

Anomaly detection for small defect

2024년도 하계 세미나



Sogang University

Vision & Display Systems Lab, Dept. of Electronic Engineering



Presented By

이혜빈

Contents

- Paper review
 - Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)
 - An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- 기존 방법들

- 노이즈나 외부 데이터를 사용하여 anomaly image를 합성

- 실제 anomaly와의 큰 semantic한 차이가 있어 anomaly detection의 성능이 약해짐

- 제안하는 방법

- Diffusion model로 realistic anomaly 이미지를 생성

- Few shot real anomaly 이미지들을 기반으로 anomaly distribution을 학습하고 학습된 지식을 임베딩에 주입

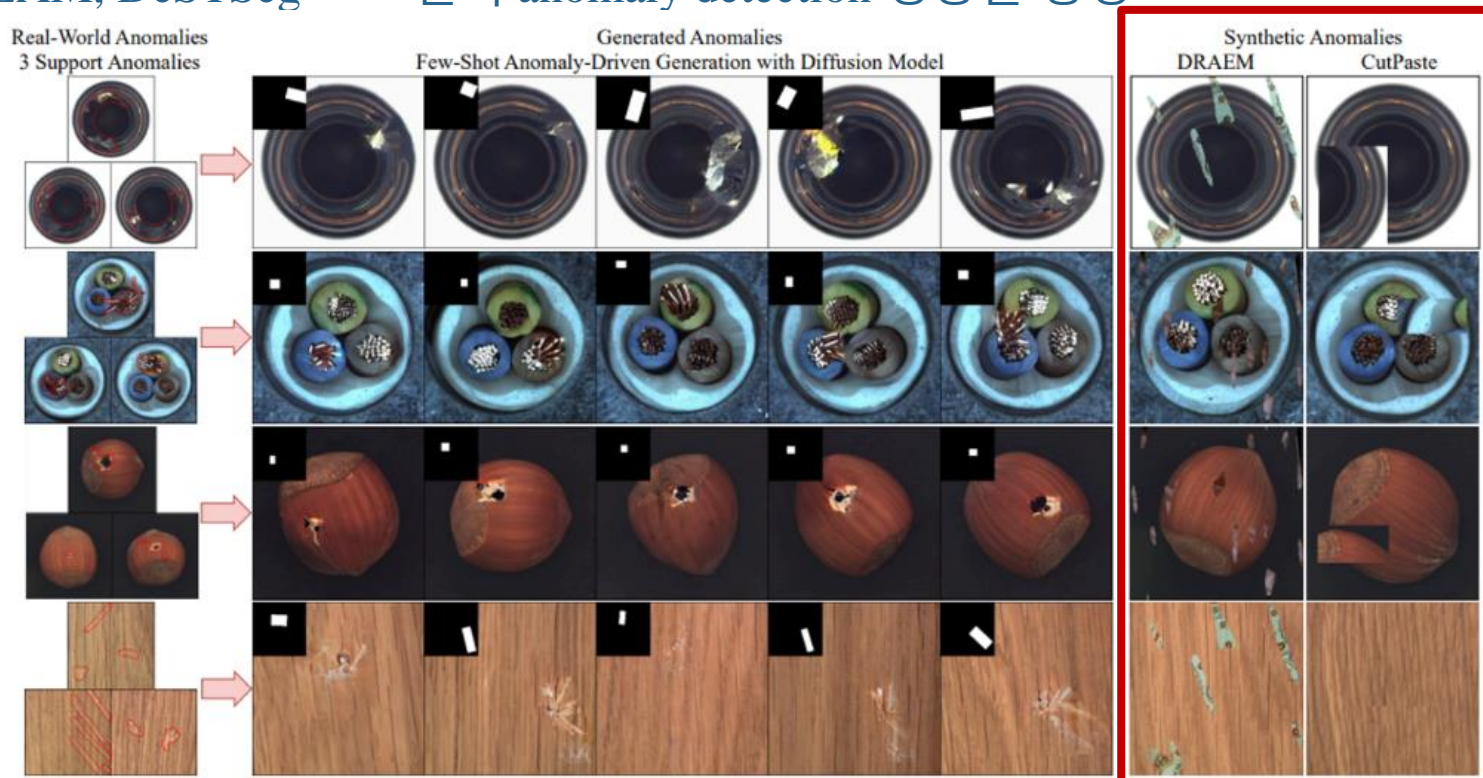
- 임베딩과 주어진 바운딩 박스를 사용하여 target class에서 현실적이고 다양한 anomaly를 생성하도록 diffusion 모델을 guide

