

SATOR: 샘플 적응형 토큰 선택 기반 Point Cloud 객체 분류

SATOR: Backpropagation-Free 3D Test-Time Adaptation via Sample-Adaptive Token Routing

연구 배경 (Motivation)

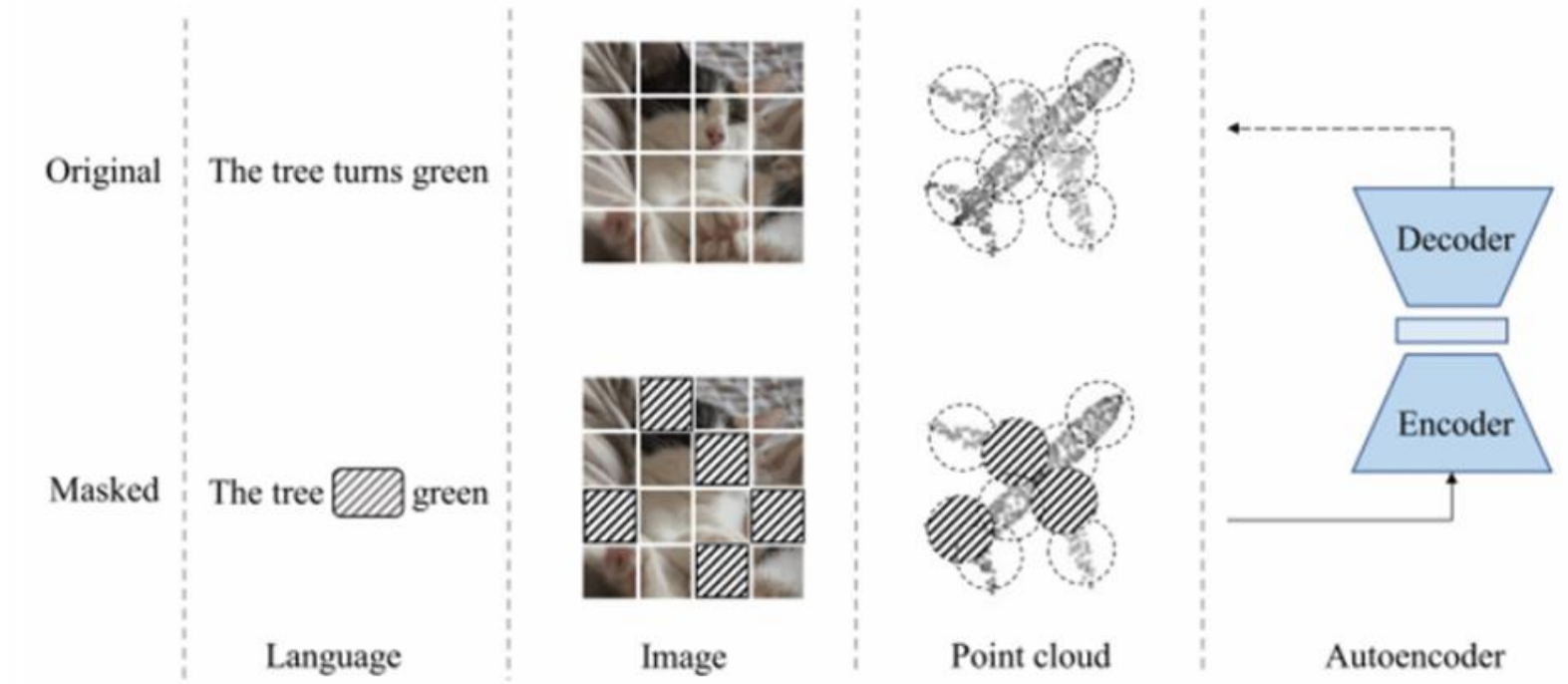
- Point Cloud는 공간정보 분야에서 중요한 역할을 수행한다.
- Point Cloud Classification Model은 대규모 Clean Dataset으로 사전학습(Pretrain)된다.
- 하지만 실제 환경의 Point Cloud 데이터에는 다양한 Noise와 분포 변화(Distribution Shift)가 존재한다.
- 따라서 실환경에서도 강건하게(Robust) 객체분류가 가능한 Adaptation 방법이 필요하다.

