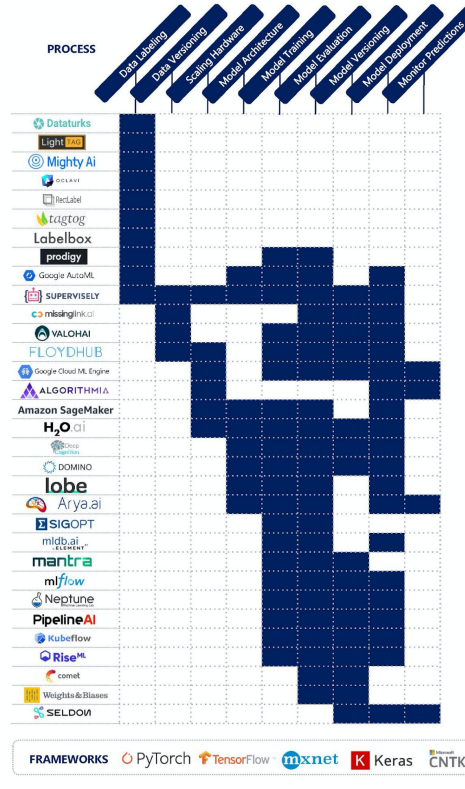


# Deep Learning Through Various Processes

Tae Young Lee

Why Process?

# DEEP LEARNING TOOLS



바로 파라미터 수를 줄이고 공정의 효율을 높이기 위해서임

Why So?

# 현실속의 Deep Learning에서 가장 중요한 것

데이터 수집과 파라미터를 원활하게 공급할 수 있는 Data Fusion Layer와 Data Wrangling

파라미터 수를 최소화 할 수 있는 네트워크 아키텍처

프로세스 개선에 맞는 알고리즘 리서치

프로세스에 맞는 알고리즘 선정과 모델 관리 방안 수립

What?