- 생성된 anomaly image을 사용하는 weakly supervised anomaly detection model

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Introduction

- Bounding mask를 supervision으로 사용
- DREAM, DeSTSeg로 모델의 anomaly detection 성능을 향상



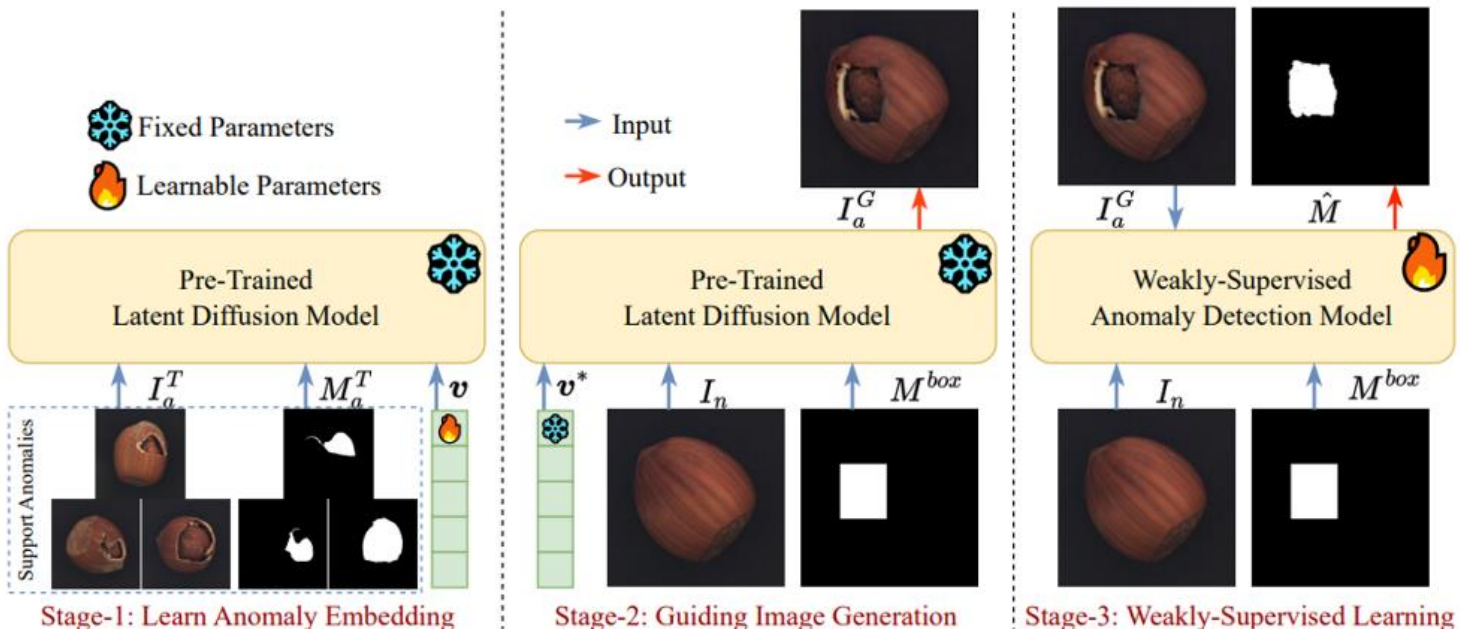
<논문의 방법으로 생성된 anomaly와 기존 방식의 합성 anomaly >

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Method

- 다음의 단계를 통해 모델을 학습

- Learn Anomaly Embedding
 - Guiding Anomaly Generation
 - Weakly-Supervised Anomaly Detection



<모델 학습 파이프라인 단계>

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Method

- Step-1: Learn Anomaly Embedding

- 실제 anomaly image의 semantic 특성을 효과적으로 포착하는 임베딩 학습에 초점을 맞춤
- Pretrained LDM의 파라미터 고정, LDM의 conditional 임베딩을 대체할 임베딩 vector 초기화

$$\mathbf{v}^* = \arg \min_{\mathbf{v}} L_{LDM}(I_a^T, t, \mathbf{v}),$$

※ I_a^T : 실제 anomaly image

※ 임베딩 vector를 UNet의 middle layer에 cross-attention과 함께 넣음

- 학습된 임베딩이 실제 anomaly image에 대한 분포 포착 → 이미지 생성 guide

- Loss function

$$L'_{LDM} = \mathbb{E}_{\epsilon(x), \epsilon, t, \mathbf{v}} [||(\epsilon - \epsilon_{\theta}(\epsilon(I_a^T), t, \mathbf{v})) \odot M_a^T||_2^2],$$

※ 전체 이미지로 학습 시, anomaly가 너무 작아 편향이 일어날 수 있음

※ Anomaly image의 segment mask를 loss function에 통합하여 가이드

※ 마스크에 guided된 loss를 통해 object의 local detail 사항을 포착하는 데 중점

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Method

- Stage-2: Guiding Anomaly Generation

- Input image로 normal image I_n 을 샘플링
- Bounding box mask를 사용하여 생성된 anomaly size와 위치를 regulate 하려고 했음
- Stage-1에서 학습시킨 LDM embedding vector를 inference

