

2024-1

Hongik University

머신러닝및실습(2) 502분반

# 이상탐지기술-PatchCore

기존 density based method 기술과의 비교를 중심으로  
(수행계획서)

4팀 | 최승필 김현서 김유나 신화진 이소연

# 수행 개요

이상탐지기술 중 하나인 PatchCore를 주제로 이상탐지의 분류와 학습방법론에 대해 탐구하고, PatchCore 알고리즘에 대해 연구한다.  
기존 Density-based method 기술들(SPADE, PaDiM)에서 보완된 PatchCore의 특징에 대해 알아보고, 코드 구현을 통해 성능을 비교하고자 한다.



\*\* Density-based method: 정상 데이터의 분포를 통해 비정상 데이터를 탐지하는 이상탐지 방식

# 주차별 계획



13주차

**13주차**

1. 이상탐지와 PatchCore의 개념 이해
2. 연구 방향 및 index 설정
3. 관련 논문 및 자료 조사



14주차

**14주차**

1. PatchCore 이전의 density based method 이상탐지 알고리즘 (SPADE, PaDiM)과 PatchCore의 차이 및 공통점 분석
2. PatchCore 코드 구현



15주차

**15주차**

1. 결론 구성
2. SPADE, PaDiM 코드 구현
3. 세 가지 density based method 이상탐지 코드 구현 결과 기반 정확도 비교

# 목차 Index

**01** 이상탐지

**02** PatchCore

**03** PatchCore 이전의 이상탐지 기술

**04** 코드 구현

**05** pros & cons

**06** 결론

# 01

## 이상 탐지 (Anomaly Detection)

Anomaly(이상) : 정상 범주에서 벗어나 있는 모든 것

Anomaly Detection : 이상 감지 기술, 비정상 데이터를 탐지하는 기술

### Supervised AD

학습데이터 :

labeling 된 정상/비정상 data

Class -Imbalance :

비정상 sample의 발생이 정상 sample보다 현저히 적을 때 발생하는 불균형 문제.

⇒비정상 data에 대한 학습이 충분하지 않아 모델의 성능 저하.

### Semi-Supervised AD

학습데이터 :

labeling된 정상 data

비정상 데이터가 test로 입력

→ 학습한 정상 특징과 부합하지 않음을 발견

→이상 탐지

Class-Imbalance 문제가 극도로 심한 경우에 적절 (ex 산업현장에서는 비정상 sample의 발생이 극히 드뭄)

### Unsupervised AD

학습데이터:

