# ▶ 데이터 엔지니어링 교육과정 강의 일정



#### 1일차 > 데이터 엔지니어링의 개요 및 실습

- > 데이터 엔지니어링 소개
- > 천재교육 실무에서의 데이터 엔지니어링
- > 실습 범위 안내 및 기초 실슨

#### 2일차 > 데이터 파이프라인 구성 실습

- > Sub Module 구성
- > Main Module 구성

#### 3일차 > 데이터 파이프라인 End-to-End 프로젝트

- > 프로젝트 아키텍처 소개
- > 프로젝트 실습

#### 4일차 > Apache Spark의 개요 및 실습

- > 데이터 파이프라인 프로젝트 리뷰
- > Apache Spark 소개
- > Pyspark 환경구성 & 코드 실습
- > 과제 안나

#### 5일차 > Cloud 에서의 데이터 엔지니어링

- > Spark ML 실습
- > AWS 서비스를 이용한 데이터 처리
- > AWS 서비스 & 관련 자격증 소가

# Apache Spark 소개

01 아파치 스파크란?

02 아파치 스파크의 기본 아키텍처

03 아파치 스파크 작업의 특성

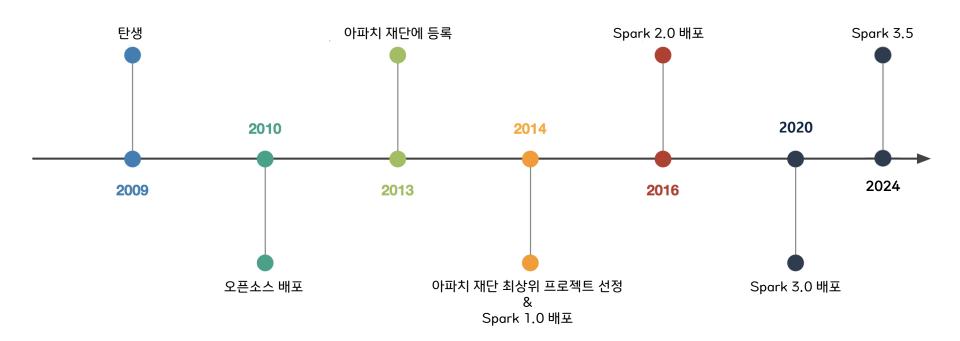
04 Pyspark 실습





## ► Apache Spark

■ 빅데이터 처리를 위한 오픈소스 병렬분산처리 플랫폼으로 2009년 UC 버클리 대학교에서 개발



# 아파치 스파크란?



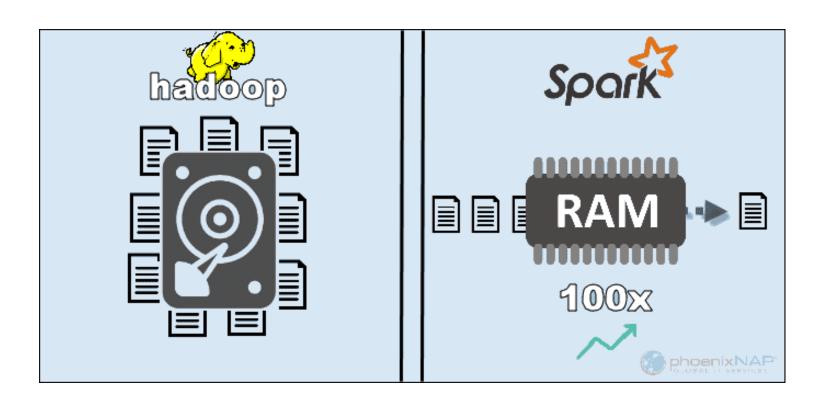
- 빅데이터 처리를 위한 오픈소스 병렬분산처리 플랫폼으로 2009년 UC 버클리 대학교에서 개발
- 빅데이터 애플리케이션 개발이 필요한 통합 플랫폼을 제공하자! -> 데이터 분석에 필요한 거의 모든 기능 제공