- ※ Box 내 영역 유지, box 외부의 영역은 I_n 의 노이즈 버전으로 대체됨

- ※ Input image의 특정 영역에 생성된 anomaly defect가 위치할 수 있도록 제어 가능

$$z_t = z_n^t \odot (1 - M^{box}) + z_t' \odot M^{box},$$

- ※ z_n^t : time step t에서의 $\epsilon(I_n)$ 의 노이즈 버전

- ※ z_t' : z_{t+1} 의 디노이즈 버전

- ※ 해당 z_t 가 디노이즈 프로세스를 거친 후, decoder를 거치면 anomaly image인 I_G^a 가 됨

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Method

- Stage-3: Weakly-Supervised Anomaly Detection

- Bounding box 내의 픽셀이 모두 anomalous한 pixel이 아닐 수 있으므로 supervision이 아닌 weakly supervision을 사용 → weakly supervised loss를 설계
 - Threshold값에 따라 매우 normal인 경우, loss를 0으로 설계, 나머지 박스 외 영역에는 focal loss 사용

$$L_{seg} = L_{Focal}(M, \hat{M}),$$

- Discriminative sub network의 전체 weakly supervised loss는 다음과 같음

- ※ M^{box} : anomaly 생성 시 주어진 박스 마스크

- ※ δ : normal인 확률값이 threshold 보다 큰 경우 1, 아니면 0

$$L'_{seg} = M^{box} \odot (1 - \delta) \odot L_{seg} + (1 - M^{box}) \odot L_{seg},$$

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Experiments

- Implementation Details

- Datasets

- ※ MVTEC dataset

- Learning embeddings and generated images

- ※ "defect"를 CLIP text encoder를 통해 사용 → 초기화된 임베딩 v 얻음

- ※ v 학습하는 단계에서 실제 anomaly에서 3개의 이미지 random sampling

- ※ Anomaly 생성 단계: 각 object 에 대해 2개의 마스크를 무작위 생성, 각 마스크 사용 → 2개 이상의 이미지 생성

- Bounding box generation

- ※ GrabCut 사용해서 얻은 foreground 영역, bbox 교차영역이 최소 50% IoU 가지도록 위치 조절

- ※ 크기를 제어하기 위해 하이퍼파라미터를 설정

- ※ 다양한 anomaly 현상 생성 위해 bbox 무작위 생성

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Experiments

- Implementation Details

- Anomaly detection task

- ※ Baseline: DRAEM, DeSTSeg

- ※ 학습 시, 원본 anomaly와 논문 방법으로 합성한 anomaly를 0.5 확률로 무작위 샘플링

- ※ 논문의 모델이 normal, anomaly class 간의 imbalance 개선 → metric 수치 향상

- ※ DRAEM, DeSTSeg와의 비교 → 생성된 anomaly 이미지가 학습에 도움 되는 지 검증

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Experiments

- Quantitative results

Metrics		CS-FLow	PaDim	PatchCore	RD4AD	DRAEM	AnoGen	DeSTSeg	AnoGen
Image	AU-ROC	97.5	91.2	97.8	98.7	97.1	98.7 (1.6 ↑)	98.3	98.8 (0.5 ↑)
	AU-PR	97.7	94.2	98.8	97.8	98.5	99.5 (1.0 ↑)	99.4	99.6 (0.2 ↑)
Pixel	AU-ROC	93.4	96.9	97.5	93.9	96.8	98.1 (1.3 ↑)	98.2	98.8 (0.6 ↑)
	AU-PR	59.6	48.5	61.7	55.4	67.4	73.2 (5.8 ↑)	76.6	78.1 (1.5 ↑)

