

YOLO26n 기반 엣지 AI 재활용품 자동 분류 시스템 설계

(Design of a YOLO26n-based Edge AI Automatic Recycling Classification System)

장원석*, 박준*, 정세훈**, 심춘보***

(Won Seok Jang, Jun Park, Se Hoon Jung, Chun Bo Sim)

요약

가정 및 공공장소에서의 재활용품 오분류 문제는 실질 재활용률을 저하시키는 주요 원인 중 하나로 지적되고 있다. 본 논문에서는 YOLO26n 기반 객체 탐지 모델을 활용하여 투입된 재활용품을 실시간으로 탐지·분류하고 해당 분류통으로 자동 배출하는 스마트 분리수거 시스템을 설계 및 제안한다. 제안 시스템은 영상 인식을 담당하는 엣지 디바이스와 물리적 분류 동작을 담당하는 Arduino 기반 서보모터 제어부로 구성되며, 시리얼 통신을 통해 두 모듈이 연동 되도록 설계하였다. AIHub 생활폐기물 데이터셋을 활용하여 금속캔, 종이, 페트병, 플라스틱, 스티로폼, 비닐, 유리병의 7개 클래스에 대해 학습을 수행하였으며, mAP50 0.983, Precision 0.972, Recall 0.965의 탐지 성능을 달성하였다. 또한 TensorRT FP16 변환을 통해 Jetson Orin Nano Super 환경에서 순수 추론 시간 10.40ms를 달성하여 제안 시스템의 엣지 환경 적용 가능성을 확인하였다.

■ 중심어 : YOLO26n ; 엣지 AI ; 객체 탐지 ; 스마트 분리수거 ; Jetson Orin Nano Super

Abstract

Misclassification of recyclables in households and public spaces is one of the major causes of low actual recycling rates. In this paper, we propose a design of a smart recycling sorter system that deploys a YOLO26n-based object detection model on a Jetson Orin Nano Super edge device, integrated with an Arduino and servo motors via serial communication for real-time detection, classification, and automatic disposal of recyclables into designated bins. The model was trained on the AIHub household waste dataset across seven classes—metal can, paper, PET bottle, plastic, styrofoam, vinyl, and glass bottle—achieving a detection performance of mAP50 0.983, Precision 0.972, and Recall 0.965. The model was further optimized via TensorRT FP16 conversion, achieving an inference time of 10.40ms on the Jetson Orin Nano Super, validating the edge deployment feasibility of the proposed system.

■ keywords : YOLO26n ; Edge AI ; Object Detection ; Smart Recycling Sorter ; Jetson Orin Nano Super

I. 서론

국내 공식 재활용률은 86%에 달하지만 실질 물질재활용률은 46.2%에 그쳐 공식 수치와 현장 간 괴리가 크다[1]. 이러한 격차의 주요 원인 중 하나는 가정 및 공공장소에서의 분리수거 오분류로, 재활용 가능 자원이 올바르게 분류되지 못

한 채 일반 폐기물로 처리되는 문제가 반복되고 있다. 이를 해결하기 위해 투입된 재활용품을 자동으로 인식하고 해당 분류함으로 배출하는 스마트 분리수거 장치에 대한 필요성이 지속적으로 제기되고 있다.

이를 위한 핵심 기술로 딥러닝 기반 객체 탐지

* 정회원, 국립순천대학교 스마트융합학부 멀티미디어공학전공

** 정회원, 국립순천대학교 컴퓨터공학과

*** 정회원, 국립순천대학교 인공지능공학부

본 과제(결과물)는 2026년도 교육부 및 전라남도의 재원으로 전남 앵커센터의 지원을 받아 수행된 지역성장 인재양성체계(앵커)의 결과입니다.(2026-ANCHOR-14-003)

접수일자 : 2026년 07월 10일

게재확정일 : 2026년 07월 29일

교신저자 : 심춘보 e-mail : cbsim@scnu.ac.kr

기술을 활용한 재활용품 분류 연구가 활발히 진행되고 있다[2,3]. 그러나 클라우드 기반 추론 방식은 네트워크 지연 및 통신 비용 문제로 실시간 현장 적용에 한계가 있어, 엣지 디바이스 기반 경량 추론 기술이 대안으로 주목받고 있다[4]. 특히 NMS-free 구조를 채택한 YOLO 계열 경량 모델은 낮은 연산량과 높은 탐지 정확도를 바탕으로 소형 임베디드 장치에 적합한 대안으로 부상하고 있다[5,6]. 하지만 대부분의 선행 연구는 분류 알고리즘 성능 검증에 초점을 맞추고 있어, 분리수거 하드웨어와 연동된 End-to-End 스마트 분리수거 장치 설계 및 검증 사례는 충분하지 않다.

본 논문에서는 YOLO26n 기반 객체 탐지 모델을 Jetson Orin Nano Super에 탑재하며 Arduino 및 서보모터와 연동되는 구조로, 투입된 재활용품을 실시간으로 탐지·분류하고 해당 분류통으로 자동 배출이 가능하도록 하는 시스템 구조를 설계하고, 인식 역할을하는 소프트웨어의 탐지 및 엣지 추론 성능을 검증하였다. 또한 AIHub 생활폐기물 데이터셋[7] 기반 학습을 통해 mAP50 0.983의 탐지 성능을 달성하고, Jetson Orin Nano Super 환경에서의 엣지 추론 성능을 측정하여 제안 시스템의 엣지 환경 적용 가능성을 검증한다.

