JKSCI

한국컴퓨터정보학회논문지
Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 31 No. 11, pp. 231-240, November 2026
https://doi.org/10.9708/jksci.2026.31.11.231

A Study on Multi-Object Detection and Area Recognition Techniques at Crosswalks Using Edge AI-Based Intelligent Smart Shade

Sang-Jo Youk*, Hoeteak Jung**, Bong-Keun Lee***

*PH.D., Software Development Engineer, Softsix Co., Ltd., Daejeon, Korea
**M.S. Student, Computer Engineering, Kongju National University, Cheonan, Korea
***Ph.D., Department of Artificial Intelligence Software, Cheongju University, Cheongju, Korea

[Abstract]

This study proposes an AI-based pedestrian signal assistance and multimodal guidance system utilizing existing smart shade structures to prevent pedestrian accidents and jaywalking in crosswalk waiting areas. The proposed system is designed based on edge computing and incorporates a stand-alone power supply system consisting of solar panels, lithium iron phosphate (LiFePO4) batteries, and a maximum power point tracking (MPPT) charge controller. An object detection neural network was developed using Raspberry Pi 4 and 5 boards, cameras, and deep learning techniques to detect pedestrian traffic light states and roadway areas. In particular, transfer learning was performed on a YOLOv8-based model consisting of 168 layers and 3,006,233 parameters using video data collected from actual crosswalk environments. The system provides real-time safety information through an outdoor LED display and voice guidance when pedestrians approach the roadway. Field experiments conducted in actual crosswalk environments confirmed the operational feasibility of the object detection and guidance functions, demonstrating the technical feasibility and potential field applicability of the proposed system.

▸ **Key words**: Smart Shade, Computer Vision, Object Detection, Crosswalk, Raspberry Pi, YOLOv8

[요 약]

본 연구는 기존 스마트 그늘막을 활용하여 횡단보도 대기 공간에서 보행자 사고와 무단횡단을 예방하기 위한 AI 기반 보행신호 보조 멀티 안내 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 태양광 발전, 인산철 배터리 및 MPPT 충전 컨트롤러를 이용한 독립형 전력 공급 구조와 엣지 컴퓨팅 기반으로 설계하였다. Raspberry Pi 4·5와 카메라 및 딥러닝 기술을 활용하여 보행신호등 상태와 차도 영역을 탐지하는 객체탐지 신경망을 구축하였다. 특히 168개 계층과 3,006,233개 파라미터로 구성된 YOLOv8 모델에 실제 횡단보도 영상 데이터를 적용하여 전이학습을 수행하였다. 보행자가 차도에 접근하면 LED 디스플레이와 음성 안내를 통해 실시간 안전 정보를 제공하도록 구현하였다. 실제 횡단보도 환경에서의 현장 실험을 통해 객체 탐지 및 안내 기능의 운용 가능성을 확인하였으며, 제안 시스템의 기술적 유효성과 현장 적용 가능성을 제시하였다.

▸ **주제어**: 스마트 그늘막, 컴퓨터 비전, 객체탐지, 횡단보도, 라즈베리 파이, YOLOv8

• First Author: Sang-Jo Youk, Corresponding Author: Bong-Keun Lee
*Sang-Jo Youk (youksj@gmail.com), Softsix Co., Ltd.
**Hoeteak Jung (hoeteak2@naver.com), Computer Engineering, Kongju National University
***Bong-Keun Lee (bong9065@hanmail.net), Department of Artificial Intelligence Software, Cheongju University
• Received: 2026. 10. 08, Revised: 2026. 10. 28, Accepted: 2026. 11. 10.

Copyright © 2026 The Korea Society of Computer and Information
http://www.ksci.re.kr pISSN:1598-849X | eISSN:2383-9945
www.kci.go.kr

I. Introduction

최근 인공지능(AI) 및 딥러닝 기술의 급격한 발전은 스마트 시티 구축과 지능형 교통 시스템(ITS)을 비롯한 다양한 산업 분야에 혁신적인 변화를 가져오고 있다[1]. 특히, 컴퓨터 비전 기반의 객체 탐지(Object Detection) 기술은 실시간으로 복잡한 환경을 인식하고 판단하는 데 탁월한 성능을 보이며 보행자 안전 및 교통 환경 개선을 위한 핵심 기술로 자리 잡았다. 근래에는 클라우드 서버에 의존하지 않고 단말 자체에서 고속으로 AI 연산을 수행하는 엣지 컴퓨팅(Edge Computing) 기술이 상용화됨에 따라, 실생활 인프라에 온디바이스(On-device) AI를 접목하여 즉각적이고 지능적인 서비스를 제공하는 연구가 활발히 진행되고 있다[2-3].

이러한 기술적 흐름 속에서 도심지 교차로 및 횡단보도 주변에 설치된 '스마트 그늘막(Smart Shade)'은 기후 변화에 대응하고 보행자의 편의를 증진하는 대표적인 스마트 인프라로 주목받고 있다. 기존의 스마트 그늘막은 주로 사물인터넷(IoT) 센서를 활용하여 온도, 풍속, 일조량 등의 외부 환경 요인을 감지하고 이에 따라 자동으로 차양막을 개폐하는 기본적인 편의 기능을 제공해 왔다. 최근에는 태양광 패널을 통한 자체 전력 생산과 디스플레이, LED 조명 등 부가 기능을 결합하여 도심 미관 및 실용성을 동시에 충족시키는 융합형 구조물로 진화하고 있다[4].

한편, 보행자 통행이 잦은 횡단보도에는 교통사고 예방과 시각장애인 등 교통약자의 안전한 보행을 지원하기 위해 '보행 신호 음성안내 보조 장치'가 필수적으로 설치되고 있다. 이 장치는 적색 신호 시 보행자가 차도로 진입하는 것을 경고하고, 녹색 신호 시 횡단 시작을 알리는 음성을 출력하여 무단횡단 및 안전사고를 방지하는 중요한 역할을 수행한다. 초기에는 단순한 신호 연동 기반이었으나, 최근에는 적외선이나 비전 센서를 통해 보행자의 대기 상태를 실시간으로 인식하고 상황에 맞는 경고 방송을 송출하는 시스템으로 그 기능이 고도화되고 있다[5].