연구 목표 (Goal)

- 3D Point Cloud Classification에서 Test-Time Adaptation을 수행한다.
- 추가적인 Backpropagation 없이 실환경 적용이 가능한 Adaptation 방법을 제안한다.
- 다양한 Benchmark 환경에서 SOTA 수준의 성능을 달성하여 제안 방법(SATOR)의 우수성을 검증한다.

실험 조건(Experimental Condition)

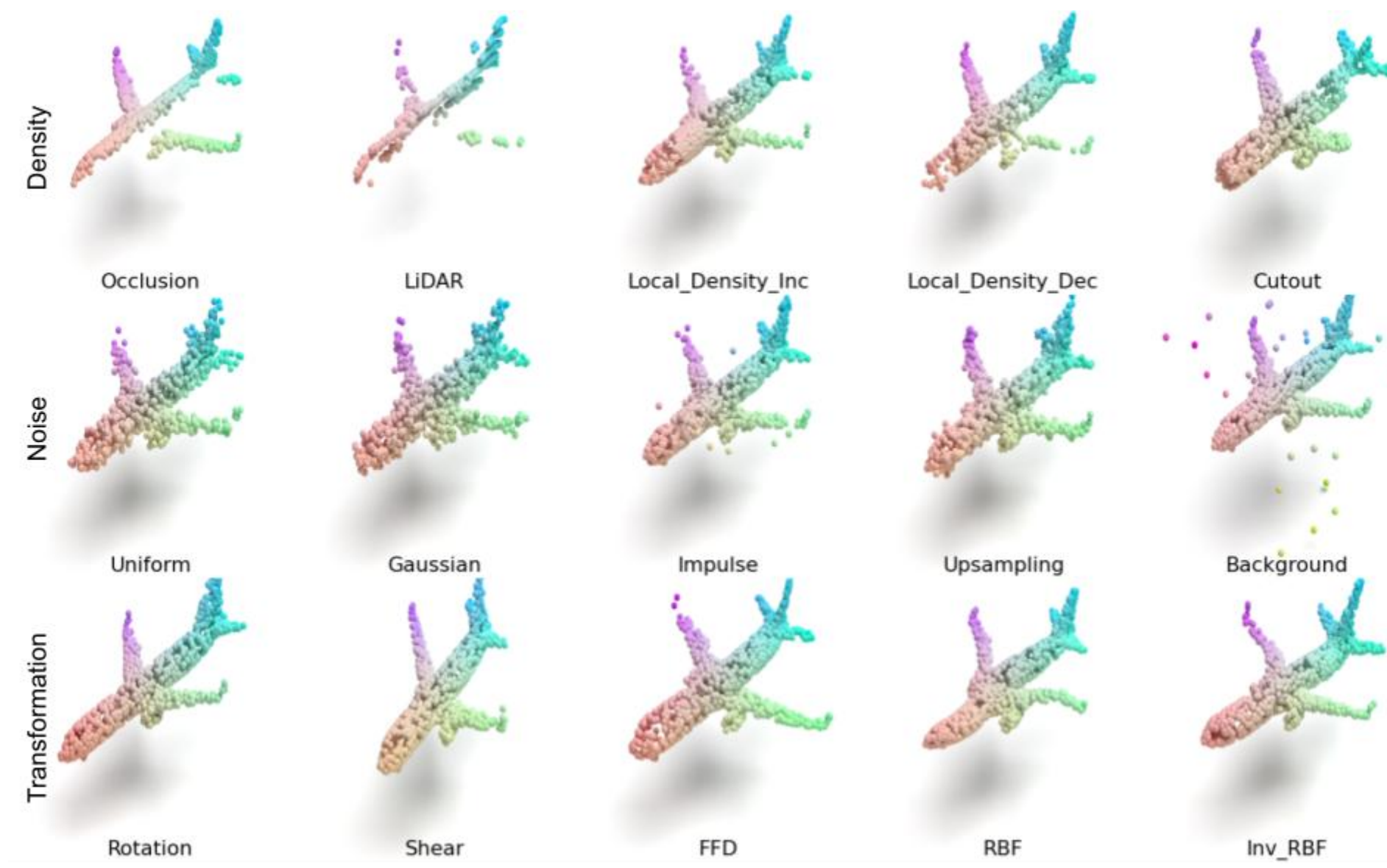
Backbone



- Point Cloud에서 MAE(Masked AutoEncoder) 방식으로 사전학습된 Transformer 모델을 모든 Baseline에 동일하게 사용하였다.
- Batch Size=32, GPU=RTX3090 환경에서 동일한 실험 조건으로 모든 Baseline 성능 평가를 진행하였다.

Reference: [ECCV 2022] Masked Autoencoders for Point Cloud Self-supervised Learning