labeling이 되지 않은 정상/비정상 data

즉, 정상/비정상의 개념이 정립되지 않은 data

# 01

## 이상 탐지 (Anomaly Detection)

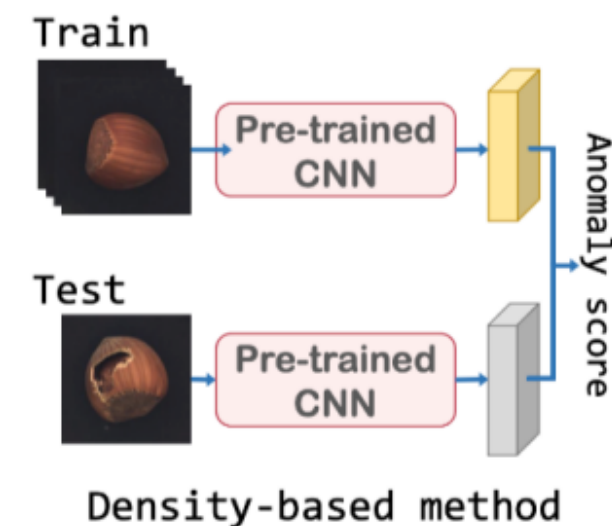
목적 : 매우 많은 정상 데이터에서 극소수의 비정상 데이터를 구별

적용 : 이상 거래 탐지 ( 신용, 카드, 보험과 같은 금융계에서 불법 및 악용 탐지)  
제조업 불량 탐지 등

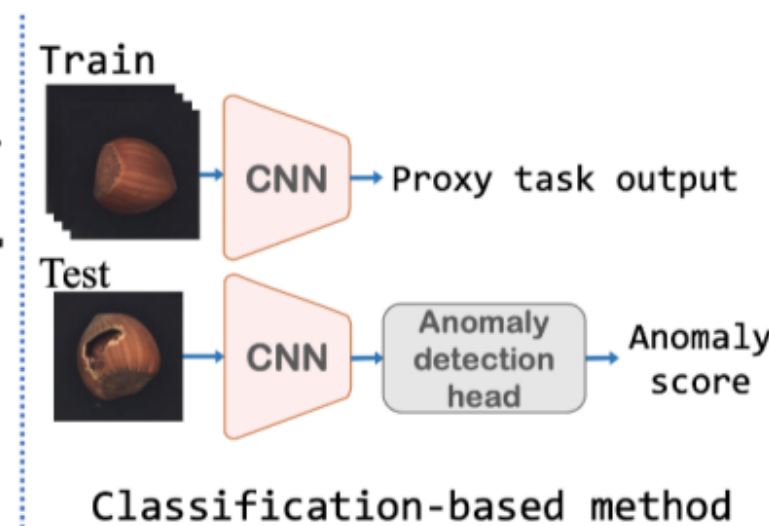
Density-based method: 정상 데이터의 분포를 통해 비정상 데이터를 탐지

Classification-based method: proxy task를 정의하여 사전학습 수행 후 one-class classification 적용하여 비정상 데이터 탐지

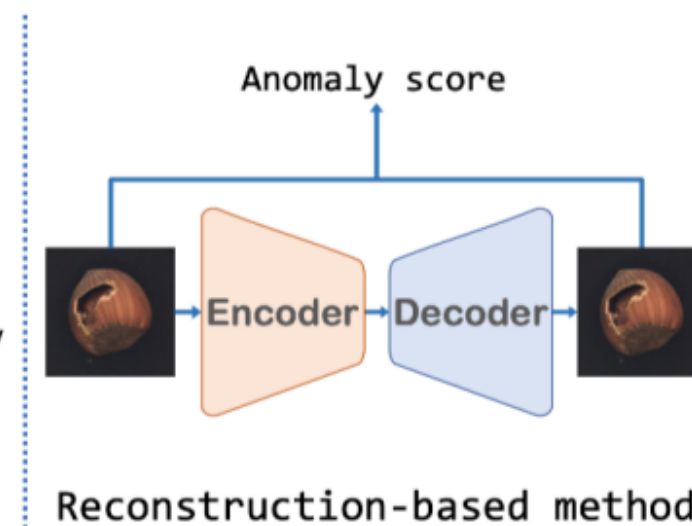
Reconstruction-based method: 정상 데이터만을 복원하도록 학습하여 비정상 데이터 추론 시 재구성된 결과와 차이로 비정상 데이터 탐지