그러나 현재 교차로 모퉁이의 제한된 공간에는 스마트 그늘막, 보행 신호 음성안내장치, 신호등 지주, CCTV 등 다수의 교통 인프라 장치들이 개별적으로 난립해 있어 도심 미관을 저해하고 유지보수 비용을 가중하는 문제를 야기하고 있다[6]. 이러한 물리적 복잡성과 인프라의 중복 투자 문제를 해결하기 위해, 본 연구에서는 횡단보도 주변에 필수적으로 설치되는 스마트 그늘막에 AI 비전 인식 기술을 도입하여 보행 신호 음성안내장치의 기능을 융합한 '지능형 다목적 스마트 그늘막 시스템'을 제안한다. 이를 통해 개별 장비의 설치 공간을 일원화하고, 하나의 통합된 엣지 인프라에서 보행자 인식 및 안전 안내를 동시에 수행함으로써 공간적·경제적 효율성을 극대화하고자 한다[7].

제안하는 통합 시스템의 성공적인 구현을 위해 본 연구는 최신 객체탐지 알고리즘인 YOLOv8(You Only Look Once version 8) 모델을 기반으로 지능형 인식 환경을 구축하였다[8]. 신호등의 상태와 보행자의 위치를 동시에 정확하게 탐지하기 위해 하이브리드 라벨링(Hybrid Auto-labeling) 기법과 이미지 증강(Data Augmentation)을 적용하여 학습 데이터 셋을 최적화하였다. 나아가 실제 횡단보도 환경에서 실시간 처리 속도를 보장하기 위해, 학습된 YOLOv8 모델을 ONNX 포맷으로 변환한 후 Hailo-8 NPU(Neural Processing Unit) 환경에 맞게 컴파일함으로써 독립적이고 최적화된 엣지 AI 비전 파이프라인을 완성하였다[9].

본 논문의 구성은, 2장에서는 관련 연구와 3장에서는 지능형 다목적 스마트 그늘막 시스템 설계를 소개하고 4장에서는 실험 결과와 분석, 현장 테스트 결과 5장에서 결론을 도출하였다.

II. Preliminaries

1. Overview of Smart Shade

초기 도심 횡단보도에 설치된 폭염 대비용 그늘막은 주로 윈치(Winch)와 힌지(Hinge)를 이용해 관리자가 직접 개폐하는 수동형 접이식 구조다. 이러한 수동형 시스템은 설치 비용이 저렴하다는 장점이 있으나, 태풍이나 강풍 등 갑작스러운 기상 악화 시 관리자의 즉각적인 대처가 어려워 구조물이 파손되거나 보행자의 안전을 위협하는 한계가 존재한다.

이를 극복하기 위해 도입된 스마트 그늘막(Smart Shade)은 사물인터넷(IoT) 기술을 접목하여 기상 환경에 능동적으로 대응하는 자동화 시스템이다. 상단에 부착된 풍속 센서와 조도 및 온도 센서를 통해 실시간으로 기상 데이터를 수집하며, 설정된 임계값(예: 특정 풍속 이상)을 초과할 경우 전동 모터를 제어하여 차양막을 자동으로 접어 손상을 방지한다. 또한, 야간에는 내장된 LED 조명이 점등되어 보행자의 시야 확보와 도시 미관 개선에 기여하고 있다[4].

www.kci.go.kr

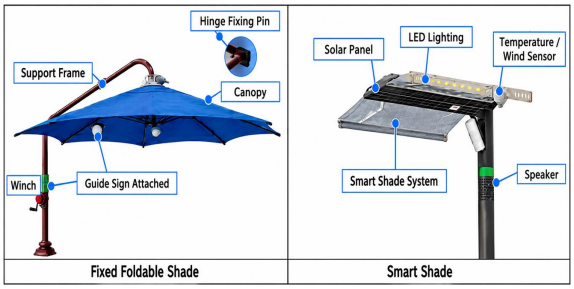

Fig. 1. Structural Comparison of Folding and Smart Shades

현대의 스마트 그늘막은 단순한 자동 개폐 장치를 넘어, 다양한 시민 편의 기능을 제공하는 복합 클라이언트(Client) 장치로 진화하였다. 시스템의 제어부는 주로 라즈베리파이(Raspberry Pi)와 같은 마이크로컨트롤러를 기반으로 구성되며, 공공 기상청 및 환경청의 웹 서버와 통신망을 통해 연동되어 더욱 정밀한 기상 예측 데이터를 수집한다[10].

내부 제어 보드는 12V 전력을 기반으로 구동되며, 릴레이(Relay) 모듈을 통해 차양막 모터(8CH)와 LED 조명(2CH)을 제어한다. 나아가 이 통합 제어판은 하단에 부착된 각종 부가 장치들과 연결된다. 보행자를 위한 스피커, 스마트폰 충전을 위한 USB 단자, 시각적 정보를 제공하는 야외용 LED 모니터 및 환경 센서 등이 포함되어 스마트 인프라로서의 역할을 수행한다. 아래의 Fig. 2는 현재 설치된 스마트 그늘막의 전체 구성도이다.

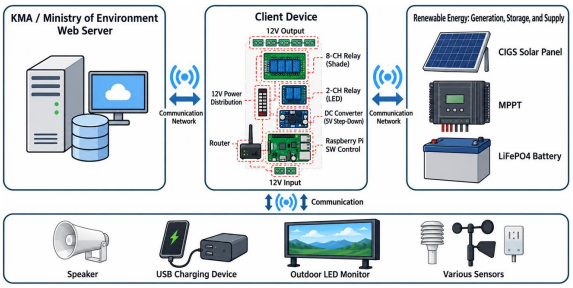

Fig. 2. Overall Configuration of the Smart Shade

스마트 그늘막이 다양한 전자기기와 모터를 구동하기 위해서는 안정적이고 효율적인 전력 공급 시스템이 필수적이다. 도심지 도로변이라는 설치 환경의 특성상 별도의 외부 전력망(계통) 연결 없이 독립적으로 에너지를 생산하고 저장할 수 있도록 다음과 같은 최적화된 신재생 에너지 시스템이 적용된다.

2. Smart Crosswalk Infrastructure

최근 지자체를 중심으로 교통약자 보호와 보행자 교통사고 예방을 위해 다양한 정보통신기술(ICT)을 접목한 '스마트 횡단보도' 구축이 활발히 진행되고 있다. 대표적인 안전 인프라로는 스마트폰 눈막음 보행자(스몸비, Smombie)의 시야각을 고려한 '바닥형 보행신호등'과, 보행자의 무단횡단을 방지하는 '보행신호 음성안내 보조장치'가 있다.

