



# 연속학습을 적용한 신경망 자동탐색 기술

성명 이재성

소속 중앙대학교

2025 제4회  
COMMUNITY CONFERENCE  
**TANGO**

Target Adaptive No-code neural network  
Generation and Operation framework



주관 ETRI (TANGO)

주최 과학기술정보통신부 IIIP 정보통신기획평가원

문의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후원 LAB labup wedo tesla System  
KEITI 한국전자기술연구원 AIVN SUREDATA ACRYL h 하늘소프트 TTA 한국정보통신기술협회  
SNUH 고려대학교 KOREA UNIVERSITY Hongik University CAU 중앙대학교  
RTst Reliable & Trustworthy

## content

# 목 차

1

## 기술 개요

1. 관련 기술 및 기술 개발 범위
2. 신경망 자동 탐색 기술 프로세스
3. Segmentation과 Continual Learning

2

## 개발 내용

1. YOLOv9 기반 신경망 자동 탐색 기술
2. Dynamic Patch Segmentation
3. Hybrid Continual Learning

3

## 프레임워크

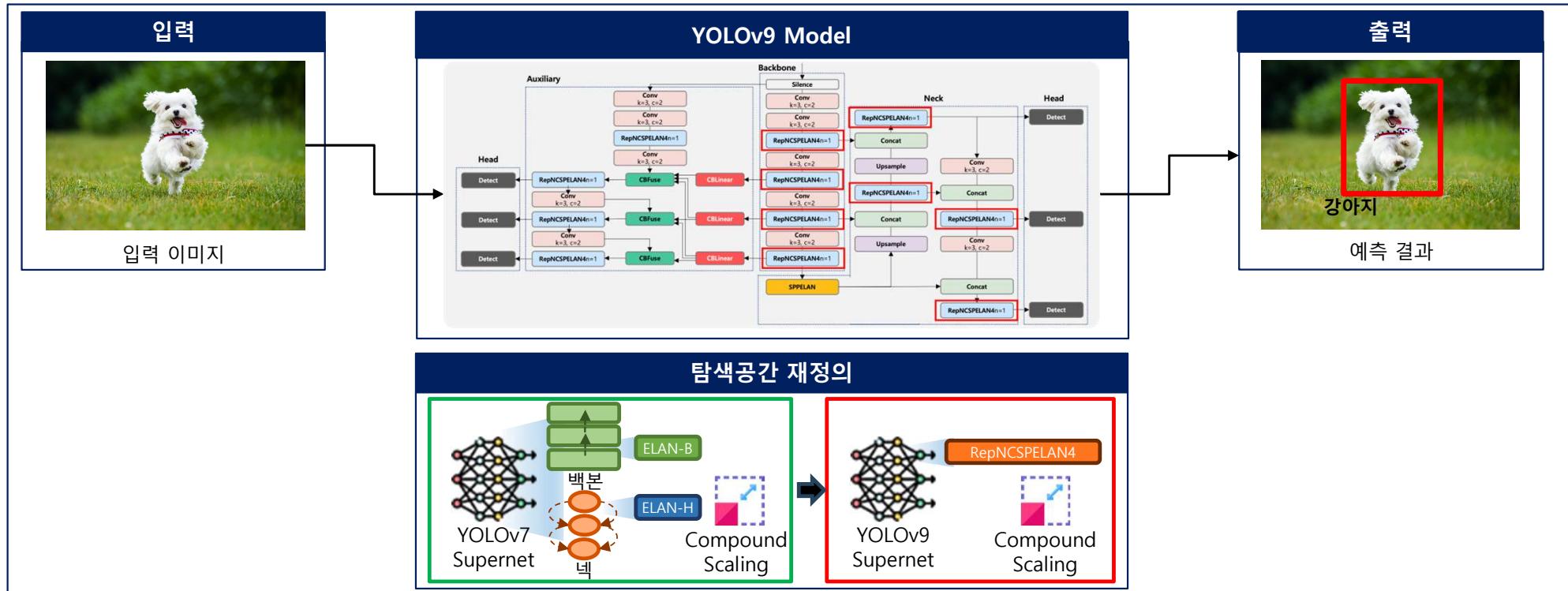
1. 신경망 자동 탐색 모듈 시뮬레이션

# 1. 기술 개요



## 관련 기술 및 기술 개발 범위

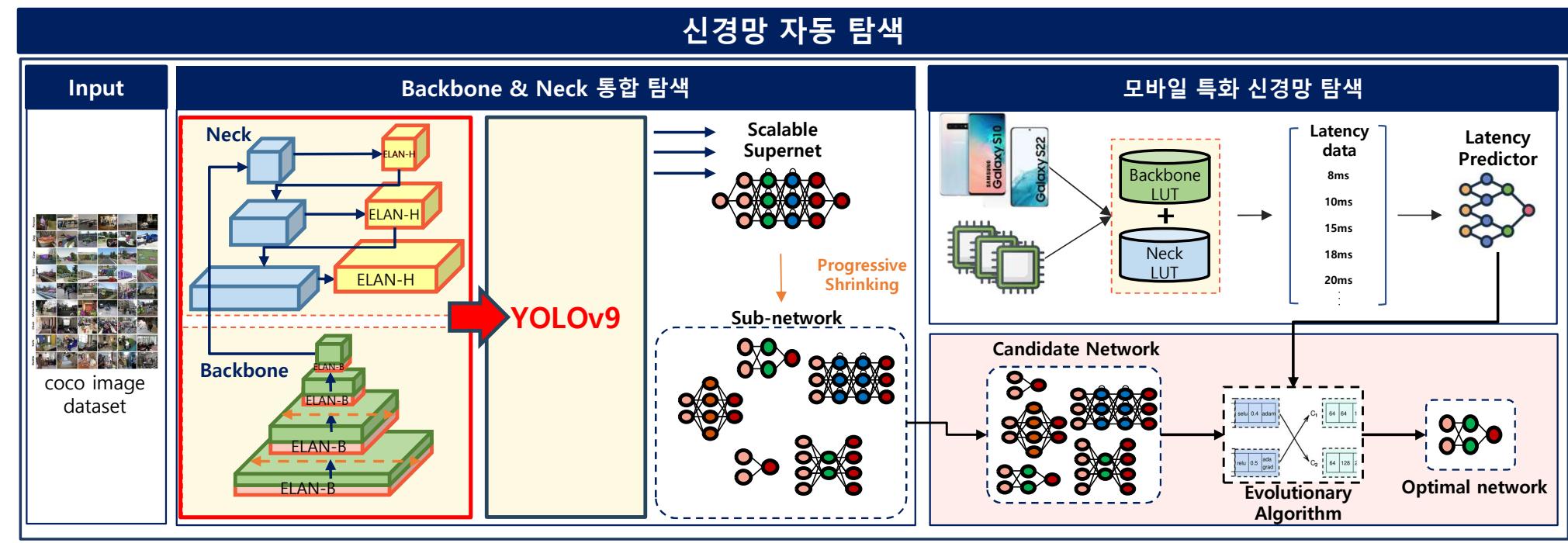
최신 객체 검출 YOLOv9 기반 신경망 자동 탐색 기술 개발





## 신경망 자동 탐색 기술 프로세스

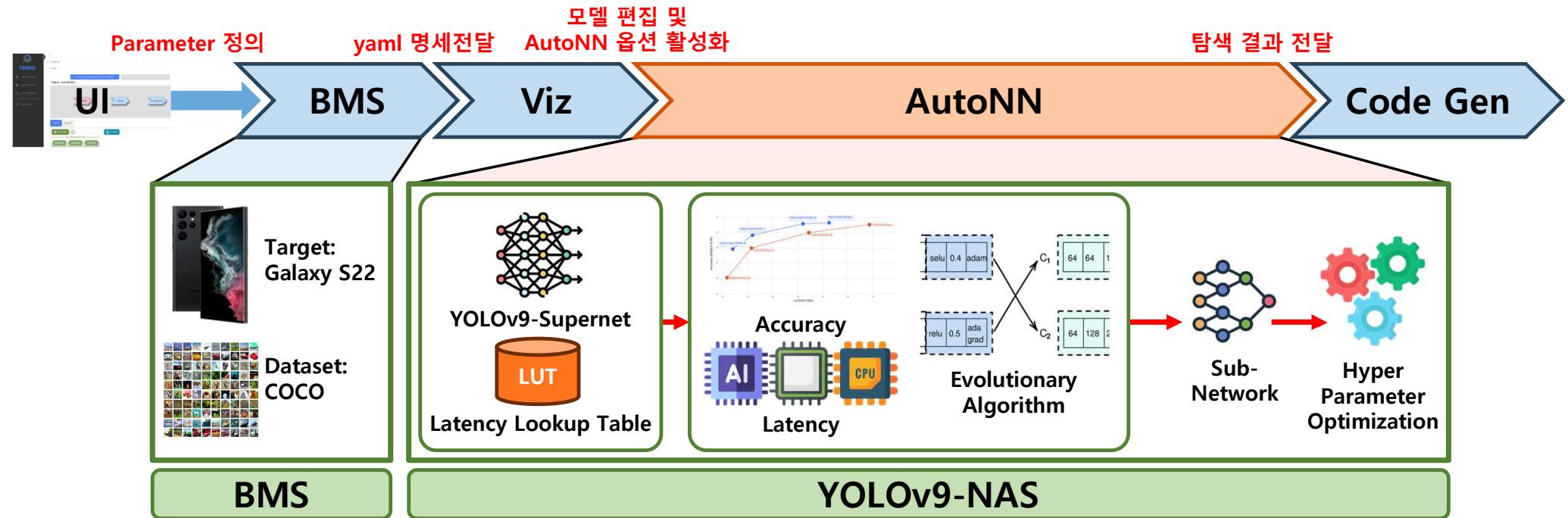
백본과 넥의 동시 탐색을 통해 객체 탐지 신경망의 구성 요소와 연결 구조를 고려하여 최적의 신경망 구조 탐색 가능