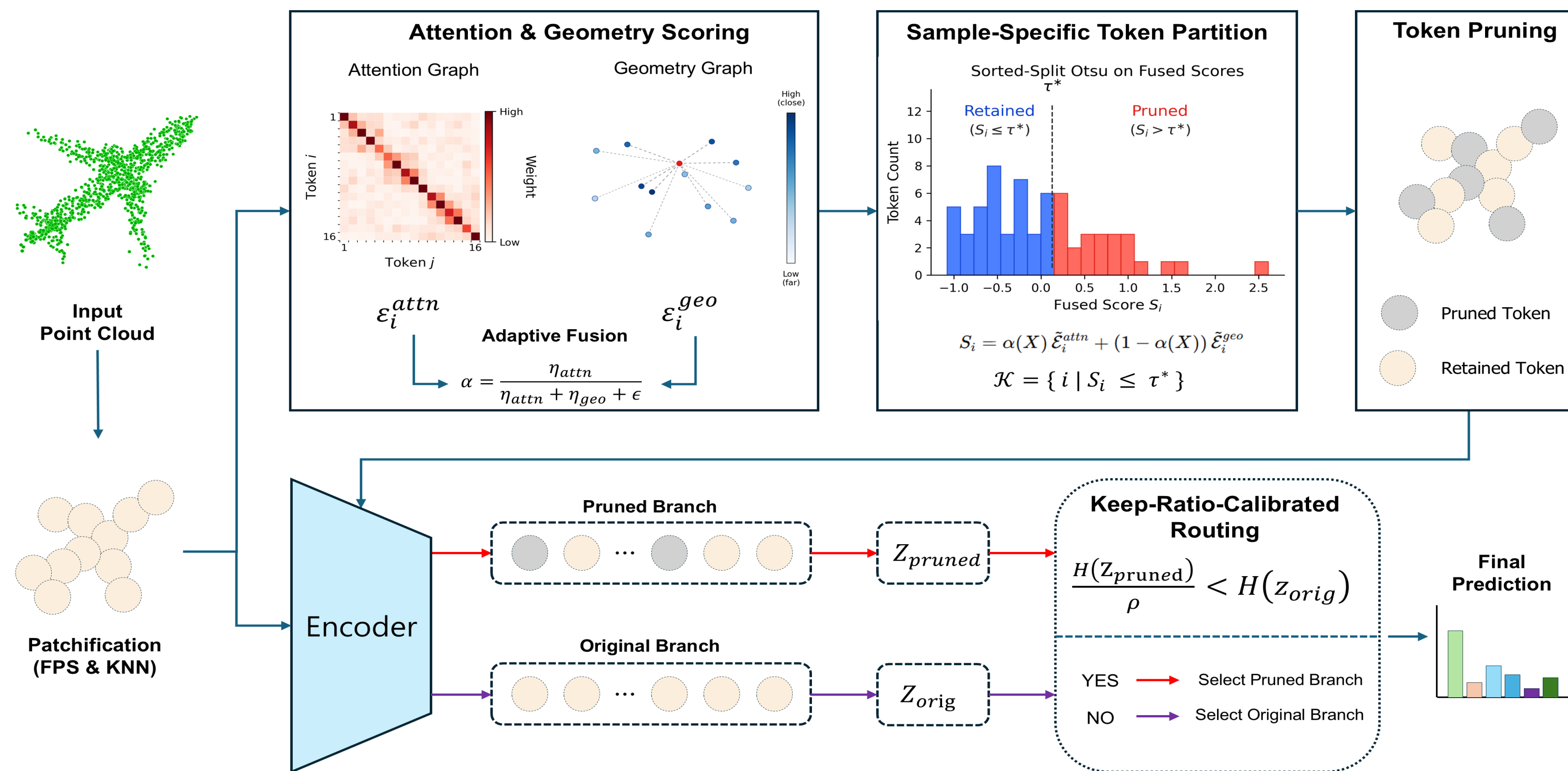
Dataset



- ModelNet40
 - Class 수 : 40개
 - 총 데이터 12,311개
 - 3D CAD 모델 데이터셋
- ShapeNetCore v2
 - Class 수 : 55개
 - 총 데이터 약 51,130개
 - 3D CAD 모델 데이터셋
- ScanObjectNN
 - Class 수 : 15개
 - 총 데이터 약 2,900개
 - 실제 환경 기반 스캔 데이터셋
- 각 Clean Dataset에 15가지의 Corruption을 적용한 데이터셋을 각각 만들어서 평가에 사용하였다.

Reference: [arXiv 2022] Benchmarking Robustness of 3D Point Cloud Recognition Against Common Corruptions

Method: SATOR (Sample-Adaptive Token Routing)



STEP1	STEP2	STEP3	STEP4	STEP5
<ul style="list-style-type: none"> 가정 <ul style="list-style-type: none"> 각 Point Cloud Token에서 주변 Token과 다른 Token일수록 Noise Token일 가능성이 높다고 가정한다. 	<ul style="list-style-type: none"> Anomaly Scoring <ul style="list-style-type: none"> Attention과 Geometry 정보를 이용하여 각 Token이 주변 Token과 얼마나 다른지를 점수화한다. 	