# 아파치 스파크란?



- 빅데이터 처리를 위한 오픈소스 병렬분산처리 플랫폼으로 2009년 UC 버클리 대학교에서 개발
- 빅데이터 애플리케이션 개발이 필요한 통합 플랫폼을 제공하자! -> 데이터 분석에 필요한 거의 모든 기능 제공
- 메모리 기반 처리로 디스크 기반 하둡에 비해 10-100배 빠른 데이터 처리 속도



## 아파치 스파크란?



- 빅데이터 처리를 위한 오픈소스 병렬분산처리 플랫폼으로 2009년 UC 버클리 대학교에서 개발
- 빅데이터 애플리케이션 개발이 필요한 통합 플랫폼을 제공하자! -> 데이터 분석에 필요한 거의 모든 기능 제공
- 메모리 기반 처리로 디스크 기반 하둡에 비해 10-100배 빠른 데이터 처리 속도
- 현대 빅데이터 분석 업무를 하는 사람들에게는 표준과 같은 도구로 자리매김



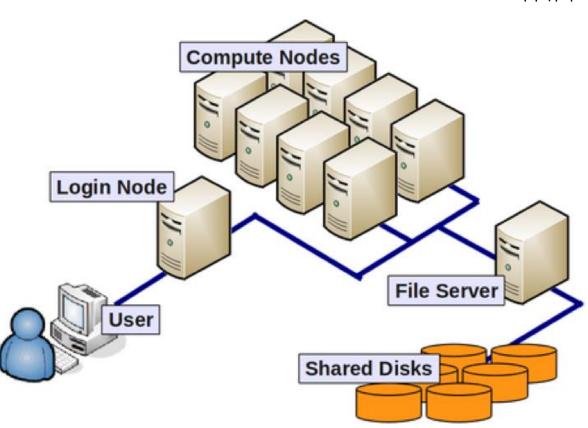
# 아파치 스파크 관련 용어



### ► Cluster Computing

- 여러 대의 컴퓨터들이 연결되어 하나의 시스템처럼 동작하는 컴퓨터들의 집합
- 클러스터 컴퓨터가 계산을 수행하는 방식을 대략 요약하자면
  - 1. 크고 복잡한 계산을 적당한 크기로 나누고 각 노드(Node)에 배분한다.
  - 2. 각 노드들은 계산을 수행한다.
  - 3. 그 결과를 한 컴퓨터(Frontend)에 수합하고 결과를 사용자에게 반환한다.