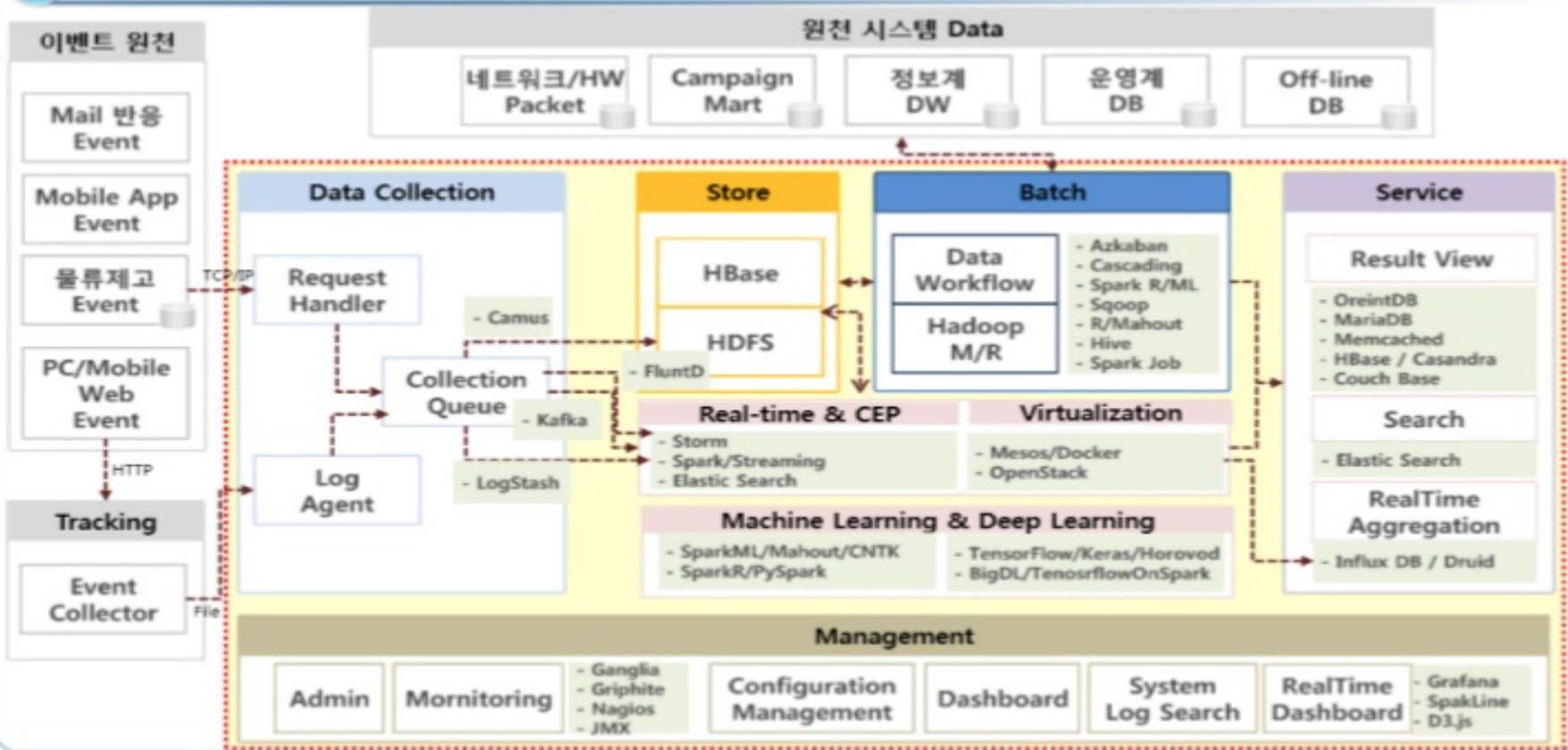
# Contents

- ❖ 챗봇
- ❖ 의료
- ❖ 제조업
  - 제철소
  - 반도체
- ❖ 금융



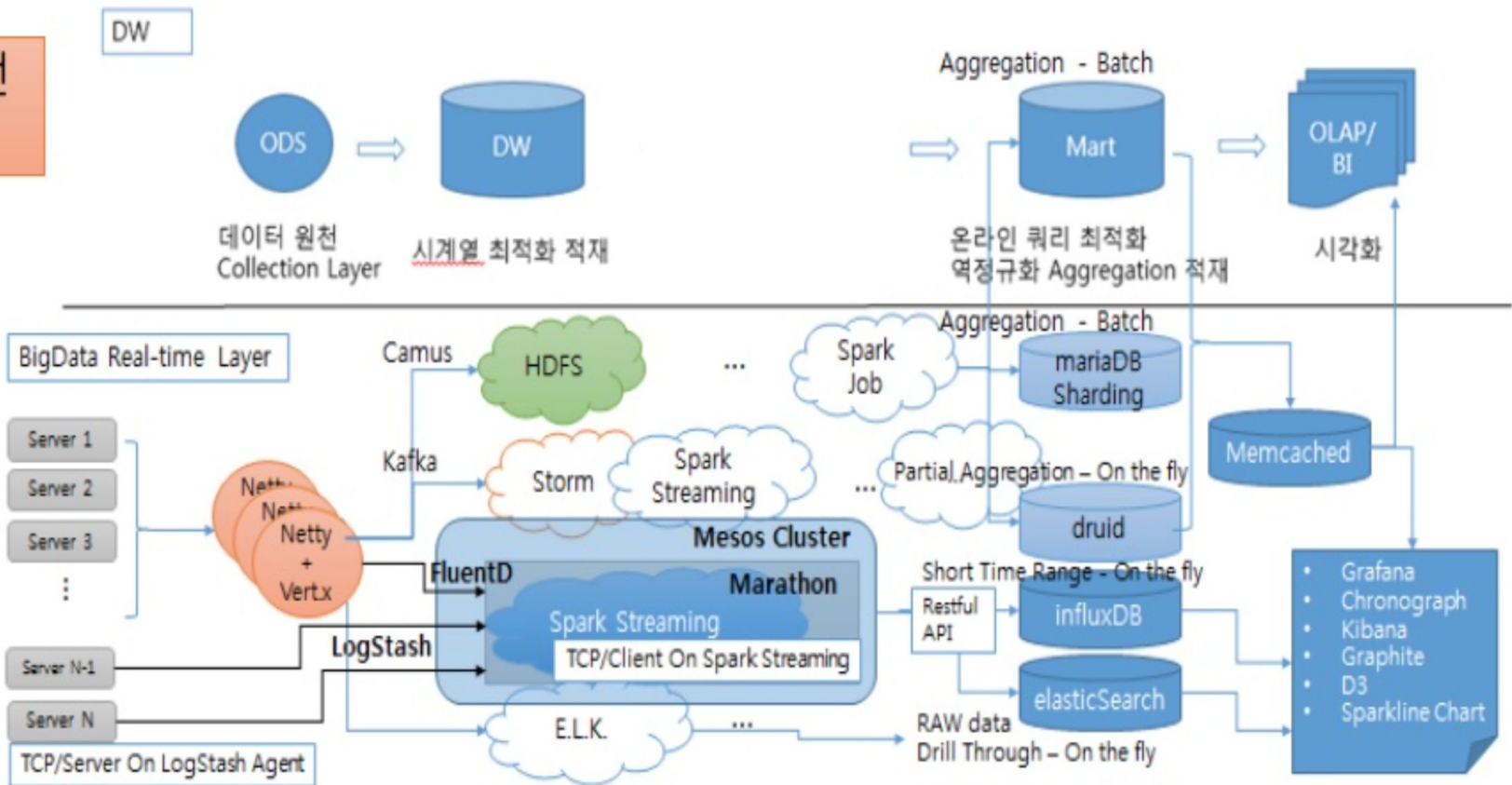
챗봇

# SSG.COM BigData MoneyMall System Architecture ( 2017.12 )



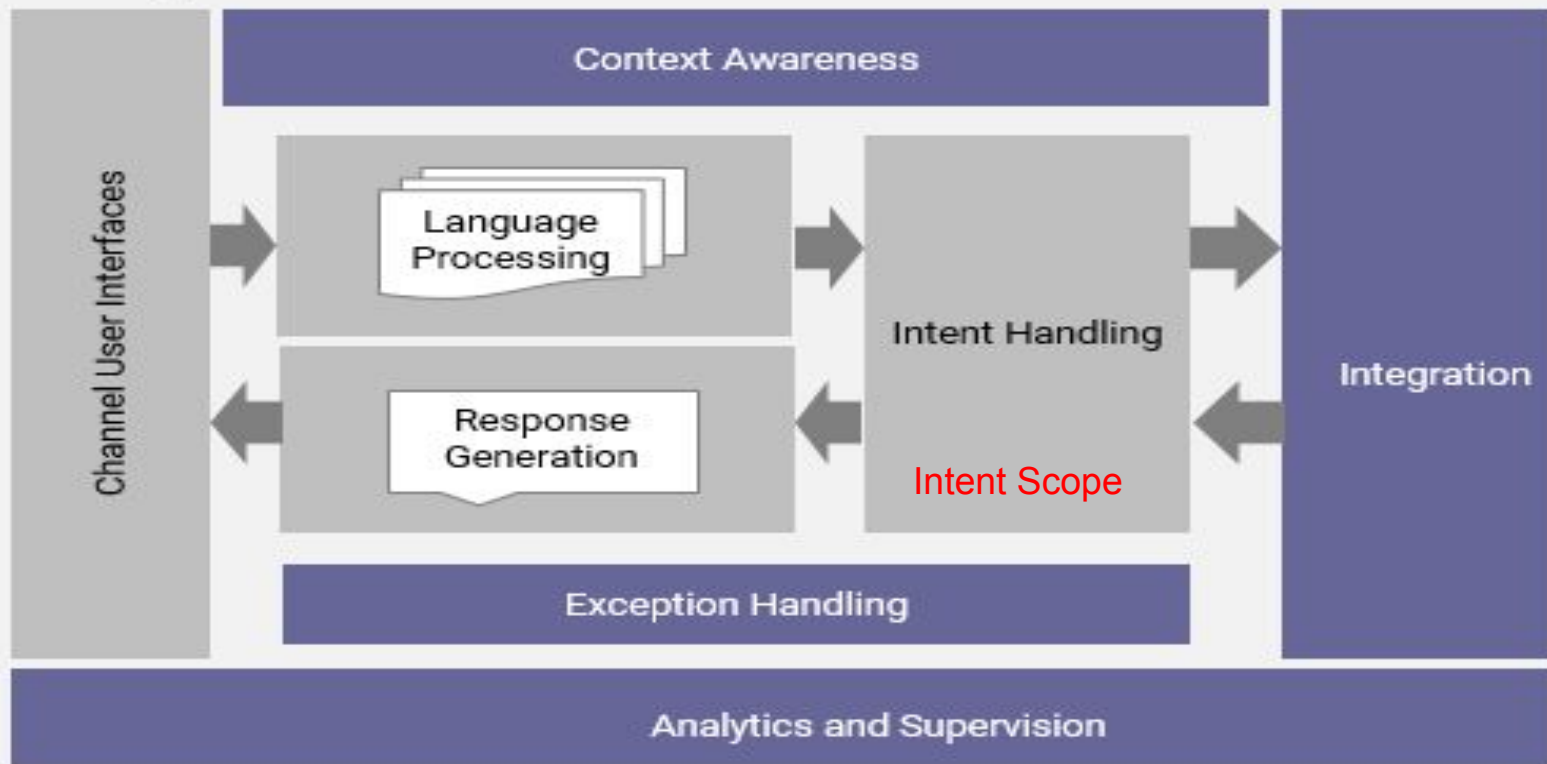
[출처] [https://www.slideshare.net/ssusere94328/ai-devops-bigdata-scale-production-ai?from\\_m\\_app=android&fbclid=IwAR2Dfjm9-UjWdw1pFx1J3fROzTic8GhSH0GRyA2-gWQQJQENRJgJmZYDArE](https://www.slideshare.net/ssusere94328/ai-devops-bigdata-scale-production-ai?from_m_app=android&fbclid=IwAR2Dfjm9-UjWdw1pFx1J3fROzTic8GhSH0GRyA2-gWQQJQENRJgJmZYDArE)

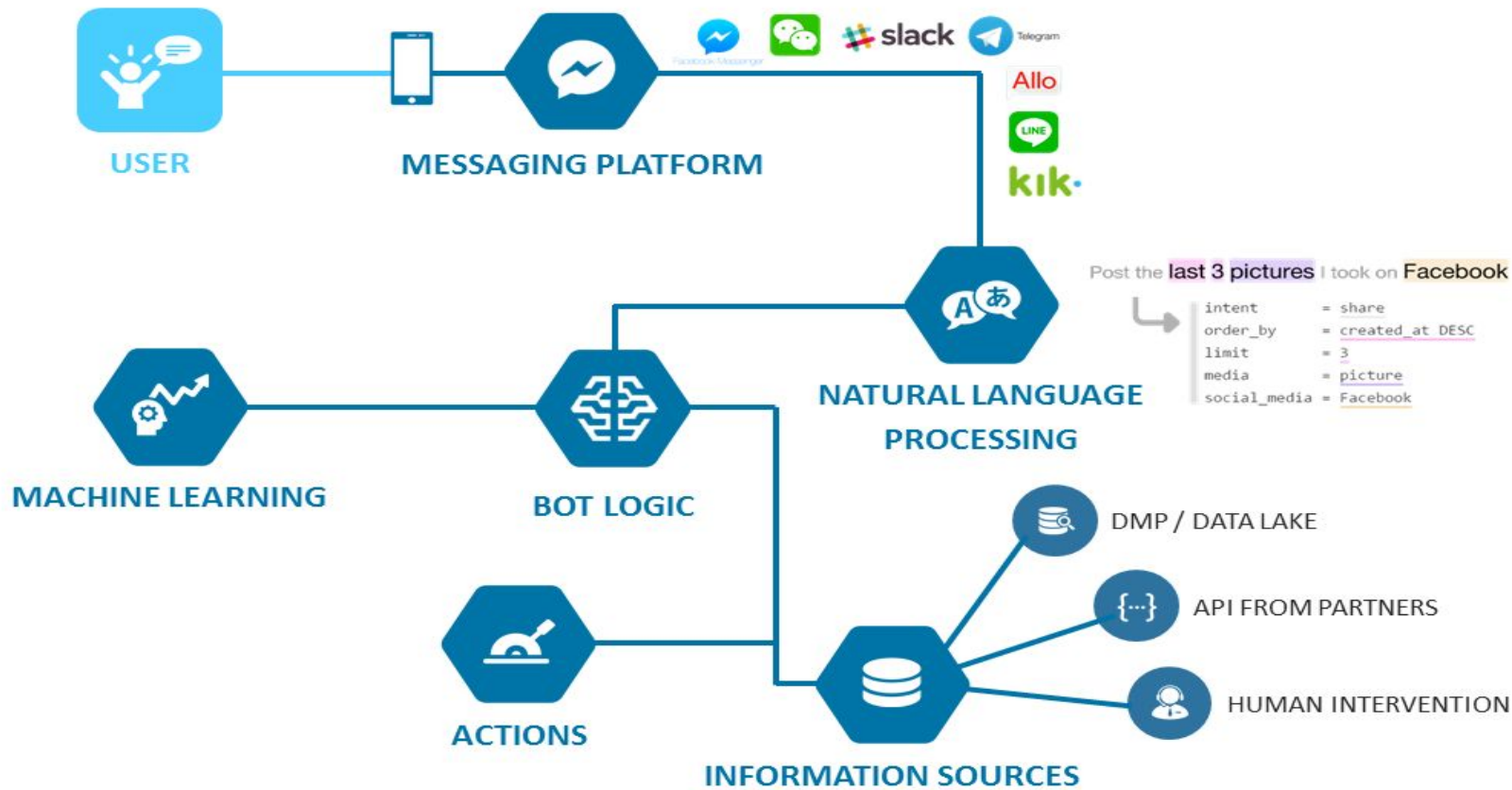
3~4 년 전  
부터 ...