## 신경망 자동 탐색 기술 프로세스

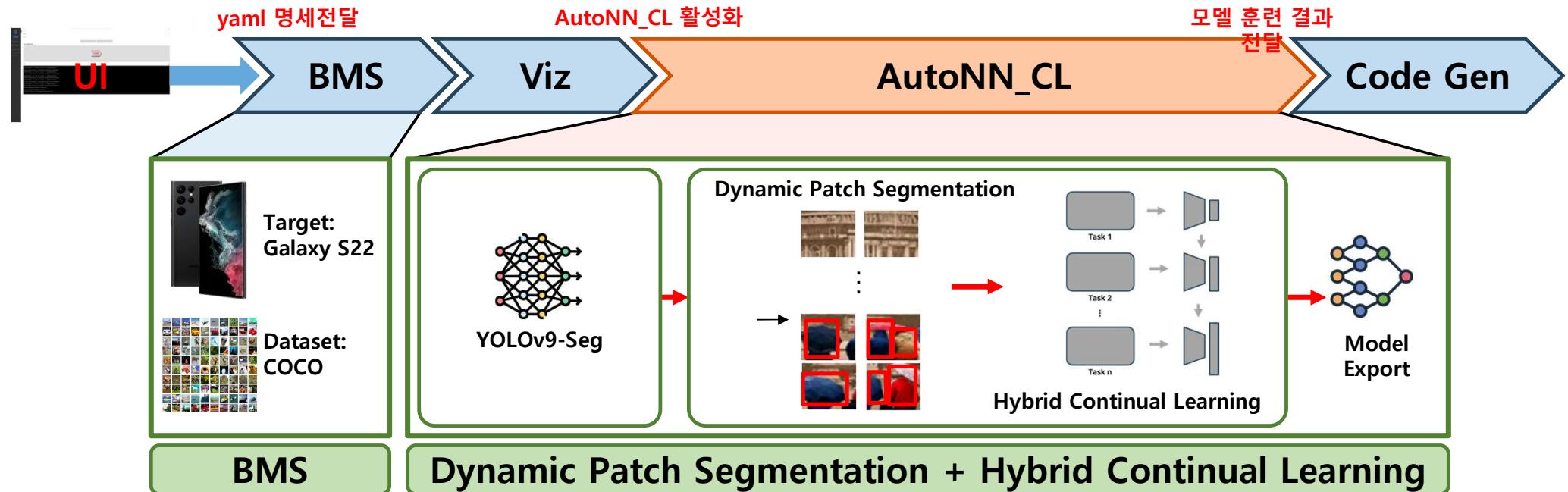
TANGO 프레임워크 내 AutoNN (신경망 자동 탐색) 단계 개요





## Segmentation과 Continual Learning

TANGO 프레임워크 내 AutoNN\_CL 단계 개요



## 2. 개발 내용

7

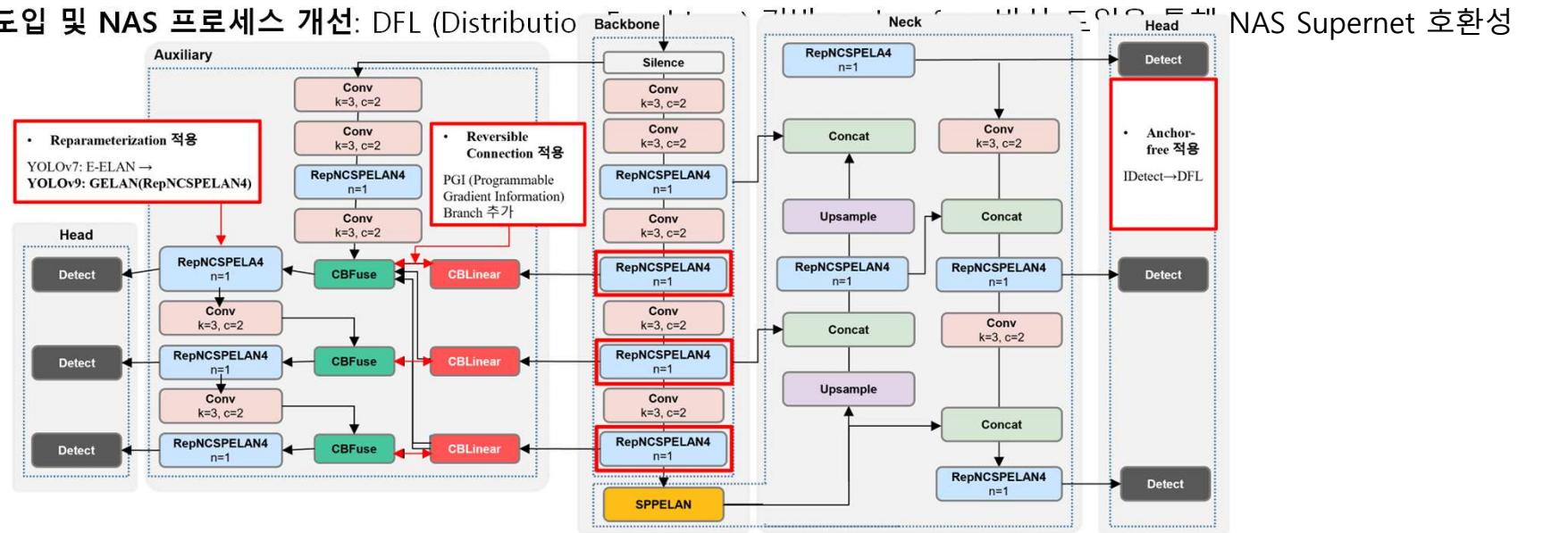


### YOLOv9 기반 신경망 자동 탐색 기술

**기존의 YOLOv7 기반 NAS 기술을 YOLOv9으로 변경:** E-ELAN → GELAN (RepNCSPELAN4) 적용으로 정보 손실 최소화 및 추론 효율성 향상

**PGI 기반 Auxiliary Branch 추가:** CBLLinear (Reversible Routing) + CBFuse (Multi-level Fusion) 구조로 변경을 통해 학습 시 gradient 손실 방지

