedSum}}{\text{valueSum}}$ 
  context.write(compositeKey.toString(), result)
end procedure
```

---

## 5.5 Query 5

Questa query chiede di trovare quale rotta viene scelta più frequentemente; esistono due diversi approcci per implementare questa query, ovvero il metodo “semplice”, cioè di contare ogni gruppi di volo ed ordinarli in base al numero di volte che sono stati presi, oppure il metodo più “complesso” che consisteva nel bilanciare il carico di lavoro in modo da distribuire più facilmente il lavoro. É stato scelto di implementare il metodo semplice in quanto per l’altro metodo era necessario per Pig utilizzare un programma esterno che potesse bilanciare il carico; i creatori dell’esercizio suggerivano una soluzione con un programma Java da importare in quanto Pig da solo non riuscirebbe a fare il bilanciamento, però non è sembrato opportuno ai fini del progetto in quanto si devono misurare le performance di Pig e Java MapReduce, non le varianti con Pig unito a Java MapReduce.

In pseudocodice, la query potrebbe essere concepita in questo modo:

---

**Algorithm 13** Query 5

---

```
data  $\leftarrow$  contentFile
AllFlights  $\leftarrow$  all data.Origin, data.Dest
for each flight  $\in$  AllFlights do
  results  $\leftarrow$  results + 1
end for
```

---



In Pig, viene caricato il file CSV tramite la funzione LOAD e ogni entry viene salvata in una variabile, si estraggono quindi i campi “scode” e “dcode” (nel Dataset, rispettivamente “Origin” e “Dest”) in modo da ottenere i codici degli aeroporti sia in entrata che in uscita e si raggruppano in modo da ottenere la tupla (scode, dcode); infine, si contano tutti gli elementi raggruppati secondo la tupla e il risultato viene salvato nell’HDFS tramite la funzione STORE.

In pseudocodice, la query potrebbe essere implementata in questo modo:

---

**Algorithm 14** Query 5 Pig

---

```

data ← contentFile
AllFlights ← all (data.Origin, data.Dest)
GroupAllFlights ← (AllFlights.Origin, AllFlights.Dest)
for each flight ∈ GroupAllFlights do
    results ← results + 1
end for
HDFS ← results

```

---

In Java MapReduce, si carica il file dall’HDFS e il sistema si occupa di inviare ogni riga del file ai diversi Mapper; ogni Mapper estrae i campi delle entry rappresentate in ogni riga e valorizza la variabile che rappresenta la chiave composta della query. La chiave composta ha i campi scode e dcode, in modo da memorizzare i campi “Origin” e “Dest” e poter contare le entry comuni. Una volta che i Reducer ricevono le chiavi composte, vengono semplicemente sommati tutti i valori delle chiavi in comune, per poi scrivere i risultati nel context e quindi scriverli nell’HDFS.