-DRAEM의 image level AUROC가 1.6% 향상, DeSTSeg는 0.5% 향상

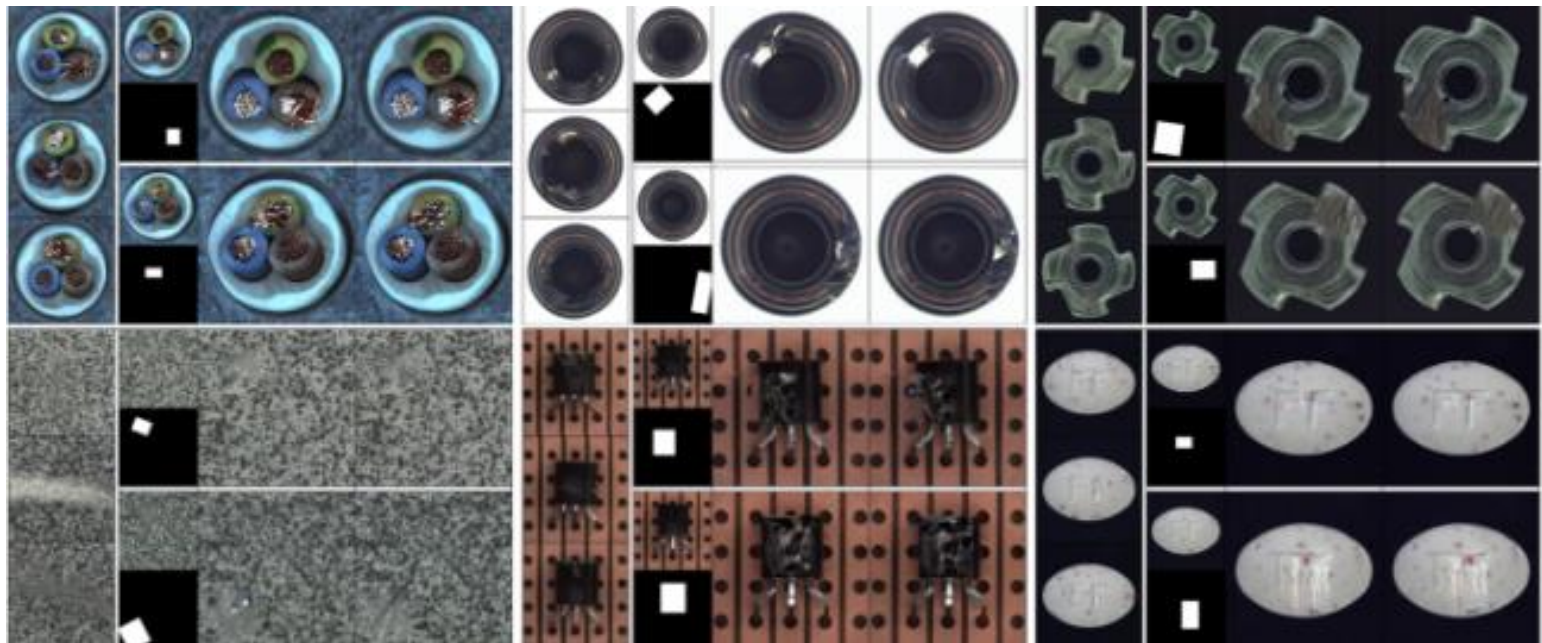
-실제 anomaly와 일치하는 anomaly 제공 → anomaly segmentation model의 성능 향상

Few-Shot Anomaly-Driven Generation for Anomaly Classification and Segmentation (ECCV 2024)

- Experiments

- Qualitative results

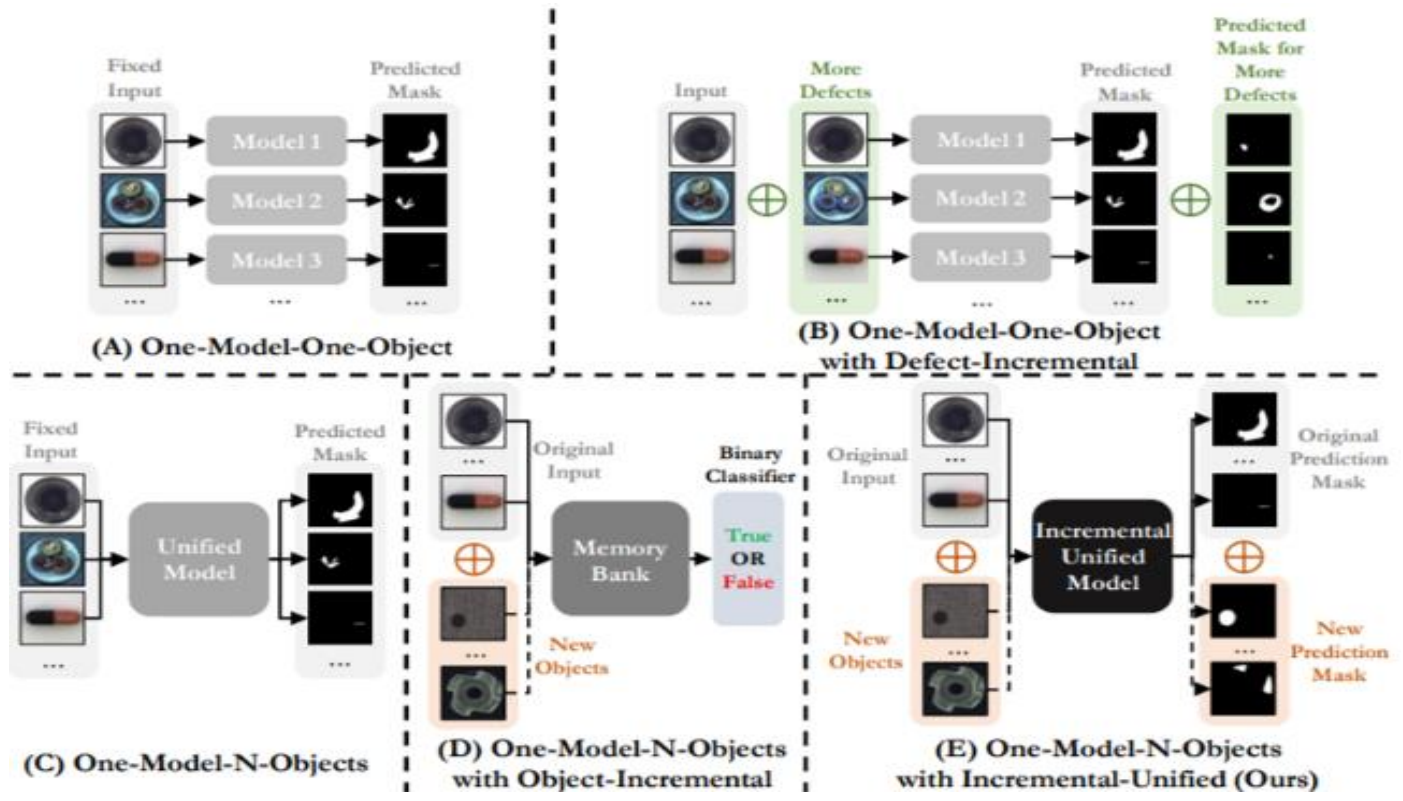
- 합성된 anomalous image는 실제 anomalous image와 유사하며 다양성을 보여줌
 - 또한, 박스 조건을 적용함으로써 anomalous 영역의 위치와 크기를 제어 가능