**Detection Head 도입 및 NAS 프로세스 개선:** DFL (Distribution-Free Learning) 기반으로 NAS Supernet 호환성 향상



## 2. 개발 내용

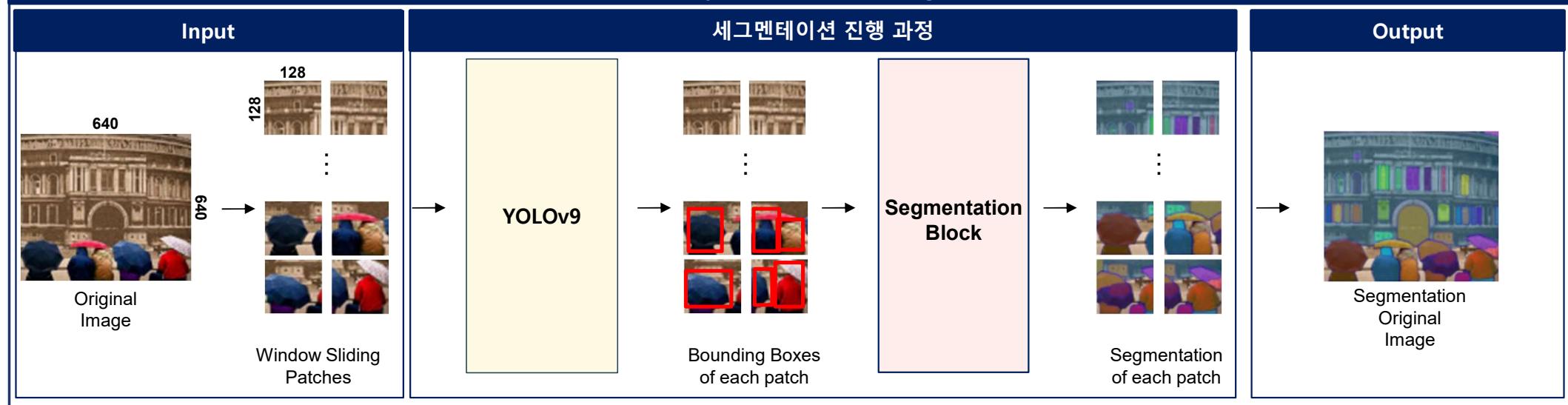
8



### Dynamic Patch Segmentation

- 기존  $640 \times 640$  이미지를  $128 \times 128$  패치 단위로 순차 입력하여 다양한 크기의 객체를 분리하고 새로운 객체에 대응
- 서로 다른 크기의 패치를 적용함으로써 다양한 해상도의 관심 영역을 정밀하게 캡처 및 신규 객체 탐지 지원
- YOLOv9 기반 최적 신경망 모델에 Dynamic Patch Segmentation을 적용하여, 점진적으로 추가되는 객체에도 유연하게 대응 가능한 연속 학습 기술 개발