Density-based method



Classification-based method



Reconstruction-based method

Pretrained Model  
Extra Training Data



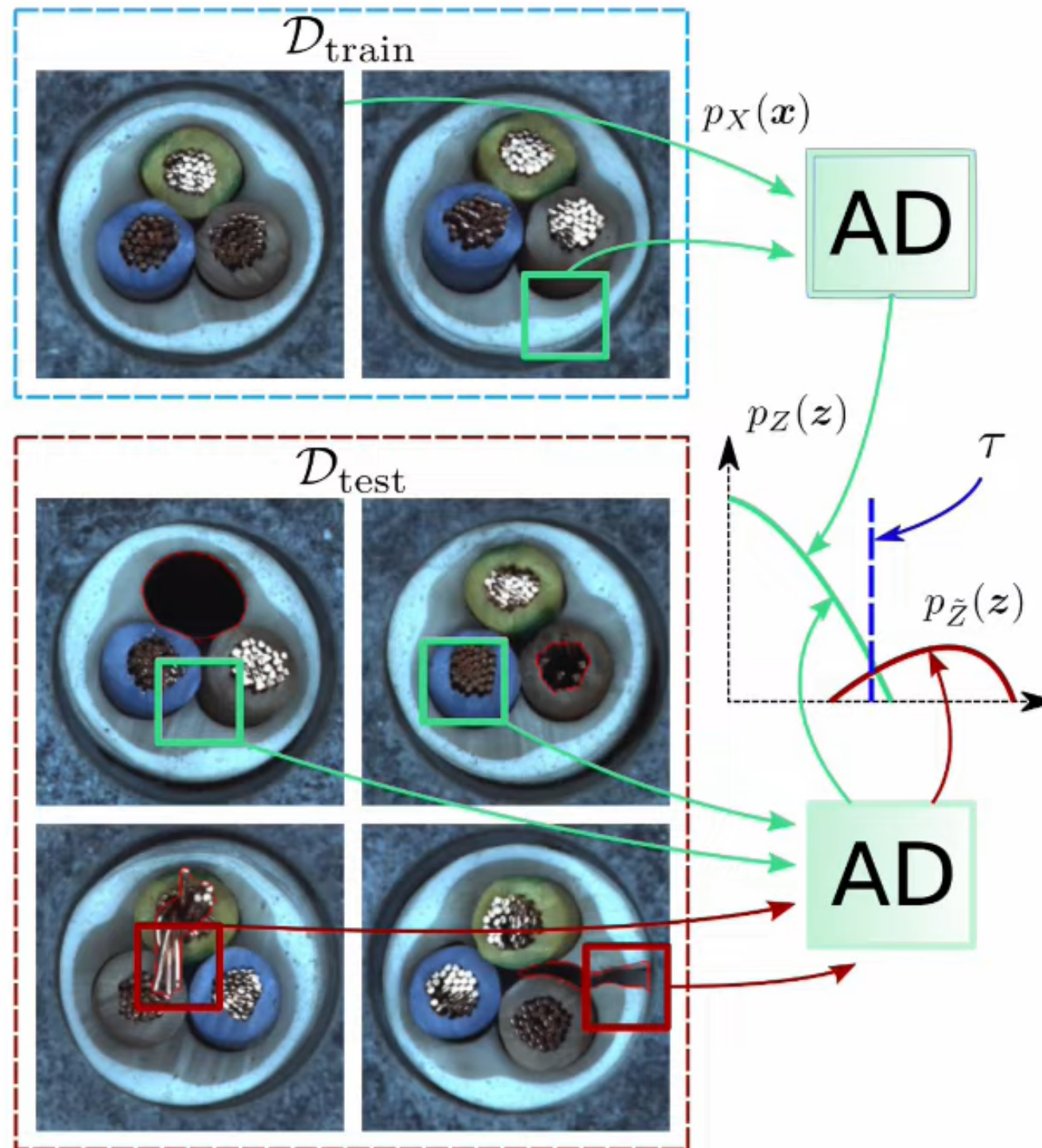
- 사전 학습 모델을 활용하여 학습 과정 없이 정상 데이터의 feature를 추출하여 Anomaly를 탐지하는 기술