[출처] [https://www.slideshare.net/ssusere94328/ai-devops-bigdata-scale-production-ai?from\\_m\\_app=android&fbclid=IwAR2Dfjm9-UjWdw1pFx1J3fROzTic8GhSH0GRyA2-gWQQJQENRJgJmZYDArE](https://www.slideshare.net/ssusere94328/ai-devops-bigdata-scale-production-ai?from_m_app=android&fbclid=IwAR2Dfjm9-UjWdw1pFx1J3fROzTic8GhSH0GRyA2-gWQQJQENRJgJmZYDArE)

## High Level Architecture of Conversational Platforms





# Chatbot Network Architecture 수립에서 중요한 포인트

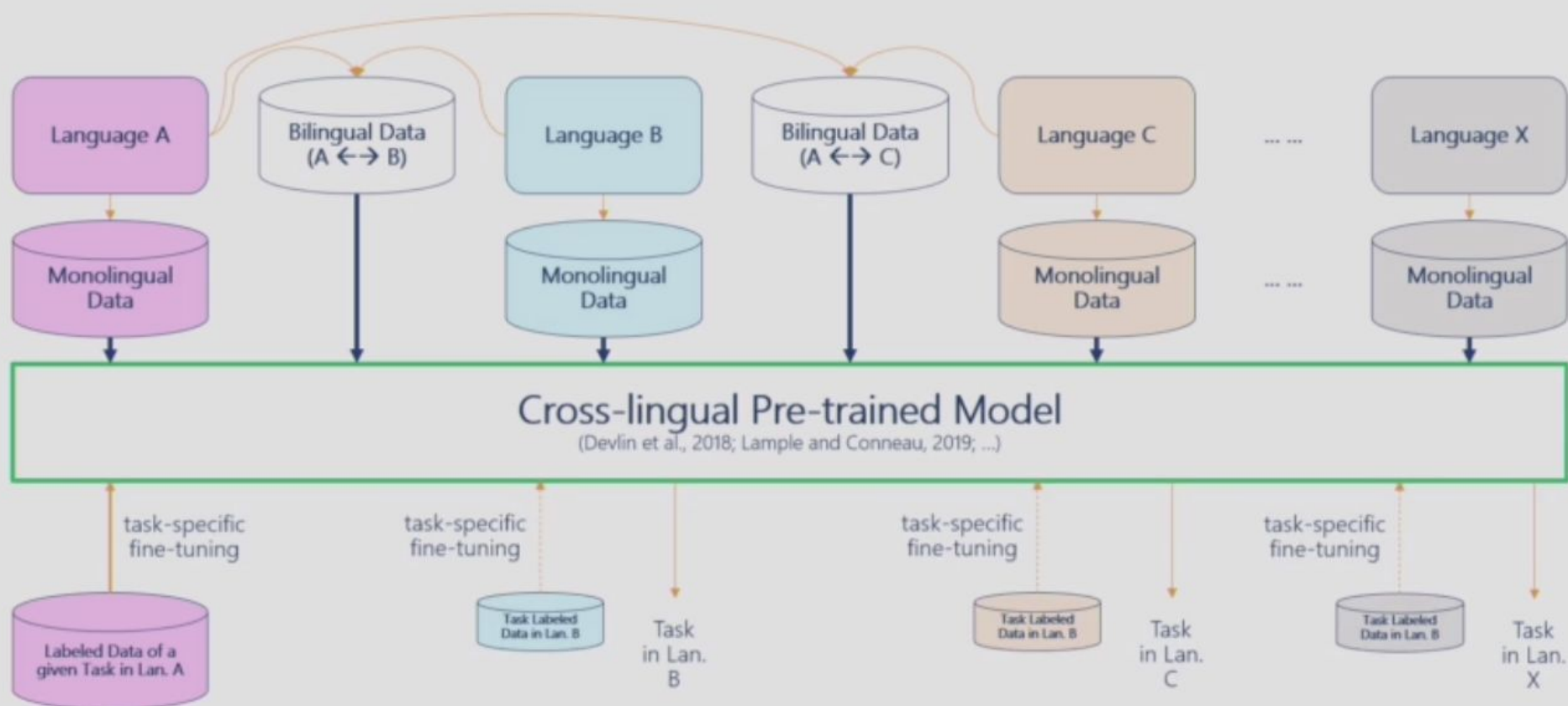
Intent Scope의 확장

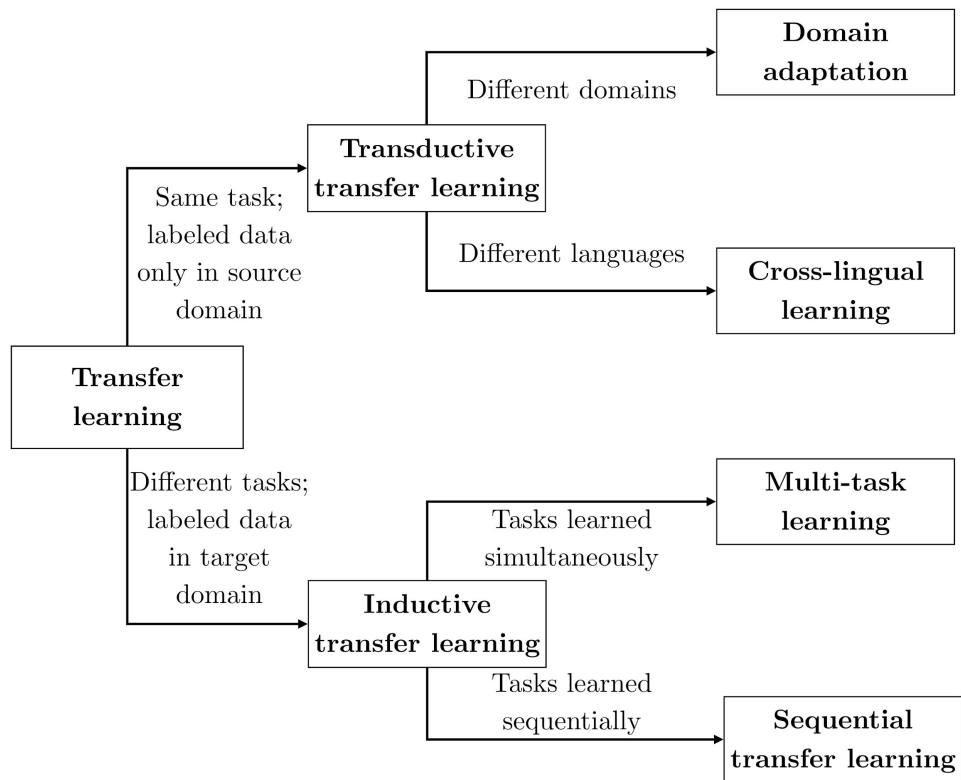
Intent를 규정하는 Entity 관계의 규정 필요

기존의 Multi Classification과 hierarchical LSTM 극복을 위한 방법 출현

Attention Mechanism → Transfer Learning

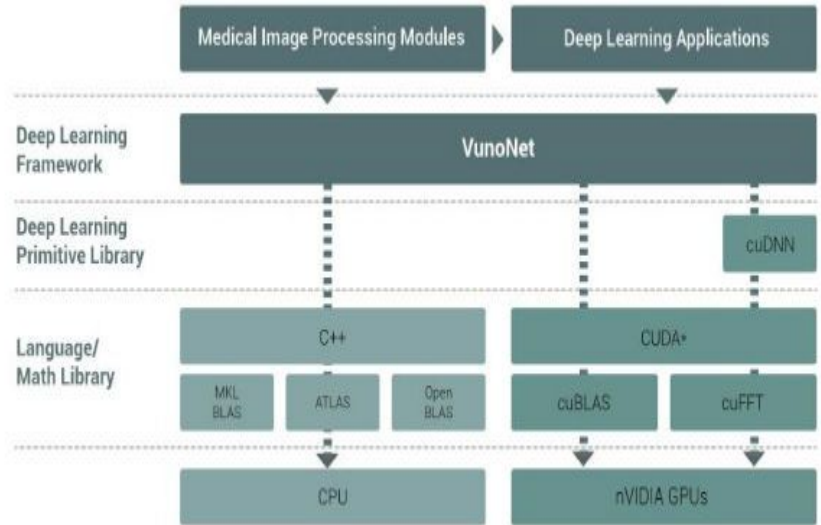
# Cross-lingual learning: learn from other languages