#### YOLOv9 기반 Dynamic Patch Segmentation



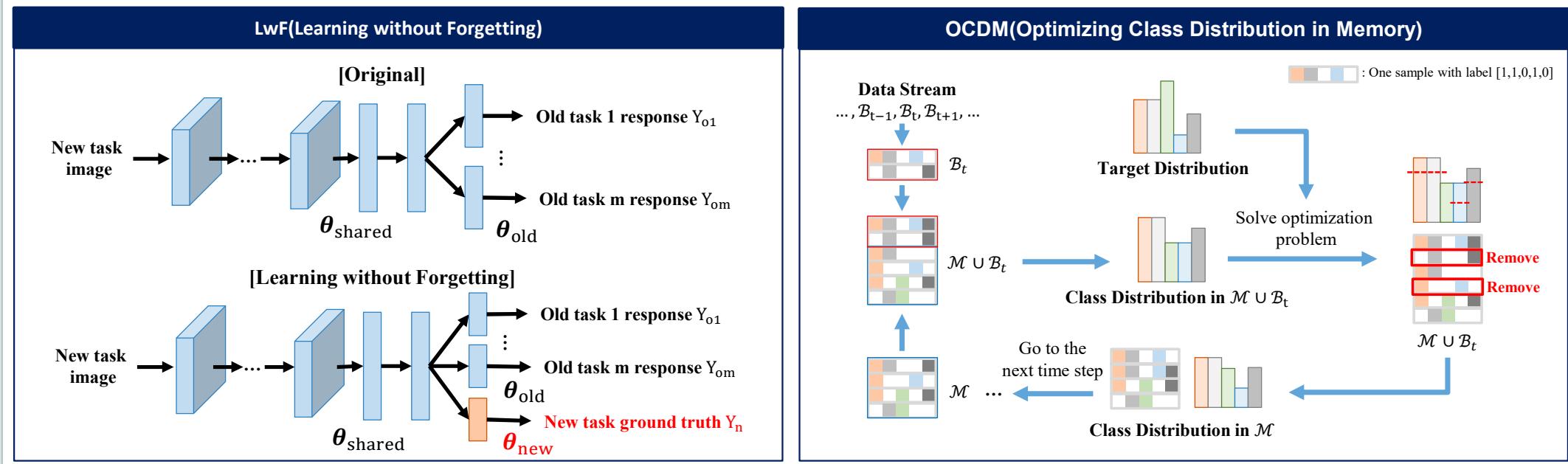
## 2. 개발 내용

9



### Hybrid Continual Learning (LwF and OCDM)

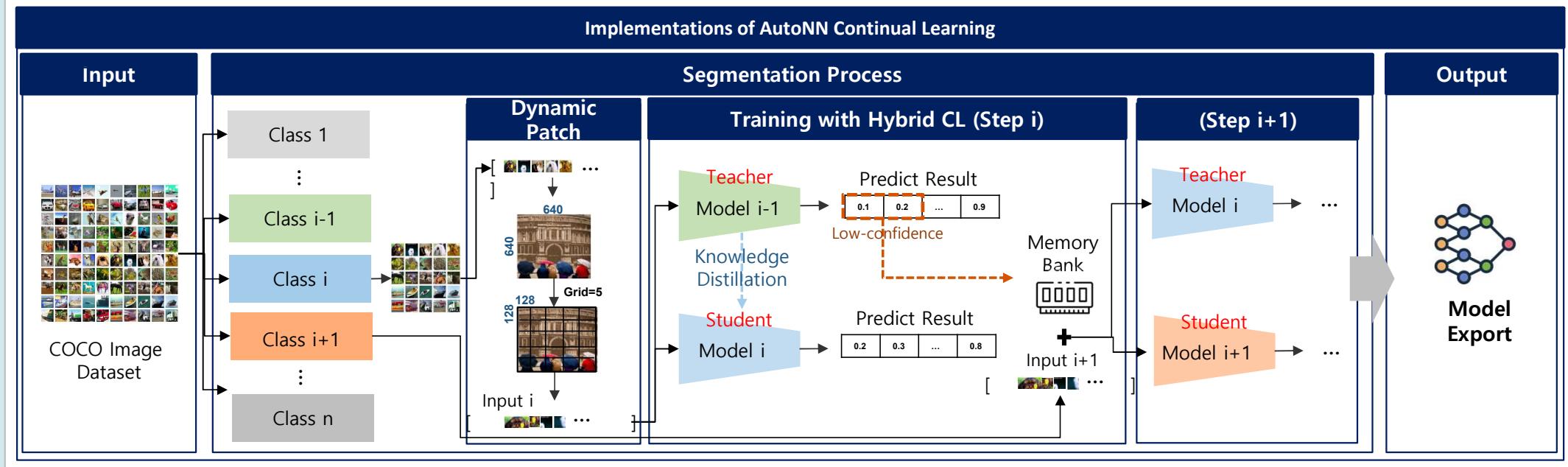
- Class Incremental Learning 환경에서 **catastrophic forgetting** 최소화를 위한 객체 검출 프레임워크 구축
- 원스테이지 앤커 프리 탐지기에 특화된 Cross-Entropy 기반 knowledge transfer로 이전 클래스 정보 보존력 향상
- LwF의 예측 신뢰도 기반 가중치 적용과 OCDM의 메모리 내 클래스 분포 최적화**를 결합하여 장기적 CIL 시나리오에서 객체 검출 안정성 및 정확도 유지





## Implementation Details

- Dynamic Patch Segmentation: 큰 이미지를 여러 패치로 나누어 학습 데이터 배치 확장
- Confidence-weighted Learning without Forgetting: 배치 학습 과정에서 teacher 예측을 활용한 KD 손실 추가로 이전 지식 보존
- Optimizing Class Distribution in Memory: 스텝 종료 시 저신뢰 샘플을 메모리에 저장, 다음 스텝에서 원 데이터와 함께 사용해 클래스 균형 유지