Local Patch + Core set = Patch Core

- 정상 데이터의 특징을 효과적으로 저장하여 적은 양의 정상 이미지만으로도 높은 성능을 구현할 수 있는 시스템

## 02

## PatchCore



빨간 부분이 이상치. 위의 정상데이터와 다른 특징을 가져 Anomaly score이 높게 표현됨.  
특정 임계값을 통해 이상치 탐지



# 02

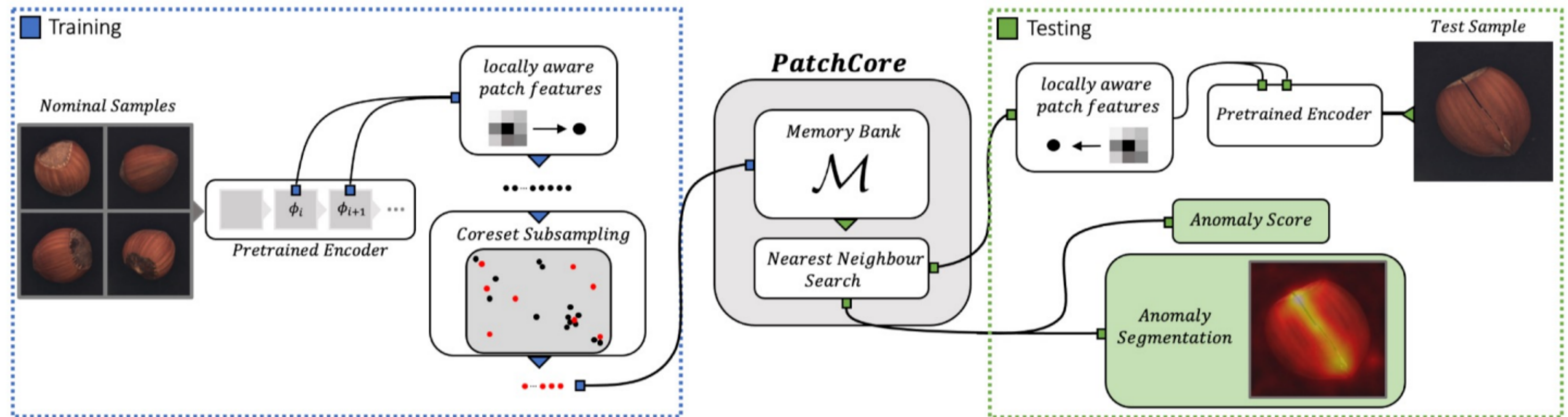
## PatchCore

PatchCore구조 :

local patch features

coreset subsampling

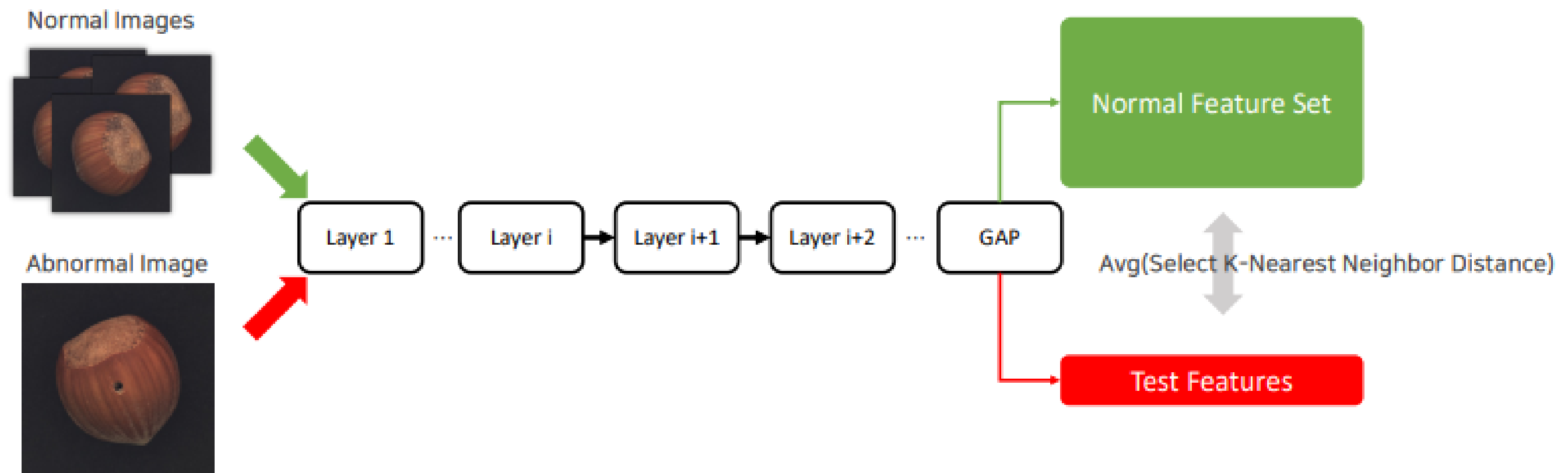
detection and localization



# 03

## PatchCore 이전의 이상탐지 기술-SPADE

앞 PatchCore 의 Density-based method 과 같이 정상 데이터를 이용해 사전학습된 모델을 사용하여 마지막 GAP(Global Average Pooling)을 거친 피처를 추출한 후, 이를 모아 나중에 새로운 데이터가 들어왔을 때 새로운 데이터에 대한 GAP output인 이 feature(이미지의 특징)와 비교하여 K-NN(K-Nearest Neighbor Distance)을 통해서 이 값을 평균으로 취한뒤 이것을 K-nn Anomaly score로 사용 하는 방식