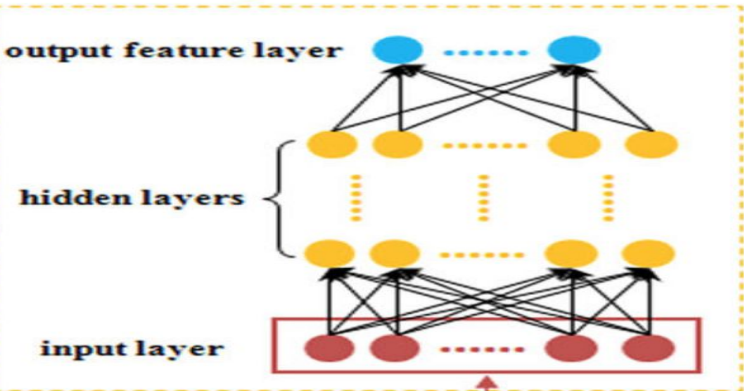




의  
의

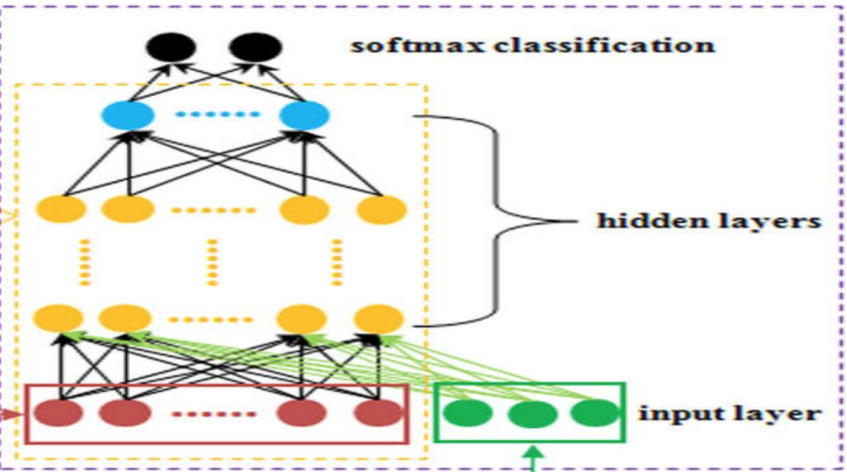


## Pre-training



Resized ROI

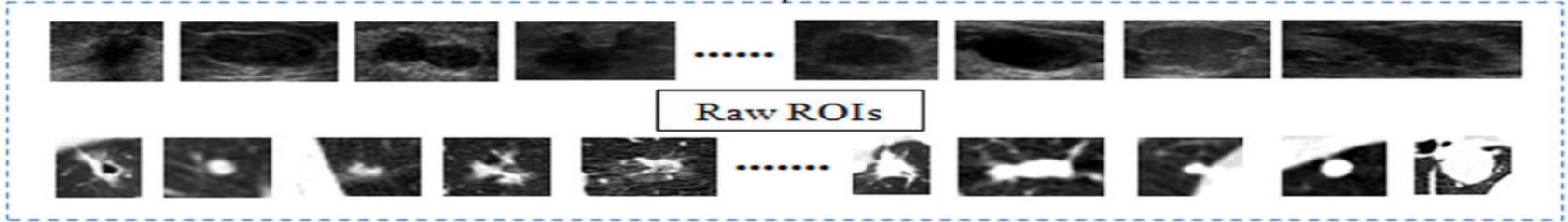
## Supervised Training



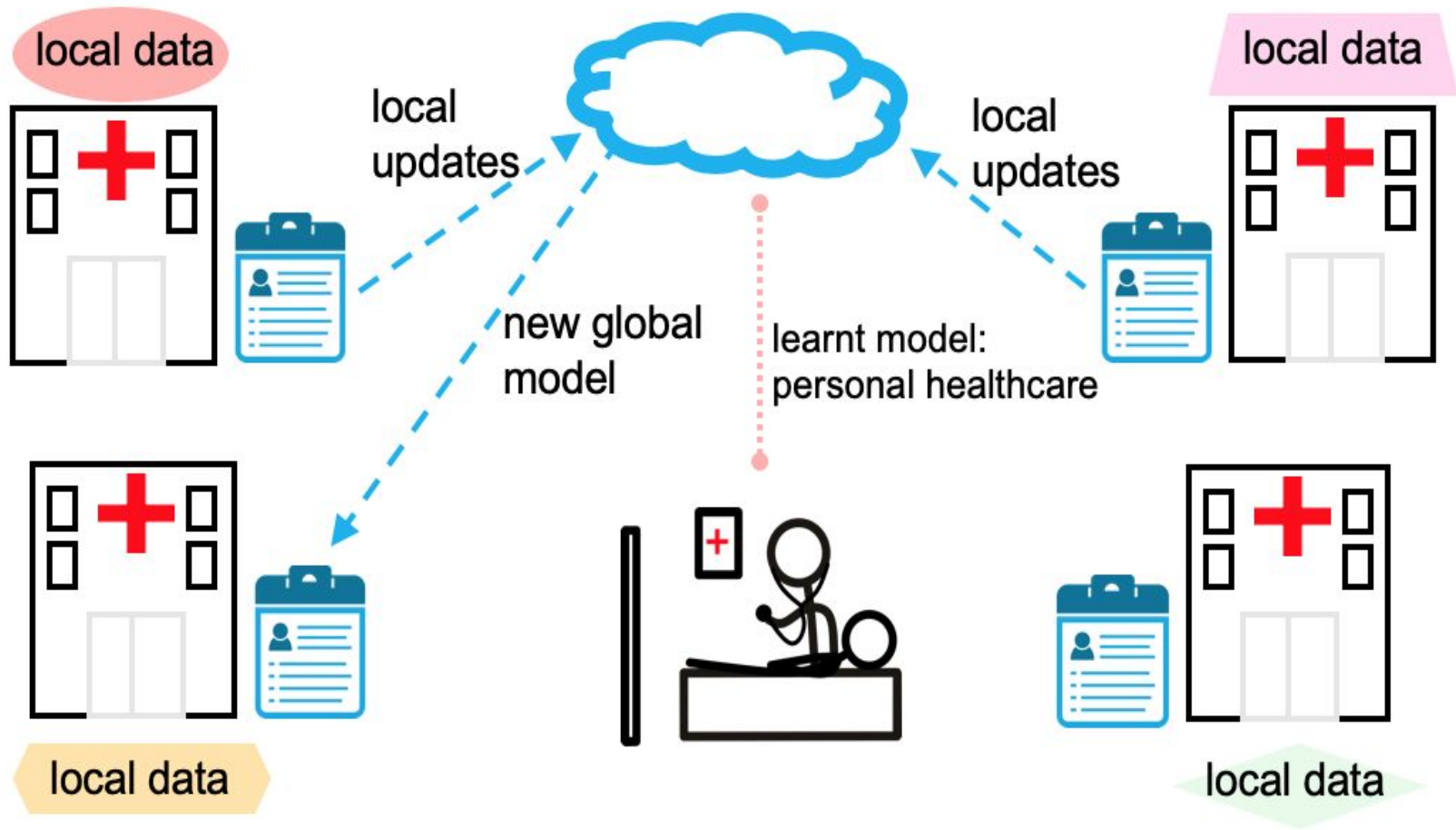
Aspect Ratio, Resizing Factors

Resizing

Raw ROIs



[그림 1] 사전 학습 및 세부 지도 학습 방법을 통한 병변 분류



# 의료는 법률적 규제로 Federated Learning 방법

Public Data 정보는 잘 정제되어 있고 의미가 있지 않다. (Data Wrangling)

Private Data 정보는 각자의 Device 또는 병원 내부에 있고 이것을 학습하는 것이 추론에 성능에 영향을 미친다. (on-device inference)

하지만 Mobile Device나 의료 기기 내부에 탑재될 경우 on-device inference는 Battery 소모와 발열 문제에 노출되어 있다.