-나무위키-

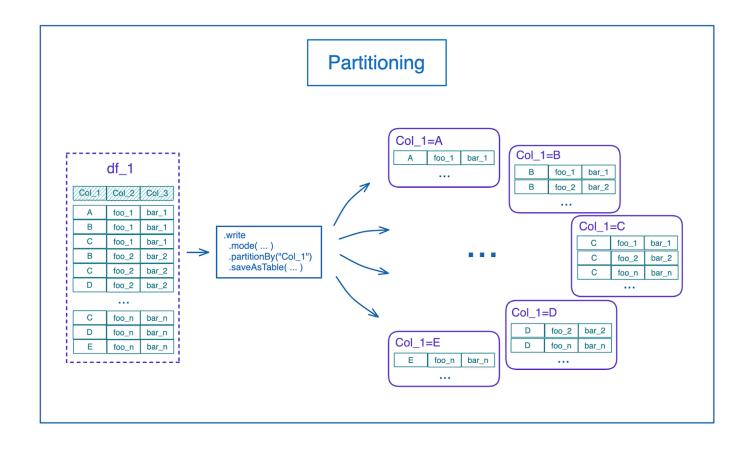


## 아파치 스파크 관련 용어



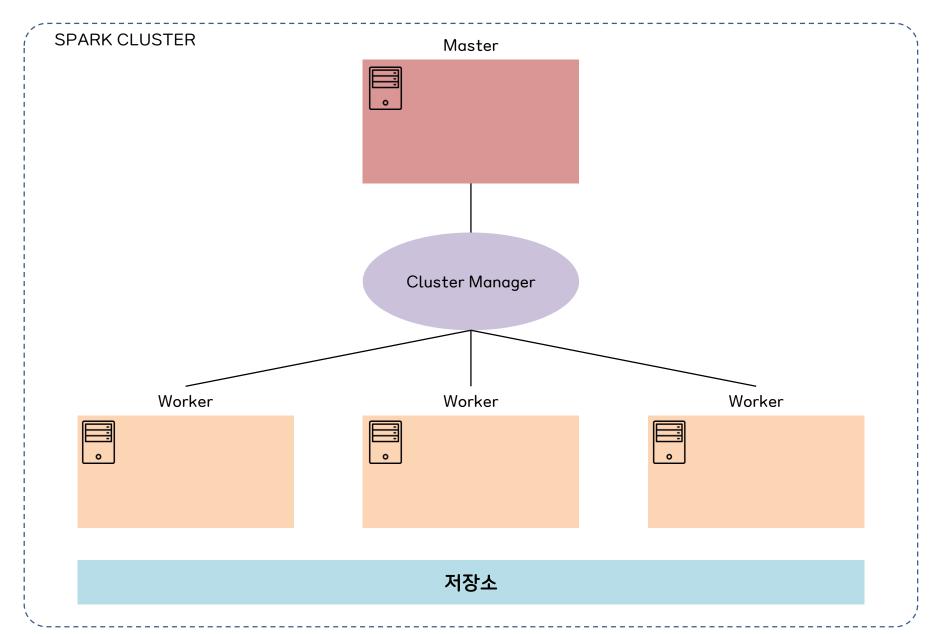
## ▶ Partitioning (파티셔닝)

- 데이터를 특정 기준에 따라 관리하기 쉬운 partition이라는 작은 단위로 물리적으로 분할하는 것
  - 1. 데이터 셔플 최소화를 통한 컴퓨팅 성능 향상
  - 2. 동일한 키의 데이터를 같은 노드에 배치하여 조회 성능 향상