In Java MapReduce, si può implementare l’algoritmo in questo modo:

---

**Algorithm 15** Query 5 Java MapReduce

---

```

procedure MAP(key, value, context)
    entry ← value.plit(',')
    check_if_data_is_consistent(entry)
    carrierCompositeKey ← entry(Origin, Dest)
    context.write(carrierCompositeKey, 1)
end procedure

procedure REDUCE(compositeKey, values, context)
    for each value ∈ values do
        valueSum ← valueSum + value
    end for
    context.write(compositeKey.toString(), valueSum)
end procedure

```

---

## 6 Confronto tra tempi

### 6.1 Query 1

Pig: 4 minuti Started at: Fri Jun 03 14:54:54 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 14:58:34 PDT 2016

Java: 4 minuti Started at: Fri Jun 03 15:05:58 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 15:09:14 PDT 2016

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	1	0	0	1	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	433,853	195,712	629,565
	FILE: Number of bytes written	4,301,965	529,144	4,831,109
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,458,451	0	689,458,451
	HDFS: Number of bytes written	0	101,127	101,127
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	1
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	412,695
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	154,827
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	14,019,458	0	14,019,458
	Map output bytes	223,099,800	0	223,099,800
	Input split bytes	4,147	0	4,147
	Combine input records	14,041,021	0	14,041,021
	Combine output records	31,520	0	31,520
	Reduce input groups	0	6,896	6,896
	Reduce shuffle bytes	0	195,772	195,772
	Reduce input records	0	9,957	9,957
	Reduce output records	0	0	0
	Spilled Records	32,146	9,957	42,103
	CPU time spent (ms)	112,760	2,560	115,320
	Physical memory (bytes) snapshot	2,285,740,032	102,129,664	2,387,869,696
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,634,072,064	972,009,472	11,606,081,536
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	62,717,952	1,815,937,024
org.apache.pig.PigWarning	FIELD_DISCARDED_TYPE_CONVERSION_FAILED	1	0	1

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	2	0	0	2	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	210,416,943	210,291,864	420,708,807
	FILE: Number of bytes written	422,780,696	210,690,280	633,470,976
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,455,657	0	689,455,657
	HDFS: Number of bytes written	0	35,992	35,992
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	2
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	329,263
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	323,462
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	14,019,456	0	14,019,456
	Map output bytes	182,252,928	0	182,252,928
	Input split bytes	1,353	0	1,353
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	6,894	6,894
	Reduce shuffle bytes	0	210,291,972	210,291,972
	Reduce input records	0	14,019,456	14,019,456
	Reduce output records	0	1,440	1,440
	Spilled Records	28,038,912	14,019,456	42,058,368
	CPU time spent (ms)	113,500	28,670	142,170
	Physical memory (bytes) snapshot	2,139,127,808	503,197,696	2,642,325,504
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,635,079,680	1,950,003,200	12,585,082,880
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	405,536,768	2,158,755,840

## 6.2 Query 2

Pig: 3 minuti Started at: Fri Jun 03 15:18:35 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 15:21:07 PDT 2016

Java: 2 minuti Started at: Fri Jun 03 15:33:06 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 15:35:14 PDT 2016

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	1	0	0	1	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	5,734	5,000	10,734
	FILE: Number of bytes written	3,634,173	333,977	3,968,150
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,458,451	0	689,458,451
	HDFS: Number of bytes written	0	5,386	5,386
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	1	1
	Launched map tasks	0	0	11
Job Counters	Launched reduce tasks	0	0	1
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	284,688
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	113,584
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output bytes	104,540,180	0	104,540,180
	Input split bytes	4,147	0	4,147
	Combine input records	7,010,015	0	7,010,015
	Combine output records	541	0	541
	Reduce input groups	0	231	231
	Reduce shuffle bytes	0	5,060	5,060
	Reduce input records	0	255	255
	Reduce output records	0	231	231
	Spilled Records	541	255	796
	CPU time spent (ms)	61,380	1,500	62,880
	Physical memory (bytes) snapshot	2,650,939,392	99,291,136	2,750,230,528
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,622,652,416	972,009,472	11,594,661,888
	Total committed heap usage (bytes)	1,883,373,568	62,717,952	1,946,091,520
org.apache.pig.PigWarning	FIELD_DISCARDED_TYPE_CONVERSION_FAILED	1	0	1

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	2	0	0	2	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	88,795,456	91,126,476	179,921,932
	FILE: Number of bytes written	182,054,947	91,524,892	273,579,839
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,455,657	0	689,455,657
	HDFS: Number of bytes written	0	5,361	5,361