특히 보행신호 음성안내 보조장치는 횡단보도 대기 영역에 진입한 보행자를 인식하여, 적색 신호 시 통행선(점자블록)을 넘을 경우 경고 방송을 송출하고, 녹색 신호 시 횡단 시작을 알리는 핵심적인 역할을 수행한다. 현재 상용화된 시스템은 주로 적외선(IR) 센서, 레이저 스캐너, 혹은 기초적인 모션 감지 비전 센서를 활용하여 대기 영역 내 객체의 유무와 위치를 파악한다.

그러나 기존의 적외선 및 단순 모션 감지 기반 시스템은 물리적, 환경적 요인에 의해 치명적인 한계를 지닌다. 첫째, 조도 변화(야간, 강한 역광)나 기상 악화(폭우, 폭설) 상황에서 객체 인식률이 급격히 저하된다. 둘째, '의미적 이해(Semantic Understanding)' 기능이 부재하여 바람에 흔들리는 나뭇가지, 동물, 혹은 우산 등 비보행자 객체를 보행자로 오인하는 오작동(False Positive) 빈도가 높다. 이러한 잦은 오작동은 불필요한 경고 방송을 유발하여 오히려 시민들의 피로도와 소음 공해를 가중시키는 요인이 되고 있다.

이러한 한계를 극복하기 위해 최근 스마트 교차로 시스템에는 딥러닝 기반의 객체 탐지(Object Detection) 기술이 적극적으로 도입되고 있다. 합성곱 신경망(CNN) 기반의 비전 AI 모델은 입력된 이미지 프레임 내에서 보행자의 형태, 특징, 이동 벡터를 실시간으로 추출하여 정확한 바운딩 박스(Bounding Box)를 생성한다. 이를 통해 단순히 '무엇인가 있다'를 넘어 '보행자가 횡단보도를 향해 걷고 있다'는 상황적 맥락까지 인지할 수 있어, 기존 센서 대비 압도적인 정확도와 신뢰성을 보장한다.

첨단 기술의 도입 이면에는 '인프라의 과밀화'라는 새로운 물리적 문제가 대두되고 있다. 현재 교차로 모퉁이의 제한된 공간에는 신호등 지주, 보행신호 음성안내장치, 가로등, 불법주정차 단속 CCTV, 그리고 스마트 그늘막 등이 개별적인 목적을 띠고 무분별하게 설치되어 있다. 이는 막대한 초기 구축 및 유지보수 예산을 요구할 뿐만 아니라, 보행자의 동선을 방해하고 도시 미관을 심각하게 저해한다.

www.kci.go.kr

따라서 횡단보도 주변 공간의 효율성을 극대화하기 위해서는 개별적으로 동작하는 장치들을 하나의 플랫폼으로 융합하는 '인프라 일원화' 작업이 필수적이다. 보행자가 대기하는 최적의 위치에 설치되며 안정적인 전력 공급(태양광 및 배터리)이 가능한 '스마트 그늘막'은, AI 비전 카메라와 음성안내 기능을 통합 수용할 수 있는 가장 이상적인 '엣지 인프라(Edge Infrastructure)' 허브로서의 잠재력을 지니고 있다[11][12].

3. Key Features and Algorithm of YOLOv8

본 연구의 객체탐지 모듈로 채택된 YOLOv8(You Only Look Once version 8)은 Ultralytics사에서 개발한 최신 1단계(1-Stage) 객체탐지 알고리즘이다. 기존 YOLO 시리즈의 장점인 빠른 추론 속도를 유지하면서도 정확도를 대폭 향상한 SOTA(State-of-the-Art) 모델이다. 특히, 제한된 연산 자원을 가진 엣지 환경(Hailo-8 NPU 등)에서도 실시간(Real-time) 처리가 가능하도록 설계되어, 본 연구가 지향하는 '독립형 스마트 그늘막' 시스템에 가장 부합하는 특성을 지닌다. YOLOv8은 이전 버전들과 달리 사전 정의된 앵커 박스(Anchor Box)에 의존하지 않는 앵커 프리(Anchor-free) 방식을 채택하여, 보행자와 신호등과 같이 크기 및 형태의 편차가 큰 객체를 더욱 유연하게 탐지한다.

분류 손실 (Classification Loss): 객체의 클래스(예: 사람, 빨간불, 초록불 등)를 올바르게 예측했는지 평가하기 위해 BCE(Binary Cross Entropy) 손실 함수를 사용한다. N개의 샘플에 대한 BCE 손실 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$L_{cls} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y_i \log(\hat{y}_i) + (1-y_i)\log(1-\hat{y}_i)]$$

(단, y_i는 실제 클래스 레이블(0 또는 1)이며, $\hat{y}_i$ 는 모델이 예측한 클래스 확률이다.

바운딩 박스 회귀 손실 (Bounding Box Regression Loss): 객체의 정확한 위치(좌표 및 크기)를 학습하기 위해 CIoU(Complete Intersection over Union) 손실 함수와 DFL(Distribution Focal Loss)을 결합하여 사용한다. 중심점의 거리, 겹치는 영역, 가로세로 비율(Aspect Ratio)을 모두 고려하는 CIoU 손실 함수는 다음과 같다.

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v$$

여기서 IoU는 예측 박스와 정답 박스 간의 교집합 비율을 의미하며, 이 수식을 통해 모델은 보행자와 신호등의 형태 왜곡에 강건한 바운딩 박스를 예측하게 된다.

III. Intelligent Multi-Purpose Smart Shade System Design

본 장에서는 스마트 그늘막 인프라에 보행자 음성안내 기능을 통합하기 위해 제안하는 AI 비전 기반 지능형 시스템의 전체 구조를 설명한다. 제한된 엣지(Edge) 환경에서 보행자와 신호등 상태를 실시간으로 탐지하기 위한 데이터 전처리 기법 및 하이브리드 라벨링 파이프라인을 제시하고, YOLOv8 모델의 최적화 및 Hailo-8 NPU 기반 배포(Deployment) 과정을 기술한다. 아래의 Fig. 3은 전체적인 스마트 그늘막의 전체적인 PCB 흐름도이며 빨간색 점선 부분은 연구를 수행하기 위한 세부 내용이다.