본 논문은 시스템 설계와 모델·엣지 추론 검증에 초점을 두며, 물리적 하드웨어 구현 및 End-to-End 통합 동작 검증은 향후 연구 과제로 계획하고 있다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 관련 연구를 검토하고, III장에서는 제안 시스템 설계를 기술하며, IV장에서는 모델 학습 및 엣지 추론 검증 결과를 분석하고, V장에서 결론 및 향후 연구를 맺는다.

II. 관련 연구

1. 딥러닝 기반 재활용품 분류 연구

최근 인공지능 기반의 자원순환 시스템 연구는 다양한 딥러닝 객체 탐지 아키텍처를 활용하여 분리배출 대상의 정확한 클래스를 분류하고

위치를 지정하는 방향으로 발전해 왔다. 초기 연구들은 주로 다양한 폐기물 이미지 데이터셋을 구축하고 탐지 정확도를 확보하는 데 집중하였다. 공개 데이터셋과 자체 수집 이미지를 혼합하여 7종의 폐기물을 분류하는 YOLO-Green 모델이 제안되었으며, mAP 78.04%의 성능을 달성하였다[2]. 그러나 2.72 FPS의 낮은 추론 속도와 약 117MB에 달하는 모델 크기로 인해 고속 분류 환경이나 경량 디바이스 배포에는 제약이 따랐다.

이후 탐지 성능을 한층 더 끌어올리기 위한 연구가 지속되었다. YOLOv12 기반의 폐기물 탐지 프레임워크가 제안되었으며, mAP50 0.78을 달성하며 최신 YOLO 시리즈들과의 비교 실험을 통해 그 우수성이 검증되었다[3]. 또한 Kaggle 공개 데이터셋과 자체 수집 이미지를 활용하여 4종 재활용 폐기물에 대해 mAP50 0.981, 정밀도 0.954를 달성한 연구가 수행되었다[8]. 해당 연구에서는 YOLOv8n부터 YOLOv8l까지 다양한 스케일의 모델을 비교 평가하여 대형 모델의 우수한 성능을 입증하였으나, 25.8M 파라미터, 78.7 GFLOPs의 대형 구조로 인해 Jetson Orin Nano와 같은 경량 엣지 디바이스에서의 실시간 운용을 위해서는 추가적인 경량화가 필수적이라는 과제를 남겼다. 이러한 연구들은 고성능 서버급 GPU 환경에서만 평가가 수행되어, 실제 엣지 디바이스 배포 및 물리적 분리수거 하드웨어와의 연동에 관한 검증은 여전히 향후 과제로 남아 있다.

2. 경량 객체 탐지 및 엣지 AI 시스템

앞선 딥러닝 모델들의 높은 하드웨어 자원 의존성 문제를 해결하고 현장 배포 가능성을 높이기 위해, 엣지 컴퓨팅 환경에 최적화된 경량화 알고리즘 및 시스템 구현 연구가 크게 주목받고 있다. 클라우드 의존도를 낮추고 엣지 디바이스에서 직접 DNN 추론을 온디맨드 방식으로 가속하는 Edge AI 프레임워크가 제안되어, 네트워크 지연 없는 실시간 현장 처리 시스템 설계의 이론적 근거가 마련되었다[4].

