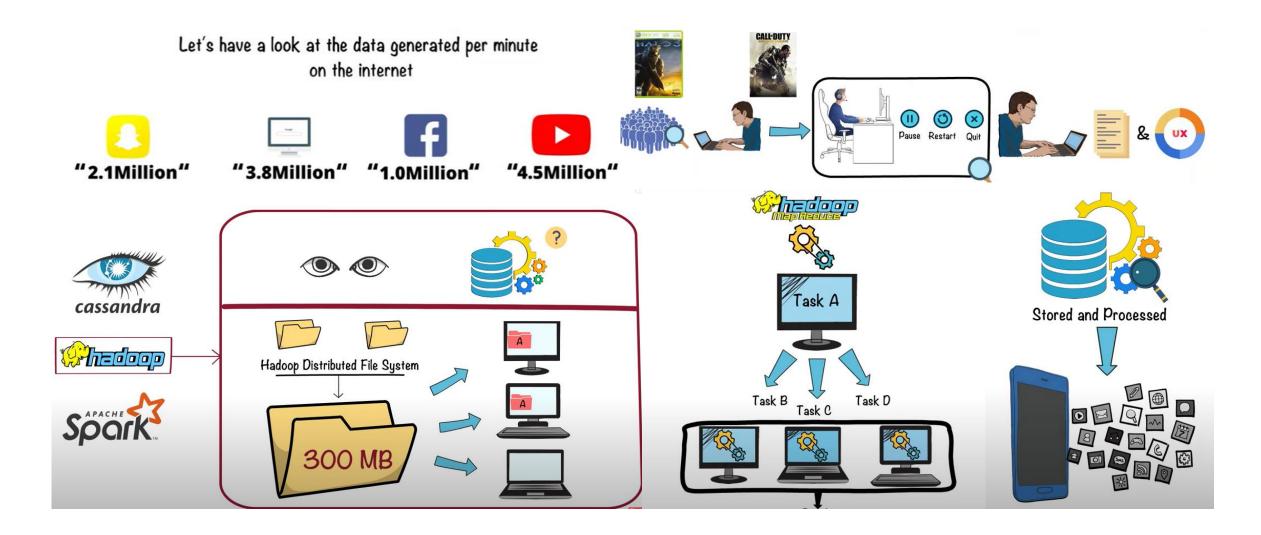
5. 빅데이터 플랫폼



빅데이터플랫폼



데이터 형태

정형 데이터

- 형태가 있으며 연산 가능함. 주로 관계형 데이터베이스에 저장됨
- 데이터 수집 난이도가 낮음
- 내부 시스템인 경우가 대부분임
- 파일 형태의 스프레드시트라도 내부에 형식을 가지고 있어 처리가 쉬운 편임
- EX) 관계형 데이터베이스, 스프레드시트, CSV 등

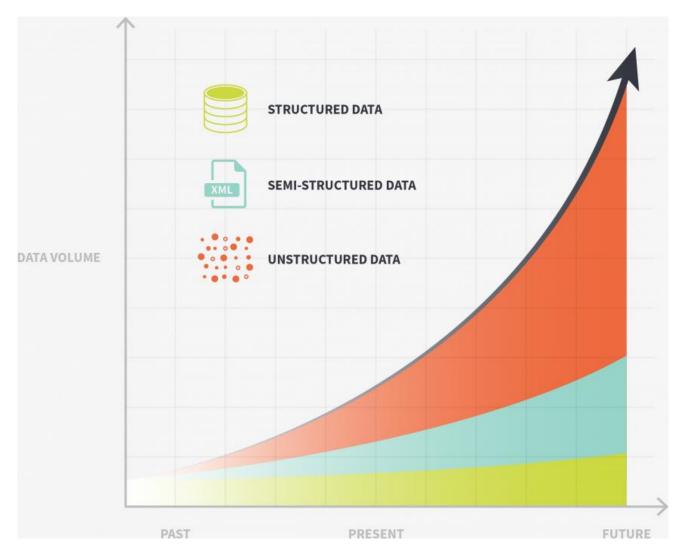
반정형 데이터

- 형태(스키마, 메타데이터)가 있으며 연산이 불가능
- 주로 파일에 저장됨
- 데이터 수집 난이도가 중간
- 보통 API 형태로 제공되기 때문에 데이터 처리기술이 요구됨
- EX) XML, HTML, 로그형태(웹로그, 센서데이터), Machine Data 등

