Data Management

Parte I
Modelli di dati

Il *data modelling* è uno strumento per descrivere parte del mondo reale, permettendo di immagazzinare dati in un database ed effettuare interrogazioni sfruttando un linguaggio creato ad hoc. Il linguaggio di interrogazione deve essere comprensibile sia alla macchina che all'uomo, espressivo, semplice, flessibile e, se possibile, deve seguire degli standard. Il modello di dati più famoso è quello relazionale (rappresentato da SQL).

I modelli di dati seguono il Teorema di CAP, introdotto da Eric Brewer nel 2000:

- Consistency: tutti i nodi vedono gli stessi dati allo stesso istante;
- Availability: ogni nodo deve rispondere alle richieste rivoltegli;
- Partition Tolerance: il sistema funziona anche con dati frammentanti su una rete di calcolatori.

È impossibile per un modello soddisfare contemporaneamente tutte e tre le caratteristiche[4]. Il modello relazionale segue le leggi CA, mentre i modelli NoSQL sono CP o AP (dipende dal modello). Si tende a preferire la disponibilità alla coerenza per ottenere dati non aggiornati piuttosto che messaggi di errore.

1 SQL.

Nato negli anni '70, il modello relazionale è ben sviluppato e conosciuto e gode di un'ottima reputazione: è stato lo standard *de facto* per anni ed è ancora considerato il migliore per garantire l'integrità dei dati (permessa dal suo schema rigido). Il modello relazionale segue quattro proprietà rappresentate dalla sigla ACID:

- Atomicity: l'operazione è *atomica*, ovvero o avviene per intero (`COMMIT`) o restituisce un errore e il database ritorna alla forma iniziare (`ROLLBACK`);
- Consistency: i nuovi dati inseriti rispecchiano lo schema prestabilito (o l'operazione di inserimento fallisce);
- Isolation: le singole operazioni non influiscono sulle altre; per fare questo il database costruisce una coda di esecuzione dei processi, così lo stato del database non muta durante l'esecuzione di una singola richiesta;

- Durability: la persistenza del file è garantita (virtualmente a tempo indefinito) anche in caso di crash del sistema; per ottenere questo risultato sono utilizzati backup e log files.

Il modello relazionale tuttavia è fortemente influenzato dalla tecnologia degli anni in cui è nato: permette infatti di archiviare la maggior quantità di informazione occupando il minor spazio possibile su disco (allora gli hard disk erano costosi e ingombranti). Nel tempo dunque si sono notati difetti nel modello:

- un attributo può avere solo un tipo di valore;
- SQL non è compatibile con i moderni linguaggi di programmazione ad oggetti;
- la struttura del modello è molto rigida;
- non permette loop nei dati;
- la modifica di tabelle esistenti è difficile e dispendiosa.

Negli anni dunque si sono cercati modelli alternativi. Nei RDBMS la performance (cioè la velocità di esecuzione) dipende da vari fattori:

- numero delle righe;
- tipo di operazione;
- algoritmo scelto;
- struttura dei dati.

Inoltre il modello relazionale rende difficile scalare l'hardware: è stato pensato per poter girare su un'unica macchina fisica[1].

2 NoSQL.

Per risolvere i problemi dei database relazionali, nasce un movimento informatico chiamato NoSQL (*Not Only SQL*) che non rifiuta il modello ma propone approcci alternativi: i database NoSQL non hanno un modello prestabilito rendendo facile archiviare dati non strutturati e permettendo di aggiungere attributi senza modificare l'intero modello. Mentre il modello relazionale si basa sull'assunzione del *mondo chiuso*[2] (se il valore di verità non è noto, si considera la proposizione falsa), i modelli NoSQL adottano il modello del *mondo aperto*[3] secondo il quale non si può stabilire il valore di verità di cosa non è noto.

È possibile *scalare* (*scaling*) un DBMS potenziando l'hardware su cui è ospitato. Si distingue lo scalare verticalmente (*Scaling Up*), il potenziare la singola macchina, dallo scalare orizzontalmente (*Scaling out*), aggiungere macchine in una rete di calcolatori; quest ultimo caso è molto difficile da effettuare su un database di tipo relazionale. Il costo è un altro dei problemi: l'acquisto di macchine di una certa potenza è molto alto e non garantisce un aumento lineare delle prestazioni, che anzi scendono asintoticamente.

Opponendosi alla rigidità del modello relazionale, le proprietà dei database NoSQL non potevano che essere riassunte dall'acronimo BASE:

[1] Il modello *NewSQL* proposto nel 2011 tenta di risolvere a questo inconveniente

[2] `https://it.wikipedia.org/wiki/Ipotesi_del_mondo_chiuso`

[3] `https://it.wikipedia.org/wiki/Ipotesi_del_mondo_aperto`

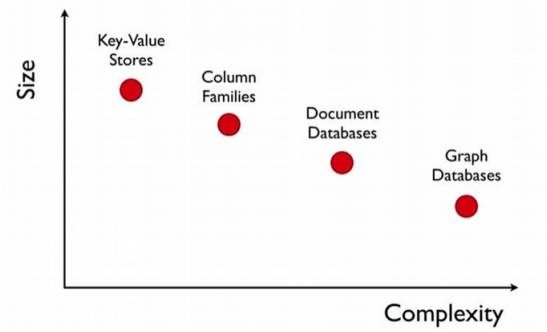
- Basic Availability: la consistenza può anche non essere garantita interamente, mostrando solamente una parte dei dati realmente disponibili (è il tipico caso di crash di un nodo che quindi non può trasmettere i dati al resto della rete);
- Soft State: i dati possono avere schemi diversi (a differenza del modello relazionale);
- Eventual Consistency: i sistemi NoSQL richiedono che, ad un certo punto, i dati convergano a uno stato consistente senza specificare quando; prima del raggiungimento della consistenza si possono avere valori non veritieri.

ACID	BASE
Forte Coerenza	Coerenza debole
Poca disponibilità	Forte disponibilità
Difficilmente scalabile	Facilmente scalabile
Rigido	Flessibile

I modelli NoSQL si dividono in quattro macro categorie[4, 5]:

1. Document based (CouchDB, MongoDB): di solito salvati con file JSON, contenente un insieme ordinato di coppie <chiave - valore>; è facile ricercare dati in questo formato;
2. Graph based (Neo4J, FlockDB): sfrutta il concetto matematico di grafo per archiviare i dati come nodi ed esaltare i legami tra di essi costruendo archi; è difficile da scalare per quanto riguarda l'immagazzinamento (è difficile tagliare un grafo) ma è molto rapido nelle query.
3. Key Value (Dynamo, Voldemort, Rhino DHT): sono delle tabelle di coppie <chiave - valore> con chiavi che si riferiscono (o puntano) a un certo dato, è molto simile ai Document based;
4. Column family (Big Table, Cassandra): sono tabelle sparse e annidate contenenti coppie <chiave - valore>, sono in grado di salvare grandi quantità di dati.