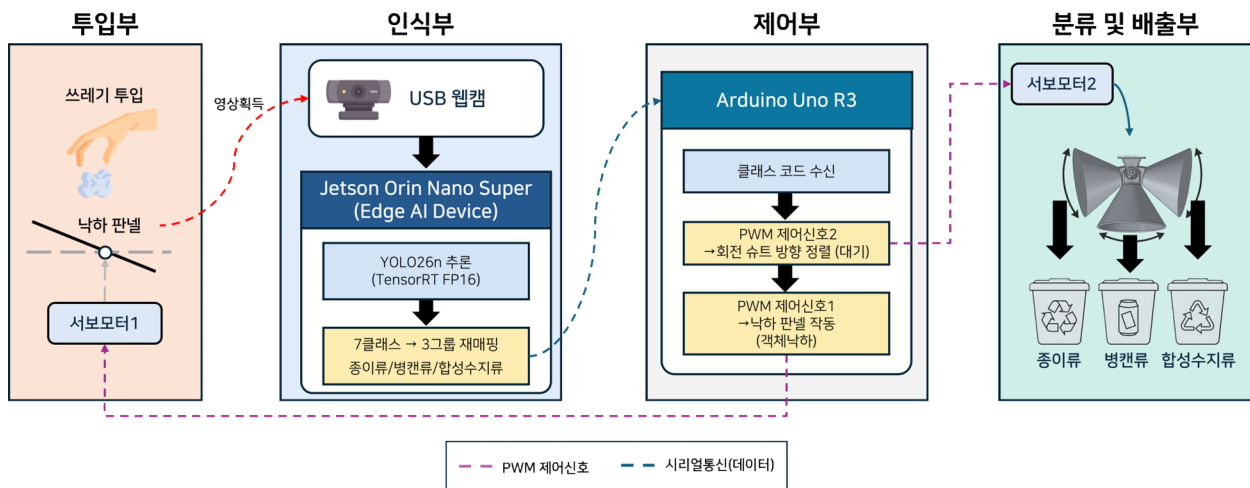


그림 1 제안하는 시스템의 전체구성도

특히 엣지 디바이스의 연산 병목을 유발하는 후처리 연산인 비최대 억제(NMS, Non-Maximum Suppression)를 제거하려는 아키텍처적 혁신이 활발하다. 이중 할당 학습 전략을 채택하여 추론 시 NMS 연산을 배제한 엔드-투-엔드 구조의 YOLOv10이 제안되어, 지연 시간을 획기적으로 단축하고 경량 모델의 배포 효율성이 입증되었다[5]. 이러한 NMS-free 구조를 계승하여, Sapkota et al.은 파라미터 2.51M, 5.8 GFLOPs의 극경량 구조를 갖는 YOLO26n을 제안하여 경량성과 탐지 정확도를 동시에 확보하며 엣지 환경에서의 실시간 추론 최적화 가능성을 보여주었다[6].

이러한 경량화 아키텍처 이론을 소형 임베디드 하드웨어에 직접 접목하여 물리적인 자동화 분류 기기를 구현한 사례도 존재한다. Raspberry Pi 4B와 2축 서보모터를 결합하고 MobileNetV3 기반의 GNet 모델을 탑재하여 4종의 쓰레기를 92.62%의 정확도로 분류하는 임베디드 시스템이 구현된 바 있다[9]. 최근에는 Raspberry Pi 4와 TensorFlow Lite 기반 경량 CNN 모델을 서보모터와 통합하여 실시간 폐기물 분류를 구현한 프레임워크도 제안되었다[10]. 다만 이러한 시스템들은 저사양 임베디드 보드와 단순 분류 모델에 의존하여 추론 속도와 다중 객체 처리 측면에서 한계를 지니고 있다.

이상의 선행 연구를 종합하면, 딥러닝 기반 재

활용품 분류 연구는 탐지 성능 향상에 집중되어 있으며 대부분 서버 또는 GPU 환경에서의 검증에 그치고 있다. 또한 하드웨어 연동 연구는 저성능 분류 모델 위주로 이루어져 있어, 고성능 엣지 디바이스와 NMS-free 경량 탐지 모델을 결합한 물리적 분류 기기 연동 시스템에 대한 연구는 충분하지 않은 실정이다. 본 논문에서는 이러한 점을 보완하기 위해 YOLO26n 기반 실시간 탐지 및 Arduino 서보모터 제어와 연동 가능한 시스템 구조를 설계한다.

III. 제안 시스템 설계

1. 시스템 아키텍처

그림 1은 본 논문에서 제안하는 스마트 분리수거 장치의 전체 흐름을 보여준다. 제안 시스템은 투입부, 인식부, 제어부, 배출 및 분류부의 4개 모듈로 구성된다. 사용자가 투입부에 재활용품을 투입하면, 인식부에 장착된 USB 웹캠이 영상을 획득하여 객체 탐지 모델로 전달한다. 인식부에서는 YOLO26n 기반 모델이 입력 영상을 분석하여 클래스를 식별하고, 시스템의 3구 배출 구조에 맞추어 종이류·병캔류·합성수지류의 세 그룹 중 하나로 재매핑한다. 재매핑된 분류 결과는 시리얼 통신을 통해 제어부로 전송되며, 제어부는 수신된 클래스 코드에 따라 먼저 회전 슈트의 서보모터를 구동하여 해당 분류통 방향으로 슈트

를 정렬한 뒤, 낙하 판넬의 서보모터를 순차 구동함으로써 배출 및 분류부에서 정확한 자동 배출이 이루어지도록 하였고, 이러한 순차 제어 구조는 슈트 방향이 확정되지 않은 상태에서 객체가 낙하하여 오분류가 발생하는 것을 방지한다. 본 시스템은 영상 인식부터 분류 제어까지의 모든 처리를 엡지 디바이스 내에서 수행할 수 있도록 하였으며, 외부 네트워크에 의존하지 않고도 안정적인 실시간 분류 처리에 적합할 수 있도록 하였다. 또한 인식부와 제어부를 시리얼 통신 기반의 독립 모듈로 분리함으로써, 향후 분류 카테고리 확장이나 하드웨어 교체 시 부분적 수정만으로 대응 가능한 확장성을 확보하도록 설계되었다.

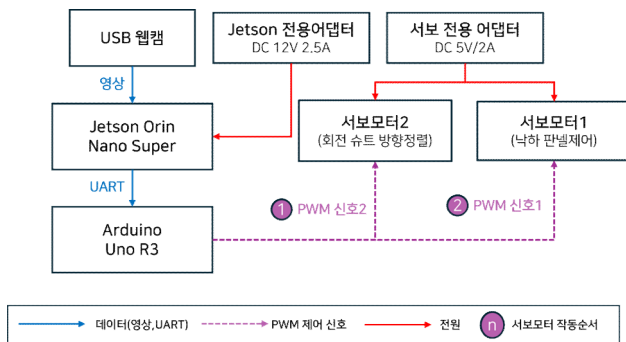


그림 2 제안하는 시스템의 하드웨어 구성도

2. 하드웨어 설계

그림 2는 본 시스템의 하드웨어 설계 구성을 보여준다. 본 시스템의 하드웨어는 인식부의 엡지 디바이스, 제어부의 마이크로컨트롤러, 그리고 투입부와 배출 및 분류부의 서보모터로 구성되도록 설계되었다.