이를 해결하기 위해 아래와 같이 진보되고 있다.

MobileNet → TFLite → Quantization → Hardware Acceleration

TF-Encrypted(?)

제철소

## Iron making

(제선공정)

Basic process for producing water

Bituminous coal

Temperature Time

carbon monoxide (CO)

impurities such as carbon and sulfu

Impurity concentration

## Steel making (제강공정)

Process of removing impurities from water to make steel

This process filters out phosphorus, sulfur and carbon.

## Continuous casting

(연주공정)

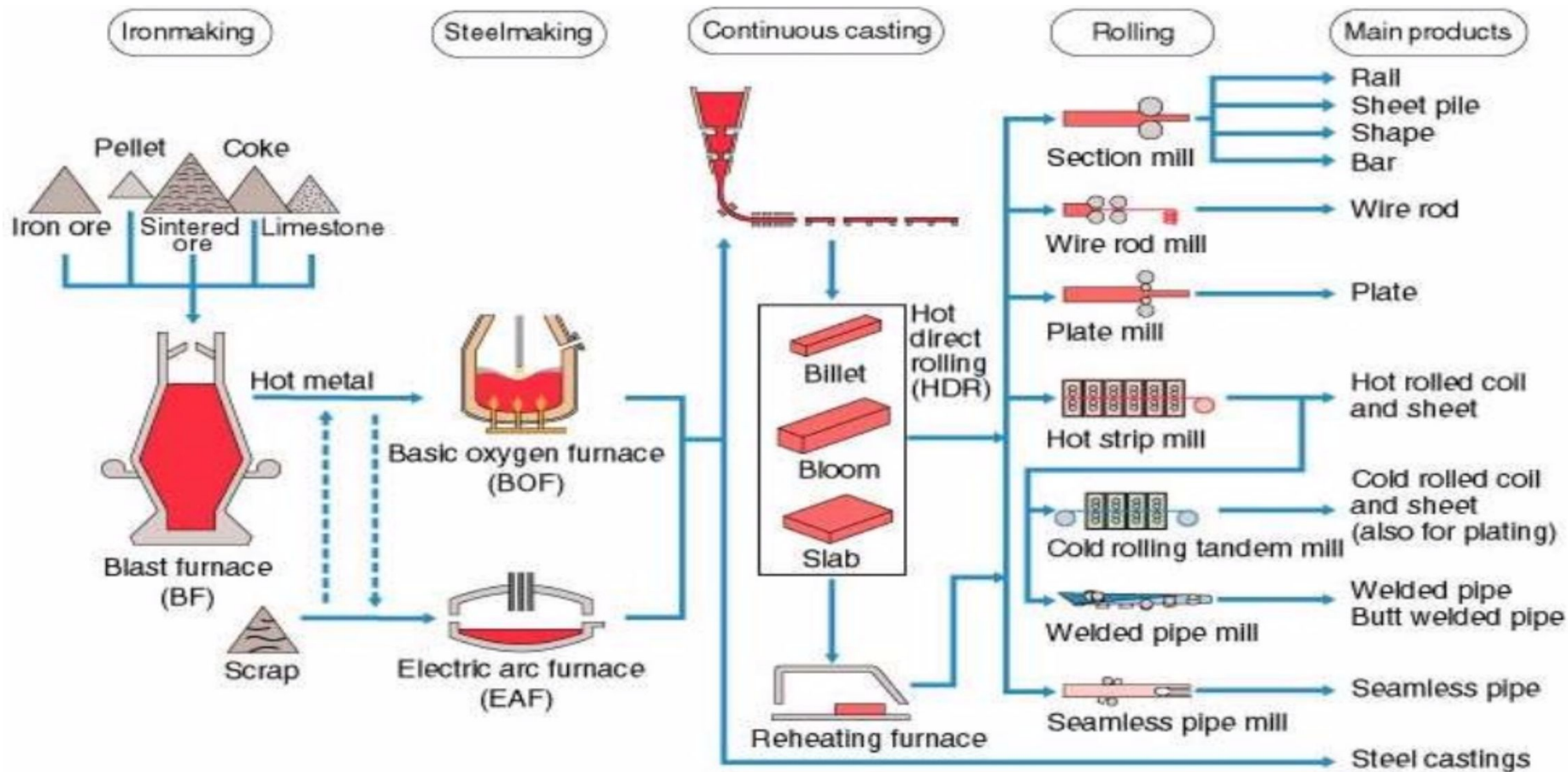
Liquid iron becomes solid

Process to be the source of final result

It is injected into a mold, which is still liquid, molten steel, cooled and solidified through a continuous casting machine, and continuously made into intermediate materials such as slab, bloom and billet.

## Rolling Process (압연공정)

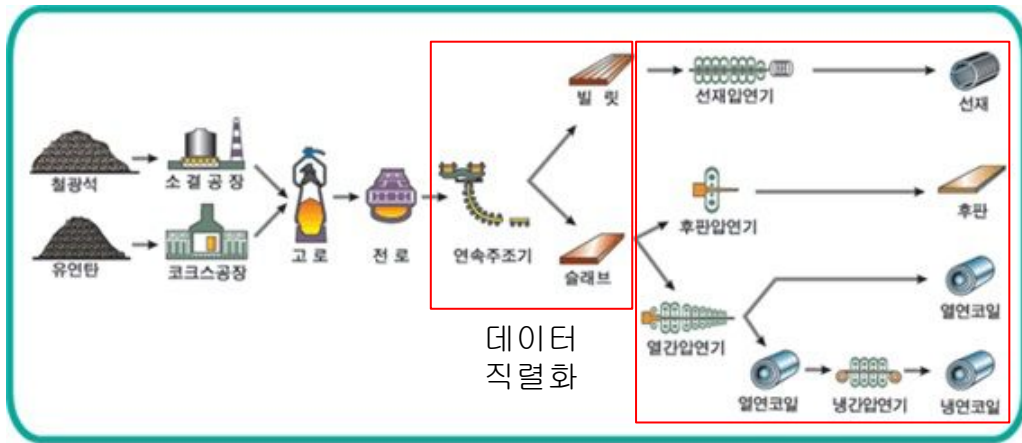
This rolling process is divided into two types, hot rolling and cold rolling.



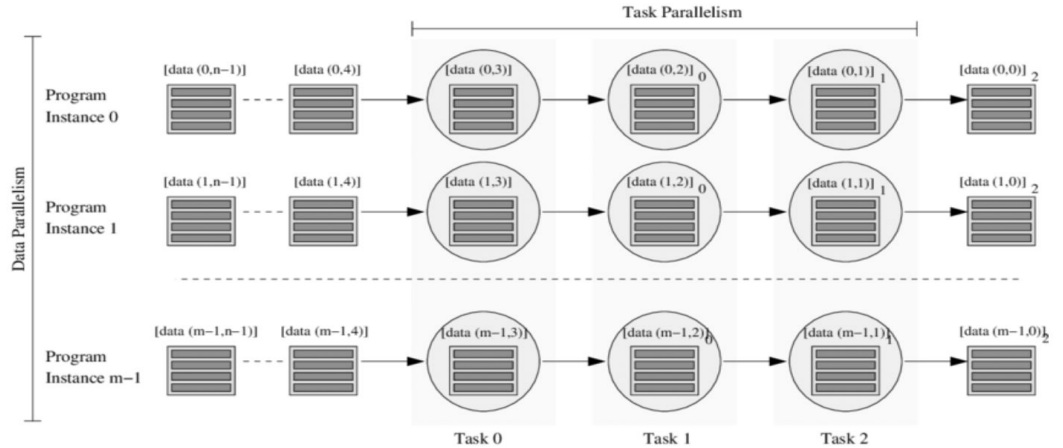


제철소에서는 일관밀이라 주로 다양한 제품군으로 나누어지는  
공정 하위단에서 불량율을 검출하게 된다.

하지만 앞단에서 필터링 될 수록 제조 비용 감소 효과가 극대화된다.  
그렇기 때문에 전반적인 데이터 관리가 무엇보다 중요하다.