	HDFS: Number of read operations	22	1	23
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	2
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	215,513
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	205,782
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,728	0	7,009,728
	Map output bytes	77,107,008	0	77,107,008
	Input split bytes	1,353	0	1,353
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	230	230
	Reduce shuffle bytes	0	91,126,596	91,126,596
	Reduce input records	0	7,009,728	7,009,728
	Reduce output records	0	230	230
	Spilled Records	13,835,255	7,009,728	20,844,983
	CPU time spent (ms)	66,770	13,190	79,960
	Physical memory (bytes) snapshot	2,129,965,056	323,674,112	2,453,639,168
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,632,974,336	1,944,010,752	12,576,985,088
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	228,179,968	1,981,399,040

### 6.3 Query 3

Pig: 2 minuti Started at: Fri Jun 03 15:38:38 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 15:40:41 PDT 2016

Java: 2 minuti Started at: Fri Jun 03 15:44:27 PDT 2016 Finished at: Fri Jun 03 15:46:46 PDT 2016

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	1	0	0	1	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	107,232,827	110,143,981	217,376,808
	FILE: Number of bytes written	220,967,978	110,470,025	331,438,003
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,458,451	0	689,458,451
	HDFS: Number of bytes written	0	2,456	2,456
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	1	1
	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	1
Job Counters	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	198,429
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	99,200
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output bytes	96,124,511	0	96,124,511
	Input split bytes	4,147	0	4,147
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	85	85
	Reduce shuffle bytes	0	110,144,035	110,144,035
	Reduce input records	0	7,009,729	7,009,729
	Reduce output records	0	85	85
	Spilled Records	13,835,257	7,009,729	20,844,986
	CPU time spent (ms)	55,700	16,180	71,880
	Physical memory (bytes) snapshot	2,291,707,904	145,637,376	2,437,345,280
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,633,019,392	974,114,816	11,607,134,208
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	62,787,584	1,816,006,656
org.apache.pig.PigCounters	SPILLABLE_MEMORY_MANAGER_SPILL_COUNT	0	1	1

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	2	0	0	2	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	67,348,938	69,095,817	136,444,755
	FILE: Number of bytes written	138,589,613	69,494,233	208,083,846
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,455,657	0	689,455,657
	HDFS: Number of bytes written	0	3,520	3,520
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	2
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	249,295
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	219,933
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	6,858,079	0	6,858,079
	Map output bytes	55,379,647	0	55,379,647
	Input split bytes	1,353	0	1,353
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	84	84
	Reduce shuffle bytes	0	69,095,937	69,095,937
	Reduce input records	0	6,858,079	6,858,079
	Reduce output records	0	84	84
	Spilled Records	13,538,684	6,858,079	20,396,763
	CPU time spent (ms)	83,900	7,710	91,610
	Physical memory (bytes) snapshot	2,131,009,536	253,042,688	2,384,052,224
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,632,974,336	1,944,170,496	12,577,144,832
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	125,435,904	1,878,654,976

#### 6.4 Query 4

Pig: 2 minuti Started at: Sat Jun 04 08:27:58 PDT 2016 Finished at: Sat Jun 04 08:30:05 PDT 2016

Java: 2 minuti Started at: Sat Jun 04 08:32:29 PDT 2016 Finished at: Sat Jun 04 08:35:14 PDT 2016

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	1	0	0	1	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	94,809,197	97,390,029	192,199,226
	FILE: Number of bytes written	195,786,810	97,715,751	293,502,561
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,458,451	0	689,458,451
	HDFS: Number of bytes written	0	555	555
	HDFS: Number of read operations	22	1	23
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	1	1
	Launched map tasks	0	0	11
Job Counters	Launched reduce tasks	0	0	1
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	198,344
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	100,501
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output bytes	83,370,559	0	83,370,559
	Input split bytes	4,147	0	4,147
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	21	21
	Reduce shuffle bytes	0	97,390,083	97,390,083
	Reduce input records	0	7,009,729	7,009,729
	Reduce output records	0	21	21
	Spilled Records	13,835,257	7,009,729	20,844,986
	CPU time spent (ms)	53,950	16,070	70,020
	Physical memory (bytes) snapshot	2,273,783,808	226,496,512	2,500,280,320
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,633,019,392	974,114,816	11,607,134,208
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	122,105,856	1,875,324,928
org.apache.pig.PigCounters	PROACTIVE_SPILL_COUNT_BAGS	0	14	14
	PROACTIVE_SPILL_COUNT_RECS	0	3,061,820	3,061,820



Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	2	0	0	2	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	100,765,095	103,386,212	204,151,307
	FILE: Number of bytes written	206,283,033	103,784,628	310,067,661
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,455,657	0	689,455,657
	HDFS: Number of bytes written	0	709	709
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	2
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	283,520
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	267,972
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	6,858,079	0	6,858,079
	Map output bytes	89,670,042	0	89,670,042
	Input split bytes	1,353	0	1,353
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	20	20
	Reduce shuffle bytes	0	103,386,332	103,386,332
	Reduce input records	0	6,858,079	6,858,079
	Reduce output records	0	20	20
	Spilled Records	13,538,684	6,858,079	20,396,763
	CPU time spent (ms)	96,040	15,310	111,350
	Physical memory (bytes) snapshot	2,135,588,864	312,246,272	2,447,835,136
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,632,974,336	1,944,010,752	12,576,985,088
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	222,953,472	1,976,172,544

## 6.5 Query 5

Pig: 2 minuti Started at: Sat Jun 04 08:41:52 PDT 2016 Finished at: Sat Jun 04 08:44:08 PDT 2016

Java: 3 minuti Started at: Sat Jun 04 08:53:57 PDT 2016 Finished at: Sat Jun 04 08:56:57 PDT 2016

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	1	0	0	1	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	1,880,598	1,095,012	2,975,610
	FILE: Number of bytes written	6,588,764	1,423,054	8,011,818
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,458,451	0	689,458,451
	HDFS: Number of bytes written	0	76,295	76,295
	HDFS: Number of read operations	22	0	22
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	1	1
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	1
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	247,354
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	104,589
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output bytes	140,194,584	0	140,194,584
	Input split bytes	4,147	0	4,147
	Combine input records	7,090,808	0	7,090,808
	Combine output records	127,947	0	127,947
	Reduce input groups	0	5,367	5,367
	Reduce shuffle bytes	0	1,095,072	1,095,072
	Reduce input records	0	46,868	46,868
	Reduce output records	0	5,367	5,367
	Spilled Records	127,947	46,868	174,815
	CPU time spent (ms)	77,080	2,940	80,020
	Physical memory (bytes) snapshot	2,302,373,888	98,381,824	2,400,755,712
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,622,492,672	972,009,472	11,594,502,144
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	62,717,952	1,815,937,024

Kind	% Complete	Num Tasks	Pending	Running	Complete	Killed	Failed/Killed Task Attempts
map	100.00%	11	0	0	11	0	0 / 0
reduce	100.00%	2	0	0	2	0	0 / 0

	Counter	Map	Reduce	Total
File System Counters	FILE: Number of bytes read	136,571,632	140,194,596	276,766,228
	FILE: Number of bytes written	278,901,780	140,593,012	419,494,792
	FILE: Number of read operations	0	0	0
	FILE: Number of large read operations	0	0	0
	FILE: Number of write operations	0	0	0
	HDFS: Number of bytes read	689,455,657	0	689,455,657
	HDFS: Number of bytes written	0	76,295	76,295
	HDFS: Number of read operations	22	1	23
	HDFS: Number of large read operations	0	0	0
	HDFS: Number of write operations	0	2	2
Job Counters	Launched map tasks	0	0	11
	Launched reduce tasks	0	0	2
	Data-local map tasks	0	0	11
	Total time spent by all maps in occupied slots (ms)	0	0	307,075
	Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)	0	0	283,246
	Total time spent by all maps waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
	Total time spent by all reduces waiting after reserving slots (ms)	0	0	0
Map-Reduce Framework	Map input records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output records	7,009,729	0	7,009,729
	Map output bytes	126,175,126	0	126,175,126
	Input split bytes	1,353	0	1,353
	Combine input records	0	0	0
	Combine output records	0	0	0
	Reduce input groups	0	5,367	5,367
	Reduce shuffle bytes	0	140,194,716	140,194,716
	Reduce input records	0	7,009,729	7,009,729
	Reduce output records	0	5,367	5,367
	Spilled Records	13,835,257	7,009,729	20,844,986
	CPU time spent (ms)	107,420	19,360	126,780
	Physical memory (bytes) snapshot	2,125,307,904	380,243,968	2,505,551,872
	Virtual memory (bytes) snapshot	10,632,974,336	1,945,296,896	12,578,271,232
	Total committed heap usage (bytes)	1,753,219,072	296,808,448	2,050,027,520

## 7 Osservazioni personali

Una differenza sostanziale tra i due sistemi si nota sui tempi di sviluppo. Per le query in Pig, ci sono volute poche ore per implementare le 5 query (circa 12 ore) e poco tempo per testare il tutto; questo perché Pig è stato concepito per sviluppare velocemente calcolo distribuito. Per la parte in Java MapReduce invece, ci sono voluti molti giorni (circa 6 giorni), soprattutto per la prima query in quanto era necessario adottare dei meccanismi

non banali, oltre a delle competenze avanzate sulla conoscenza e ridefinizione del sistema. Quindi, dal punto di vista delle tempistiche di progettazione, risulta migliore Pig.