Costando di meno lo spazio di archiviazione, questi modelli non tentano di minimizzare lo spazio occupato su disco ma puntano a massimizzare le prestazioni nelle operazioni di R/W. La ridondanza dei dati facilita questo compito pur aumentando notevolmente le dimensioni dei dati stessi: si sacrifica spazio di archiviazione a favore della velocità di lettura. La semplicità del modello permette di archiviare un maggior numero di dati:



2.1 Document Based: MongoDB[1, 2].

MongoDB è, come già affermato, un sistema di gestione basato sui documenti (*Document Based Management System*), in cui i dati sono archiviati in formato BSON (Binary JSON) e letti tramite indici. MongoDB non prevedere operazioni di join. Cambiano i nomi delle entità rispetto al modello relazionale:

RDBMS		MongoDB
Database	⇨	Database
Table, View	⇨	Collection
Row	⇨	Document (BSON)
Column	⇨	Field
Index	⇨	Index
Join	⇨	Embedded Document
Foreign Key	⇨	Reference
Partition	⇨	Shard

Lavorando su una rete di calcolatori, MongoDB può impiegare un tempo considerevole a importare documenti da un database preesistente; nel caso in cui si voglia velocizzare il processo, si potrebbe decidere di apportare alcune modifiche:

- disabilitare il riconoscimento dei dati, che è un segnale trasmesso tra processi di comunicazione, computer o dispositivi, per indicare il riconoscimento o la ricezione del messaggio, come parte di un protocollo di comunicazione;
- disabilitare la scrittura su un file di tipo log che ha funzione di backup.

Bisogna stare molto attenti nel fare ciò, perché ogni ogni perdita non sarà registrata e di conseguenza sarà definitiva.

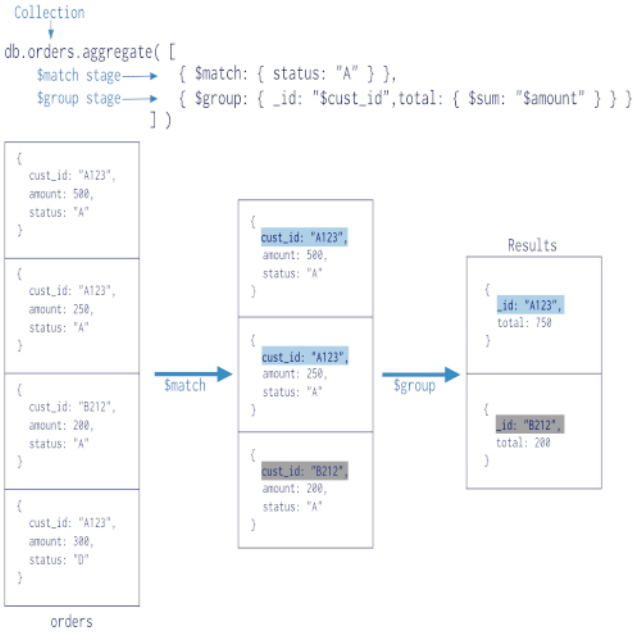
Per dataset di grandi dimensioni risulta molto utile l'utilizzo di indici: simili agli indici dei libri (o delle tabelle SQL), rappresentano un modo più veloce per recuperare informazioni. L'uso di indici rallenta l'inserimento di nuovi dati (perché appunto devono essere indicizzati) ma velocizza notevolmente le ricerche. Il campo `_id` è sempre indicizzato. Senza un indice, MongoDB analizza a tappeto tutti i documenti (esattamente come SQL). Metaforicamente dovrebbe leggere ogni volta tutto il libro per recuperare l'informazione. L'indicizzazione evita proprio questo problema (che aumenta con le dimensioni della *collection*) organizzando il contenuto in una lista ordinata. Dato che l'indicizzazione rallenta le modifiche, è buona norma utilizzare solamente un paio di indici per ogni collection; il limite di MongoDB è di 64 indici. Il comando è il seguente:

```
db.<collection>.ensureIndex({
```

```
  <field1> : <sorting>,
  <field2> : <sorting> ...
});
```

dove `<sorting>` assume il valore $+1$ per ordinamenti in ordine crescente e -1 per ordine decrescente. I campi `field` devono essere presenti in tutti i documenti della collection.

È possibile effettuare una sorta di `join` in MongoDB grazie all'algoritmo *pipeline*[4], che però impiega più tempo del corrispettivo SQL. Pipeline permette di eseguire operazioni di `$match` e `$group` su una collection così da eseguire una operazione su insiemi di risultati.



Per ragioni commerciali, MongoDB offre anche un'interfaccia SQL tramite il connettore BI (Business Intelligence): genera lo schema relazionale e lo usa per accedere ai dati.

2.2 GraphDB: Neo4J[5].

Un grafo è una collezione di nodi e archi, i quali rappresentano le relazioni tra i nodi stessi. È facile modellare numerose realtà, come: social media, raccomandazioni, luoghi geografici, reti logistiche, grafici per le transazioni finanziarie (per il rilevamento delle frodi), master data management, bioinformatica, sistemi di autorizzazione e controllo degli accessi. Il modello a grafo con etichette (*labeled-property graph model*) ha le seguenti caratteristiche:

- contiene *nodi* e *relazioni*;
- i nodi contengono *proprietà* (coppie <chiave-valore>);
- i nodi possono essere etichettati con una o più *etichette*;
- le relazioni sono nominali e direzionali, con un nodo d'inizio e uno di fine;
- le relazioni, come i nodi, possono avere delle proprietà (e queste possono avere anche valori).

Le proprietà delle relazioni possono essere assegnate con un criterio *fine-grained* o *generic*. Considerando il caso della relazione `ADDRESS`, si può fare distinzione tra:

- fine-grained: `HOME_ADDRESS`, `WORK_ADDRESS` o `DELIVERY_ADDRESS` (sono tutte etichette diverse);
- generic: `ADDRESS:home`, `ADDRESS:work` o `ADDRESS:delivery` (l'etichetta è sempre `ADDRESS`, con un valore che ne indica il tipo).

Generalmente è preferito il secondo metodo per la minore complessità nello scrivere query (come ad esempio elencare tutti gli indirizzi di una data persona).

Un database a grafo può usare un motore di archiviazione nativamente a grafo o usare altri sistemi di archiviazione. Il primo ottimizza la gestione dei grafi, mentre il secondo archivia i dati in formato tabellare o tramite documenti per poi interrogare il database come se fosse un grafo. Il metodo tabellare per esempio archivia le relazioni su una tabella relazionale che può essere interrogata tramite *join bomb* (join con se stessa), tuttavia questo sistema degenera in fretta all'aumentare della distanza tra due nodi.

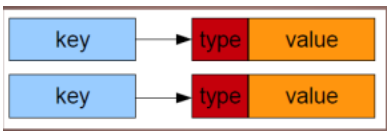
Il database a grafo risolve quindi il problema dei database relazionali (e di molti altri database NoSQL) a gestire le relazioni interne ai dati. Infatti anche altri modelli NoSQL, indipendentemente dal modello adottato, soffrono perdite di prestazioni quando sono effettuate aggregazioni (soprattutto non indicizzati) dal momento che i collegamenti non sono nativi e manca il concetto di prossimità, presente invece nel grafo. Si può tentare di risolvere il problema con dati annidati tra di loro ma la struttura del database risulterebbe eccessivamente complessa e non permetterebbe altre query. Il DBA in base ai suoi bisogni (integrazione con altre applicazioni) può benissimo decidere di usare un database a grafo con una gestione dei dati non nativa senza che questo impatti sulla qualità del prodotto finale. In un archivio nativo a grafo gli attributi, i nodi e i nodi referenziati sono memorizzati insieme per ottimizzare l'engine l'elaborazione a grafo.