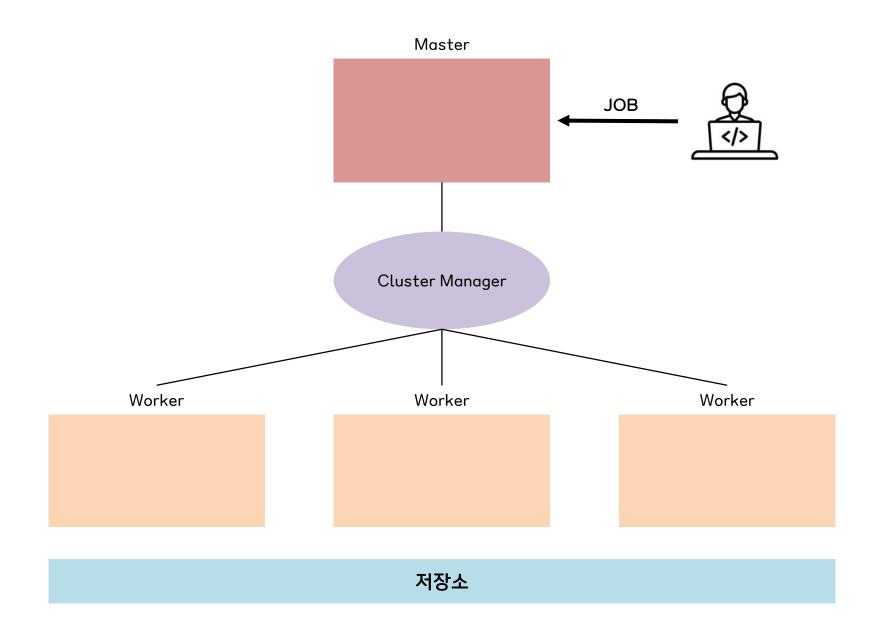


# 아파치 스파크의 기본 아키텍처

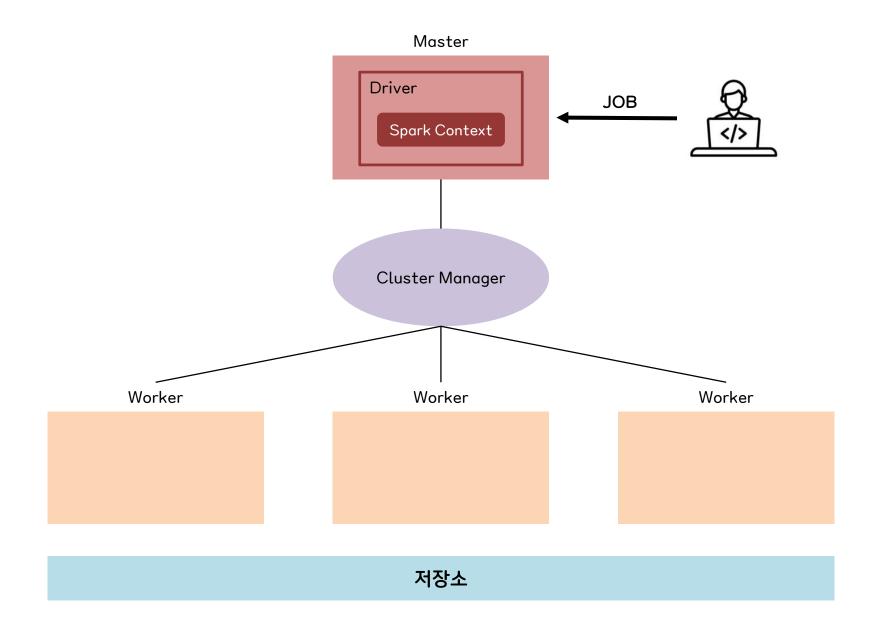






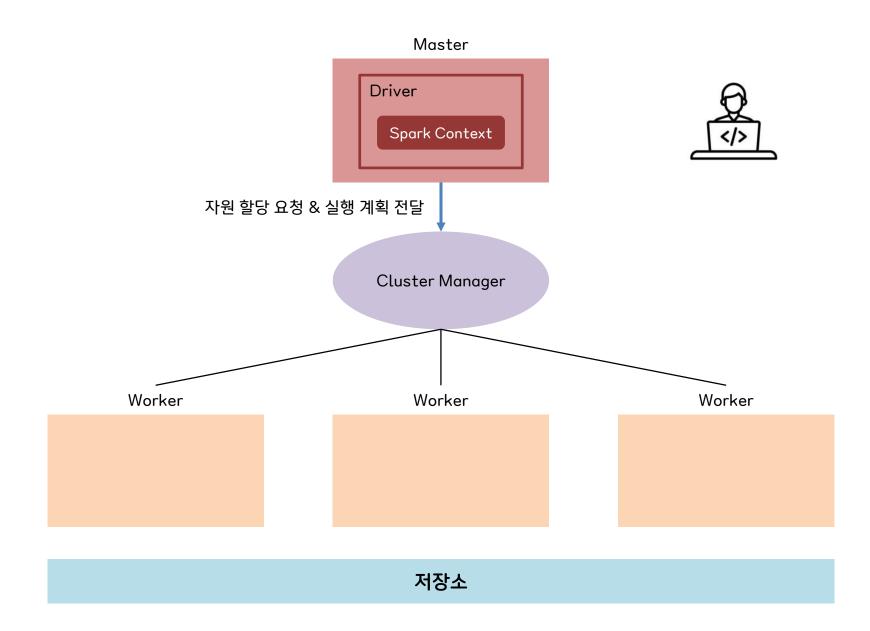






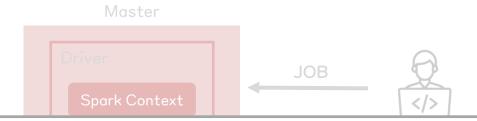






# 아파치 스파크의 기본 아키텍처





#### Driver

- Spark 애플리케이션을 실행하는 프로세스로, 사용자가 작성한 Spark 애플리케이션의 진입점(entry point)
- Main 함수를 실행하고 애플리케이션의 코드를 분석하고 태스크(task)를 생성하여 클러스터 매니저에 제출