Task Parallelism



반도체

# 반도체 8대 공정



## 반도체 공정의 특성

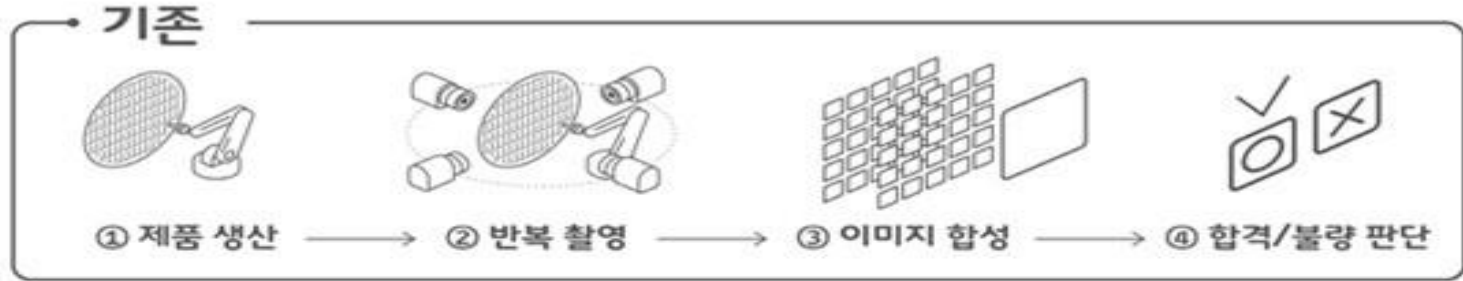
반도체 공정은 산화 공정 전단계 웨이퍼 공정에서 불량율 검출이 생산성 향상과 비용절감을 가장 극대화 시키는데 기여하지만, 아이어리하게도 불량율이 높은 공정은 식각 공정과, 금속 배선 공정이다.

화학적 부식이 진행되는 산화공정부터의 에러 검출은 공정 내 비용효율을 극대화하기엔 무리가 있다.

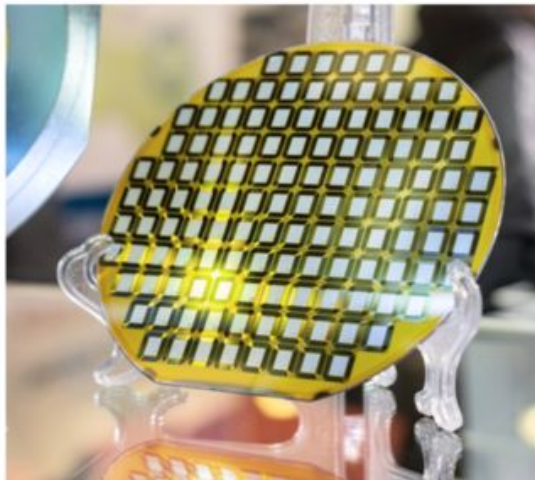
하지만 중간 과정의 에러 검출에는 많은 위험요소들이 내포되어 있고 대부분의 불량은 식각 공정과 금속 배선 공정에서 대량 발생하기 때문에 이 부분에 대한 딥러닝 기술 적용이 필요하다. (신뢰성 확보)

프로세스가 깊어질 수록 에러율은 올라간다.

# 적용 사례



# 웨이퍼 공정



1. 잉곳 만들기
2. 잉곳 절단하기
3. 표면 연마하기
4. 세척과 검사

1. 모래에서 추출한 실리콘을 뜨거운 열로 녹여 고순도의 실리콘 용액을 만들고 균히면서 잉곳을 만듭니다.
2. 얇은 웨이퍼를 만들기 위해서 적당한 크기로 잉곳을 절단합니다.
3. 절단 직후 거친 표면을 공정을 통해서 매끄럽게 갈아냅니다.
4. 세척과 검사를 통해서 웨이퍼를 확인합니다.

# 산화 공정



웨이퍼에 산화막을 형성하여 누설전류가 흐르는 것을 차단 하기 위해서 산화공정을 합니다.

산화공정은 건식산화와 습식산화로 이루어 지는데요.

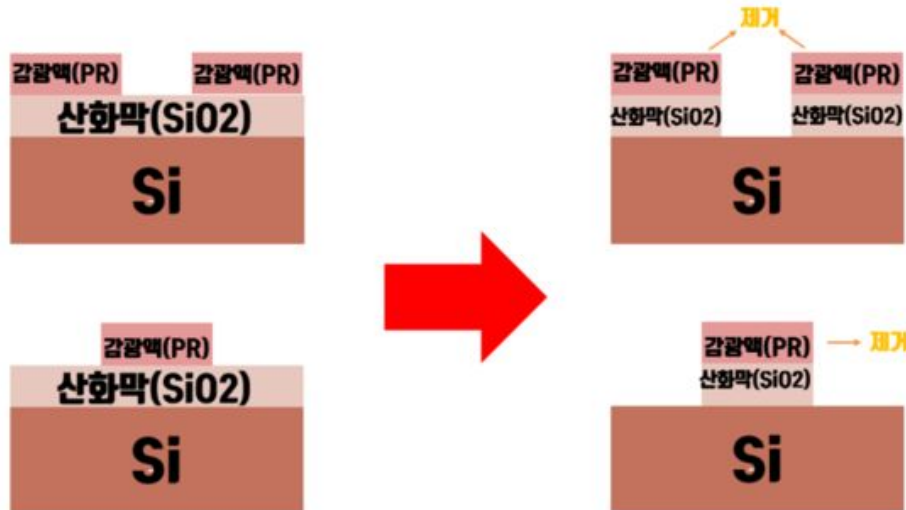
건식산화는 산소만을 이용하여 산화막 성장속도가 느려 얇은 막을 형성할때 사용되며 습식 산화는 산소와 수증기를 이용하여 산화막 성장속도가 빠르고 두꺼운 막을 형성할 수 있습니다.

# 포토 공정



포토공정은 크게 감광액 도포, 노광, 세부공정으로 진행됩니다. 그림과 같이 감광액 PR을 바르고 나서 노광장비를 통해서 패턴이 담긴 마스크에 빛을 통과시켜서 회로를 찍어냅니다. 노광과정 이후에 현상공정을 통해서 회로 패턴을 형성합니다. 이 과정에서 Positive는 빛을 받은 부분이 제거가 되고 Negative는 빛을 받지 않은 부분이 제거가 됩니다.

# 식각 공정



식각공정은 포토공정에서 형성된 감광액 부분을 남겨두고 나머지 부분을 제거하여 회로를 형성하는 과정입니다.

식각공정에서 중요한점은 공정이 건식과 습식으로 나누어집니다. 건식 식각은 정확성이 좋아서 작은 패턴이 가능하다는 장점을 가지고 있지만 고비용, 어려운 과정, 1장씩공정 해야하는 단점을 가지고 있습니다. 습식식각은 저비용, 쉬운과정과 식각속도가 빠르다는 장점을 가지고 있지만 정확성을 안좋다는 단점을 가지고 있습니다.



# 박막 공정



박막이란 기계 가공으로는 실현불가능한 두께인 1마이크로미터 이하의 얇은 막을 의미합니다.

이 박막을 웨이퍼 위에 증착시켜 전기적인 특성을 갖게 하는 과정을 박막공정이라고 합니다.

박막을 만드는 과정은 대표적으로 물리적기상증착법(PVD) / 화학적기상증착법(CVD) / 도금 / 스피논 글라시(SOG) 4가지 방법으로 진행됩니다.

# 금속 배선 공정



## 필요 금속 조건

- > 웨이퍼 부착성 우수
- > 전기 저항이 낮은 물질
- > 열적 화학적 안정성 우수
- > 패턴 형성의 용이성
- > 높은 신뢰성
- > 낮은 제조 가격

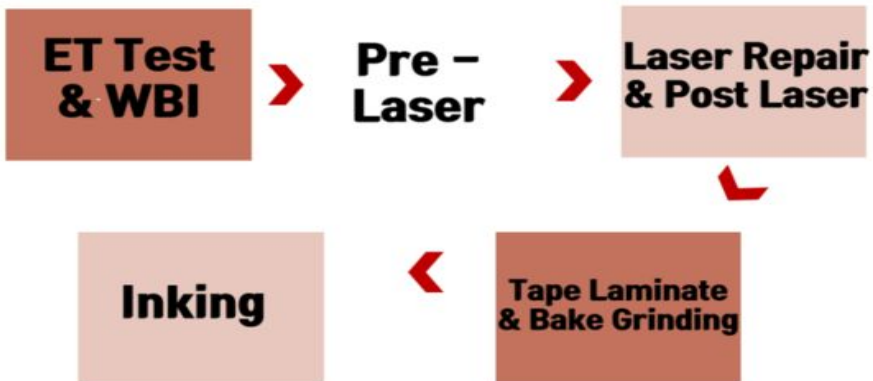
금속 배선 공정은 포토, 식각, 박막 등 위의 공정을 반복하면 웨이퍼 위에 수많은 반도체 회로가 만들어집니다. 이 회로를 동작하기 위해서 외부에서 전기적 신호를 가해 주는데 이 **신호가 전달되는 금속선을 연결하는 작업**입니다.