# 03

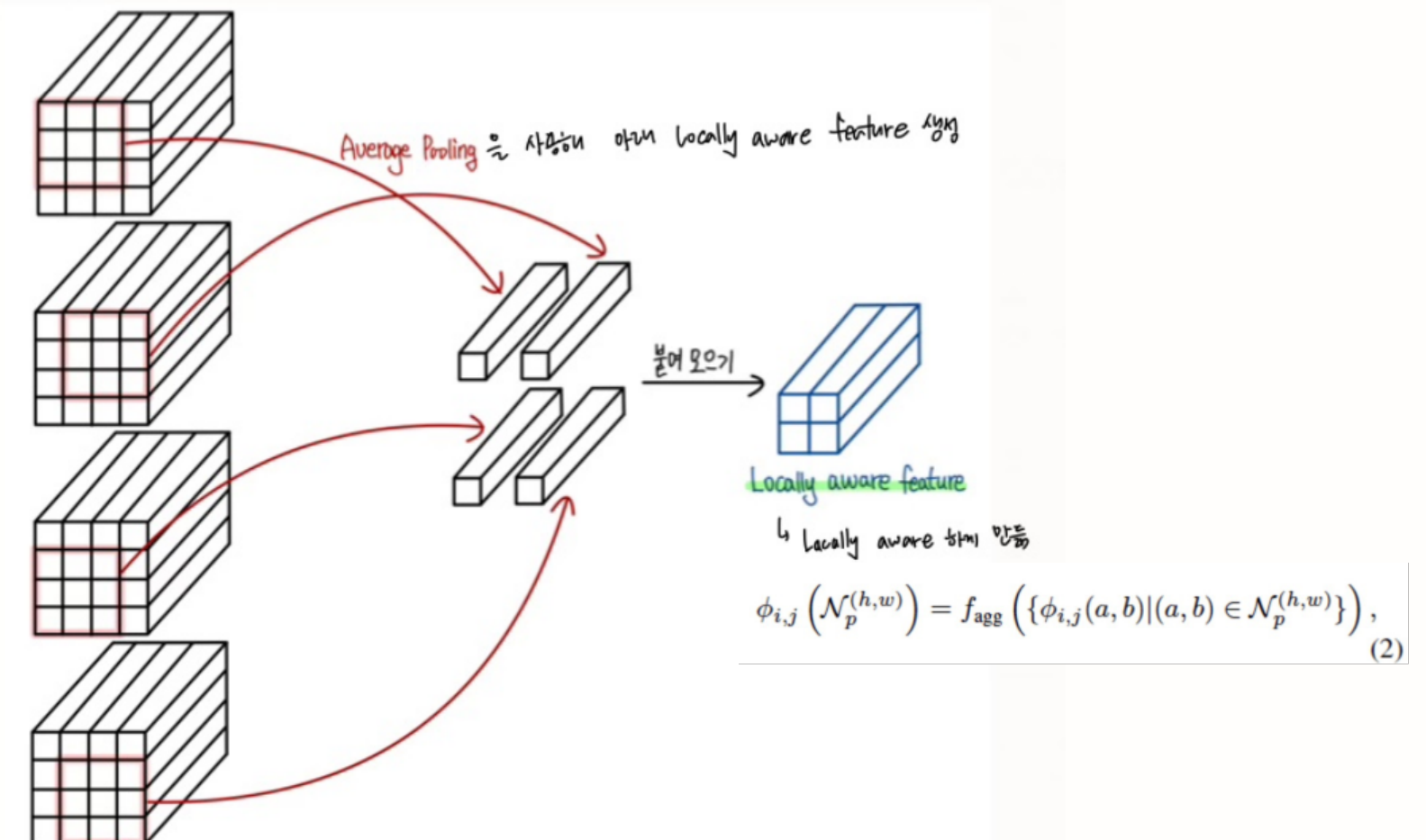