Per eseguire una query nel modello a grafo, il tempo di risposta non dipende strettamente dal numero totale di nodi (che rimane più o meno costante) perché la query viene processata nella porzione locale del grafo connessa al nodo base, mentre nei modelli relazionali e altri modelli NoSQL le prestazioni calano al aumentare dei dati (spesso in una maniera lineare). Inoltre è possibile aggiungere altri nodi e relazioni senza disturbare il modello già esistente anche nel caso in cui i dati non abbiano la stessa struttura. Il processing engine usa *"index-free adjacency"* cioè i nodi connessi sono collegati fisicamente tra di loro, ciò velocizza il loro recupero da una query, ma questa velocità ha un prezzo: l'efficacia delle query che non sfruttano le proprietà del grafo viene peggiorata, ad esempio nel caso delle operazioni di R/W.

Neo4j implementa un linguaggio Cypher, di tipo dichiarativo, che permette query al grafo usando una sintassi simile a SQL o SPARQL, ma comunque ottimizzata per i grafi. Cypher è facile da leggere e capire ed espressivo, pur rimanendo compatto. Il linguaggio astrae il concetto di grafo permettendo all'autore di una query di indicare solamente cosa desidera tralasciando come.
Neo4J utilizza in parallelo il linguaggio Gremlin, parte del framework Apache TinkerPop, che invece permette di esplicitare le modalità con cui deve essere svolta una richiesta al database.

2.3 Key-Value.

Considerato il modello più semplice e flessibile, associa ad una stringa (la *chiave*) una sequenza di dati binari (BLOB, *Binary Large OBject*) come possono essere immagini, video o altri tipi di dato:



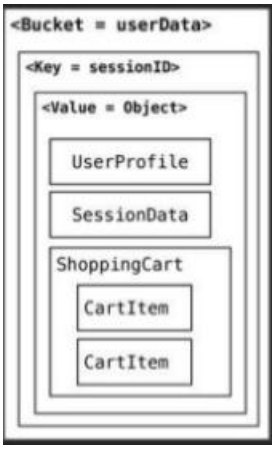
Le uniche operazioni lecite del modello sono;

- aggiunta di una nuova coppia <chiave - valore>;
- rimozione di una coppia <chiave - valore>;
- modifica di un valore (data la chiave);
- ricerca di un valore (data la chiave).

Data la natura *opaca* dei dati, non è possibile cercare la chiave dato il valore.

Esempi noti di Database key-value sono DynamoDB, sviluppato e usato da Amazon per registrare i sistemi di pagamento dei clienti, e Riak, che usa la seguente terminologia:

SQL	**Riak**
database	cluster
table	bucket
row	key-value
rowid	key



Grazie all'indicizzazione ad *hash*, questo modello riesce a scalare orizzontalmente in modo molto efficiente. L'hash è una funzione matematica che assegna un valore ad una chiave: $h(x) = v$; nel caso specifico, generalmente il valore della funzione indica dove il dato si trova (non il dato stesso). I valori hash possono essere facilmente distribuiti su una rete di calcolatori di dimensione arbitraria: per esempio, considerando la funzione $h(x) = x\%k$ (dove % è la funzione resto della divisione intera e k il numero di nodi della rete), si può stabilire in quale nodo indirizzare la coppia in base al risultato. Per recuperare il dato, basta dunque interrogare il nodo in cui è presente la chiave e attendere che questo invii il valore.

2.4 Wide Column: Cassandra[3] e BigTable.

L'idea di archiviare i dati per colonne è nata negli anni '70, ma le prime implementazioni commerciali del modello risalgono solamente agli anni '90; di notevole importanza sono BigTable, introdotto da Google e da cui nasce Apache HBase, e Cassandra, sviluppato da Facebook. Questo modello archivia i dati, raggruppati per colonne, su blocchi sequenziali dell'hard disk, ottimizzando le aggregazioni della colonna e le query eseguite su più colonne (il tempo dipende comunque da eventuali indicizzazioni e dal design del database). In un certo senso, questo modello è un'evoluzione del KeyValue: quando si tenta di apportare una struttura al valore indicizzato dalla chiave, si ottiene un risultato simile (a tal punto che Cassandra può essere considerato un KeyValue). Questo modello offre prestazioni elevate scalando orizzontalmente, quando sono richieste numerose operazioni di R/W al secondo su grosse quantità di dati e quando è necessario avere indicazioni temporali riguardanti ogni dato. Si può usare anche costruire un database ibrido tra questo modello e quello a grafo: nascono così progetti come JanusGraph. Il modello non permette join, ma si può ottenere un equivalente grazie alle funzioni `Scan()` e `Get()`.

BigTable e HBase.

Sviluppato da Google, BigTable gestisce i dati costruendo delle mappe multidimensionali, ordinate, persistenti e sparse, accessibili grazie ad un indice di riga, ad un indice di colonna e a un *timestamp*. Ogni tabella è composta da *column-families*, le cui celle sono ordinate e sparse (ovvero contengono chiavi diverse). Si può rappresentare la struttura nel seguente modo:

row key	**column family 1**		**column family 2**		
	column 1	**column 2**	**column 1**	**column 2**	**column 3**
KEY	*cell*	*cell*	*cell*	*cell*	*cell*

Ogni riga può avere un timestamp diverso, quindi si possono avere più versioni della stessa tabella.

I dati all'interno della cella (e la chiave) non hanno tipo ma sono salvati come sequenza di byte, quindi per cercare un dato nota la chiave è necessario usare una funzione `.toBytes("Key")`. Le colonne sono dinamiche: è sempre possibile aggiungere una nuova colonna o modificare quelle esistenti (anche grazie ad API esterne). Ogni colonna può appartenere ad una sola column-family e appartiene alla riga con `familyNode:columnName` seguito dal valore:

```
row-key : {
    info : {
        height : 170,
        state : "NY"
    },
    roles : {
        ASF : "Director",
        Hadoop : "Founder"
```