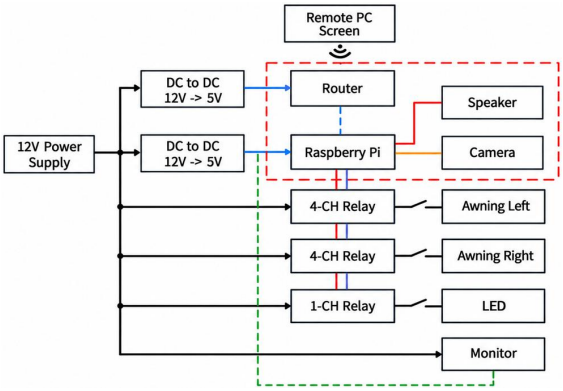

Fig. 3. PCB Block Diagram of the Smart Shade

1. Overall Architecture

제안하는 지능형 스마트 그늘막 시스템은 크게 세 가지 주요 모듈로 구성된다. 첫째, 보행자 및 교통 상황을 실시간으로 수집하는 영상 입력 모듈, 둘째, 수집된 데이터를 분석하여 객체를 식별하는 AI 비전 처리 모듈, 셋째, 분석 결과에 따라 시청각적 알림을 제공하는 안내 출력 모듈이다.

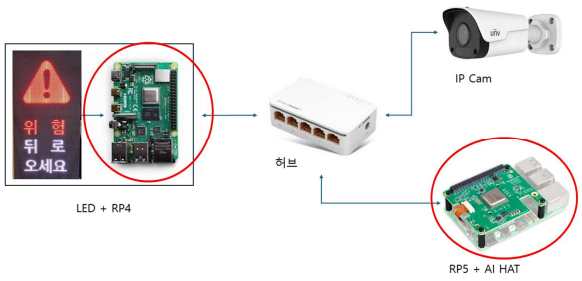

Fig. 4. Three Modules of the Smart Shade System

스마트 그늘막 기둥 상단에 설치된 FHD(1920x1080)급 CCTV 카메라는 횡단보도 대기 영역과 신호등을 동시에 촬영한다. 향후 수집된 이미지는 데이터 셋 구축과정을 통

해 최종적으로 AI 가속기(Hailo-8)로 전송된다. 엣지 디바이스 내부에 탑재된 YOLOv8 기반 객체 탐지 모델은 보행자의 위치(점자블록 이탈 여부 등)와 신호등의 상태(적색/녹색)를 지연 없이 추론(Inference)한다.

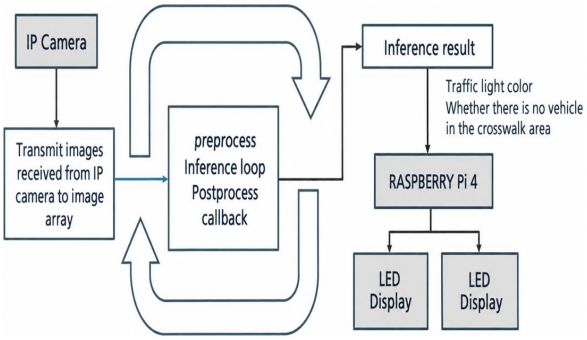

Fig. 5. Object Detection Processing Flowchart after Modeling

최종적으로, 제어 시스템은 이 추론 결과를 바탕으로 내장된 스피커를 통해 "도로와 너무 가깝습니다. 뒤로 물러서 주세요"와 같은 경고 음성을 송출하고, 야외용 LED 디스플레이 장치에 시각적 알림을 표출한다.



Fig. 6. Displaying Visual Notifications on the LED Display Device

이러한 전체 파이프라인은 클라우드 서버를 거치지 않는 온디바이스(On-device) 형태로 동작하여, 통신 지연(Latency)을 최소화하여 장치 내 처리하고 해당 프레임 상황 정보를 전송하지 않아 개인정보 침해 우려를 기본적으로 차단한다.

2. Data Labeling, Preprocessing, and Edge Optimization

딥러닝 모델의 성능은 학습 데이터의 품질과 직결된다. 본 연구에서는 높은 정확도의 탐지 모델을 구축하기 위해 다음과 같은 단계별 데이터 전처리, 라벨링 및 엣지 환경에서 객체를 탐지할 수 있는 환경을 구축하였다.

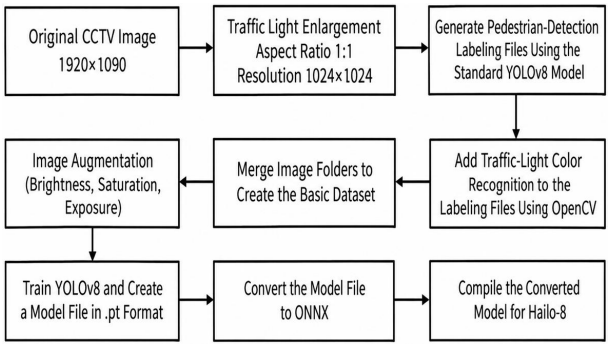

Fig. 7. Data Labeling, Preprocessing, and Edge Optimization

1.1 Image preprocessing

① 이미지의 가로 세로 길이 확인
② 긴쪽의 길이로 패딩 및 리사이즈
- 1920x1080, 1080x1920 -> 1920x1920
③ 패딩 처리 후 이미지 리사이즈

1.2 Color Detection Using OpenCV

① 신호등이 있는 영역(ROI)의 좌표를 확인
② 해당 영역의 색상이 그레이스케일 임계값 224 밝기 비율 판별

1.3 Traffic Light ROI 4 Upscaling Algorithm

① 원본(1920×1080)을 비율을 유지해 1920×1920 정사각형에 배치하고 빈 영역을 회색으로 채움
② 1920×1920 좌표계에서 신호등 영역 추출
③ Lanczos 보간법을 적용하여 잘라낸 영역을 가로·세로 각각 4배(면적 16배)로 확대
④ 확대 영역을 원래 중심 좌표에 맞춰 같은 이미지 위에 덮어씀
⑤ 전체를 1024×1024로 축소

1.4 Person Extraction Based on YOLOv8(Labeling)

① Red, green 이미지에서 사람이 있는지 YOLOv8을 이용해서 확인
② Red, green 영역의 좌표와 사람 인식 영역의 좌표를 이용하여 라벨링 파일 생성
③ 0 : red, 1 : green, 2 : person으로 라벨링 클래스 지정
④ 신호 상태는 확대된 신호등의 적색 램프 영역과 녹색 램프 영역을 그레이스케일로 바꿔 임계값 224로 이진화하고, 소등·점멸·전환 등을 제외
⑤ 보행자는 COCO 사전학습 YOLOv8n(입력 640, conf 0.25)의 person 검출을 사용

www.kci.go.kr

1.5 Image Data set Generation

① Red, green, person으로 라벨링 된 이미지를 train, valid, test로 구분하여 데이터셋 생성
② Train 80%, valid 10%, test 10% 무작위 할당
③ 이미지는 images 폴더에 라벨링 파일은 labels 폴더에 생성