An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- 기존 방법들
 - 그림의 D와 같이 memory bank와 binary classifier를 이용해 incremental learning을 하는 모델 존재

- object distribution 차이 → memory bank의 feature가 손상될 수 있음



An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- 제안하는 방법

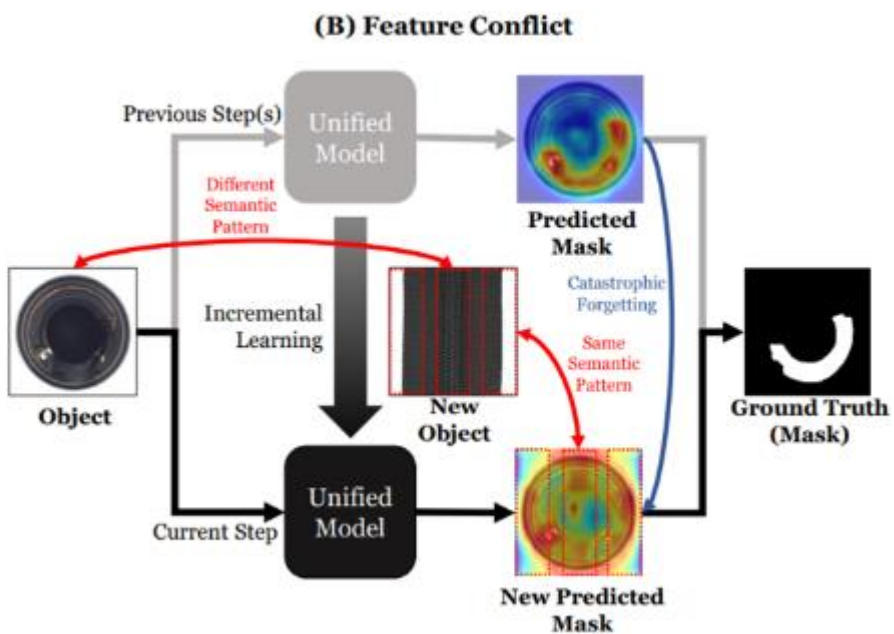
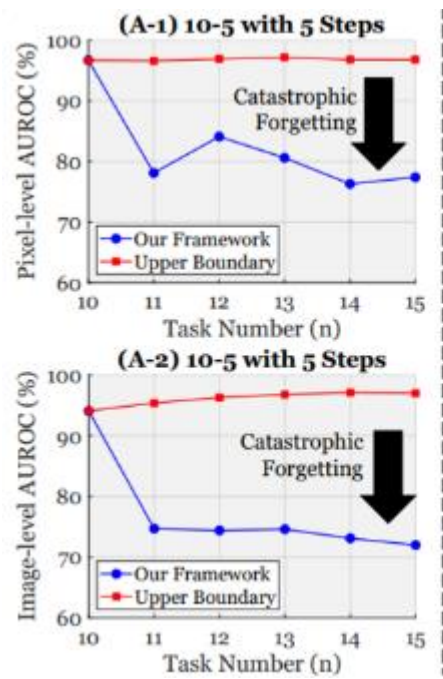
- Unified setting anomaly detection 모델과 object incremental learning 통합한 프레임워크
- Memory bank에 feature 저장할 필요 없이 다양한 object에 대해 pixel 수준의 정밀한 defect 검사 가능하게 함
- Object class feature 활용 → object들 간 semantic space 분리하는 OASA(Object Aware Self Attention)제안
- Semantic compression loss 도입 → 중요한 feature값에만 집중하도록 유도

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Background

- Catastrophic forgetting

- 새로운 object 이어서 학습 시, model이 이전 semantic pattern을 덮어쓰면서 심각한 feature 충돌 유발하는 것
 - 10-5 with 5 steps: 10개의 object에서 먼저 학습, 하나의 object를 추가하면서 5 step에서 과정 완료