#### Spark Context

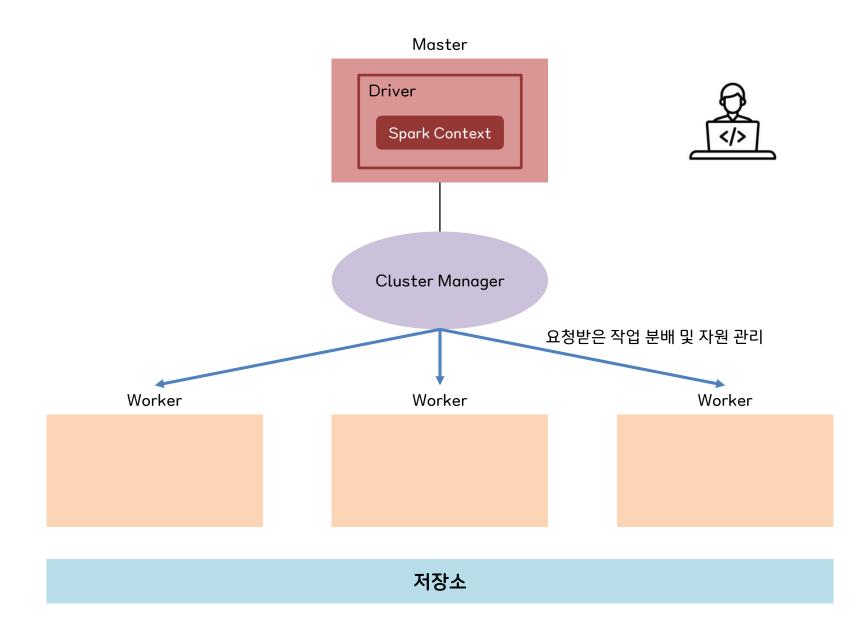
- Spark 클러스터와의 통신을 관리하는 객체로 클러스터와의 연결을 설정하고 RDD, Accumulators 등 필요 자원 구축

#### Cluster Manager

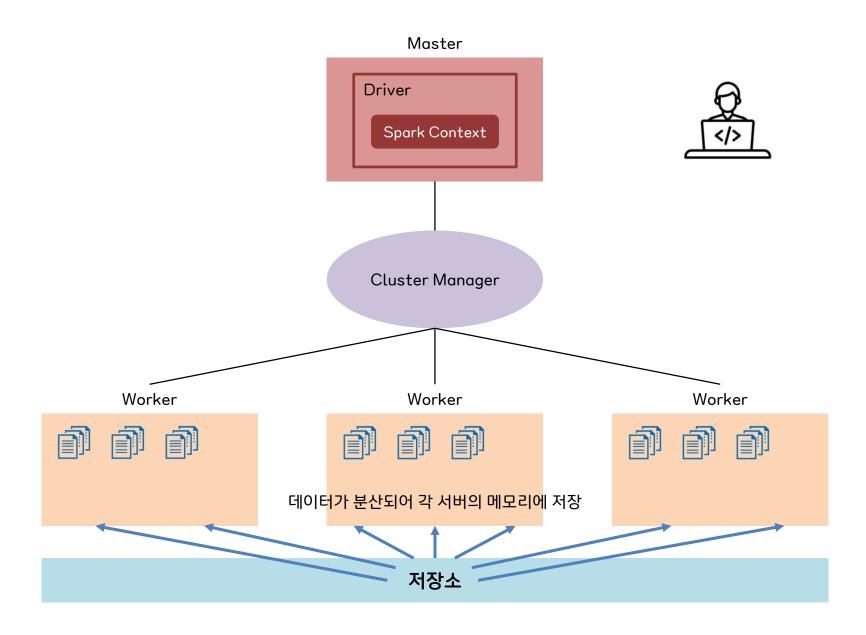
- 클러스터 리소스를 관리하고 Spark 애플리케이션의 Executor를 시작하고 관리
- Yarn, Kubernetes, Apache Mesos 등이 역할을 수행할 수 있다.