인식부는 NVIDIA Jetson Orin Nano Super를 활용하여 객체 탐지 모델의 추론을 수행하며, USB 웹캠을 통해 영상 입력을 획득하는 구조를 목표로 하였고, USB 웹캠은 Jetson의 USB 포트를 통해 영상 데이터와 5V 전원을 함께 공급받는다.

제어부는 Arduino Uno R3로 구성되며, Jetson과의 USB 시리얼(UART) 통신을 통해 인식 결과의 클래스 코드를 수신한다. Arduino 역시

Jetson의 USB 포트로부터 시리얼 통신과 함께 5V 전원을 공급받으므로 별도의 전원 어댑터를 필요로 하지 않는다.

투입부와 배출 및 분류부에는 각각 SG90 서보모터가 배치된다. 투입부의 서보모터 1은 낙하 판넬의 경사를 제어하여 객체를 회전 슈트로 투입하며, 배출 및 분류부의 서보모터 2는 회전 슈트의 방향을 제어하여 종이류·병캔류·합성수지류의 3개 분류통 중 해당 카테고리로 객체를 안내하도록 하였다.

Arduino는 수신된 클래스 코드에 따라 두 서보모터에 PWM 제어 신호를 출력하되, 먼저 서보모터 2를 구동하여 회전 슈트의 방향을 정렬한 뒤 서보모터 1을 순차 구동하여 낙하 판넬을 기울임으로써, 슈트 방향이 확정되지 않은 상태에서 객체가 낙하하여 오분류가 발생할 가능성을 줄이는 순차 제어 구조로 이루어지도록 하였다.

본 장치의 3구 배출 구조상 폐트병은 재질상 합성수지에 속하나, 공공 분리수거 환경에서 캔·병·폐트가 통합 수거되는 관행과 회전 슈트 기반 분류 시 유사한 용기 형태 객체의 처리 안정성을 고려하여 병·캔류 그룹에 통합하였다. 향후 분류 카테고리 확장 시 별도 그룹으로 분리 가능한 구조이다.

본 시스템의 전원은 두 개의 독립된 어댑터를 통해 공급되도록 설계되었다. Jetson Orin Nano Super는 제조사에서 제공하는 DC 12V/2.5A 전용 어댑터로 직접 공급받으며, 서보모터 1과 서보모터 2는 별도의 DC 5V/2A 어댑터를 통해 공동으로 공급받는다. 이때 서보모터의 GND는 Arduino의 GND와 공통 연결하여 PWM 신호의 기준 전위를 통일하였다. 이러한 이원화된 전원 구조는 두 가지 이유가 존재한다. 첫째, 서보모터 구동 시 발생하는 순간 돌입 전류(Inrush Current)로 인한 전압 강하가 Jetson의 동작에 영향을 미치는 것을 방지하기 위함이다. 서보모터가 초기 구동되거나 부하가 걸린 상태에서는 순간적으로 평시 대비 수 배의 전류를 소비하는데, 공유

전원 사용 시 전체 라인의 전압이 강하되어 전압에 민감한 Jetson Orin Nano Super의 언더볼트리셋이나 재부팅을 유발할 수 있다. 둘째, Jetson과 서보모터의 정격 전압·전류 사양이 서로 상이하기 때문이다. Jetson은 DC 12V/2.5A의 안정적인 전력이 요구되는 반면, 서보모터는 DC 5V의 대전류가 요구된다. 단일 전원 방식으로 통합할 경우 12V를 5V로 강압하기 위한 별도의 DC-DC 컨버터가 필요하며, 이 과정에서 회로 복잡도 증가와 함께 발열 및 전력 효율 저하가 발생한다. 따라서 각 장치의 정격 사양에 맞는 어댑터를 독립적으로 사용하는 것이 회로의 안정성과 효율 측면에서 유리하다.

3. 소프트웨어 구성

본 시스템의 소프트웨어는 Python 기반의 추론 파이프라인과 Arduino 펌웨어로 구성된다. 인식부에서는 Ultralytics YOLO 프레임워크를 활용하여 학습된 YOLO26n 모델을 로드하고, OpenCV를 통해 카메라 영상을 프레임 단위로 획득한다. 각 프레임은 모델 입력 해상도 640×640으로 전처리된 후 추론에 활용되며, 추론 결과로 도출된 7개 세부 클래스는 본 시스템의 3구 배출 구조에 맞춰 종이류·병캔류·합성수지류로 재매핑된다. 엣지 환경에서의 추론 성능 최적화를 위해 학습된 모델을 TensorRT 엔진으로 변환하고 FP16 반정밀도 변환을 적용하였다. 재매핑된 분류 결과는 시리얼 통신을 통해 Arduino로 전송되며, Arduino 펌웨어는 수신된 클래스 코드에 따라 먼저 회전 슈트의 서보모터를 구동하여 해당 분류통 방향으로 슈트의 방향을 정렬한 뒤, 낙하 관넬의 서보모터를 순차 구동함으로써 객체를 정확한 분류통으로 배출한다.