An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

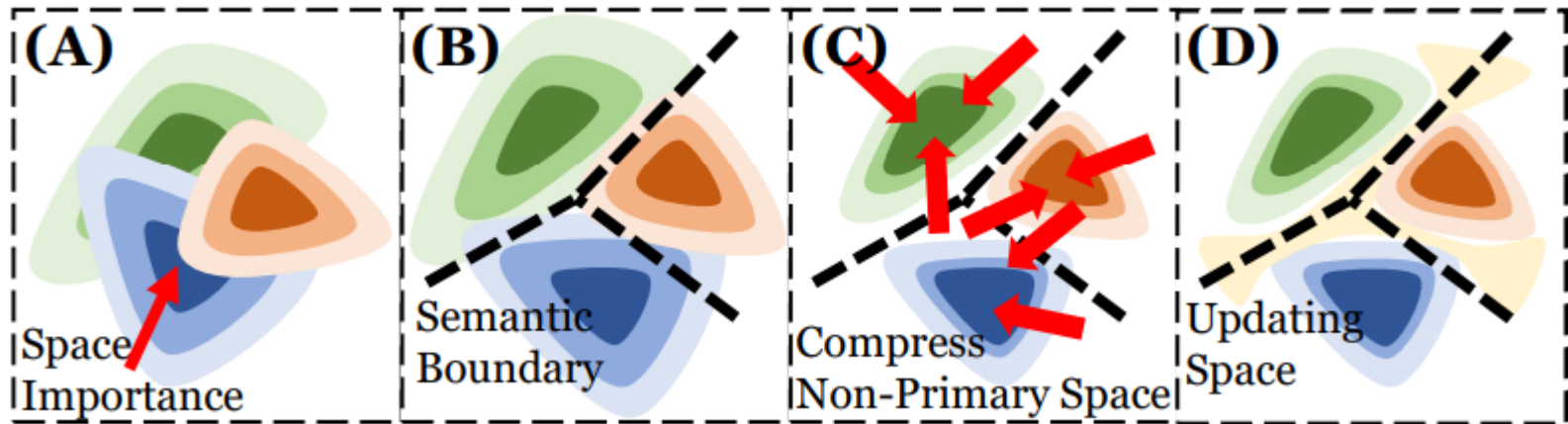
- Method

- Identifying Semantics Boundary

- 기존 unified setting anomaly detection은 하나의 auto-encoder로 모든 object를 직접 reconstruction

- ※ Semantic space가 밀접하게 결합되어 기존 object의 feature space 구분 없이 업데이트

- ✓ “Catastrophic forgetting” 발생



An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Method

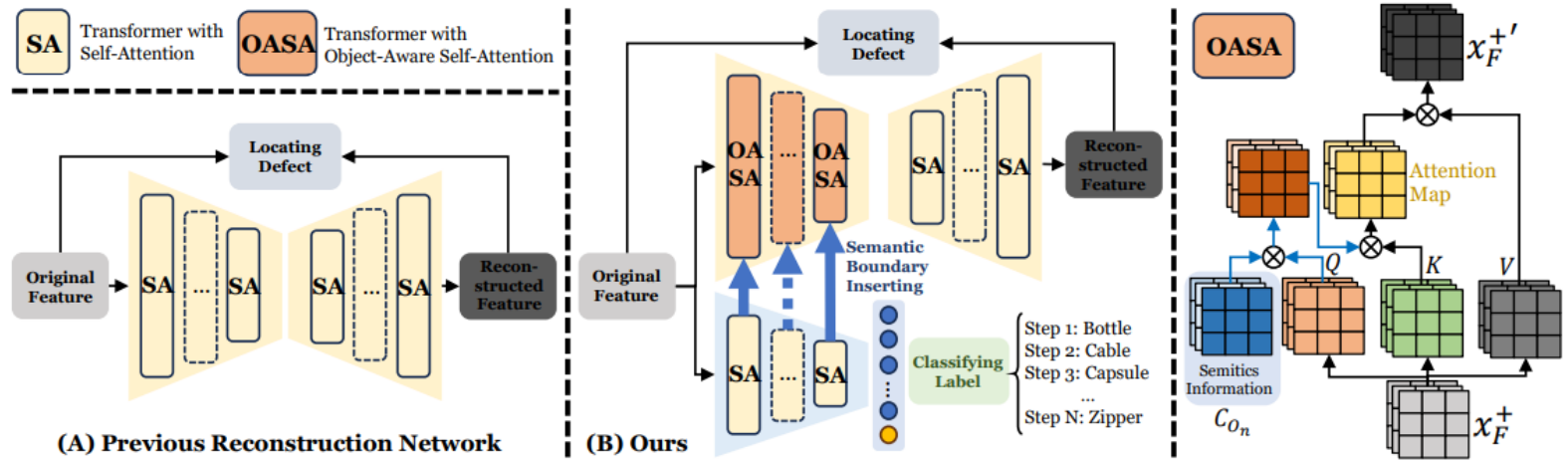
- Identifying Semantics Boundary

- Reconstruction network에 semantic boundary 도입 위해 OSOA(Object-Aware Self-Attention) 설계