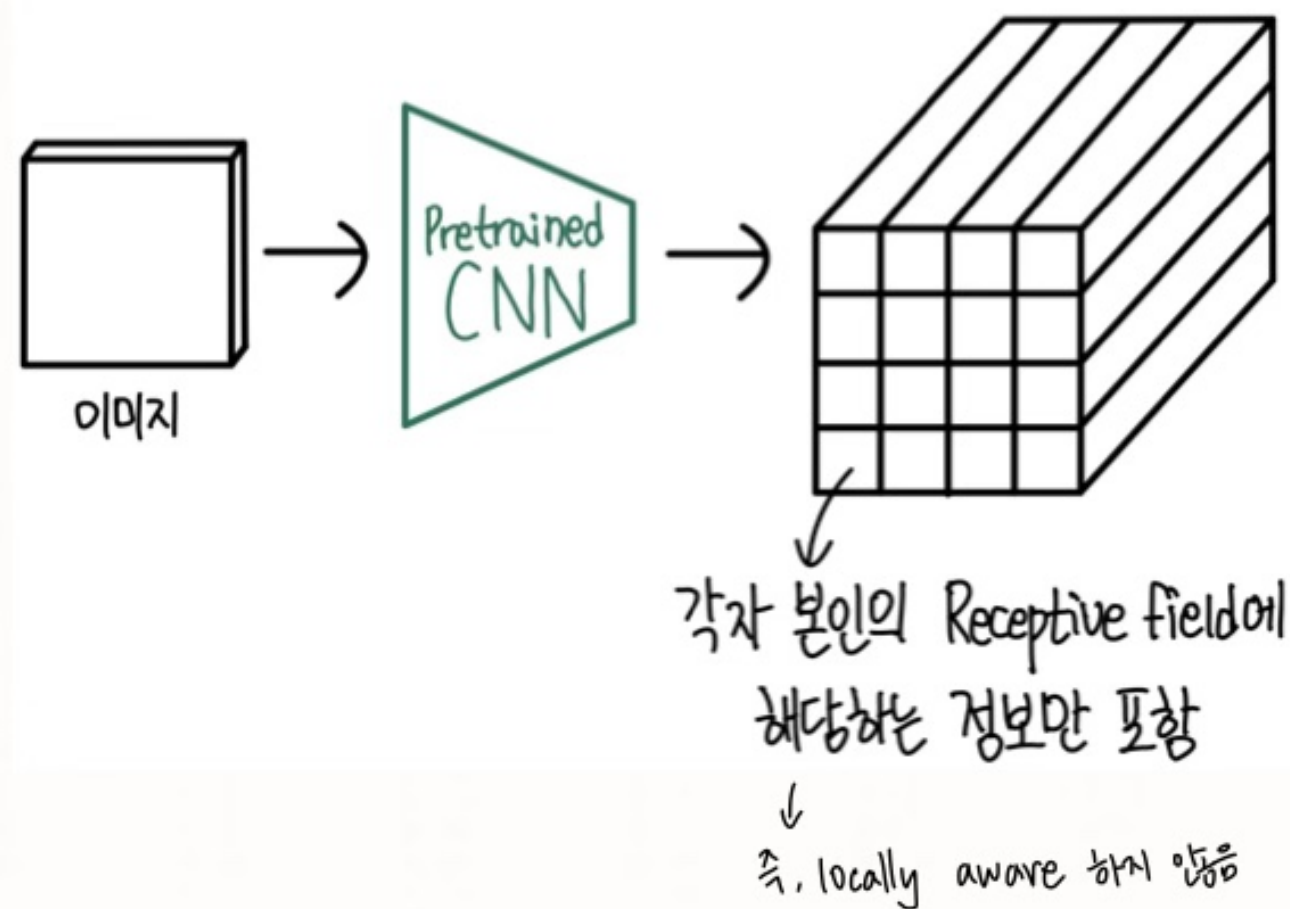
## PatchCore 이전의 이상탐지 기술-SPADE