IV. 모델 학습 및 엣지 추론 검증

본 장에서는 제안 시스템에 적용된 YOLO26n 모델의 학습 환경 및 탐지 성능을 평가하고, 엣지

디바이스에서의 추론 성능을 측정하여 제안 시스템의 엣지 환경 적용 가능성을 검증한다. 4.1절에서는 학습에 활용한 데이터셋의 구성과 클래스별 분포를 기술하고, 4.2절에서는 학습 환경 및 주요 하이퍼파라미터를 정리한다. 4.3절에서는 검증 데이터셋 기반의 탐지 성능을 클래스별로 분석하고 대표적인 경량 YOLO 모델과의 비교 실험을 통해 인식부 모델 채택의 타당성을 검증하며, 실환경 카메라 입력에 대한 탐지 결과를 함께 제시한다. 4.4절에서는 TensorRT 최적화 후의 엣지 추론 성능을 측정·분석하고, 비교 대상 모델과의 정량 비교를 통해 YOLO26n의 엣지 배포 적합성을 검증한다.

1. 데이터셋 구성

본 연구에서는 한국지능정보사회진흥원(NIA)이 AI Hub를 통해 공개한 생활폐기물 이미지 데이터셋을 학습 데이터로 활용하였다[7]. 해당 데이터셋은 캔, 종이, 페트, 플라스틱, 스티로폼, 비닐, 유리병, 종이팩, 건전지의 9개 클래스로 구성되어 있으나, 본 연구에서는 본 시스템의 3구 배출 구조(종이류·병캔류·합성수지류)에 매핑 가능한 7개 클래스(금속캔, 종이, 페트병, 플라스틱, 스티로폼, 비닐, 유리병)를 선정하여 활용하였다. 건전지의 경우 일반 재활용품과 별도의 수거·처리 체계가 적용되는 지정폐기물에 해당하여 본 시스템의 분류 범위에서 제외하였으며, 종이팩은 일반 종이와 달리 코팅된 복합 재질로 구성되어 별도의 재활용 공정이 요구되므로 제외하였다. 학습 세트는 클래스당 10,000장씩 균등 샘플링하여 총 70,000장으로 구성하였고, 검증 세트는 클래스당 1,471장씩 총 10,297장으로 구성하였으며, 두 세트 간 이미지 중복은 없다. 전체 데이터셋은 총 80,297장으로 클래스별 학습/검증 분포는 표 1과 같다.

표 1. AI Hub 생활 폐기물 데이터셋 클래스별 분포

클래스	학습	검증	분류그룹
종이	10,000	1,471	종이류
금속캔	10,000	1,471	병캔류
페트병	10,000	1,471	병캔류
유리병	10,000	1,471	병캔류
플라스틱	10,000	1,471	합성수지류
스티로폼	10,000	1,471	합성수지류
비닐	10,000	1,471	합성수지류
합계	70,000	10,297	

7개 세부 클래스는 본 시스템의 3구 배출 구조에 맞게 종이류, 병캔류, 합성수지류의 3개 그룹으로 재매핑하여 분류 출력에 활용하였다. 첫째 종이 클래스는 종이류 그룹으로, 둘째 금속캔·페트병·유리병 클래스는 병캔류 그룹으로, 셋째 플라스틱·스티로폼·비닐 클래스는 합성수지류 그룹으로 각각 재매핑된다. 이러한 재매핑 규칙은 YOLO26n의 추론 결과로 출력되는 클래스 인덱스를 사후 처리 단계에서 그룹 클래스 인덱스(0: 종이류, 1: 병캔류, 2: 합성수지류)로 변환하는 방식으로 구현되며, 최종 클래스 코드가 시리얼 통신을 통해 Arduino로 전송된다. 각 클래스의 대표 샘플 이미지는 그림 3과 같다.



그림 3. 생활폐기물 데이터셋 클래스별 샘플 이미지

각 클래스의 이미지는 다양한 조명 조건·촬영 각도·배경에서 수집되었으며, 금속캔의 찌그러진 형태, 종이의 접힘 및 구겨진 상태, 비닐의 투명

도 차이 등 동일 클래스 내에서도 객체의 외형 변화가 폭넓게 포함되어 있다. 이러한 구성은 모델이 다양한 형태 변화에 대해 높은 일반화 성능을 갖추도록 한다.

2. 학습 환경 및 설정

본 연구에서는 Sapkota et al.[6]이 제안한 YOLO26n을 채택하였다. YOLO26n은 NMS-free 구조로 추론 속도가 빠르며, 파라미터 수 2.51M, 모델 크기 5.2MB의 경량 구조로 엣지 디바이스 배포에 적합하다. 학습은 NVIDIA RTX 4080 GPU 환경에서 Ultralytics 프레임워크를 사용하여 수행하였으며, COCO 데이터셋으로 사전 학습된 가중치를 초기값으로 사용하였다. 주요 하이퍼파라미터는 표 2와 같다.

표 2. 학습 하이퍼파라미터

항목	값
Epochs	100
Batch size	64
Image size	640×640
Optimizer	MuSGD
Weight decay	0.0005
Learning rate	0.01

학습 안정성을 위해 momentum=0.937, warmup p 3 Epochs를 적용하였으며, AMP(Automatic Mixed Precision)를 활성화하여 학습 속도를 향상시켰다. 데이터 증강은 Mosaic, 수평 플립(p=0.5), HSV 색상 변환, Random Erasing(p=0.4)을 적용하였으며, 마지막 10 Epochs에서는 Mosaic을 비활성화하여 안정적인 수렴을 유도하였다.