Il codice inoltre risulta molto più leggibile il codice di Pig, in quanto è molto comprensibile (anche nella scelta dei nomi delle funzioni) e più ordinato, poiché si scrive solo il procedimento da eseguire per effettuare una query; in Java MapReduce invece risulta meno leggibile in quanto è presente molto più codice e si devono definire, oltre alla procedura delle query, il codice che configura tutto il sistema.

È stata più facile anche la soluzione di bug in Pig, in quanto è molto più chiaro il codice e quindi più facili da debuggare.

Infine, la progettazione è più facile in Pig in quanto la progettazione è più intuitiva, non necessita di particolari competenze e non bisogna ragionare come fosse un codice parallelo, ma come fosse codice MySQL. Invece in Java MapReduce bisogna ragionare in modo diverso, in quanto è necessario capire come si comportano Mapper e Reducer e quali tipi di dati devono inviarsi.

A favore di Java MapReduce invece si può parlare di maggiore controllo sia di progettazione sia di efficienza, in quanto è possibile definire filtri e regole di query molto più precise rispetto a Pig, soprattutto per il controllo del codice. Sviluppando infatti in Java, si possono sfruttare le capacità di programmazione di quest'ultimo per creare codice molto più efficiente, che per queste query non si nota per la durata computazionale, ma si nota sul risultato di output, che risulta molto più preciso di Pig. Pig esegue infatti una semplice analisi di ogni riga per estrapolare il contenuto interessato, invece con Java si riesce a lavorare molto più facilmente con ogni campo delle entry trattandole come stringhe e poi come oggetti nel caso delle chiavi composte.

Pig inoltre dovrebbe rendere più performante il codice in maniera automatica utilizzando un'analisi semantica del codice, in modo da concentrarsi sul risultato finale e non sul modo in cui ottenerlo, però per query complesse è molto più utile ragionare sul metodo con cui si ottengono i risultati, poiché il risultato può sempre essere raffinato in un secondo momento.

Per sopperire ad alcune mancanze di Pig, si possono comunque usare le UDF (User Defined Functions) o programmi esterni, che vanno incontro a tutti i problemi progettuali che si possono riscontrare in Pig, però è buona norma non abusarne, poiché questo sistema esegue ottimizzazioni sul codice scritto nel suo linguaggio, ma non su programmi importati esternamente, quindi si possono creare problemi di spreco di risorse e quindi si può peggiorare o addirittura perdere l'efficienza di Pig.

Un altro problema che differenzia Pig da Java MapReduce è la compilazione e le dipendenze: Pig risulta molto più portatile e mantenibile in questo senso rispetto a Java

MapReduce in quanto non necessita di compilazione o di una versione particolare che necessita di soddisfacimento di dipendenze, al contrario di Java. Per sviluppare in Java MapReduce bisogna mantenere l'ambiente di compilazione sempre aggiornato, anche per utilizzare nuove forme di programmazione che possono migliorare la programmazione e velocizzare il codice, senza ricompilare tutto e generare nuovamente il file Jar.