비정형 데이터

- 형태가 없으며, 연산이 불가능함
- 주로 NoSQL에 저장됨
- 데이터 수집 난이도가 높음
- 텍스트 마이닝 혹은 파일일 경우 파일을 데이터 형태로 파싱해야 하기 때문에 수집 데이터 처리가 어려움
- EX) 소셜데이터(트위터, 페이스북), 이메일, 보고서

비정형 데이터





NoSQL







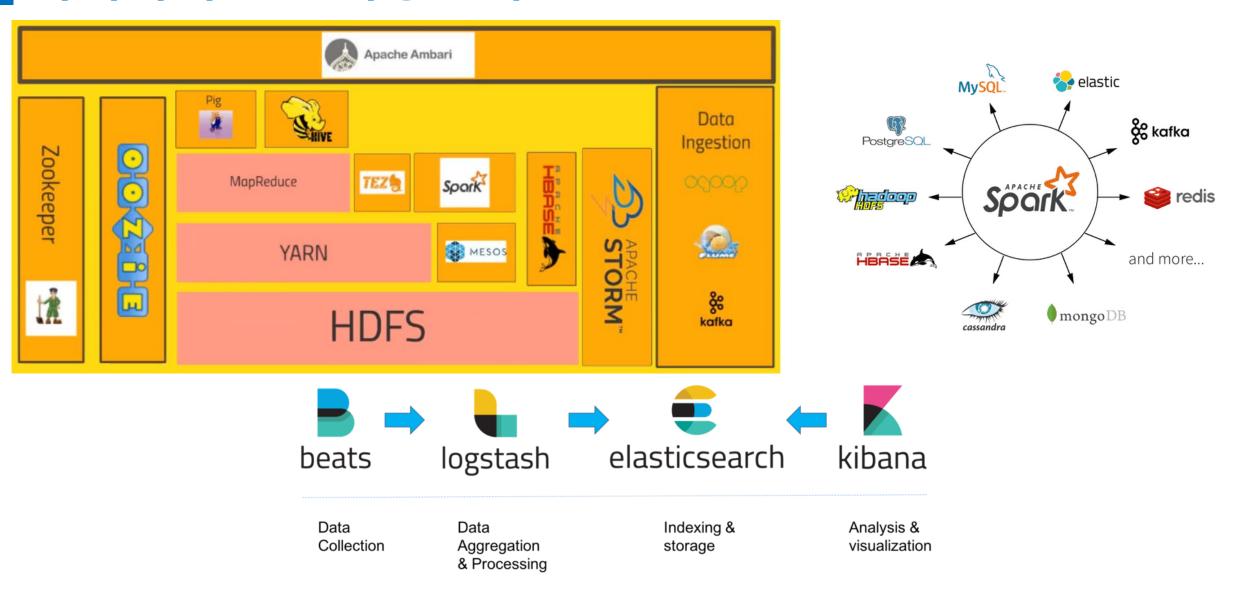




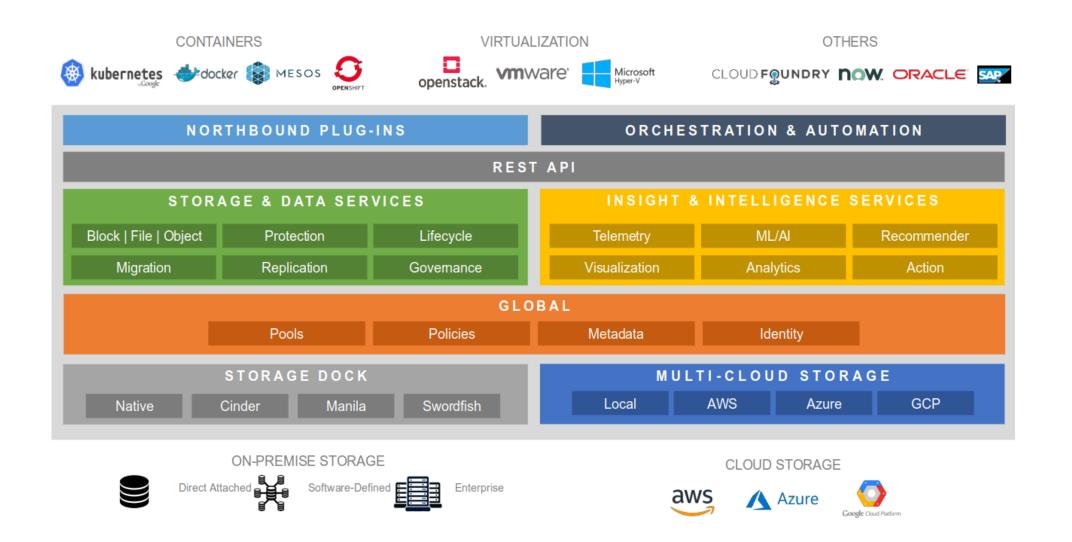




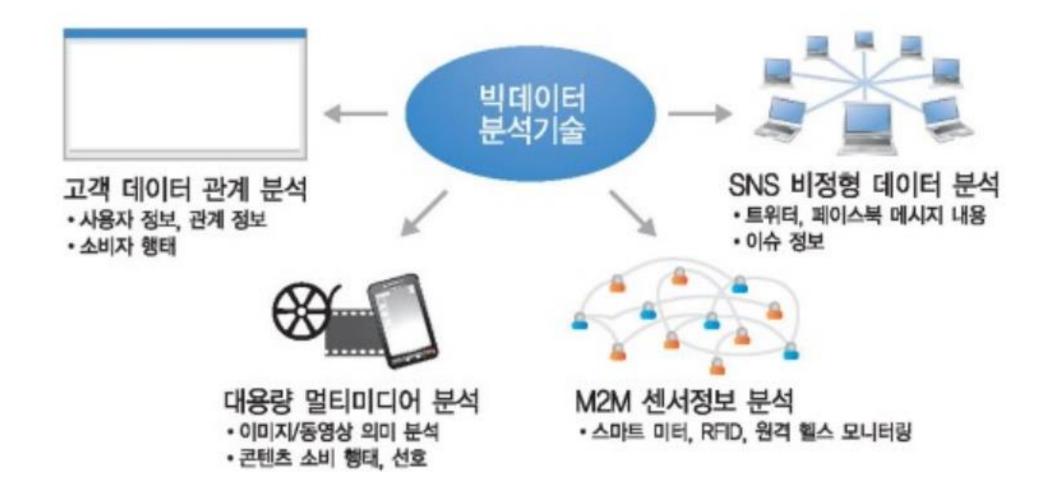
빅데이터 프로세싱 솔루션



데이터플랫폼 아키텍처



빅데이터 분석



빅데이터 기술

■ 빅데이터 저장기술

- 다양하고 많은 양의 빅데이터를 저장하고 관리하는 기술이 필수
- 대표적인 빅데이터 저장기술 : 하둡(Hadoop), NoSQL(Not Only SQL)