### SPADE 한계

- Locally Aware 하지 않음  
( 사전학습한 네트워크에 추출한 feature 그대로 사용 )
- 글로벌 정보에 집중하여 지역적 세부 묘사 부족

### PatchCore 보완점

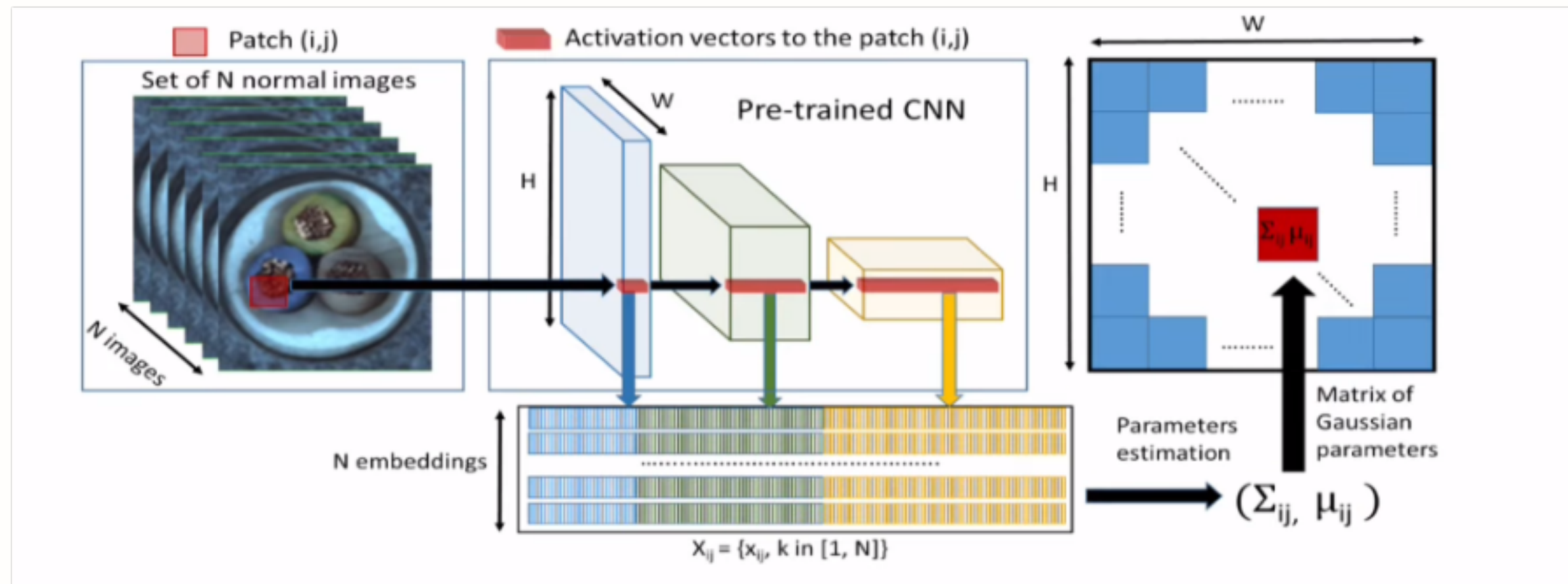
- Average Pooling 사용  
Average Pooling : 여러 sliding window 방법을 사용하여 각 패치의 정보를 겹치게 만들어, 주변 문맥을 고려한 피처를 생성



# 03

## PatchCore 이전의 이상탐지 기술-PaDiM

각 사전학습 레이어 아웃풋을 가져와 정상데이터 피처맵을 모으고 각 위치의 평균과 분산을 계산  
새로운 데이터가 들어오면 해당위치 피처맵 정상데이터 평균 분산에 대해 Mahalanobis distance를 계산하여 이상치 스코어를 계산하는 기술



# 03

## PatchCore 이전의 이상탐지 기술-PaDiM

### PaDiM 한계

- 동일위치 Patch feature들과만 비교로 글로벌 패턴 인식 한계
- 복잡한 패턴이나 구조적 이상 탐지 제한적

### PatchCore 보완점

- 더 많은 정상적 상황을 고려해 이미지 alignment에 대한 의존성이 낮아진다.
- training과 testing에서 같은 사이즈일 필요가 없다.
- 이미지 패치들의 특징을 평가하여 ImageNet 클래스에 대한 편향을 줄인다.