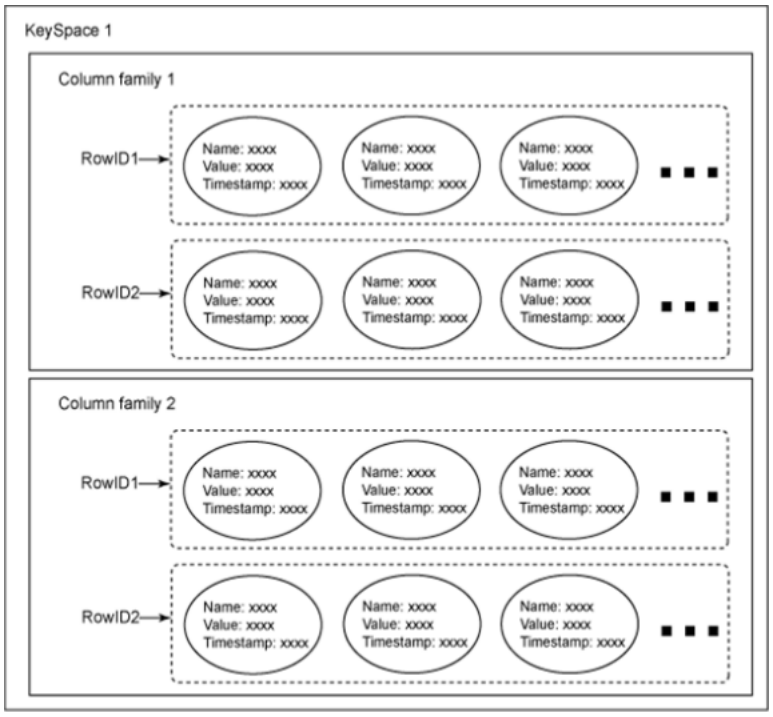
```
    }
}
```

Il numero di versione per ogni riga è univoco per ogni row-key: generalmente è usato un timestamp, ma può essere modificato dall'utente.

Cassandra.

Nato come supporto per la ricerca nell'inbox di Facebook, fu reso open source nel 2008 e in seguito è diventato un top-level project sotto Apache nel 2010. Il modello è identico a quello di BigTable e HBase: ne eredita le caratteristiche fondamentali a parte per alcune differenze per gli algoritmi utilizzati e il modo in cui i dati sono distribuiti. Usa un linguaggio chiamato CQL (Cassandra Query Language) simile a SQL.

Il *Keyspace*, che sarebbe l'equivalente del database in un RDBMS, possiede nativamente un fattore di replicazione e un algoritmo di replicazione, ma rimane solamente un raggruppamento di column families.



Un esempio del Datamodel di Cassandra.

Non permettendo operazioni di join o chiavi esterne, il modello prevede l'uso di dati ridondanti e denormalizzati per gestire i collegamenti.

Confronto tra i tre DBMS WideColumns.

	Cassandra	**Big Table**	**DynamoDB**
Tipologia:	Column	Column	Key-Value
Progettato per:	Write often, read less	Large scalability	Large database
Gestione parallela:	MVCC	Locks	ACID
Consistency:		Sì	Sì
Hight Availability:	Sì	Sì	Sì
Partition Tolerance:	Sì	Sì	
Persistenza:	Sì	Sì	

Parte II
Distribuzione dei dati

Un database centralizzato è un sistema in cui il database è localizzato su una sola macchina: se questa non è funzionante (SPOF, *Single Point of Failure*), l'intero database non risulta accessibile. Per facilitare l'accesso ai dati in luoghi differenti, è possibile distribuirli o replicarli: nel primo caso si distribuiscono in luoghi diversi dati diversi, nel secondo i medesimi dati (per intero o solamente in parte). La distribuzione permette una maggiore disponibilità (*availability*) e la parallelizzazione delle operazioni. In fase di progettazione di un Database Distribuito, si costruisce la rete tra i nodi, si collocano questi geograficamente e si stabilisce il loro contenuto. Le macchine su cui gira un database distribuito non sono particolarmente potenti: si riduce notevolmente il costo dell'hardware ma la progettazione risulta più difficile. Bisogna tenere presente però che la prestazione totale di un database distribuito è, generalmente, pari alla prestazione del nodo più debole: è il fenomeno *bottleneck*. Le performance tuttavia migliorano linearmente rispetto al numero di nodi della rete, ma risultano influenzate dalla velocità di connessione.

In un Database Distribuito Omogeneo, tutti i *nodi* condividono le medesime impostazioni (non è possibile individuare una gerarchia): insieme collaborano a risolvere le richieste dell'utente, a cui appare come un singolo sistema. Invece in un Database Distribuito Eterogeneo i nodi hanno impostazioni diverse, rendendo difficili le comunicazioni per risolvere query e altre transazioni, che sono risolte limitatamente alla loro parte.

Un sistema distribuito tiene in memoria, nel complesso della rete, una copia di ogni dato su un numero di nodi stabilito dal *replication factor*. Ciò garantisce una maggiore tolleranza agli errori (è più difficile avere un SPOF): il dato è ottenibile da più fonti diverse, dunque se un nodo non è disponibile la rete gira la richiesta ad un altro. Inoltre la replicazione del database migliora con la sua frammentazione: i nodi replicano i dati spartendosi i frammenti (*churn*), riducendo le comunicazioni interne. In questo modo si possono distribuire le richieste ai singoli nodi, che elaborano in parallelo e inviano all'utente il risultato.

Tuttavia replicazione e frammentazione rischiano di compromettere la coerenza del dataset: sono da considerare il tempo di aggiornamento di ogni replica e la gestione di operazioni contraddittorie eseguite parallelamente (ad esempio, l'acquisto contemporaneo di due persone dell'ultimo biglietto per un volo aereo). Per ovviare a questo problema, una

possibile soluzione è costruire una struttura gerarchica all'interno dei nodi: si individuano *master* che interagiscono con l'utente e *slaves* che hanno una mera funzione di replica (a meno che il rispettivo *master* non sia disponibile).

3 Frammentazione.

La frammentazione dei dati invece avviene dividendo i dati in k parti in modo tale però che sia possibile ricostruire la relazione originaria. La frammentazione può essere orizzontale (si dividono le osservazioni) o verticale (si dividono gli attributi) in base alla struttura del modello. In ogni caso dovrebbe garantire che i dati siano presenti nei nodi che li processano più frequentemente; inoltre è permessa così la parallelizzazione dei processi (per osservazioni o per caratteristiche). Si possono anche avere frammentazioni ibride.

Si intende con *Data Transparency* la consapevolezza che ha l'utente finale della distribuzione dei dati: l'obiettivo è di far credere che si operi su un unico server.

Si individuano tre tipologie di architetture nei DDBMS (*Distributed DBMS*):

- *Share Everything*: è un sistema centralizzato con un'unica macchina e (virtualmente) un unico disco;
- *Share Disk*: i dati sono archiviati su diversi dischi connessi tra loro a cui accedono diverse macchine;
- *Share Nothing*: le macchine non condividono risorse ma operano all'interno di una rete (facile da scalare) sfruttata per unire i risultati.

Shared Disk	**Shared Nothing**
Migliore gestione del carico di lavoro	Opera su *commodity hardware*
High Availability	Facilmente scalabile
Performance migliori con letture frequenti	Performance migliori con grossi volumi (R/W)
I dati non sono partizionati	I dati sono partizionati in cluster

4 Replicazione.

Si individuano diverse strutture di replica:

- One2Many: una sorgente e più repliche;
- Many2One: più sorgenti e una sola replica (contenente tutti i dati);
- Peer2Peer: i dati sono replicati attraverso molteplici nodi che comunicano l'uno con l'altro;
- Bi-directional: un Peer2Peer a coppie;
- Multi-Tier Staging: la replicazione è divisa in più stages.