- 하둡(Hadoop) : 대용량 데이터를 분산 처리할 수 있는 자바 기반의 오픈 소스 프레임워크
- NoSQL(Not Only SQL) : 관계형데이터베이스의 일관성 특징보다는 가용성과 확장성에 중점을 둔 데이터베이스

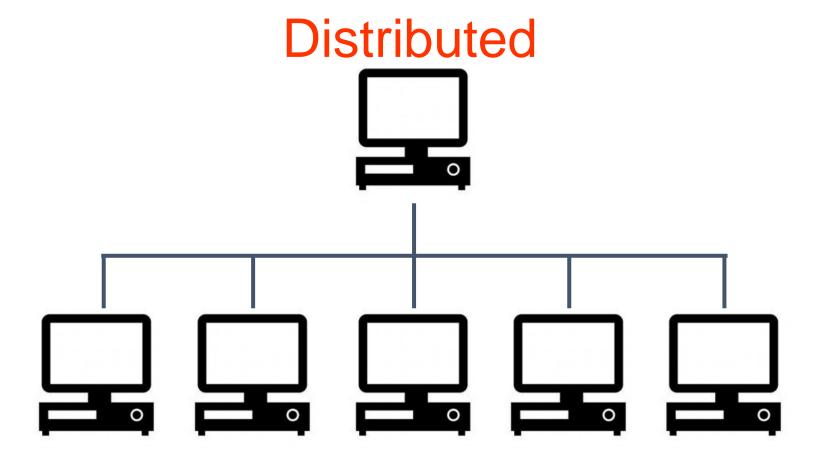
■ 빅데이터 분석기술

- 텍스트 마이닝, 오피니언 마이닝, 소셜 네트워크 분석, 패턴인식, 머신러닝, 딥러닝, 자연어 처리 기술 활용
- 텍스트 마이닝(text mining) : 텍스트 데이터에서 자연어 처리 기술을 기반해 가치 있는 정보를 추출하고 가공
- 오피니언 마이닝(opinion mining) : SNS, 블로그 게시글 등에서 사용자들의 의견을 수집하여 제품과 서비스에 대한 감성을 파악하거나 유용한 정보로 재가공하는 기술
- 소셜 네트워크 분석(social network analysis) : 소셜 네트워크상에서의 영향력인 사람/데이터 등 객체 간의 관계/특성을 분석하고 시각화하는 기법