1.6 Overall Image Augmentation

① Brightness, contrast, gamma 등을 조절하여 이미지 생성

1.7 YOLOv8 Model Training

① 라벨링·증강이 완료된 데이터셋(images / labels)을 입력하여 YOLOv8 모델을 학습
② 학습 결과는 가중치 파일인 .pt(PyTorch) 포맷으로 생성
③ mAP·Precision·Recall 등 검증 지표를 확인하고, 특정 클래스 성능이 미흡할 경우 전처리(ROI 확대)·증강 조건을 조정하여 재학습

1.8 ONNX Format Conversion

① 학습된 .pt 모델을 엣지 디바이스에서 사용할 수 있도록 프레임워크 독립적인 .onnx 포맷으로 변환
② PyTorch 의존성을 제거하고 다양한 추론 엔진·하드웨어 가속기와의 호환성을 확보
③ 변환 후 원본 모델과 ONNX 모델의 추론 결과를 비교하여 정확도 손실이 없는지 검증

1.9 Hailo-8 NPU Compilation and Edge Deployment

① ONNX 모델을 Hailo Dataflow Compiler로 Hailo-8L (HEF 헤더 hw_arch = HAILO8L, AI HAT+ 13 TOPS)
② INT8 양자화 후 13 TOPS Hailo-8L용 HEF로 컴파일
③ 컴파일된 모델을 엣지 디바이스에 배포하여 온디바이스(On-device) AI 추론 파이프라인을 완성

IV. Experimental Results and Analysis

1. Experimental Setup

그늘막 이미지는 대전시 횡단보도 두 곳에서 스마트 그늘막 상단에 IP 카메라를 설치하여 15일에 걸쳐 원본 이미지 데이터 전체 240,093장을 수집하였다. 1차학습에서 소등·점멸·전환 등을 제외한 프레임 81,541장을 분류·추출하였고, 신호등은 프레임당 1개로 적색 69,705개(85.5%), 녹색 11,836개(14.5%)다. 프레임 안에 보행자가 없는 프레임이 72.9%, 1명 17.0%, 2명 5.7%, 3명 이상 4.4%를 원시 데이타로 사용하였다. 시간대는 주간(06~18시) 35.1%, 저녁(18~20시) 11.3%, 야간(20~06시) 53.6%, 보행자 박스 높이의 중앙값은 1024 입력 기준 67픽셀이고 36.9%가 51픽셀 미만으로 측정되었다. 2차 학습에서 고정 위치 신호등 영역을 가로·세로 4배 확대해 합성한 30,000장을 사용하였고 각각 학습에 학습, 검증, 시험에 무작위 24,000, 3,000, 3,000장(80%, 10%, 10%)의 비율로 시험하였다.

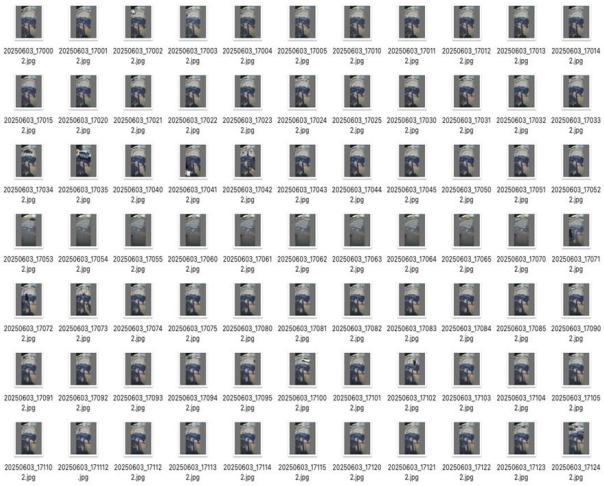

Fig. 8. Subset of 150,000 Original Images

딥러닝 모델 학습에는 YOLOv8n의 COCO 사전학습 가중치(yolov8n.pt)를 현장 데이터로 전이학습한 모델이며, 168층, 3,006,233 파라미터를 사용했으며, 하드웨어는 Intel Xeon Silver CPU와 128GB RAM, 그리고 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU 4기가 탑재된 리눅스(Ubuntu 24.04) 기반 서버를 활용하여 대규모 이미지 데이터셋을 학습하고 구축하였다.

Table 1. H/W, S/W Spec for Model Training

Category	Specifications
CPU	Intel(R) Xeon(R) Silver 4214R CPU @ 2.40GHz
RAM	DDR4 128GB
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3090 * 4
Storage	SSD 1TB + NAS 8TB
OS	Ubuntu 24.04 LTS
S/W	Python, PyTorch, TensorFlow

현장 제어 시스템은 라즈베리 파이 메인보드에 13 TOPS의 연산 능력을 갖춘 'Raspberry Pi AI HAT' 가속

www.kci.go.kr

보드를 결합하여 온디바이스 AI 추론 환경을 구현하였다. 영상 입력 및 음성안내 출력을 위해 유니뷰 사의 FHD IP 카메라와 플레오 맥스 2채널 스피커를 사용하였다.

Table 2. Real-Time Test Environment Setup on the Field

Category	System Components and Key Specifications
Central Control Unit	Raspberry Pi 5 (Inference, Kernel: rpi-2712) Raspberry Pi 4
AI Accelerator Board	Raspberry Pi AI HAT+ 13 TOPS(NPU)
Camera (Input, Detection)	Uniview IPC2122LB-ADF40KM-G
Display	LED Display(19*38)
Solar Panel	CIGS Thin-Film Panel
MPPT	MPPT Charge Controller
Battery	LiFePO4

2. Accuracy Evaluation

2.1 Training Environment

1차, 2차 모델은 동일한 하이퍼파라미터로 학습되었으며, 학습 데이터 셋 1차는 원본 이미지, 2차는 신호등 영역을 4배 확대하였고, 학습 환경은 Table 3과 같다.