#### 저장소

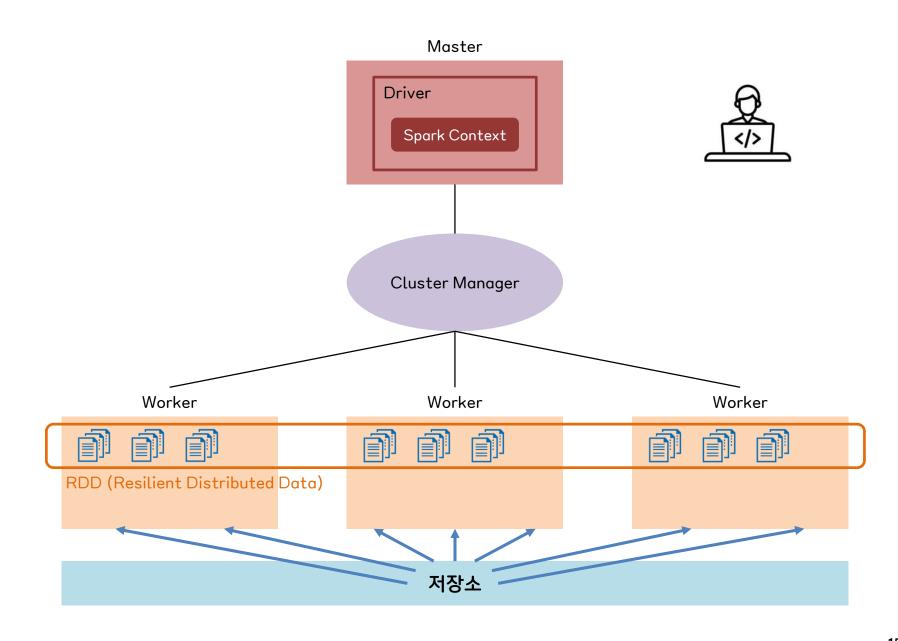




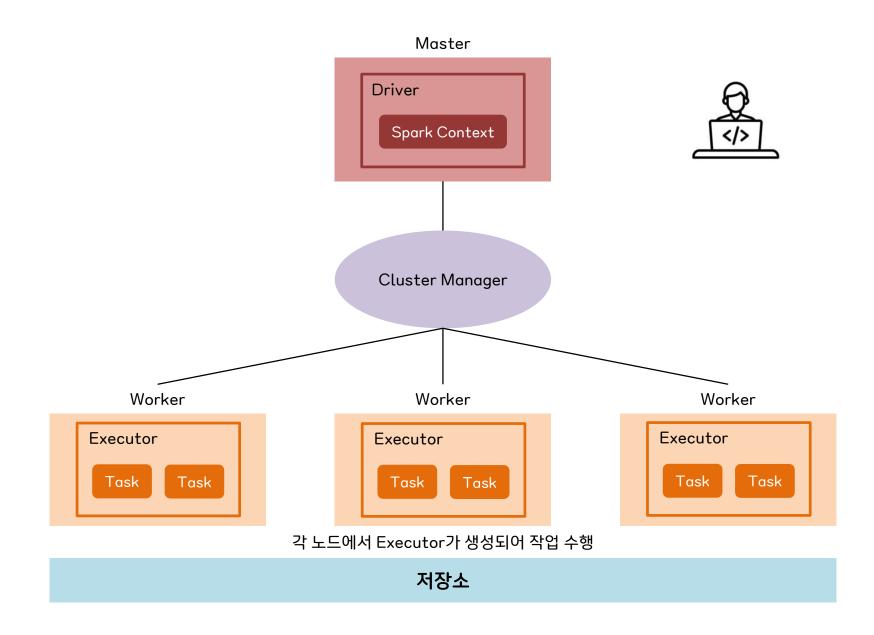




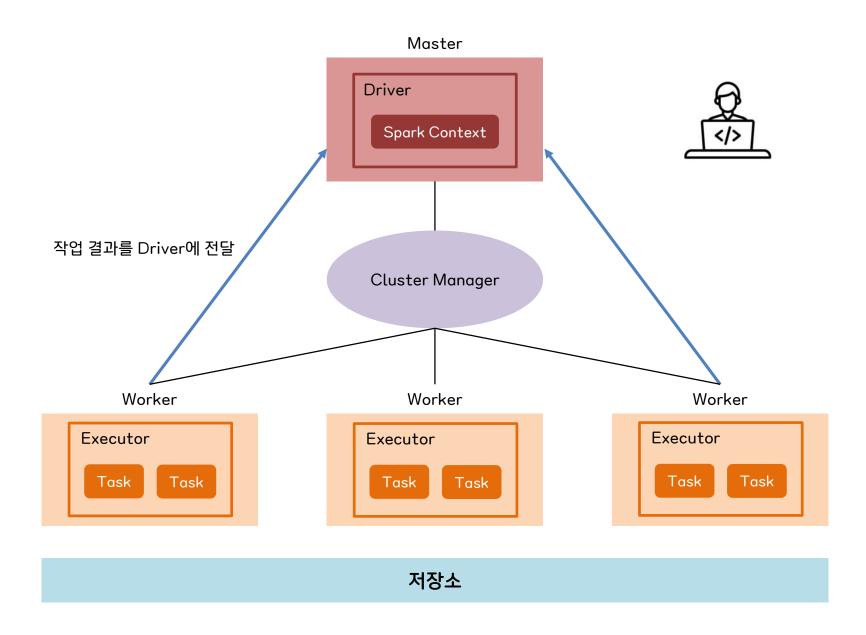




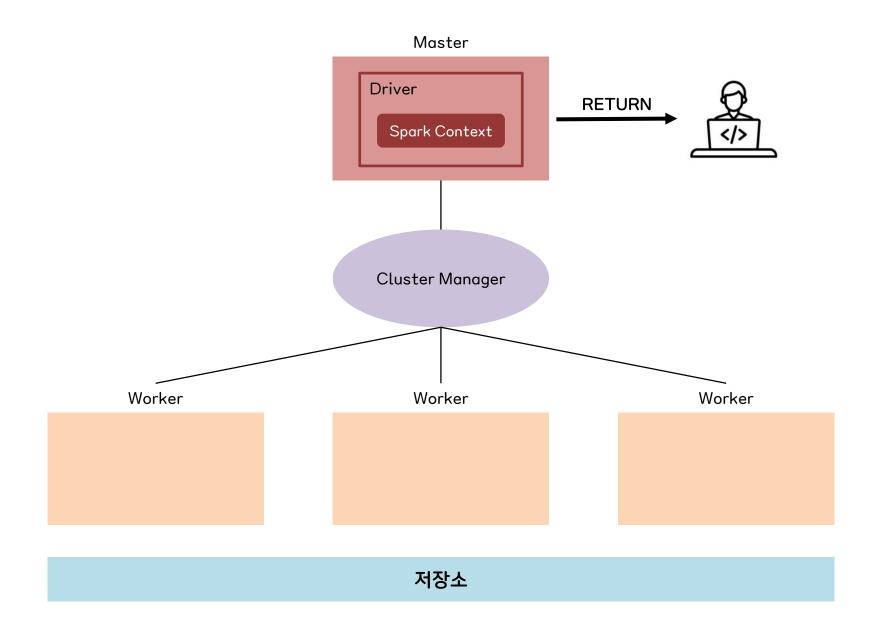






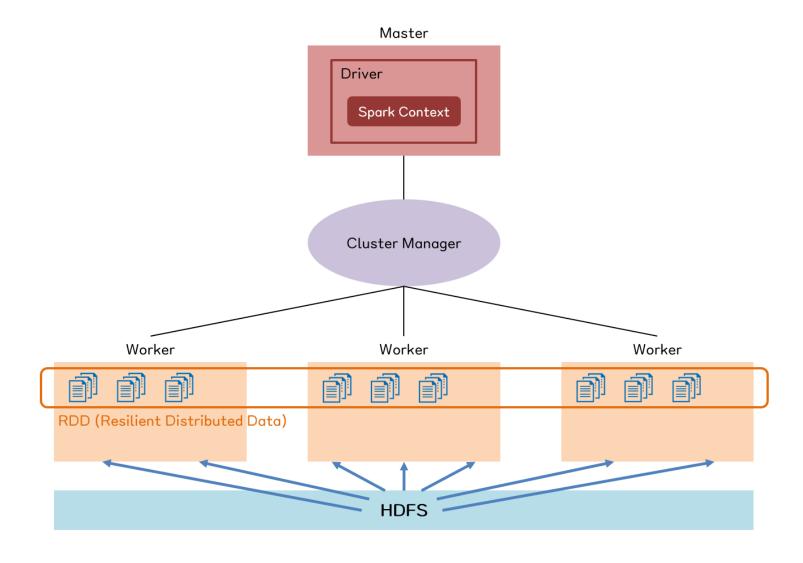






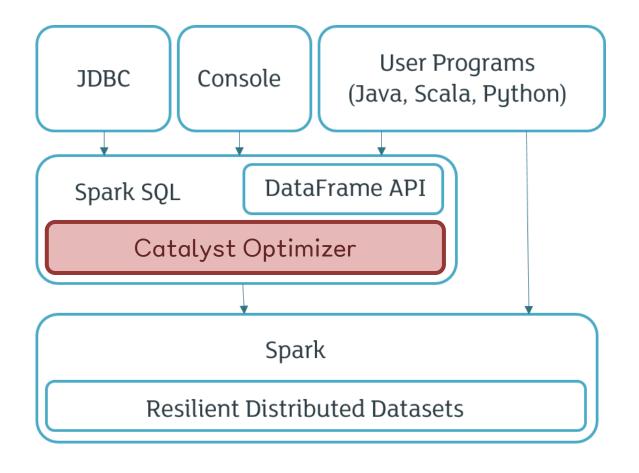


## ► Apache Spark



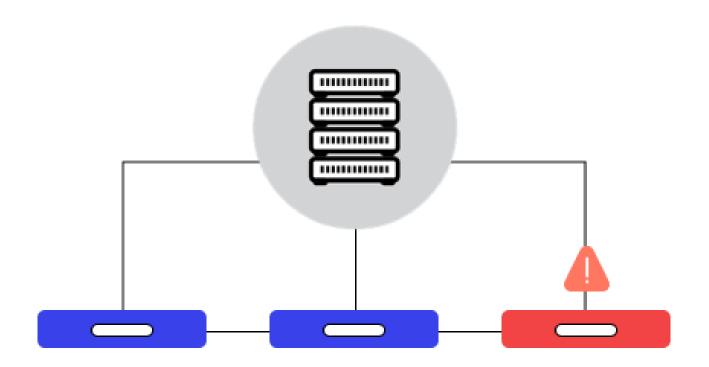


- Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화



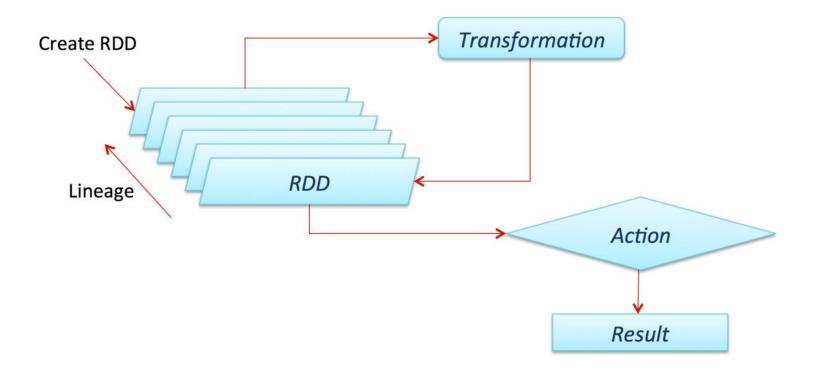


- Catalyst Optimizer Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화
- Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장





- Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화
- Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장
- Lazy Evaluation 변환 작업을 선언한 후에도 실제 실행되는 시점까지 작업을 연기하는 방식





### ► Apache Spark

■ Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화

■ Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장

■ Lazy Evaluation ———— 변환 작업을 선언한 후에도 실제 실행되는 시점까지 작업을 연기하는 방식

Transformation	Action
filter()	count()
groupby()	show()
orderBy()	collect()
join()	first()
union()	take()



## ► Apache Spark

■ Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화

■ Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장

■ Lazy Evaluation ● 변환 작업을 선언한 후에도 실제 실행되는 시점까지 작업을 연기하는 방식



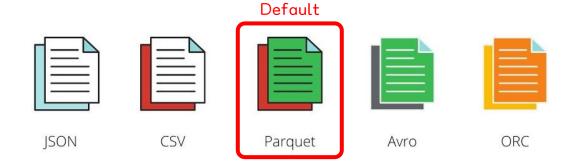


### ► Apache Spark

■ Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화

■ Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장

■ Lazy Evaluation ● 변환 작업을 선언한 후에도 실제 실행되는 시점까지 작업을 연기하는 방식





- Catalyst Optimizer → Optimizer를 통해 동작될 코드의 논리적/물리적 실행 계획을 최적화
- Fault Tolerance → 작업 실패시 자동으로 재시작하여 데이터 손실을 최소화하고 안정성을 보장