분산시스템

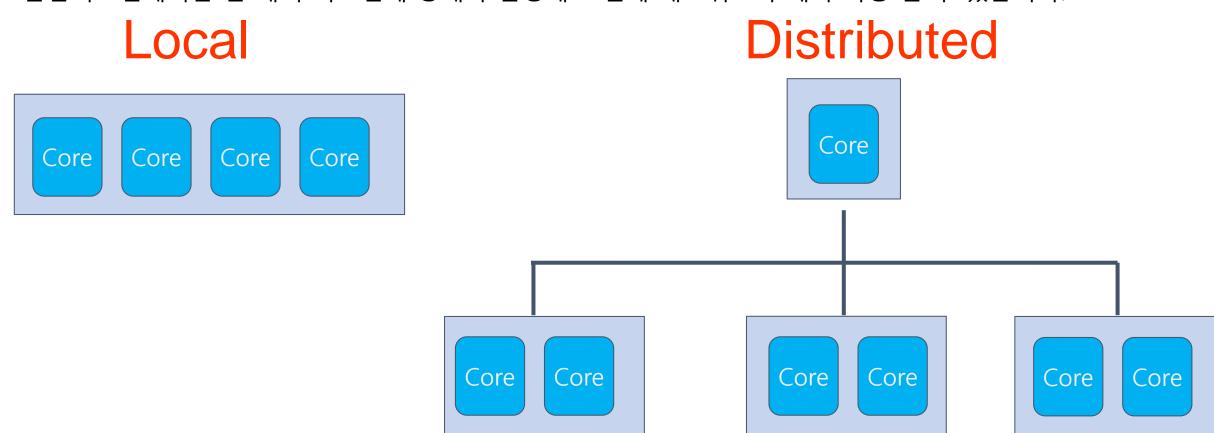
- 로컬 컴퓨터에서는 RAM 용량(예: 32GB) 범위의 데이터를 다룰 수 있습니다.
- 더 큰 데이터셋은 SQL 데이터베이스를 사용하여 스토리지를 사용하거나, 여러대의 컴퓨터로 구성된 분산시스템을 사용해야 합니다.





분산시스템

- 로컬 프로세스는 단일 시스템의 컴퓨팅 리소스를 사용합니다.
- 분산 프로세스는 네트워크를 통해 연결된 여러 머신의 컴퓨팅 리소스를 액세스 할 수 있습니다.
- 단일 머신을 Scale Up 하는 것보다 여러대의 머신으로 확장(Scale Out)하는 것이 더 쉽습니다.
- 분산시스템에서는 한 대의 시스템에 장애가 발생해도 전체 네트워크가 계속 작동 할 수 있습니다.



하둡(Hadoop)