<ul style="list-style-type: none"> Sample-Specific Token Partition <ul style="list-style-type: none"> Otsu 알고리즘을 이용하여 Token Score를 기준으로 Retain Token과 Pruned Token을 분리한다. 	<ul style="list-style-type: none"> Dual-Path Classification <ul style="list-style-type: none"> 제한한 Token Pruning 결과를 활용하여 Original Branch와 Pruned Branch를 각각 Encoder에 통과시킨다. 	<ul style="list-style-type: none"> Keep-Ratio-Calibrated Routing <ul style="list-style-type: none"> 두 Branch의 결과를 비교하여, Entropy 기반으로 최종 Prediction을 수행한다.



배경 지식(Background)

방법	Source Data 사용	Test Data 인지	사전 추가 학습(Training)	Test 단계 적용	특징
Domain Adaptation	O	O	O	X	Source와 Target 데이터를 함께 학습
Fine-Tuning	O	O	O	X	새로운 환경 데이터로 모델 재학습
Test-Time Training (TTT)	O	X	O	O	테스트 중 Backpropagation 수행
Test-Time Adaptation (TTA)	X	X	X 또는 매우 적음	O	테스트 데이터 특성에 맞게 빠르게 적응

- Test-Time Adaptation이란?
 - 학습에 사용되지 않은 Test 환경에서, 추가적인 학습 없이 모델이 스스로 적응하는 기법을 의미한다.