금속 배선 공정은 6가지의 필요조건이 있습니다.

1. 이퍼의 부착성이 우수
2. 전기저항이 낮은 물질
3. 열적 화학적 안정성이 우수
4. 패턴형성이 용이성
5. 높은 신뢰성
6. 낮은 제조 가격

이 6가지에 가장 적합한 물질인 알루미늄, 텅스텐이 가장 많이 사용되고 있습니다.

# EDS



EDS Test 는 전기적 특성 검사를 통해서 각각의 칩들이 원하는 품질 수준에 도달하는지 체크하는 과정입니다.

이러한 EDS Test는 크게 5가지로 이루어 집니다.

1. ET Test & WBI : 제품 초기에 발생하는 높은 불량률을 효과적을 제거하기 위한 목적으로 실행합니다.
2. Pre-Laser : 전기적 신호를 통해서 칩들이 정상인지 아닌지를 판정합니다.
3. Laser Repair & Post Laser : 앞서 진행된 공정에서 발생한 불량중 수선이 가능한 칩들을 모아 수선하는 공정으로 EDS Test중에 가장 중요한 공정입니다.
4. Tape Laminate & Bake Grinding : 교통카드나 여권에 들어가는 IC카드 같은 얇은 제품을 조립할때 필요한 공정입니다.
5. Inking : Pre Laser 및 Post Laser에서 발생된 불량 칩에 특수 잉크를 찍어 불량 칩을 식별할 수 있도록 만드는 공정입니다.

# 패키징



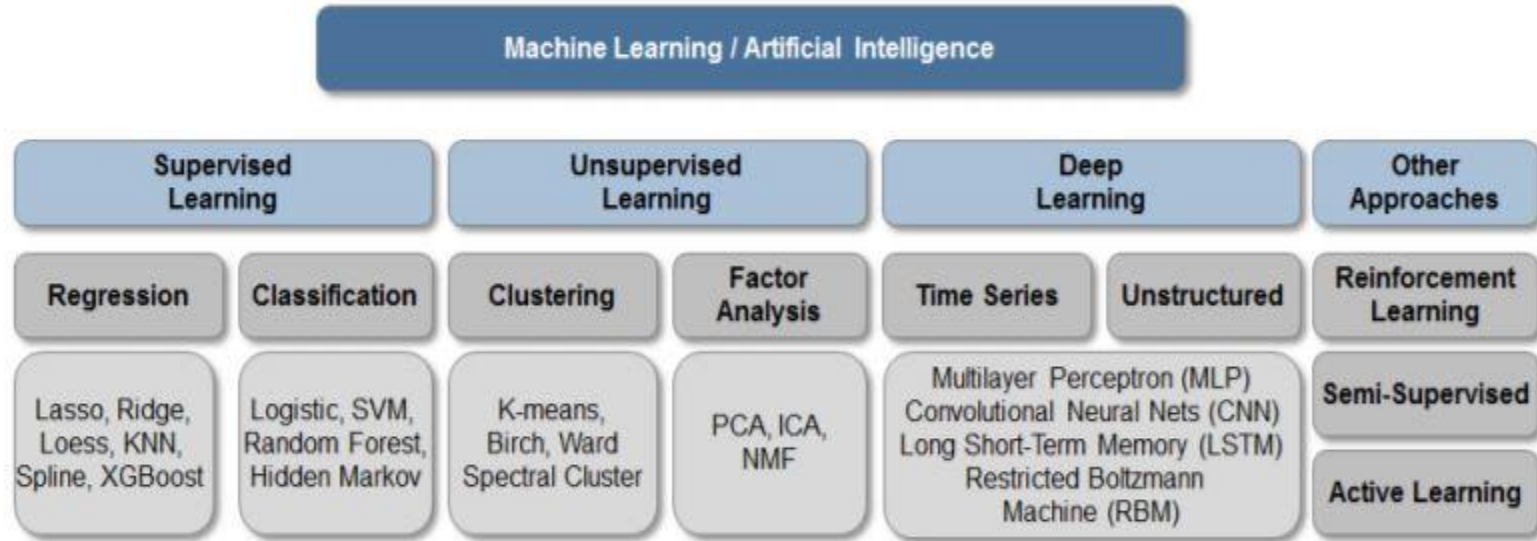
제품으로 출하되기 전에 마지막 테스트입니다.  
패키징 또한 크게 5가지 순서로 진행이 됩니다.

1. 웨이퍼 절단 : 웨이퍼를 날개의 칩으로 분리합니다.
2. 칩 접착 : 분리된 칩들을 리드프레임, PCB에 옮깁니다.
3. 금선 연결 : 기판위에 올려진 칩과 기판을 가는 금선을 사용하여 연결하는 와이어 본딩 공정을 이용합니다.
4. Molding 공정 : 습기, 열 등 물리적인 환경으로 보호하고 원하는 형태의 패키지로 만들기 위한 공정입니다.
5. 패키지 테스트 : 반도체 검사장비를 통해서 전압, 전기신호, 온도, 습도 등을 가해서 제품을 측정합니다.

010  
010

# Algorizm Approach

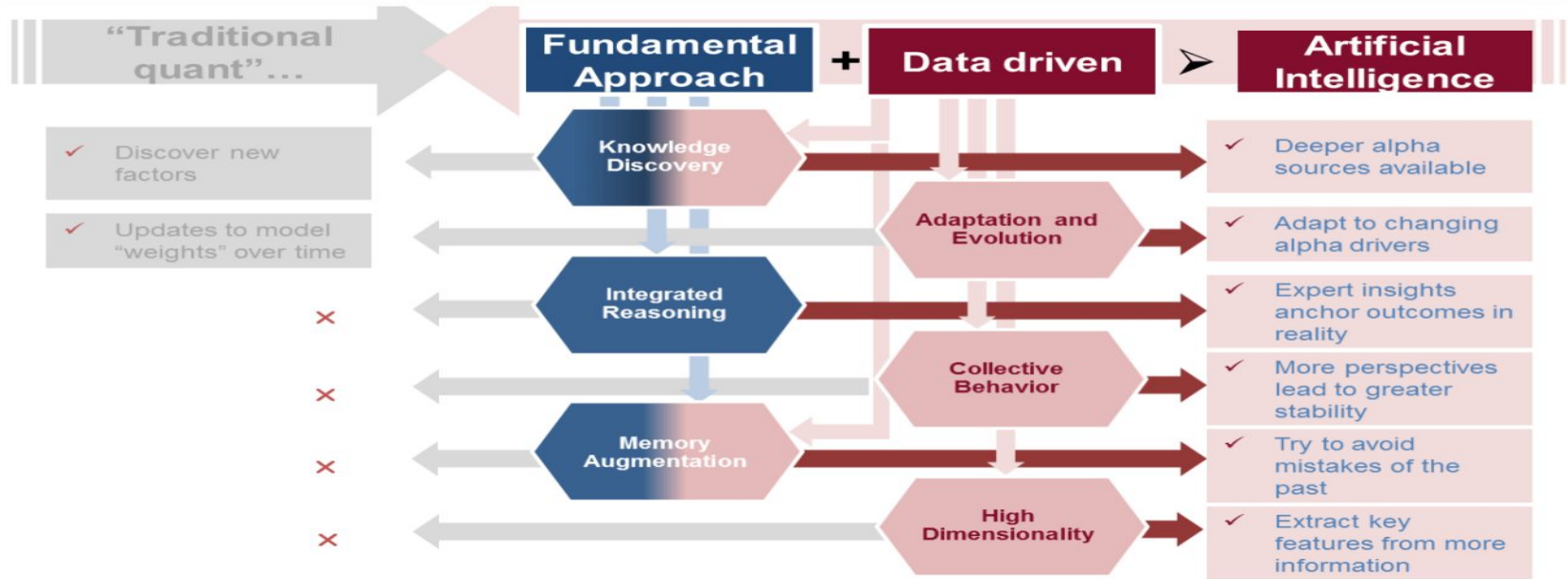
Figure 39: Classification of Machine Learning techniques