Application Layer



Other Applications

Resource Management Layer

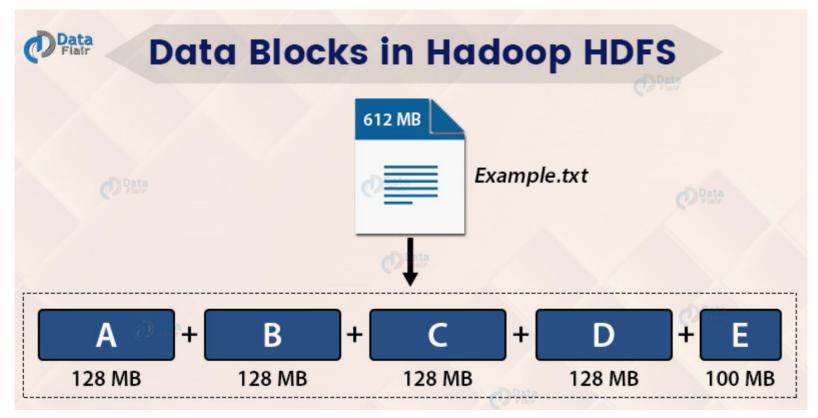


Storage Layer



하둡 HDFS 파일 저장 방식

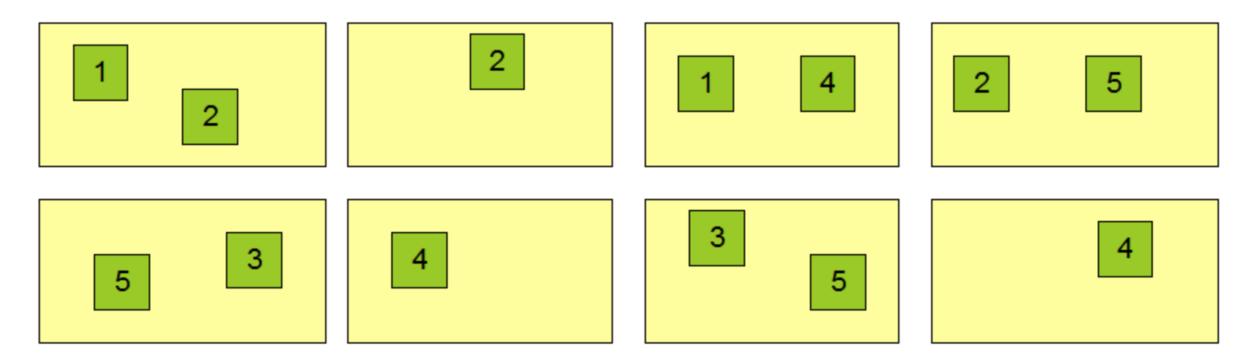
- HDFS는 파일을 분산 저장하기 위해서 먼저 파일의 메타 데이터와 컨텐츠 데이터를 분리합니다.
- 메타 데이터 : 파일의 접근 권한, 생성일, 수정일, 네임 스페이스 등 파일에 대해 설명하는 정보
- 컨텐츠 데이터 : 실제 파일에 저장된 데이터
- 파일의 메타데이터는 네임 노드에 저장되며 컨텐츠 데이터는 블록 단위로 쪼개져서 데이터 노드에 저장 됩니다.



하둡 HDFS 데이터 노드

- 파일의 컨텐츠 데이터는 블록 단위로 나뉘며, 블록의 기본 크기는 128MB이며 최소 3개의 복사본을 생성 하여 분산 저장합니다.
- 데이터 노드는 그 중 하나의 복사본을 저장하는 것입니다.

Datanodes

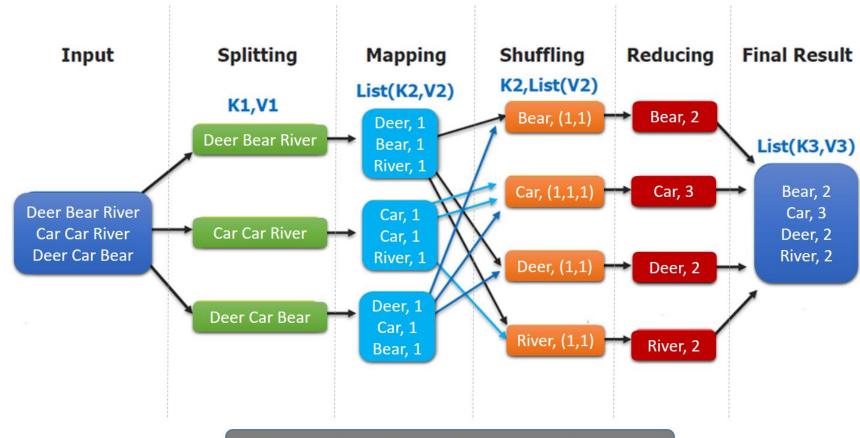


하툽 맵리듀스(MapReduce)

- 맵리듀스는 구글 내부에서 크롤링 된 문서, 로그 등 방대한 양의 raw data를 분석하는 과정에서 느낀 불편함에서 출발했습니다.
- 프로그램 로직 자체는 단순한데 입력 데이터의 크기가 워낙 커서 연산을 하나의 물리 머신에서 수행할 수
 가 없었습니다.
- 거대한 인풋 데이터를 쪼개어 수많은 머신들에게 분산시켜서 로직을 수행한 다음 결과를 하나로 합치자는 것이 핵심 아이디어 입니다.
- MapReduce 프레임워크에서 개발자가 코드를 작성하는 부분은 map과 reduce 두 가지 함수입니다.
- map은 전체 데이터를 쪼갠 청크에 대해서 실제로 수행할 로직입니다.
- reduce는 분산되어 처리된 결과 값들을 다시 하나로 합쳐주는 과정이며, 이 역시 분산된 머신들에서 병렬 적으로 수행됩니다.