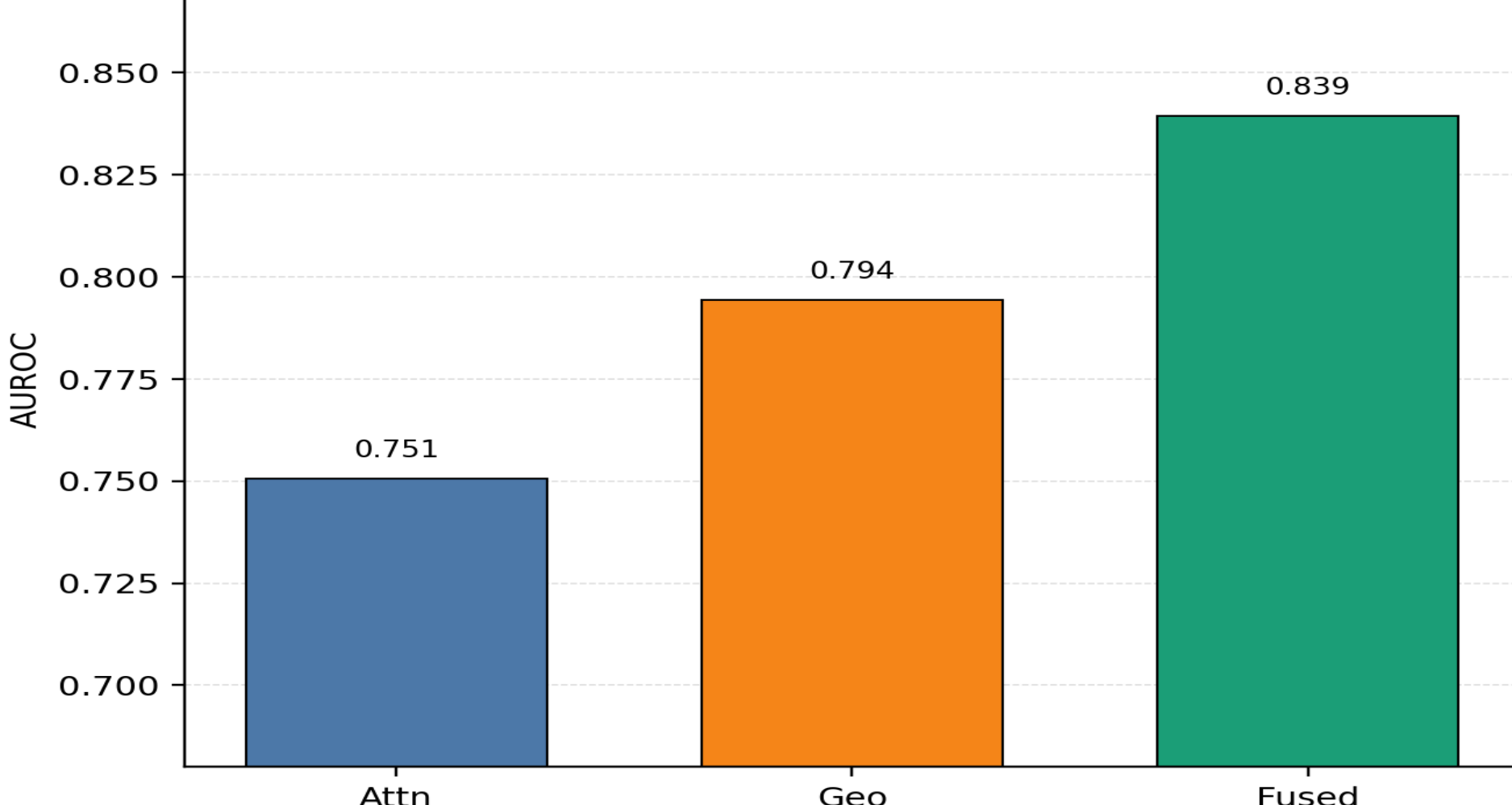
결과 (Results)