3. 탐지 성능 평가

본 절에서는 YOLO26n 모델의 클래스별 상세 탐지 성능을 분석하고, 대표적인 경량 YOLO 모델과의 정량적 비교를 통해 인식부 모델 채택의 타당성을 검증한다. 학습된 YOLO26n 모델을 검증 데이터셋 10,297장에 대해 평가한 결과는 표 3

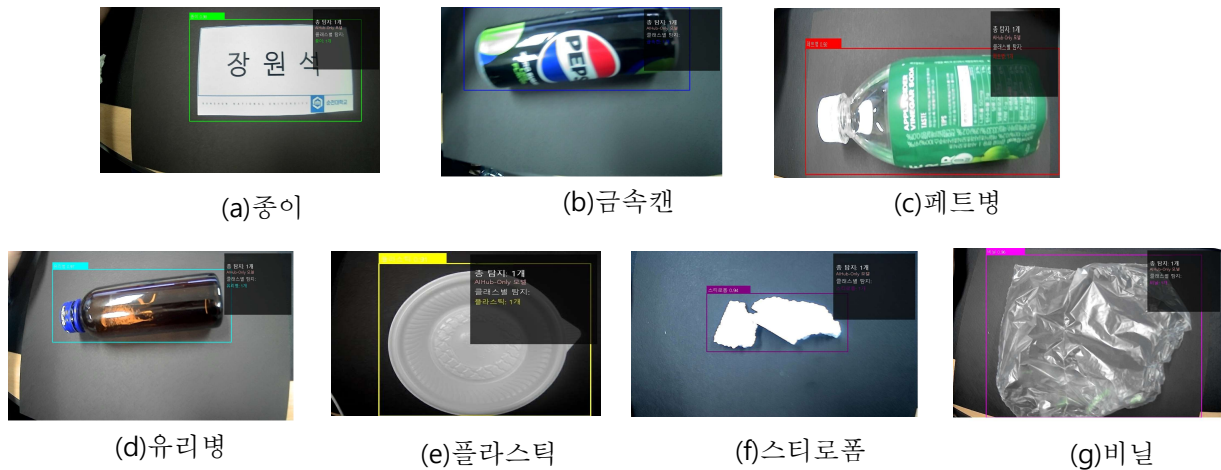


그림 4. YOLO26n 모델의 재활용품 클래스별 실시간 객체 탐지 결과

과 같다. 전체 클래스 기준 mAP50 0.983, Precision 0.972, Recall 0.965를 달성하였다.

클래스별로는 스티로폼이 mAP50 0.994로 가장 높은 성능을 보였으며, 이는 고유한 발포 텍스처로 인해 타 클래스와의 시각적 구별이 용이하기 때문으로 분석된다. 반면 플라스틱은 mAP50 0.69, Recall 0.898로 가장 낮은 성능을 기록하였는데, 다양한 형태와 색상으로 인해 타 클래스와의 혼동 가능성이 상대적으로 높은 것으로 보인다.

표 3. YOLO26n 모델의 클래스별 검출 성능

Class	Precision	Recall	mAP50	mAP 50-95
종이	0.963	0.969	0.977	0.943
금속캔	0.979	0.987	0.988	0.954
페트병	0.967	0.960	0.986	0.886
유리병	0.988	0.958	0.981	0.932
플라스틱	0.955	0.898	0.969	0.924
스티로폼	0.992	0.992	0.994	0.976
비닐	0.960	0.989	0.986	0.946
전체	0.972	0.965	0.983	0.937

인식부 모델 채택의 정량적 타당성을 검증하기 위해, 동일 조건 하에서 학습한 대표적인 경량 YOLO 모델과의 비교 실험을 수행하였다. 데이터셋·하이퍼파라미터·검증 세트·평가 환경을 모두

동일하게 통제하여 모델 구조에 따른 성능 차이만을 순수하게 관찰할 수 있도록 실험을 설계하였으며, 결과는 표 4와 같다.

표 4. 경량 YOLO 모델별 탐지 성능 비교

Model	mAP50	mAP 50-95	Precision	Recall
YOLOv8n	0.983	0.937	0.962	0.961
YOLOv10n	0.984	0.942	0.964	0.969
YOLOv11n	0.984	0.941	0.967	0.964
YOLO26n	0.983	0.937	0.972	0.965

분석 결과, YOLO26n은 Precision(0.972)에서 4개 모델 중 가장 높은 값을 기록하여 오탐률이 가장 낮은 모델임을 확인하였다. mAP50 및 mAP 50-95 지표에서는 YOLOv10n(0.984, 0.942)이 소폭 앞섰으나 YOLO26n(0.983, 0.937)과의 차이는 각각 0.001과 0.005로 미미한 수준이며, Recall(0.965)은 YOLOv10n(0.969)보다 다소 낮았으나 YOLOv11n(0.964), YOLOv8n(0.961)과는 유사하거나 소폭 높은 수준을 유지하였다.