Table 3. Common Training Setup for Phase 1 and 2 via args.yaml

Item	Setting
Model	YOLOv8n (yolov8n.pt based on pretrained weights)
Training Epochs	100
Batch Size	16
Input Size	Training Resolution: 1024 × 1024, Deployment Resolution (HEF): 640 × 640
Optimizer	auto (SGD), Initial Learning Rate lr0 = 0.01, Final Learning Rate lrf = 0.01
Training GPU	NVIDIA GeForce RTX 3090×4
Number of Classes	3 (red, green, human)

2.2 Comparison of Phase 1, 2 Training Results

본 연구는 두 차례에 걸쳐 모델을 학습하였다. 1차 모델은 원본 이미지를 그대로 사용하였으나, 전체 화면에서 신호등이 차지하는 영역이 작아 현장 추론 시 신호등 상태 인식이 불안정한 한계가 있었다. 이를 보완하기 위해 신호등 ROI 영역을 원본 대비 4배 확대한 이미지를 생성하여 2차 모델을 재학습하였다. 두 모델의 전체 탐지 성능 비교는 Table 4 및 Fig. 9와 같다.

Table 4. Comparison of Overall Detection Performance Between Phase 1, 2 Models

Metric	First Model	Second Model	Improvement
mAP@0.5	0.960	0.970	+0.010
mAP@0.5:0.95	0.884	0.907	+0.023
Precision	0.941	0.950	+0.009
Recall	0.937	0.951	+0.014

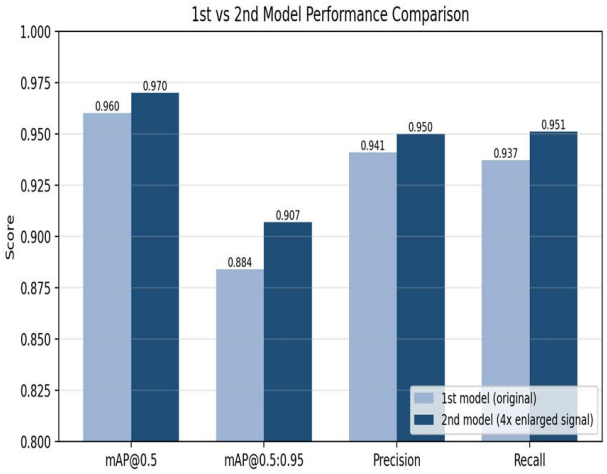

Fig. 9. Comparison of Overall Detection Performance Between Phase 1, 2 Models chart

2차 모델의 클래스별 평균 정밀도(AP@0.5)는 Fig. 10의 Precision-Recall 곡선과 같다. 적색 신호(red)와 녹색 신호(green)는 각 AP@0.5 측정결과 0.970의 인식 성능을 보였으며, 보행자(human)는 0.919를 기록하였다. 신호등 영역을 원본 대비 4배 확대하여 재학습한 결과 신호등 클래스의 탐지 성능이 크게 향상되었으며, 정지 위치체 있는 신호등은 보행자보다 높은 정확도를 나타냈다. 신호등 0.970는 고정 카메라라 위치·크기가 일정하고 라벨이 결정적 밝기 규칙으로 생성되었고 고정 위치의 2상태 분류여서 높은 값이 나오며, 카메라 고정이 전제이며 일반 신호등 탐지 성능이 아니다. 보행자 0.919 미탐지의 원인은 소형 객체 36.9%가 51px 미만이고, 야간 비중 53.6%, 차량·우산·다른 보행자에 의한 가림, 의사 라벨 잡음 등으로 인한 원인이다.

www.kci.go.kr

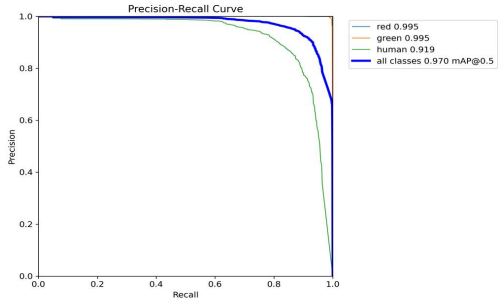

Fig. 10. Precision–Recall Curve of the Phase 2 Model (all classes mAP@0.5 = 0.970)

2.3 Confusion Matrix Analysis of the Phase 2 Model

2차 모델의 정규화된 혼동 행렬을 통해 클래스 간 오분류 양상을 분석하였다. 적색·녹색 신호등은 1.00의 비율로 정확히 분류되어 신호 상태 인식에서 클래스 간 혼동이 발생하지 않았다. 반면 보행자(human) 클래스는 0.87이 정확히 탐지되고 0.13은 배경(background)으로 분류되어, 일부 미검출(False Negative)이 발생함을 확인하였다. 이는 원거리·소형 보행자나 가림(occlusion) 상황에서의 누락으로 해석되며, 향후 보행자 표본 보강 및 소형 객체 증강을 통해 개선할 수 있다.