Top-1 Classification Accuracy (%) on ModelNet40-C, ScanObjectNN-C, and ShapeNet-C

Method	Venue	ModelNet40-C	ScanObjectNN-C	ShapeNet-C
Source (w/o Adaptation)	-	54.16	36.96	61.35
<i>Test-Time Training (TTT)</i>				
MATE	ICCV 2023	58.88	36.94	63.12
SMART-PC	ICML 2025	63.09	39.56	64.42
<i>Backpropagation-Based</i>				
PL	ICML Workshop 2013	59.59	48.31	58.09
TTT-ROT	ICML 2020	53.05	29.58	60.93
SHOT	ICML 2020	26.61	27.69	36.19
T3A	NeurIPS 2021	57.22	42.46	54.18
TENT	ICLR 2021	63.53	43.45	54.98
SAR	ICLR 2023	59.64	48.78	60.17
MEMO	NeurIPS 2022	55.16	37.44	60.32
<i>Backpropagation-Free</i>				
DUA	CVPR 2022	54.73	38.66	60.77
LAME	CVPR 2022	54.83	36.88	59.54
BFTT3D	CVPR 2024	57.16	33.00	60.73
PG	ICCV 2025	68.68	46.78	64.40
SATOR (Ours)	Ours	70.26	49.43	64.92

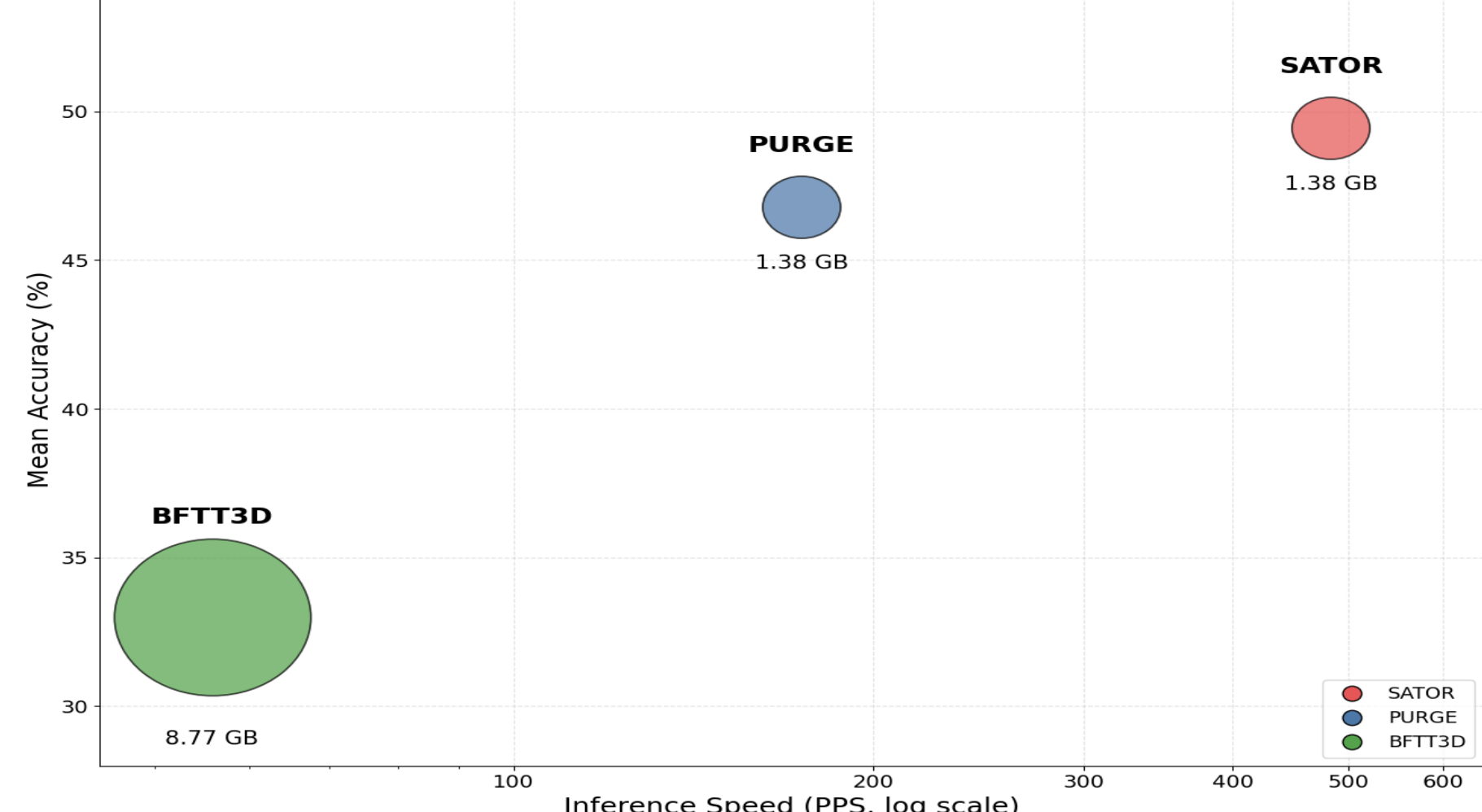
- 결과 분석
 - 모든 Method는 동일한 Backbone과 동일한 실험 조건에서 성능을 평가하였다.
 - Accuracy는 15가지 Corruption 환경에 대한 Mean Accuracy(%) 기준으로 측정하였다.
 - Source는 Adaptation을 적용하지 않은 Pretrained Model의 기본 성능을 의미한다.
 - 제한한 방법인 SATOR는 3개의 Point Cloud TTA Benchmark에서 SOTA(State-of-the-Art) 성능을 달성하였다