최신 모델인 YOLOv10n이나 YOLOv11n과의 정량적인 정확도 격차는 미미하나, YOLO26n은 4개 모델 중 최고 정밀도를 확보하면서 준수한 재현율을 유지하였다는 점에서 인식부 모델로서의 타당성을 입증한다. 특히 유사한 수준의 정확도를 유지하면서도 모델의 크기와 연산 효율성

측면에서 가지는 구조적 이점은 4.4절에서 분석하는 바와 같이, 실시간 재활용품 자동 분류 시스템에 가장 적합한 최종 모델임을 뒷받침하는 근거가 된다.

또한 학습된 모델의 실환경 일반화 성능을 시각적으로 검증하기 위해, USB 웹캠을 통해 입력된 7개 클래스 실물 객체에 대한 실시간 탐지 결과를 그림 4에 제시한다. 학습 데이터셋과 상이한 조명·배경·촬영 각도 조건 하에서도 모든 클래스에 대해 신뢰도 0.86 이상의 탐지가 이루어짐을 확인할 수 있으며, 이는 본 모델이 학습 도메인 외의 실환경 객체에 대해서도 견고한 일반화 성능을 갖추고 있음을 시각적으로 보여준다.

4. 엣지 추론 성능분석

학습된 YOLO26n 모델의 엣지 디바이스 배포 가능성을 검증하기 위해 NVIDIA Jetson Orin Nano Super 환경에서 추론 성능을 측정하고, 4.3절과 동일한 비교 대상 모델인 YOLOv8n, YOLOv10n, YOLOv11n과의 정량 비교를 수행하였다. Jetson Orin Nano Super는 25W급 저전력 엣지 디바이스로, Ampere 아키텍처 기반 GPU와 ARM Cortex-A78AE CPU를 탑재하여 임베디드 환경에서의 딥러닝 추론에 최적화된 플랫폼이다.

측정 대상 모델은 Ultralytics 라이브러리의 TensorRT 엔진 export 기능을 활용하여 변환하였으며, FP16 반정밀도 변환을 적용하여 추론 최적화를 수행하였다. FP16 변환은 모델의 가중치 및 연산을 16비트 부동소수점으로 축소하여 메모리 사용량과 연산 지연을 감소시키면서도 탐지 정확도의 손실을 최소화한다. 측정은 실제 배포 환경을 고려한 표준 전력 모드에서 수행하였으며, 640×640 입력 해상도 기준으로 GPU 초기화를 위한 워밍업 10회 수행 후 100회 반복 측정의 평균값을 사용하였다. 각 모델의 파라미터 수, 연산량 및 순수 추론 시간을 표 5에 제시한다.

표 5. 경량 YOLO 모델별 사양 및 엣지 추론 시간 비교

Model	Params(M)	GFLOPs	추론시간(ms)
YOLOv8n	3.01	8.2	9.45
YOLOv10n	2.71	8.4	10.56
YOLOv11n	2.59	6.4	10.69
YOLO26n	2.51	5.8	10.40

측정 결과, 4개 경량 YOLO 모델 모두 11ms 이내의 순수 추론 시간을 기록하여 실시간 처리에 요구되는 밀리초 단위 성능을 확보하였다. YOLOv8n이 9.45ms로 가장 빠른 속도를 보였으나 파라미터 수 3.01M, 연산량 8.2 GFLOPs로 4개 모델 중 가장 큰 구조를 가진다. 반면 YOLO26n은 파라미터 수 2.51M, 연산량 5.8 GFLOPs로 가장 경량화된 구조를 유지하면서도 순수 추론 시간 10.40ms를 기록하였으며, 이는 동세대 최신 모델인 YOLOv10n의 10.56ms 및 YOLOv11n의 10.69ms보다 빠른 결과이다.

4.3절의 정확도 평가 결과와 본 절의 엣지 추론 결과를 종합하면, YOLOv8n이 절대 추론 시간은 가장 짧았으나, YOLO26n은 파라미터 수(2.51M)와 연산량(5.8 GFLOPs)이 4개 모델 중 가장 낮은 동시에 Precision 0.972의 높은 정밀도를 확보하였으며, mAP50 0.983과 Recall 0.965의 준수한 정확도, 10.40ms의 실시간 처리 성능을 유지한다. 이는 YOLO26n이 정확도, 모델 경량성, 엣지 처리 속도의 세 축에서 균형 있는 우위를 갖추고 있음을 의미하며, 저전력 엣지 환경에서 운용되는 본 스마트 분리수거 시스템의 인식부 모델로 가장 적합함을 정량적으로 뒷받침한다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 YOLO26n 기반 객체 탐지 모델을 Jetson Orin Nano Super 엣지 디바이스에 탑재하고, Arduino 및 서보모터와 연동되는 스마트 분리수거 시스템을 설계 및 제안하였다. AIHub 생활폐기물 데이터셋을 활용한 학습 결과 7개 클

래스에 대해 mAP50 0.983, Precision 0.972, Recall 0.965의 탐지 성능을 달성하였으며, 실환경 카메라 입력에 대한 시각적 검증을 통해 학습된 모델이 학습 도메인 외의 실물 객체에 대해서도 신뢰도 0.86 이상의 견고한 일반화 성능을 보임을 확인하였다. 또한 TensorRT FP16 변환을 통해 Jetson Orin Nano Super에서 순수 추론 시간 10.40ms의 실시간 처리 성능을 확보하였다.