Per creare una replica bisogna avere accesso alla porzione di dati da replicare: è necessario prelevare i dati dal nodo o usare un backup come sorgente. Per sincronizzare le repliche durante l'operazione di trasferimento, si usano dei *log file*: sequenze di attività realizzate, in ordine cronologico, che possono tenere conto delle transazioni (*operations*) o di eventi di sistema (*checkpoint* e *dump*). Si definisce *checkpoint* un insieme di transazioni svolte in un determinato intervallo di tempo, mentre un *dump* è una copia dello stato del Database in un dato istante temporale.

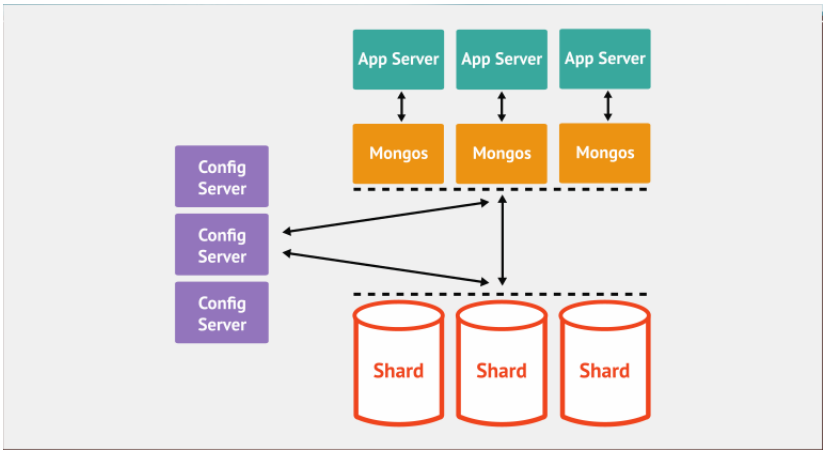
5 MongoDB: Shading[2].

MongoDB divide una collezione in diversi server (chiamati *shards*, che nel complesso formano un *cluster*) secondo il valore assunto da una chiave presente in ogni documento, raggruppando così i dati in *chunks*. Inizialmente la collezione è composta da un solo *chunk* con valori limite $(-\infty, +\infty)$; ma, impostando la chiave, è effettuata in automatico una divisione in modo tale che ogni *chunk* abbia un valore massimo di 200MB (sempre che sia possibile effettuare divisioni così precise), e che questi siano disgiunti ed esaustivi. I *chunks* sono così distribuiti tra i vari *shards* grazie ad un *balancer*, che però tenta di ridurne gli spostamenti: per evitare la saturazione della rete, un *chunk* è spostato da un nodo ad un altro solamente se c'è una differenza di almeno 9 *chunks* tra i due nodi. Così si tenta di equiparare il carico di lavoro tra i vari *shards* della rete, senza però sprecare risorse.

Il software incaricato di compiere queste operazioni è mongos, che mette in contatto i vari demoni mongod: è il punto di contatto tra il singolo nodo e il cluster, che permette la gestione dell'intera rete alla pari di una singola istanza. Altro compito di mongos è di instradare le query verso i nodi corretti, o di unire i risultati se la richiesta è fatta all'intera rete. Mongos non si occupa di archiviare la configurazione del cluster: a questo compito provvede il demone mongods (il *config server*), che conserva un log degli accessi alla rete.

Nel cluster sono quindi presenti tre tipi di processo:

- Mongod (i *shards*): i nodo del cluster, repliche o meno;
- Mongos: per incanalare le richieste allo *shard* corretto;
- Mongods: (config server): tiene traccia dello stato del cluster, se ne possono avere solamente 1 o 3.



Per l'aggiunta di nodi e repliche, la procedura è la seguente:

```
// inizializzazione di mongod su ogni server
localhost$ ssh server.ip
server% mongod
server% exit

// connessione al server remoto
localhost$ mongo server.ip/admin
MongoDB shell
connecting to: admin
> // inclusione nel cluster
> db.runCommand({
    "addShard" : "server_con_dati.ip:27018",
    "name" : "nome_identificativo"
});
{ "shardAdded" : "nome_identificativo", "ok" : 1 }
> // per aggiungere una replica
> db.runCommand({
    "addShard" : "server/server_da_replicare.ip:27018"
    "name" : "nome_identificativo"
});
{ "shardAdded" : "nome_identificativo", "ok" : 1 }
> // ora la rete è creata, si devono impostare i dati
> // selezione del database
> db.adminCommand({
    "enableSharding" : "database_condiviso"
});
{ "ok" : 1}
> // selezione delle collection e delle chiavi
> db.adminCommand({
    "shardCollection" : "collection_condivisa",
```

```
    "key" : {
        "chiave_1" : 1,
        "chiave_2" : 1 //...
    }
});
{ "collectionSharded" : "collection_condivisa", "ok" : 1 }
```

Una *shard key* deve essere presente in tutti i documenti della collezione, non deve essere mutabile e viene automaticamente indicizzata da MongoDB. Inoltre deve avere valori diversi tra di loro (non si possono dividere valori tutti uguali) e deve facilitare le ricerche: è opportuno usare un attributo usato frequentemente nelle query). Possono nascere problemi con valori del campo `id` modificati in quanto possono essere unici solamente all'interno del proprio *shard* e dunque possono ripetersi in *shard* diversi (tenendo il valore di default è altamente improbabile che accada).

6 HBase.

HBase è concepibile come un database tabulare composto da numerosi *HFiles* archiviati su diversi *HDFS*. Essendo un database Column Oriented, tutte le righe sono contrassegnate da una chiave univoca. Una tabella può essere così spartita in porzioni orizzontali chiamate *regioni*: ogni regione comprende un intervallo di valori assunti dalla chiave (similmente al sistema adottato da MongoDB). L'accesso alla lettura e alla scrittura delle regioni sono controllate da un *RegionServer*; solitamente un *RegionServer* contiene più regioni; all'aumentare delle dimensioni di una regione, questa è divisa in base ad regole preimpostate (o eventualmente manualmente).

HBase è compreso nel pacchetto Hadoop, insieme con ZooKeeper: quest ultimo permette la gestione dei vari nodi all'interno del cluster provvedendo in automatico a riconoscere e sostituire nodi offline. Un client, per effettuare una query, riceve da ZooKeeper l'indirizzo del *RegionServer* interessato, con cui è poi stabilita la connessione.

Il bilanciamento del carico tra i vari nodi è controllato da un *Master*: quando un *RegionServer* è aggiunto o rimosso dalla rete, è il nodo Master a ricollocare i dati nel modo appropriato. L'intervento del Master è necessario solamente per operazioni riguardanti i meta-dati e cambiamenti nello schema dei dati.

Ricapitolando, HBase è composto da:

- un HMaster: coordina gli *slaves* nel cluster e controlla il loro stato;
- i RegionServer: contengono i dati e rispondono alle richieste dell'utente (sfruttando dei log);
- ZooKeeper: provvede alla sincronizzazione tra i nodi e alle comunicazioni tra di essi.

Si ha comunque la possibilità di ottenere SPOF in caso di problemi nel nodo Master[4].