\odot : Hadamard product

$\odot C_{on}$: 현재 step의 semantic feature

$\checkmark C_{on}$ 를 Q에 삽입 \rightarrow reconstruction network는 semantic boundary 식별



An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Method

- Compacting Semantic Space

- Latent feature 를 SVD 분해하여 다음과 같이 표현

$$\hat{M} = USV^T$$

$$= \underbrace{\begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \cdots & u_{1B} \\ u_{21} & u_{22} & u_{23} & \cdots & u_{2B} \\ u_{31} & u_{32} & u_{33} & \cdots & u_{3B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ u_{B1} & u_{B2} & u_{B3} & \cdots & u_{BB} \end{bmatrix}}_{\text{Batch Space}} \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_C \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \underbrace{\left(\begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1C} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2C} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{C1} & v_{C2} & \cdots & v_{CC} \end{bmatrix} \right)^T}_{\text{Channel Space}}, \quad (6)$$

- Eigenvalue의 크기와 의미 정보의 중요도가 비례 → 중요하지 않은 feature 정보들을 압축
 - 새로운 object 학습 시, 업데이트 가중치를 이전 feature의 semantic space로 projection
 - 이전 정보에 대해 semantic하게 중요한 가중치 update 규제

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Method

- Compacting Semantic Space

- Loss function

$$L = \lambda_0 L_1 + \lambda_1 L_{CE} + \lambda_2 L_{sc}$$

$$\ast L_{sc} = \sum_{i=t}^C \sigma_i$$

- Reinforcing Primary Semantic Memory

- 이전 object와 새로운 object 간 중요한 feature space 겹침 → catastrophic forgetting 위험

- 다음의 두 문제 해결이 중요

- 가중치 update 시, 이전의 의미 정보 유지

- 동시에 새로운 object에 대한 지식 습득하면서 이전 object와 관련된 semantic space에 크게 영향 안 미치는 방법 탐색

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Method

- Reinforcing Primary Semantic Memory

- 이전 semantic 정보 유지

$$\theta'_j \leftarrow \theta_j + \nabla \theta_j^* + \beta \theta_j^{old}.$$

- ※ 기존 객체의 의미 유지 위해서 incremental 과정에서 기존 object의 weight를 지속적으로 통합해야 함 → 이전 weight를 지속적으로 복사

- Decreasing Rewriting of Prior Semantics

- ※ 이전 semantic space에서의 가중치 update 억제

- ✓ 새로운 object가 의미 공간 사용할 수 있도록 제한 → feature 충돌 감소

$$\nabla \Theta_j = V_{old}^T \nabla \theta_j,$$

- ※ 업데이트 가중치를 이전 object의 해당 채널 space로 projection

$$\Omega(k, c) = k \times \log(c),$$

- ※ 업데이트 제약을 위해 위의 제약 함수 사용

- ※ 채널 인덱스 c 가 작을수록 제약 함수의 결과는 0 → 이 차원에서 업데이트 안 됨

$$\nabla \theta_j^* = (V_{old}^T)^{-1} \Omega(k, n) \odot \nabla \Theta_j,$$

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Experiments

- Quantitative results

- 단일 단계(single-step) 설정과 다단계(multi-step) 설정 모두에서 실험을 진행
 - 일부 baseline은 incremental learning protocol인 CAD와 통합
 - Metric

$$ACC = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} A_{N,i}^{pix} \\ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} A_{N,i}^{img} \end{cases}, FM = \begin{cases} \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} \max_{b \in \{1, \dots, N-1\}} (A_{b,i}^{pix} - A_{N,i}^{pix}) \\ \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} \max_{b \in \{1, \dots, N-1\}} (A_{b,i}^{img} - A_{N,i}^{img}) \end{cases}$$

☼ 평균 정확도(ACC)

☼ 망각 측정(FM)

☼ A^{pix} : Pixel level AUROC

☼ A^{img} : Image level AUROC

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Experiments

- Quantitative results

- UniAD가 catastrophic forgetting 문제를 겪고 있는 것을 알 수 있음
- 다른 incremental learning 방법과 결합한 결과에서 완화되었지만, 논문에서 제안한 방법이 SOTA 달성

(A) Quantitative Performance in MvTec [3].