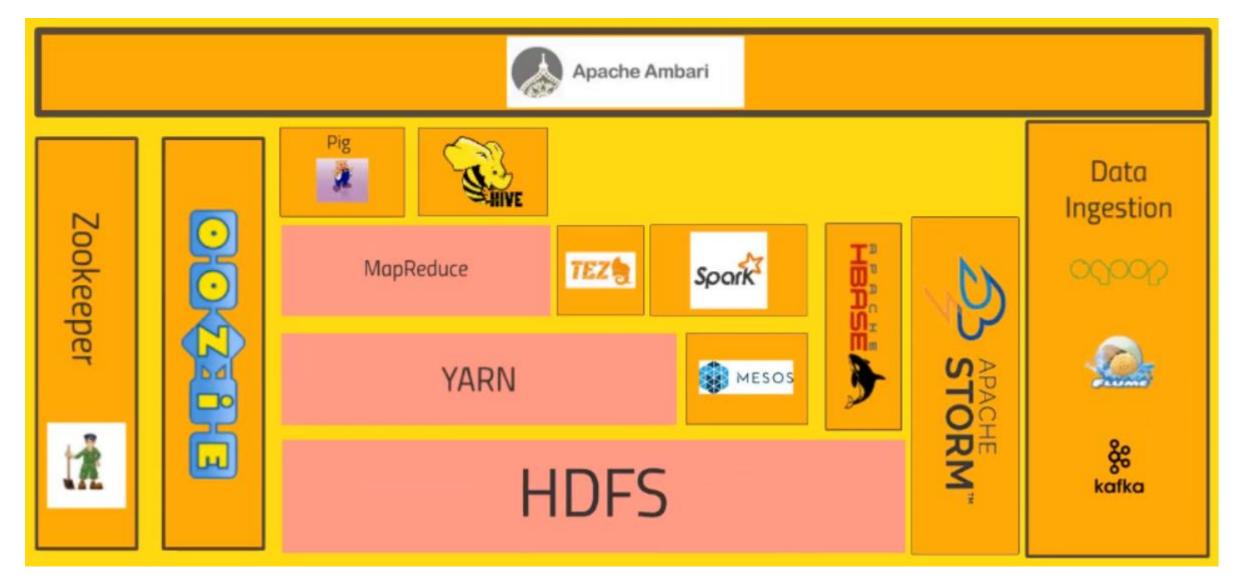
하둡 맵리듀스 수행 절차

- 1. 쪼개기(Split): 크기가 큰 인풋파일을 작은 단위의 청크들로 나누어 분산 파일 시스템에 저장합니다.
- 2. 데이터 처리하기(Map): 잘게 쪼개어진 파일을 인풋으로 받아서 데이터를 분석하는 로직을 수행합니다.
- 3. 처리된 데이터 합치기(Reduce): 처리된 데이터를 다시 합칩니다.