[4]Esistono sistemi per lavorare con più nodi Master, non contemplati ai fini dell'esame.

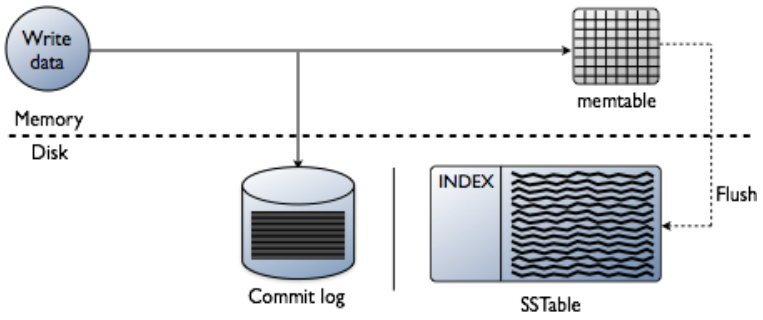
7 Cassandra.

In Cassandra normalmente non esiste una gerarchia tra i nodi: ogni nodo è uguale agli altri (tranne che per i dati contenuti) ed è in grado di compiere le stesse operazioni. In circostanze particolari (collegamenti con client o simili) un nodo assume determinati compiti diventando *coordinatore* per quella singola operazione; altra particolarità si ha all'inserimento di un nuovo nodo nella rete: è nominato un *seed node* con cui il nuovo arrivato scambia informazioni.

Dato questo appiattimento, il sistema di scambio delle informazioni si basa sul modello *p2p* (*Peer To Peer*), dove i dati sono partizionati e replicati tra tutti i nodi per proteggere da fallimenti delle singole macchine, e in questo modo le prestazioni aumentano linearmente con il numero di nodi nella rete. È possibile aggiungere o rimuovere nodi all'interno della rete senza scollegare le macchine: si hanno un'elasticità e una scalabilità trasparenti all'utente. I nodi sono disposti ad anello grazie ad un hash del valore assunto dalla variabile di partizionamento: è assegnata ad ogni nodi una porzione (*token*), che può essere nel tempo riallocata per far sì che il carico sia equiparato tra i nodi. Per individuare i nodi contenenti repliche di un dato, è utilizzato ZooKeeper.

La scrittura di un dato in Cassandra avviene in tre fasi:

1. il nuovo dato è scritto su un file (*commit log*) nel nodo competente (per assicurare consistenza anche in caso di fallimento nell'operazione di scrittura);
2. il dato è quindi scritto su una *mem-table* (tenuta in RAM per velocizzare le operazioni di lettura);
3. solo quando la mem-table è piena, il dato è scritto su disco in una *SSTable*, non più modificabile.



La consistenza dei dati è data in base al principio di maggioranza: se un certo numero di nodi, anche solo uno, concordano sulla lettura o scrittura di un dato, allora questo è dato per vero; approccio alternativo è basato sul quorum: il numero di nodi richiesto è pari al $50\% + 1$ delle repliche. Se un nodo non è disponibile, un altro si occupa di annotare l'operazione per comunicarla in seguito. Il sistema è selezionato in fase di inserimento del dato o di lettura:

```
INSERT INTO table (column1, column2, column3...)
           VALUES (value1,  value2,  value3...)
```

```
            USING CONSISTENCY ONE (QUORUM);

SELECT *
  FROM table
 USING CONSISTENCY ONE;
```

Non avendo un nodo *master*, non sono conservate copie canoniche dei dati e delle impostazioni nel cluster: tutti i nodi di Cassandra si aggiornano grazie al *Gossip Protocol*. Ogni secondo infatti, ogni nodo del cluster trasmette informazioni agli altri riguardanti il proprio stato e lo stato di altri nodi (per un massimo di tre) su cui ha informazioni. In un DDBMS, un nodo può risultare offline anche se in realtà si verifica solamente un sovraccarico nella rete; per evitare di marcare come non disponibile un nodo dunque, si usa un approccio probabilistico: i nodi nel cluster si *preoccupano* maggiormente degli altri nodi per reindirizzare le operazioni solamente quando è data per certa la non disponibilità.

A intervalli periodici, Cassandra esegue un'operazione di *compattamento* dei dati per unire SSTables che necessitano di maggiore spazio, aggiornare gli indici, riunire le chiavi di riga, combinare colonne ed eliminare i dati superflui. I dati in Cassandra non sono realmente eliminati: sono annotati come non disponibili e pronti all'eliminazione (si assegna cioè una *tombstone*), alla pari dei *filesystem* dei sistemi operativi. I dati sono realmente eliminati solamente al raggiungimento di un evento (compattamento o allo scadere di un timer).

Parte III
Big Data

La prima definizione di *Big Data* fu data da Gartner nel 2012: [**Big data is high volume**, **high velocity and/or high variety information assets**]; oggi però per definire i ≪Big Data≫ si possono usare più di 3 V: si aggiungono *variability* e *veridicity*. Analizzare i Big Data su un singolo server è un processo lento, costoso e difficile da realizzare: la soluzione è effettuare un'analisi distribuita su hardware poco costosi tramite un sistema di calcolo parallelo[5]. I problemi principali della distribuzione dei dati sono la sincronizzazione e la coordinazione tra i nodi, la larghezza della banda, i punti morti (*deadlock*) e i fallimenti nel sistema (*failure*). Tuttavia la parallelizzazione è necessaria perché scala linearmente (*scale out*) col numero di nodi, può operare con macchine poco costose (*commodity hardware*), e permette di rivolgere l'attività di calcolo direttamente al dato.

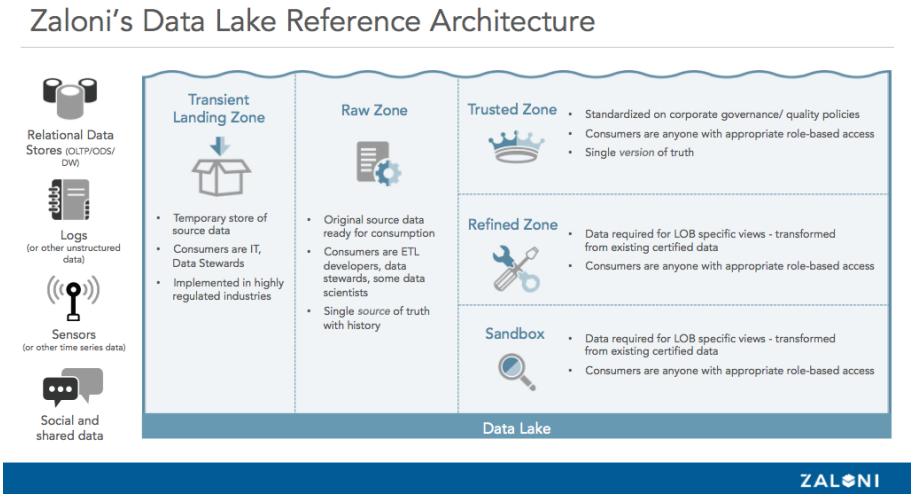
8 *Data Lake.*

L'espressione *data lake* è stata coniata nel 2010 da James Dixon, per distinguere i due approcci di gestione dei dati: questo infatti è caratterizzato dallo *schema on read* al contrario dello *schema on write* dei *data warehouse* (o *data mart*). Il secondo approccio