	14 – 1 with 1 Step		10 – 5 with 1 Step		3 × 5 with 5 Steps		10 – 1 × 5 with 5 Steps	
	ACC(↑)	FM(↓)	ACC(↑)	FM(↓)	ACC(↑)	FM(↓)	ACC(↑)	FM(↓)
PaDim [10]	57.5 / 77.1	23.1 / 20.2	64.4 / 81.4	9.1 / 14.1	60.0 / 76.16	22.6 / 20.3	53.9 / 68.4	18.1 / 24.1
PatchCore [26]	66.5 / 83.8	34.2 / 24.1	69.6 / 62.4	22.6 / 25.2	62.4 / 77.9	37.3 / 22.1	55.3 / 73.8	30.8 / 27.5
DRAEM [35]	51.1 / 61.2	8.2 / 8.2	58.0 / 63.2	11.8 / 3.9	54.9 / 57.6	2.6 / 9.8	52.3 / 59.0	13.8 / 8.8
UniAD [34]	85.7 / 89.6	18.3 / 13.3	86.7 / 91.5	14.9 / 10.6	81.3 / 88.7	7.4 / 10.6	76.6 / 82.3	21.1 / 17.3
UniAD [34] + EWC [16]	92.8 / 95.4	4.1 / 1.9	90.5 / 93.6	7.3 / 4.2	79.6 / 89.0	9.5 / 10.1	89.6 / 93.8	5.4 / 3.6
UniAD [34] + SI [36]	85.7 / 89.5	18.4 / 13.4	84.1 / 88.3	20.2 / 17.0	81.9 / 88.5	7.0 / 10.8	77.2 / 81.6	20.2 / 18.2
UniAD [34] + MAS [2]	85.8 / 89.6	18.1 / 13.3	86.8 / 91.0	14.9 / 11.6	81.5 / 89.0	7.2 / 10.2	77.9 / 82.0	19.5 / 17.7
UniAD [34] + LVT [31]	80.4 / 86.0	29.1 / 20.6	87.1 / 90.6	14.1 / 12.3	80.4 / 88.6	8.6 / 10.6	78.2 / 88.3	19.1 / 16.1
CAD + DNE [18]	84.5 / NA	-2.0 / NA	87.8 / NA	1.1 / NA	80.3 / NA	6.6 / NA	77.7 / NA	9.7 / NA
CAD [18] + CutPaste [17]	84.3 / NA	-1.6 / NA	87.1 / NA	-0.3 / NA	79.2 / NA	12.6 / NA	70.6 / NA	20.2 / NA
CAD [18] + PANDA [25]	50.0 / NA	6.0 / NA	55.4 / NA	8.9 / NA	62.4 / NA	36.8 / NA	51.3 / NA	10.3 / NA
Ours	96.0 / 96.3	1.0 / 0.6	92.2 / 94.4	9.3 / 6.3	84.2 / 91.1	10.0 / 8.4	94.2 / 95.1	3.2 / 1.0

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Experiments

- Quantitative results

- VisA dataset에서의 결과

(B) Quantitative Performance in VisA [39].

	11 – 1 with 1 Step		8 – 4 with 1 Step		8 – 1 × 4 with 4 Steps	
	ACC(↑)	FM(↓)	ACC(↑)	FM(↓)	ACC(↑)	FM(↓)
PaDim [10]	59.7 / 84.3	20.6 / 14.2	60.3 / 84.2	21.8 / 14.0	54.3 / 83.4	21.1 / 9.7
PatchCore [26]	66.0 / 85.6	30.0 / 13.0	67.4 / 86.4	33.3 / 14.3	56.2 / 83.6	34.8 / 12.4
DRAEM [35]	48.4 / 60.5	30.6 / 15.8	63.6 / 49.6	17.7 / 29.7	51.8 / 63.4	25.9 / 10.5
UniAD [34]	75.0 / 92.1	22.4 / 11.4	78.1 / 94.0	14.7 / 8.4	72.2 / 90.8	16.6 / 9.2
UniAD [34] + EWC [16]	78.7 / 95.4	14.9 / 4.8	80.5 / 95.4	10.0 / 5.3	72.3 / 92.3	16.5 / 7.3
UniAD [34] + SI [36]	78.1 / 92.0	16.9 / 11.5	80.8 / 93.9	9.2 / 8.3	69.8 / 88.5	19.8 / 12.0
UniAD [34] + MAS [2]	75.4 / 91.8	21.5 / 11.9	78.4 / 94.0	14.1 / 8.4	72.1 / 90.6	16.7 / 9.4
UniAD [34] + LVT [31]	77.5 / 92.3	17.3 / 10.9	78.8 / 94.1	13.4 / 8.1	70.8 / 91.4	18.3 / 8.4
CAD + DNE [18]	71.2 / NA	-10.2 / NA	64.1 / NA	6.1 / NA	58.6 / NA	10.2 / NA
CAD [18] + CutPaste [17]	65.8 / NA	3.5 / NA	63.2 / NA	5.1 / NA	56.2 / NA	13.9 / NA
CAD [18] + PANDA [25]	55.7 / NA	-1.7 / NA	56.7 / NA	-3.3 / NA	56.0 / NA	-0.3 / NA
Ours	87.3 / 97.6	2.4 / 1.8	80.1 / 95.4	15.2 / 6.1	79.8 / 95.0	9.8 / 6.8

An Incremental Unified Framework for Small Defect Inspection (ECCV 2024)

- Experiments

- Qualitative results

- UniAD와 동일한 방법을 사용하여 히트맵 계산

- Semantic feature 충돌을 줄일 수 있으며, 더 정확한 결함 위치를 출력 가능