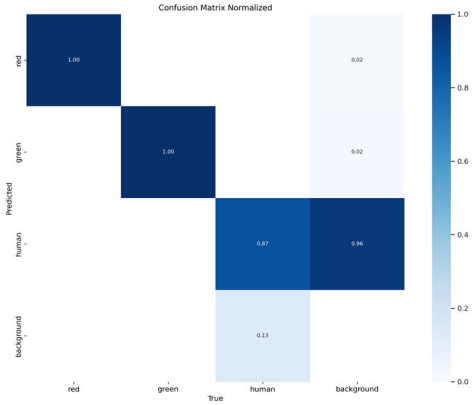

Fig. 11. Normalized Confusion Matrix of the Phase 2 Model

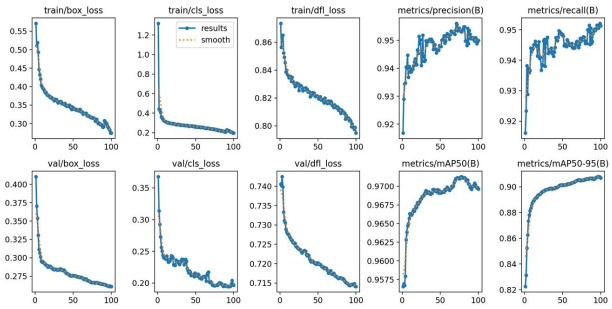

Fig. 12. Analysis of Training Curves and Convergence for the Phase 2 Model

3. System Implementation and Field Experiments

하드웨어는 Raspberry Pi 5와 Hailo-8L NPU를 이용한 영상 분석부, Raspberry Pi 4를 이용한 안내 제어부, IP 카메라, 야외용 LED 디스플레이 및 2채널 스피커로 구성하였다. Raspberry Pi 5는 카메라에서 입력된 영상을 YOLOv8n 기반 객체 탐지 모델로 분석하여 보행자 위치와 신호등 상태를 판정하며, 분석 결과는 내부 유선 네트워크를 통해 Raspberry Pi 4에 HTTP 방식으로 전달된다. Raspberry Pi 4는 수신된 판정 정보에 따라 LED 디스플레이의 안내 문구와 시각 정보를 출력하고 음성 안내를 제어한다. 전력 공급 시스템은 CIGS 태양광 패널, MPPT 충전 컨트롤러, LiFePO4 배터리 및 DC-DC 변환기로 구성하여 독립적인 전력 공급이 가능하도록 설계하였다. 주요 AI 안내 장치의 평균 소비전력은 약 14와트로 추정되며, 이를 기준으로 일일 에너지 소비량은 약 336 와트로 산정하였다. 보행자 안전 안내를 위해 신호등 상태와 보행자 위치를 결합한 하이브리드 경고 제어 알고리즘을 적용하였다. 카메라 영상에서 횡단보도 대기구역 전방을 다각형 형태의 위험구역(ROI)으로 설정하고, 탐지된 보행자 바운딩 박스의 하단 중앙점을 기준으로 위험구역 진입 여부를 판정한다. 적색 신호에서 위험구역 내 보행자가 탐지되면 LED 디스플레이와 2채널 스피커를 통해 경고 정보를 제공하며, 녹색 신호에서는 보행 가능 안내를 출력한다. 신호 상태가 불확실한 경우에는 직전 확정 상태를 유지하되 안내 출력을 제한하도록 구성하였다. 또한 연속적인 신호 상태 확인과 위험구역 내 보행자 존재 여부를 경고 조건에 반영하여 오탐지로 인한 불필요한 경고 발생을 줄이도록 설계하였다. 별도의 정량적 연산 속도 측정 대신, 실제 실외 교차로 환경에서의 현장 테스트를 통해 시스템의 시청각적 안내 기능 구현 여부를 평가하였다.

테스트 시에 라즈베리 파이 5와 LED 디스플레이 장치가 호환 불가하여 외부 출력은 라즈베리4로 출력하였다.

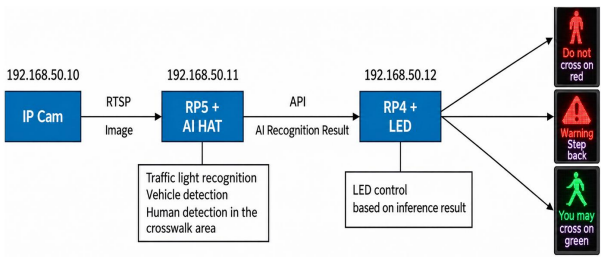

Fig. 13. Field Environment Configuration

www.kci.go.kr

실시간 보행자 안전 안내 시스템의 성능을 검증하기 위해 YOLOv8n 기반 Hailo-8L NPU의 처리 성능과 실제 횡단보도 환경에서의 인식 정확도를 평가하였다. NPU 처리 성능은 배치 1 기준 201 FPS, 배치 8 기준 437 FPS이며, INT8 양자화에 따른 mAP 감소는 0.6%p로 나타났다(Hailo Model Zoo 기준). 시스템의 신호 상태 판정 주기는 약 1초로 설정되었으며, 프레임 처리 및 대기시간은 약 0.13초 이하로 산출되었다. 맑은 날 실제 횡단보도 환경에서 약 100건의 현장 시험을 수행한 결과, 신호등 상태 인식 정확도는 99%, 보행자 탐지 정확도는 약 95%로 나타났다. 또한, 엣지 AI 디바이스는 카메라로부터 입력된 보행자 위치와 신호등 상태 정보를 처리하고, 하이브리드 제어 알고리즘에 따라 야외용 LED 디스플레이에 탐지 객체의 시각 정보와 안전 안내 문구를 출력하였다. 이와 동시에 시각 정보와 연계된 경고 음성이 2채널 스피커를 통해 정상적으로 송출됨을 확인하였다. 이러한 결과는 제안 시스템이 제한된 엣지 컴퓨팅 환경에서도 보행자 탐지와 시각·음성 안내 기능을 통합 수행할 수 있음을 보여준다. 다만, 다양한 기상 및 조도 조건에서의 인식 정확도와 시스템 전체 응답시간에 대한 추가적인 검증이 필요하다. 횡단보도 이용자 보안 관련하여 영상을 장치 안에서만 처리하고 외부로는 신호 상태, 위험구역 보행자 유무만 전송한다. 다만 현재 코드가 매 루프 프레임 1장(test.jpg)을 SD카드에 덮어쓰므로 최종적으로 1장의 최종 영상만 저장이 된다.

V. Conclusions

현재 횡단보도 및 신호등이 설치된 교차로 양 사이드의 제한된 공간에는 스마트 그늘막, 보행 신호 음성안내장치, 신호등 지주, CCTV 등 다수의 교통 인프라 장치들이 개별적으로 난립하여 도심 미관을 저해하고 유지보수 비용을 가중시키는 문제를 야기하고 있다[13].

본 논문에서는 이러한 물리적 복잡성과 인프라의 중복 투자 문제를 해결하기 위해, 횡단보도 주변에 설치되는 스마트 그늘막에 AI 비전 인식 기술을 도입하여 보행신호 음성안내장치의 기능을 융합한 '지능형 다목적 스마트 그늘막 시스템'을 제안하였다. 이를 통해 개별 장비의 설치 공간을 일원화하고, 하나의 통합된 엣지 인프라에서 폭염예방, 보행자 인식 및 안전 안내를 동시에 수행함으로써 공간적·경제적 효율성을 극대화하고자 하였다[14].

본 논문에서는 카메라로 수집된 이미지를 수집하여 1차 모델 학습을 시행하였으나 성능이 기대에 미치지 못하고 인식이 잘 안 되는 문제가 있어 전처리 방법 즉, 신호등 영역이 너무 작아 인식이 어려워 신호등 영역을 4배 확대하여 학습용 이미지 생성을 통하여 2차 모델 학습을 실시한 결과, 검증 데이터셋 기준 전체 mAP@0.5가 1차 0.960에서 2차 0.970으로 향상되었으며(Precision 95.0%, Recall 95.1%, mAP@0.5:0.95 90.7%), 모든 지표에서 1차 대비 개선된 탐지 성능을 확보하였다. 특히 적색·녹색 신호등 클래스는 각각 AP 97.0%로 높은 인식 성능을 보였으며, 보행자(human) 클래스는 AP 91.9%를 기록하였다. 또한, 현장에 설치, 적용하여 테스트한 결과 제안하는 시스템이 제한된 하드웨어 자원을 가진 엣지 환경에서도 실시간으로 보행자 안전을 위한 실시간 멀티 안내 시나리오를 수행할 수 있음을 기능적으로 테스트 과정을 통해 입증하였다.