[5] I vantaggi sono già stati esposti nella sezione dedicata all'architettura distribuita

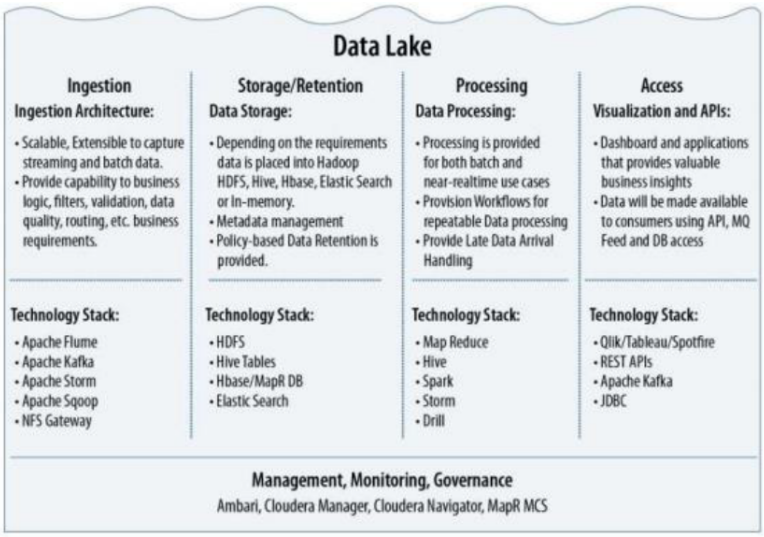
infatti struttura i dati prima della loro scrittura per facilitare consumazioni future; mentre il primo è in grado di contenere enormi quantità di dati in formati diversi ed elaborarli velocemente (grazie alla facile scalabilità) con costi comunque contenuti. Da un *data lake* un soggetto autorizzato può attingere passando per un processo di analisi e di campionamento accurato.

Un *data lake* può anche fornire dati per un *enterprise data warehouse*: infatti può facilmente gestire dati in tempo reale in fase di *ingestion* per filtrare solamente le osservazioni interessanti. Questo sistema permette di alleggerire il carico di lavoro del *data warehouse* e di permettere esplorazioni iniziali dei dati disponibili da parte del team (*quick user access*).



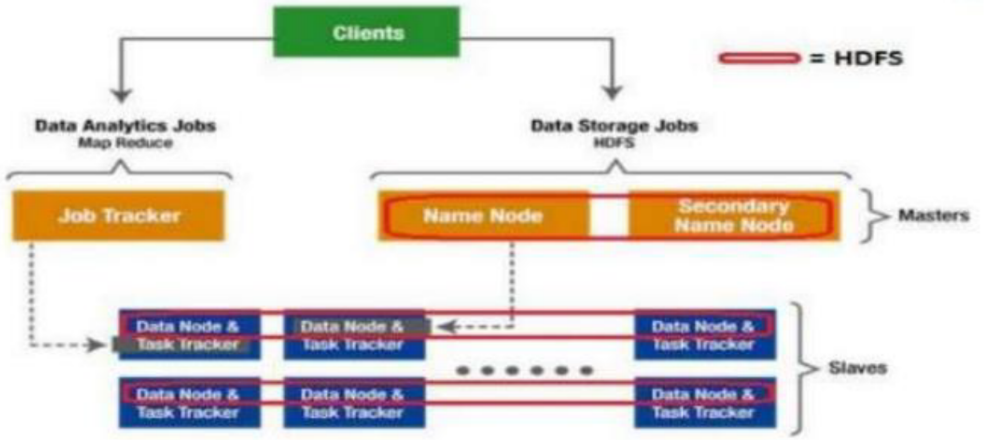
In un *data lake*, i dati sono prima caricati in una *transient loading zone* dove sono sottoposti ad analisi sulla qualità; se questa analisi è positiva, sono inviati poi alla *raw data zone*. Da qui è possibile poi ripulire i dati tramite tecniche di *data cleaning and validation* per inviarli poi alla *refined zone*.

Per l'esplorazione di dati, questi sono campionati e inviati ad una *discovery zone* e infine, per la loro consumazione, ad una *analytic zone*.



8.1 Hadoop.

Hadoop è un framework che supporta applicazioni distribuite con elevato accesso ai dati, combina HDFS e MapReduce.



È un sistema economico e facilmente scalabile per archiviare e interrogare dati: girando su macchine comuni, aggiungendo nodi si ha un aumento sia dello spazio di archiviazione disponibile sia della potenza di calcolo. Hadoop è progettato per compensare fallimenti all'interno della rete: è facile che un computer comune abbia problemi con carichi di lavoro particolarmente pesanti, dunque Hadoop devia in automatico la richiesta a un'altra macchina senza interrompere il lavoro. I dati che Hadoop gestisce non devono essere per forza strutturati: sono archiviati in formato grezzo e si strutturano solamente in fase di lettura (*schema on read*), rendendo più facile l'opearzione di scrittura.

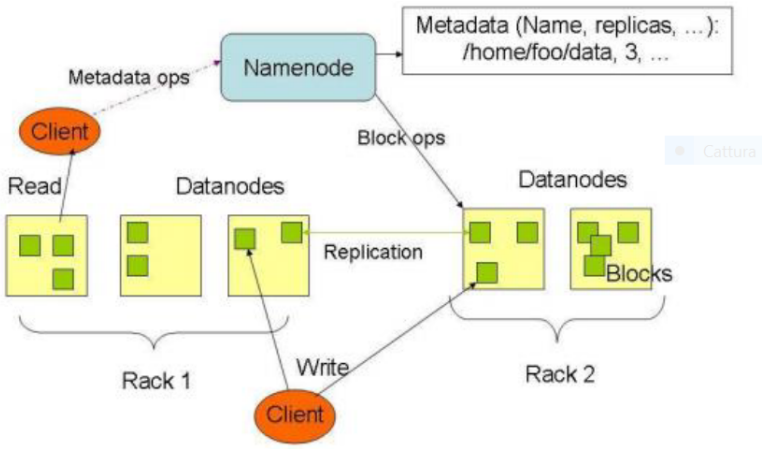
Hadoop è circondato da una famiglia di programmi correlati in forte espansione, costruita sopra o progettata per lavorare assieme. Tra i progetti più famosi si ricorda Pig,

un linguaggio di scripting che esegue l'analisi dei dati; gli script scritti in *pig latin* sono tradotti in lavori MapReduce.

Hive è un'interfaccia simile a SQL per interrogare i dati memorizzati: i piani di esecuzione sono generati automaticamente. È spesso usato per report giornalieri, misurare le attività degli utenti o eseguire data e text mining, machine learning o attività di business intelligence.

8.1.1 HDFS (Hadoop File System).

Progettato per Hadoop su modello del Google File System (GFS) di BigTable, HDFS è un filesystem virtuale operante su una rete di calcolatori con hardware non specifico.