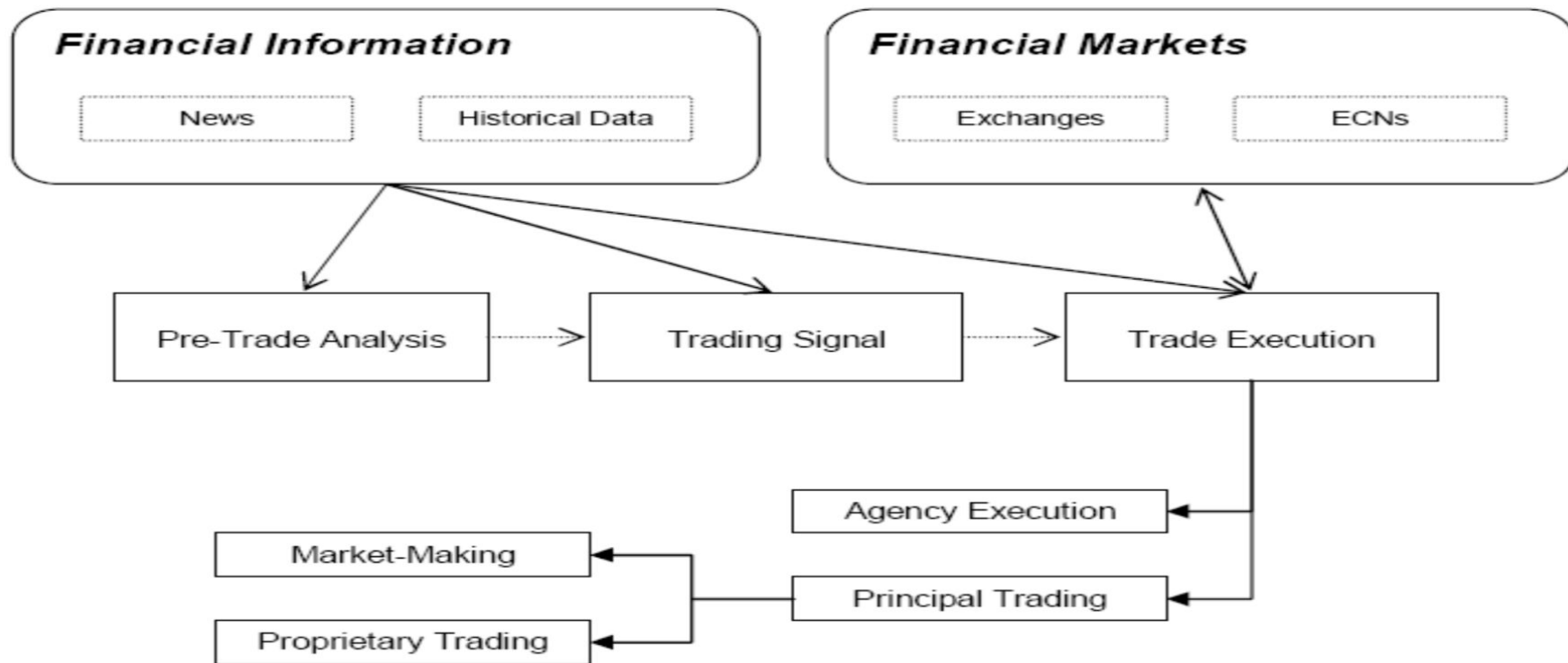
Source: J.P.Morgan Macro QDS

# Data Driven Process **확인**

## Differentiated in Principle: AI vs. Factor-Driven Investing

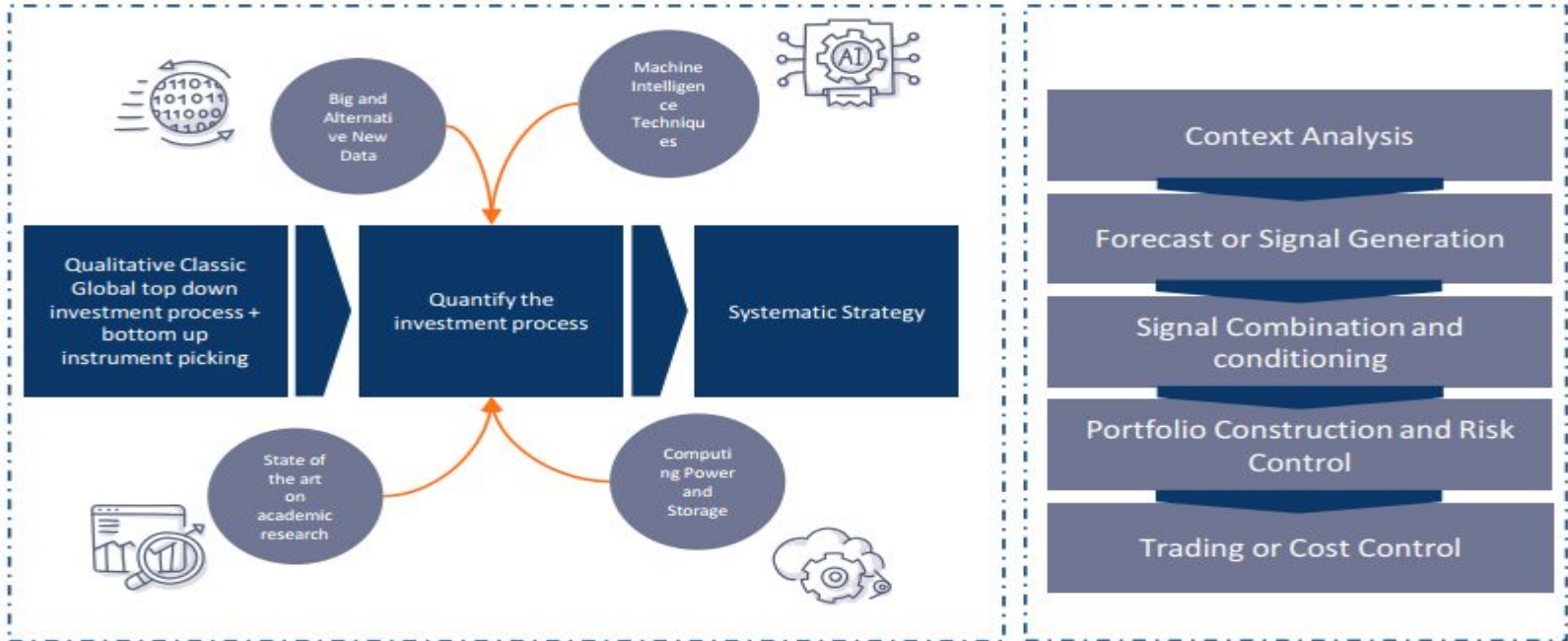


# Data의 개괄적 흐름도 및 파라미터 확인



# Data의 개괄적 흐름도 및 파라미터 확인

Each level is impacted



# 모델의 검증 및 확인 프로세스 정립

Describe Context



Measure Context

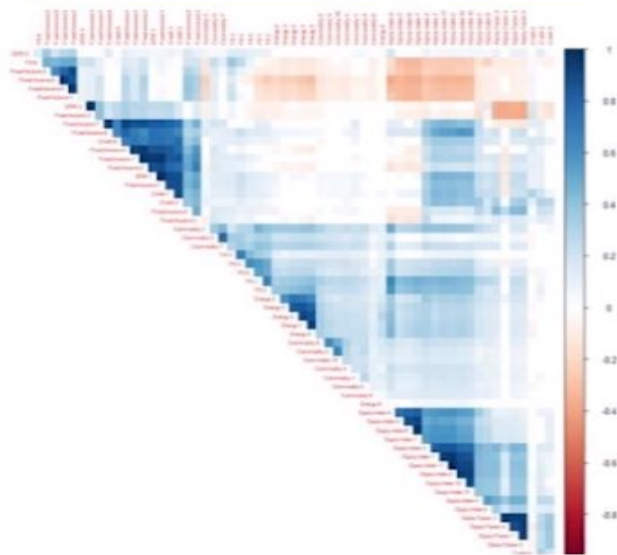


Relate Context with Instruments

- **Outputs:** Cluster returns that we based on the historical correlation of our assets, as well as qualitative interpretation:
  - *US/EU Fixed Income,*
  - *US/EU Equities, Metals*
  - *Soft Commodities, etc.*
- **Predictive model:** Quantify relationship between forward cluster return and inputs
  - We formulate it as a classification problem for each cluster - to that end we build a predictive model

$$Y_{t,k} = \begin{cases} 1 & \text{if } r_{t,k} > 0 \\ 0 & \text{if } r_{t,k} < 0 \end{cases}$$
$$P(Y_{t,k} = 1 | \mathbf{X}_{t-1}) = p_{t,k} = f(\mathbf{X}_{t-1})$$

- *Weekly Data, 52 Features, 15 clusters*
- *Walk-forward validation*





감사합니다.