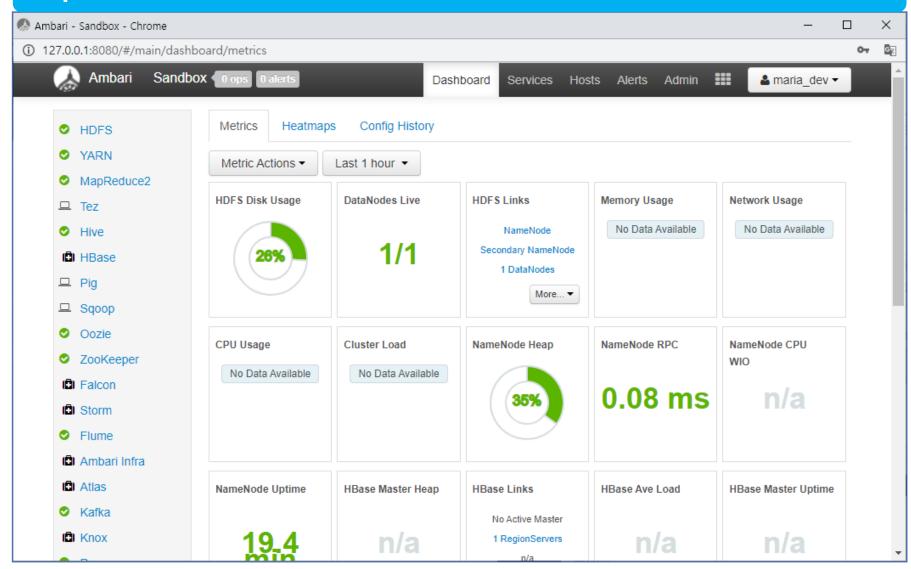
MapReduce Word Count Process

하둡 에코시스템

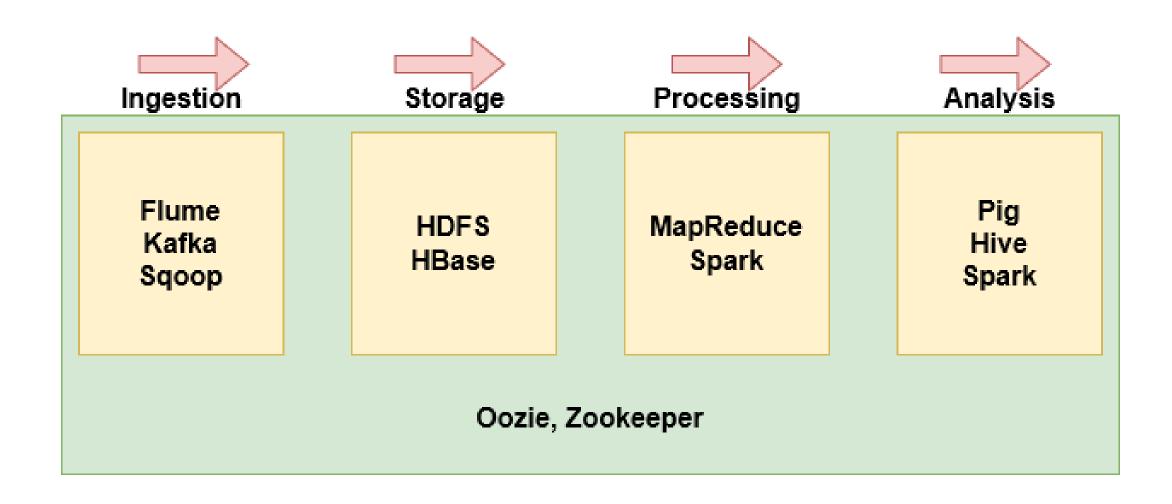


HDP(Hortonworks Data Platform)

https://www.cloudera.com/downloads/hortonworks-sandbox.html



빅데이터 프로세싱



빅데이터 분산 프로세싱 엔진 스파크(Spark)