HDFS è stato progettato per garantire un'alta tolleranza agli errori e fornire comunque accesso ad alta velocità ai dati delle applicazioni: è ottimizzato per conservare grandi quantità di dati e leggerli ad alta velocità (*write once, read many*). Il nodi del filesystem sono disposti in modo gerarchico, con un *NameNode* che contiene il *NameSpace* (l'indicizzazione dei file) e più *DataNodes* (generalmente uno per ogni nodo del cluster) che gestiscono i dati. I dati sono distribuiti in pacchetti (una virtualizzazione dei blocchi degli Hard Disk tradizionali) di dimensioni di 128MB.

Compito fondamentale del *NameNode* è di verificare lo stato degli altri nodi e gestire eventuali fallimenti nella rete; tuttavia essendoci un solo *NameNode*, una sua indisponibilità rappresenta un SPOF: per evitare la perdita di dati, è archiviata una copia della struttura del filesystem (e di tutti gli altri documenti) su un'altra directory (ovvero un altro nodo). Il *NameNode* registra anche i meta-data (lista dei file, dei *DataNodes*, attributi...) e le operazioni eseguite sui file grazie ad un transaction log. Le operazioni di file e directory (apertura, chiusura e spostamento) sono eseguite sul *NameSpace*, che reindirizza le operazioni di lettura e scrittura al *DataNode* di competenza. I *DataNodes* permettono anche la creazione, eliminazione e replica di blocchi sotto richiesta del *NameNode*. La strategia più diffusa di replica dei dati è collocare le repliche:

- una sul nodo locale;

- una su un *rack* (collezione di nodi) remoto;
- una su una replica nello stesso *rack*;
- altre eventuali in modo casuale.

Un client che si collega al filesystem legge il file dal luogo più vicino (*rack awareness*).

Per evitare che il dato rimanga corrotto durante la trasmissione, il client genera un checksum del file per confrontarlo con una copia archiviata col dato in fase di scrittura (e salvato come file nascosto). Se i due checksum non combaciano, il dato è reperito da un'altra replica.

I tipi di dato supportato sono:

- testo semplice;
- csv;
- json;
- Sequence File;
- coppie <chiave - valore> (anche binarie);
- avro*;
- orc (*Optimized Row Columnar*);

8.1.2 Map Reduce.

Map Reduce (o Mapred) è un motore di computazione distribuito, in cui ogni programma è scritto in stile funzionale ed è eseguito in parallelo. Prende spunto dalle funzioni `(mapcar)` e `(reduce)` del LISP, che applicano rispettivamente un'operazione su tutti gli elementi di un insieme e ne combinano i valori restituendone il risultato. Mapred risolve problemi legati alla gestione dei processi di BigData (ad esempio *distributed pattern-based searching* o *distributed sorting*) quali:

- come assegnare i *task* ai singoli *worker*;
- cosa succede se ci sono più *task* che *workers*;
- cosa succede se i *workers* devono condividere risultati parziali;
- come aggregare i risultati parziali;
- come scoprire se tutti i *workers* hanno finito il proprio *task*;
- cosa succede se un *worker* muore.

L'architettura è di tipo *master-slave*: il nodo master ha il compito di gestire la coda dei *task*, suddividerli nei vari blocchi e notificarne il termine (o fallimento). I nodi slave gestiscono i singoli *task*, inviando al nodo master informazioni sullo svolgimento.

La fase di *Map* esegue lo stesso codice su un grande ammontare di *record*, trasformandoli in coppie chiave-valore che subiscono un'operazione di *shuffle & sort*, in cui sono raggruppati gli elementi con la stessa chiave. Quindi si passa alla fase di *Reduce* che aggrega i risultati intermedi e genera l'output. Il programmatore deve solamente scrivere i programmi di map $map(k, v) \rightarrow [(k', v')]$ e di reduce $reduce(k', [v']) \rightarrow [(k', v')]$, mentre il software si occupa del resto.

Il sistema MapReduce tuttavia risulta difficile da comprendere e richiede la scrittura di due programmi per ogni richiesta; inoltre è molto facile che si sollevino errori durante l'esecuzione di richieste molto complesse, a causa della quantità di istanze necessarie allo svolgimento. Inizialmente ogni *jobtracker* doveva gestire le proprie risorse computazionali, i *task* del lavoro, monitorare la fase di esecuzione, gestire i fallimenti e controllare altre variabili: è stato introdotto YARN (*Yet Another Resource Negotiator*) per fungere da *Resource Manager* globale e *Application Master* per ogni applicazione.

9 Qualità dei dati e integrazione.

Fasi molto importanti nell'analisi dei dati sono la verifica della qualità dei dati (*Data Understanding*), la loro pulizia e integrazione (*Data Preparation*). Normalizzati i dati, bisogna individuare i casi di *deduplication*, ovvero osservazioni riferite al medesimo fenomeno registrate più volte; per fare ciò si deve stabilire una regola sintattica o semantica. Individuati due record ridondanti, bisogna unirli (*data fusion*).

Come seconda cosa, si uniscono diverse fonti di dati (*record linkage*), individuando chiavi comuni o direttamente con un'operazione di merge. La qualità del risultato è fortemente influenzata dalla qualità dei dati uniti. Si possono incontrare dei conflitti durante il processo; i conflitti si dividono in categorie:

- *classification conflicts*: elementi corrispondenti si riferiscono a fenomeni diversi (si deve introdurre una nuova gerarchia);
- *descriptive conflicts*: caratteri diversi hanno proprietà diverse o sono descritti diversamente;
- *structural conflicts*: sono usati diversi schemi;
- *fragmentation conflicts*: un fenomeno è descritto come un singolo oggetto in un dataset e come più oggetti in un secondo (si devono de-normalizzare);

- *istance level conflicts*: gli stessi dati hanno valori diversi nei database.

9.1 *Record Linkage.*

Questa procedura, conosciuta anche come *Object Identification*, *Deduplication* (se operante su un unico dataset) o *Object Matching*, raggruppa tramite un algoritmo le osservazioni corrispondenti al medesimo fenomeno prelevandole da più dataset (anche di diverso formato). L'output generalmente non è binario, in quanto è riconosciuta anche l'eventualità che la risposta non sia certa. Esistono più tecniche di *record linkage*:

- empirico: si calcola un indice di distanza (in termini sintattici) tra due tuple e si uniscono se non supera una certa soglia;
- probabilistico: si generalizza sulla popolazione per mezzo di regole estratte da un campione;
- *knowledge based*: si usano regole note;
- sistema misto tra il secondo e il terzo approccio.

9.2 *Data Fusion.*

Fase critica per la presenza di errori, può seguire più approcci:

- *Conflict Ignoring*: passa oltre (*pass it on*) lasciando la risoluzione all'utente;
- *Conflict Avoiding*: applica un sistema unico per tutti i conflitti, generalmente riconoscendo una fonte come la più affidabile (*Trust Your Friends*);
- *Conflict Resolution*: verifica dati e metadati prima di compiere qualsiasi azione, selezionando tramite *deciding* (se selezionato un valore tra quelli disponibili) o *mediating* (se è calcolato a partire da quelli disponibili).