전체 시스템을 상용화하기 위해서는 추가로 보완할 점이 있다. 첫째, 현장에 설치되었을 때 본 시스템을 구축하기 위한 라즈베리 파이가 2대가 필요하며, 이는 불필요한 경제적 비용이 들어가 이를 대체하는 시스템 개발이 필요하다. 둘째, 카메라를 이용하여 사람을 촬영하기에 개인 프라이버시에 대한 법적 검토가 필요하다. 셋째, 기술적으로 계절의 변화, 폭우, 우박, 대설 등 다양한 환경 변화 속에서의 연구도 제고하여야 한다.

본 논문에서 개발한 '지능형 다목적 스마트 그늘막 시스템'은 디스플레이 장치를 통해 정부 기관 공공 목적의 서비스, 디지털사이니즈 형태로 추가 서비스 기능을 확대할 수 있고, 전기 공급이 어려운 장소의 재생에너지 통한 전력 지원을 통한 서비스나 학교나 공원의 사각지대 감시 등 위험지역 무인 감시 등의 영역에서 다양하게 활용될 수 있다.

REFERENCES

[1] M. D. M. Ahmed, M. Al-Hajj, Z. Al-Ali, and J. Al-Jaroodi, “Real-time pedestrian safety enhancement using Edge AI in smart urban environments,” in Proc. 2025 Int. Conf. Activity and Behavior Computing (ABC), 2025. doi: 10.1109/ABC64332.2025.11118569.

[2] IM. Mendes, G. Perna, P. Rito, D. Raposo, and S. Sargento, “Real-time object and event detection service through computer vision and edge computing,” arXiv preprint arXiv:2504.11662, 2025. doi: 10.48550/arXiv.2504.11662.

[3] D. K. Alqahtani, M. A. Cheema, M. A. Rodriguez, and A. N. Toosi, “A Comprehensive Evaluation of Deep Learning Object Detection Models on Heterogeneous Edge Devices,” arXiv preprint arXiv:2409.16808, 2024. doi: 10.48550/arXiv.2409.16808.

www.kci.go.kr

[4] Jae-Young Choi, So-yeon Kim, Bangwon Seo, "Implementation of a smart sun shelter for crosswalk pedestrians," KIICE, October 2020, pp. 254-255

[5] D. Qu, H. Li, H. Liu, S. Wang, and K. Zhang, "Crosswalk Safety Warning System for Pedestrians to Cross the Street Intelligently," Sustainability, Vol. 14, No. 16, Article 10223, August 2022. DOI: 10.3390/su141610223.

[6] Son, Dong Joo, "A study on the guidelines that smart public facilities must have as smart city infrastructure," Journal of Communication Design, April 2024, pp 59~79

[7] Lee, H., Cho, H., Noh, B., and Yeo, H., "NAVIBox: Real-Time Vehicle-Pedestrian Risk Prediction System in an Edge Vision Environment," Electronics, Vol. 12, No. 20, Article 4311, October 2023. DOI: 10.3390/electronics12204311.

[8] Seungjin Song, Kangmin Lee, Dongheouk Lee, Hyeokjun Gwon, Juryong Park, Jangsik Park, "Edge AI Based Real-time Video Surveillance System and Performance Comparison of Object Detection," The Korean Institure of broadcast and media engineers, pp. 1439-1442, June 2026.

[9] I. Suchý and M. Turčaník, "Review of large YOLOv8 and RT-DETR energy efficiency on edge devices for real-time detection," Scientific Reports, Vol. 16, Article 10908, March 2026. DOI: 10.1038/s41598-026-46453-6.

[10] Jeong-Hun Moon, Bo Peng, Jun-Hyuk Kwon, Tae-Kook Kim, "Implementation of Smart Umbrella Stand Based on IoT," KIOTS, pp. 57-64, February 2023. DOI: 10.20465/KIOTS.2023.9.1.057.

[11] M. M. Rana, M. Uddin, M. R. Sarkar, G. M. Shafiullah, H. Mo, and M. Atef, "A review on hybrid photovoltaic-battery energy storage system: Current status, challenges, and future directions," Journal of Energy Storage, Vol. 51, Article 104597, July 2022. DOI: 10.1016/j.est.2022.104597.

[12] Li, B., Liu, Z., Wu, Y., Wang, P., Liu, R., & Zhang, L. "Review on photovoltaic with battery energy storage system for power supply to buildings: Challenges and opportunities," Journal of Energy Storage, Vol. 61, Article 106763, May 2023. DOI: 10.1016/j.est.2023.106763.

[13] Son, Dong Joo, Yoon, Myung-han, "Perception Survey for User-Centric the Smart Bus Platform Configuration," Korean Society Of Basic Design & Art, Vol. 24, , pp. 213-236, December 2023. DOI: 10.47294/KSBDA.24.6.15.

[14] N. Marshall, K. Bishop, H. Rahmat, S. Thompson, and C. Steinmetz-Weiss, "Smart Street Furniture: User and Non-User Perspectives of the ChillOUT Hub," Land, Vol. 13, No. 12, Article 2084, December 2024. DOI: 10.3390/land13122084.

[15] K. S. Velaga, Y. Guo, and W. Yu, "Edge AI for Smart Cities: Foundations, Challenges, and Opportunities," Smart Cities, Vol. 8, No. 6, Article 211, December 2025. DOI: 10.3390/smartcities 8060211.

www.kci.go.kr

Authors



Sang-Jo Youk received his master's and doctoral degrees in Computer Engineering from Hannam University in 1994 and 2004, respectively. He has worked in the IT industry since 1990 and is currently the CEO of Softsix Co., Ltd. His research interests include artificial intelligence, mobile computing, the Internet of Things (IoT), big data, and cloud computing.



Hoeteak Jung entered the M.S. program in Computer Engineering at Kongju National University, Korea, in 2025 and has completed his second semester. His research interests focus on artificial intelligence and Internet of Things (IoT) technologies, particularly in the development of intelligent systems and data-driven applications. He is interested in applying AI techniques to real-world automation and smart environments.



Bong-Keun Lee received his master's degree in Computer Engineering from Hannam University in 1999 and his doctoral degree in Computer Science from Chungbuk National University in 2010.

He is currently a Visiting Professor in the Department of Artificial Intelligence Software at Cheongju University. His research interests include artificial intelligence (AI), mobile computing, the Internet of Things (IoT), big data, and cloud computing.