Token Level Noise Localization (AUROC ↑)



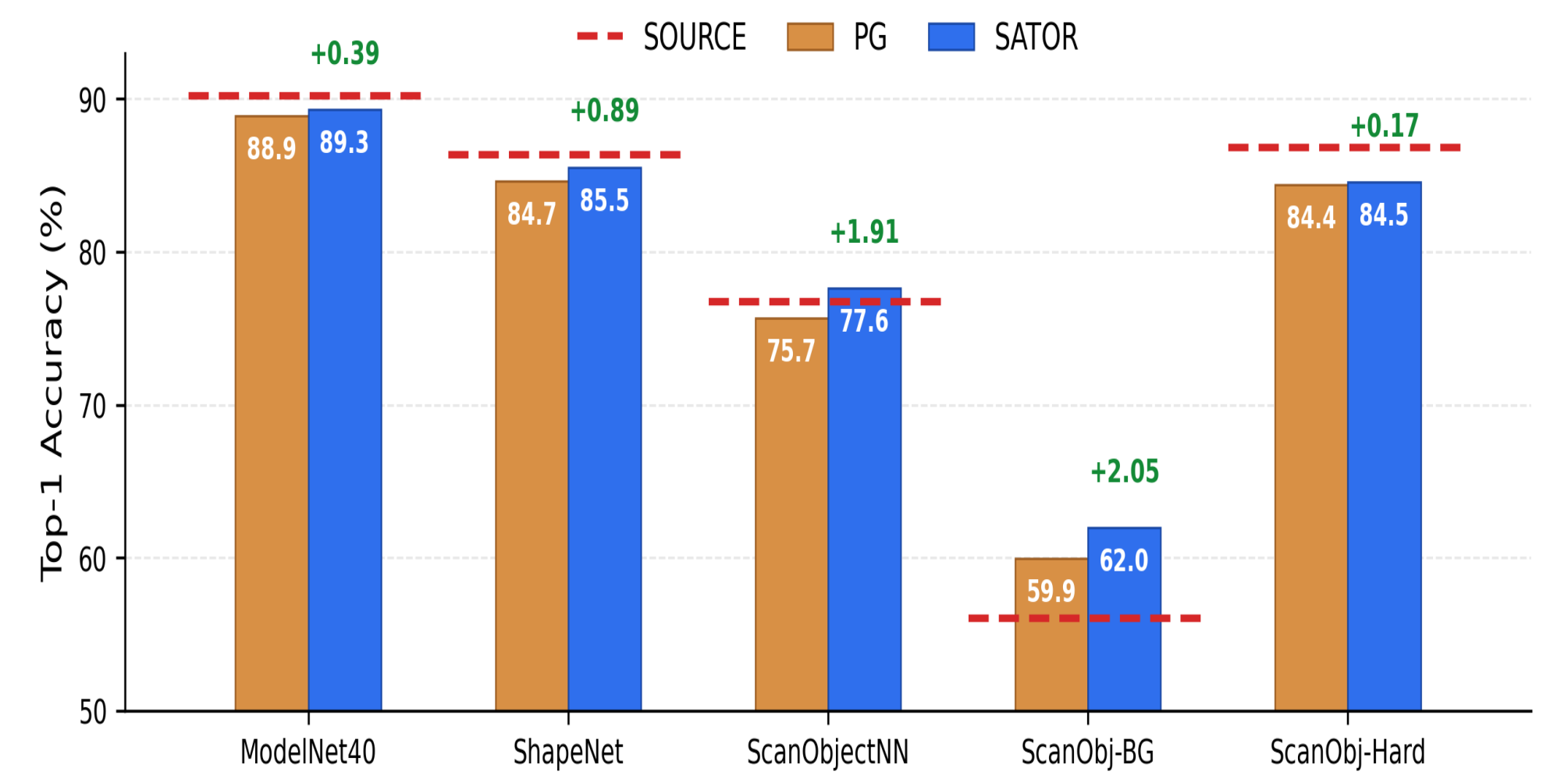
- AUROC 점수는 Noise Token을 얼마나 정확하게 탐지 및 제거했는지를 나타낸다.
- Attention 정보와 Geometry 정보를 함께 사용한 Fused 방식이 가장 높은 성능을 보였다. 이는 주변 Token과 다른 Token이 Noise Token일 가능성이 높다는 가정을 뒷받침한다.

Memory & Speed Efficiency



- Test-Time Adaptation은 실환경 적용(Real-world Application)을 목표로 하기 때문에, 3D TTA Method의 Memory 사용량과 Inference Speed를 함께 비교하였다.
- SATOR는 기존 Baseline Method 대비 가장 낮은 Memory 사용량과 가장 빠른 Inference Speed를 보였으며, Accuracy 또한 가장 높은 성능을 달성하였다.

Clean Dataset Result



- Clean Dataset 환경에서의 Adaptation 결과를 나타낸다.
- SATOR는 기존 Baseline인 PG 대비 모든 Dataset에서 더 높은 Accuracy를 보였으며, 일부 Dataset에서는 Source 성능을 초과하는 결과를 달성하였다.

결론 (Conclusion)

- 3D Point Cloud는 공간정보 분야에서 중요하게 활용되지만, 실제 환경의 Noise로 인해 성능이 저하될 수 있다.
- SATOR는 Token 간의 관계를 분석하여 Noise Token을 탐지하고, Otsu 알고리즘 기반으로 최적의 임계값을 적용해 제거한다.
- SATOR는 3개의 Benchmark에서 SOTA 성능을 달성하였으며, 기존 Method 대비 최대 2.8배 빠른 추론 속도(Inference Speed)를 보였다.

추가 정보 (More Information)