## Performance Comparisons

- Segmentation 성능 비교: 기존 Segmentation 대비 Dynamic Patch Segmentation의 mean Average Precision 개선 확인
- Class Incremental Learning 성능 비교: 일반 Continual Learning 대비 Hybrid Continual Learning의 mean Average Precision 향상 검증
- 제안 방법론의 효용성을 검증하며 Dynamic Patch와 Hybrid CL 통합 적용을 통해 성능 향상을 확인

**Table 1. Comparison of mAP50-95 performance between Conventional Segmentation and Dynamic Patch**

Metric	Conventional Segmentation	Dynamic Patch Segmentation
<b>Overall mask mAP50-95</b>	0.356	<b>0.365</b>
<b>Small object* mAP50-95</b>	0.169	<b>0.376</b>

\*Small object mAP is calculated on VOC2012 chair, bird, and pottedplant classes.

**Table 2. Comparison of mAP50-95 performance between Conventional CL and Hybrid CL frameworks**

Step	mAP50-95	
	Conventional CL	Hybrid CL
Step 0	0.07	0.06
Step 1	0.05	0.10
Step 2	0.14	0.12
Step 3	0.23	<b>0.35</b>

### 3. 프레임워크

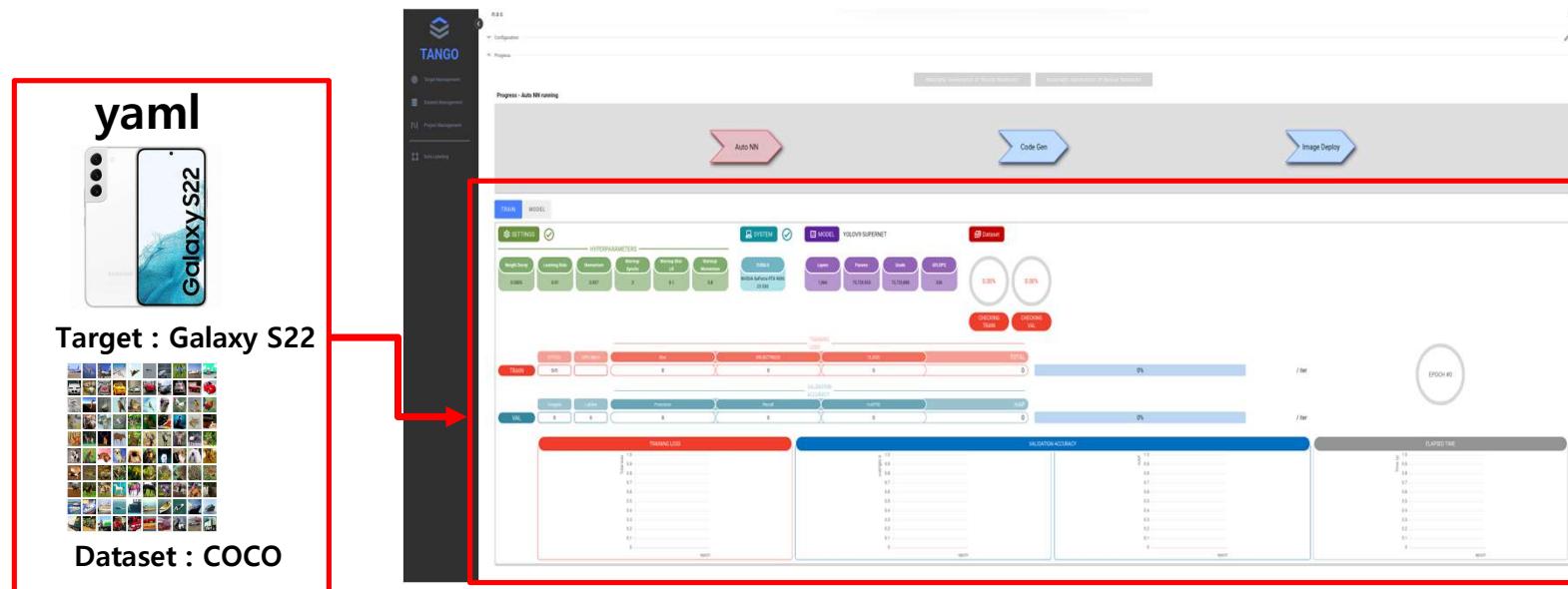
12



#### 신경망 자동 탐색 모듈 시뮬레이션

##### AutoNN 수행 과정

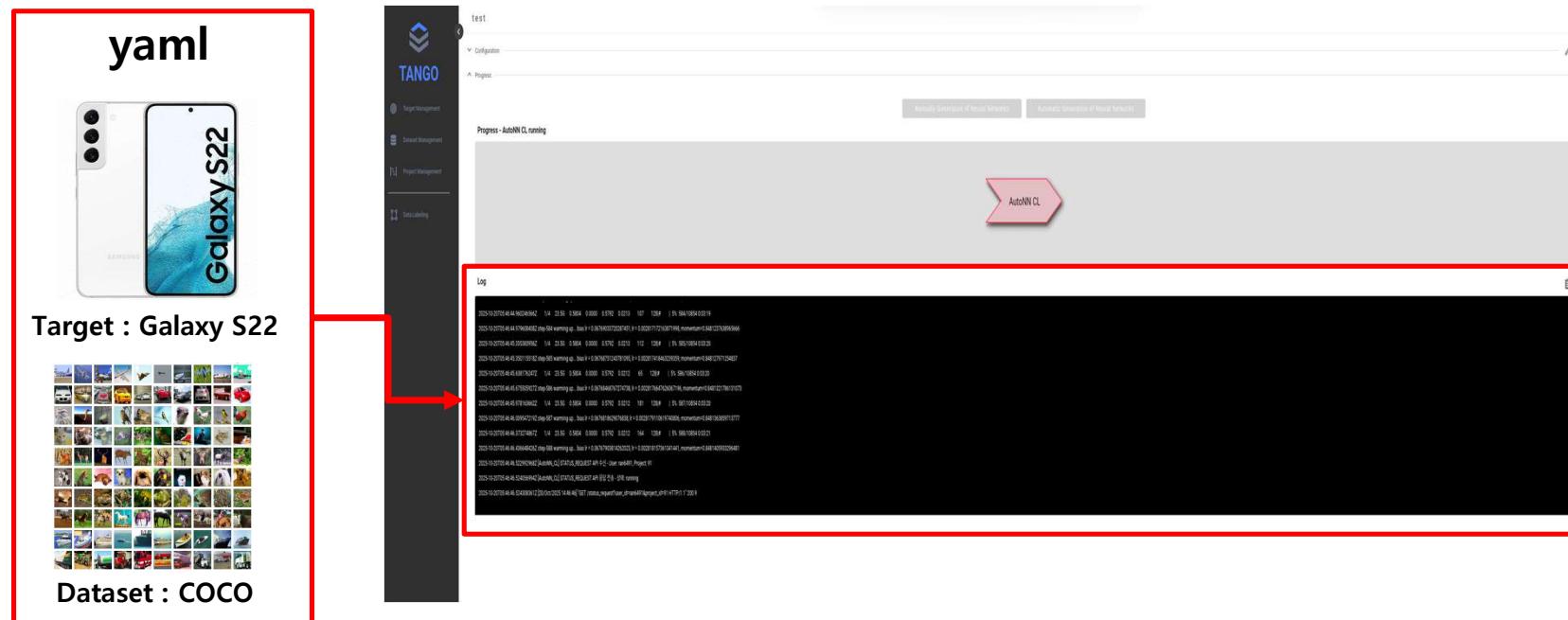
- 전달된 yaml 명세를 기준으로 base 모델을 선택한 다음 그에 맞는 AutoNN 단계를 수행
- ex) 하드웨어 설정이 Galaxy S22인 경우, YOLOv9-NAS 실행



## 신경망 자동 탐색 모듈 시뮬레이션

## AutoNN\_CL 수행 과정

- 정의된 yaml 명세를 기준으로 YOLOv9-Seg 모델을 기준으로 그에 맞는 Autonn\_CL 단계를 수행





# 감사합니다.



주 관 ETRI ( TANGO )

주 최 과학기술정보통신부 IITP 정보통신기획평가원

문 의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후 원



KETI 한국전자기술연구원



SUREDATA

ACRYL

하늘소프트

한국정보통신기술협회