이를 통해 제안 시스템의 핵심인 객체 탐지 모델이 저전력 엣지 환경에서도 실시간 분류에 적합한 성능과 엣지 배포의 가능성을 갖췄음을 확인하였다.

다만 본 연구는 시스템 설계와 모델·엣지 추론 검증에 한정되어 있으며, 제안된 설계 기반의 물리적 하드웨어 구현 및 통합 동작 검증은 향후 과제로 남아 있다. 후속 연구에서는 제안 설계 기반의 하드웨어 실제 구현 및 End-to-End 통합 동작 검증, 다중 객체 동시 투입 시의 분류 처리, 더 다양한 재질에 대한 분류 카테고리 확장, 그리고 장기 운용 환경에서의 신뢰성 평가를 진행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] 환경부, "2023년 전국 폐기물 발생 및 처리 현황(2023)," 자원순환정보시스템, <https://www.recycling-info.or.kr>. (accessed Jul., 07, 2026).
- [2] W. Lin, "YOLO-Green: A Real-Time Classification and Object Detection Model Optimized for Waste Management," *Proc. IEEE Int. Conf. Big Data*, pp. 5520-5529, Orlando, USA, Dec. 2021.
- [3] M. H. Dipo, F. A. Farid, M. S. A. Mahmud, M. Momtaz, S. Rahman, J. Uddin, and H. A. Karim, "Real-Time Waste Detection and Classification Using YOLOv12-Based Deep Learning Model," *Digital*, vol. 5, no. 2, p. 19, Jun. 2025.
- [4] E. Li, L. Zeng, Z. Zhou, and X. Chen, "Edge AI: On-Demand Accelerating Deep Neural Network Inference via Edge Computing," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 1, pp. 447-457, Jan. 2020.
- [5] A. Wang, H. Chen, L. Liu, K. Chen, Z. Lin, J. Han, and G. Ding, "YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection," *Advances in Neural Inform*

ation Processing Systems (NeurIPS), pp. 107984-108011, Vancouver, Canada, Dec. 2024.

- [6] R. Sapkota, R. H. Cheppally, A. Sharda, and M. Karkee, "YOLO26: Key architectural enhancements and performance benchmarking for real-time object detection(2025)," arXiv, <https://arxiv.org/abs/2509.25164>.
- [7] 한국지능정보사회진흥원, "생활폐기물 이미지 데이터," AI Hub, <https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?dataSetSn=71385>. (accessed Jul., 07, 2026).
- [8] M. A. M. Rastari, R. Roslan, R. Hamzah, N. H. I. Teo, F. E. Shahbudin, and K. A. F. A. SamAh, "Recycle Waste Detection and Classification Model Using YOLO-V8 for Real-time Waste Management," *Proc. IEEE Int. Conf. Artificial Intelligence in Engineering and Technology (IICAET)*, p. 372-377, Kota Kinabalu, Malaysia, Aug. 2024.
- [9] B. Fu, S. Li, J. Wei, Q. Li, Q. Wang, and J. Tu, "A Novel Intelligent Garbage Classification System Based on Deep Learning and an Embedded Linux System," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 131134-131146, Sep. 2021.
- [10] D. K. Gude, H. Bandari, A. K. R. Challa, S. Tasneem, Z. Tasneem, S. B. Bhattacharjee, M. Lalit, M. A. L. Flores, and N. Goyal, "Transforming Urban Sanitation: Enhancing Sustainability through Machine Learning-Driven Waste Processing," *Sustainability*, vol. 16, no. 17, p. 7626, Sep. 2024.

저자 소개



장원석(정회원)

2026년 국립순천대학교 인공지능공학부 졸업(공학사)
2026년 ~현재 국립순천대학교 스마트융합학부 멀티미디어공학전공 석사과정 재학
<주관심분야 : 딥러닝, 컴퓨터비전, 엣지 AI>



박준(정회원)

2019년 국립순천대학교 멀티미디어공학과 졸업(공학사)
2021년 국립순천대학교 멀티미디어공학전공 석사졸업(공학석사)
2021년 ~현재 순천대학교 스마트융합학부 멀티미디어공학전공 박사 과정 재학
<주관심분야 : 딥러닝, 컴퓨터비전, 빅데이터 분석>



정세훈(정회원)

2012년 국립순천대학교 멀티미디어공
학과 졸업(공학석사)

2017년 국립순천대학교 멀티미디어공
학과 졸업(공학박사)

2018년 영산대학교 빅데이터융합전공
조교수

2020년 국립안동대학교 창의융합학부 조교수

2022년 국립순천대학교 컴퓨터공학과 조교수

2024년~현재 국립순천대학교 컴퓨터공학과 부교수

<주관심분야 : 블록체인, 딥러닝, 생성모델, 빅데이터
분석 및 예측>



심춘보(정회원)

1996년 전북대학교 컴퓨터공학과 졸
업(공학사)

1998년 전북대학교 컴퓨터공학과 졸
업(공학석사)

2003년 전북대학교 컴퓨터공학과 졸
업(공학박사)

2005년 ~현재 국립순천대학교 인공지능공학부 교수

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 딥러닝, 객체 추적>