A fast and general engine for large-scale data processing

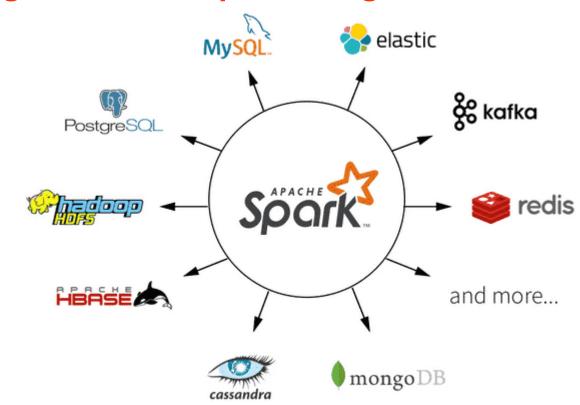
It's scalable

It's fast

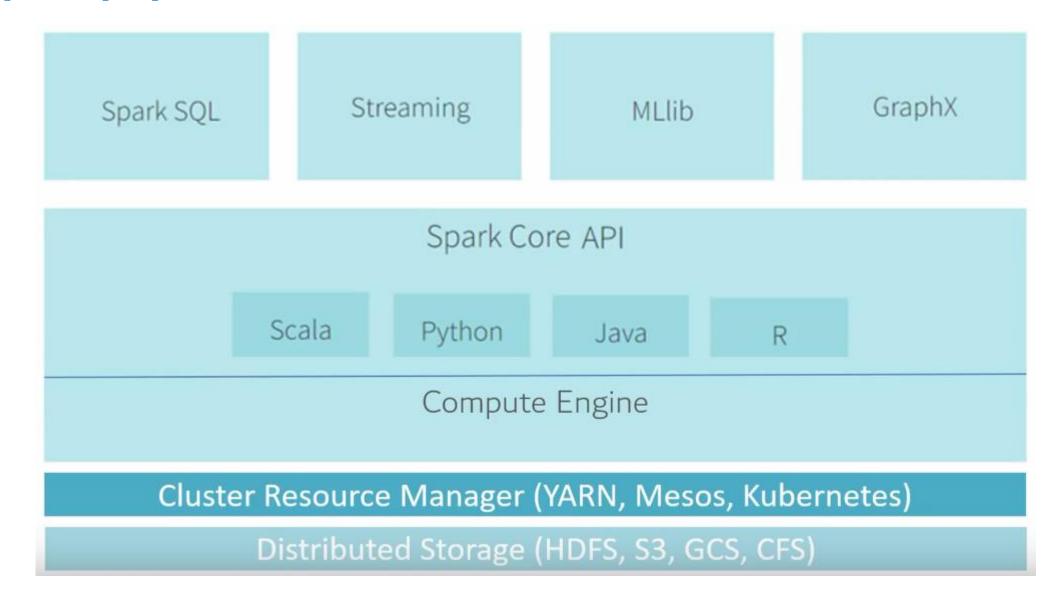
It's hot

It's not that hard

Code in Python, Java, or Scala



스파크의 구조



Colab에서 PySpark 사용하는 방법



spark_in_colab.ipynb



Colab에서 PySpark 사용하는 방법

findspark 라이브러리 설치

```
[ ] !pip install -q findspark
```

환경변수 설정

```
[ ] import os
    os.environ["JAVA_HOME"] = "/usr/lib/jvm/java-8-openjdk-amd64"
    os.environ["SPARK_HOME"] = "/content/spark-3.1.2-bin-hadoop2.7"
```

테스트

```
[] import findspark
  findspark.init()

[] findspark.find()
```

'/content/spark-3.1.2-bin-hadoop2.7'



spark_dataframe.ipynb

■ 데이터 파일 : people.json

```
{"name":"Michael"}
{"name":"Andy", "age":30}
{"name":"Justin", "age":19}
```

Creating a DataFrame

```
[2] from pyspark.sql import SparkSession
```

```
[3] # May take a little while on a local computer spark = SparkSession.builder.appName("Basics").getOrCreate()
```

```
[4] df = spark.read.json('people.json')
```

Showing the data

```
[5] # Note how data is missing!
df.show()

+---+---+
| age| name|
+---+---+
|null|Michael|
| 30| Andy|
| 19| Justin|
+---+----+
```

```
df.printSchema()
    root
     |-- age: long (nullable = true)
      |-- name: string (nullable = true)
    df.columns
     ['age', 'name']
[8]
    df.describe()
    DataFrame[summary: string, age: string, name: string]
```

■ Infer schema

```
from pyspark.sql.types import StructField,StringType,IntegerType,StructType
[10] data_schema = [StructField("age", IntegerType(), True),StructField("name", StringType(), True)]
[11] final_struc = StructType(fields=data_schema)
[12] df = spark.read.json('people.json', schema=final_struc)
[13] df.printSchema()
     root
      |-- age: integer (nullable = true)
      l-- name: string (nullable = true)
```

■ Grabbing the data

```
[14] df['age']
    Column<'age'>
[15] type(df['age'])
     pyspark.sql.column.Column
[16] df.select('age')
     DataFrame[age: int]
```

```
[17] type(df.select('age'))
     pyspark.sql.dataframe.DataFrame
[18] df.select('age').show()
     +---+
      age
     +---+
      lnulll
        301
```

■ Multiple Columns

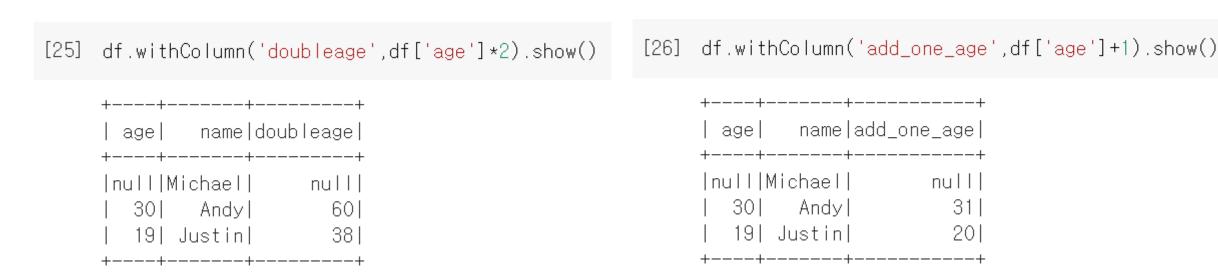
```
[20] df.select(['age', 'name'])
    DataFrame[age: int, name: string]
[21] df.select(['age', 'name']).show()
    +---+
     age
            namel
    +---+
    |null|Michael|
      30| Andy|
       19| Justinl
    +---+
```

■ Creating new columns

```
[22] # Adding a new column with a simple copy df.withColumn('newage',df['age']).show()
```

```
+---+---+
| age | name | newage |
+---+
| null | Michael | null |
| 30 | Andy | 30 |
| 19 | Justin | 19 |
```

■ More complicated operations to create new columns



■ PySpark 튜토리얼

https://sparkbyexamples.com/pyspark-tutorial/

Thank you