

# AI 영상인식 기반 도로교통량 조사 장비 성능검증

## Performance Verification of Road Traffic Survey Equipment Based on AI Image Recognition

한대철<sup>1</sup>

Dae-Cheol Han<sup>1</sup>

요약

본 연구는 매설식 교통량 조사 장비의 한계를 극복하고, 인공지능(AI) 영상인식 기술을 활용한 비 접촉형 교통량 조사체계의 현장 적용 가능성과 실효성을 검토하였다. 이를 위해 국도 제34호선과 제 42호선의 시범지점에 매설식 AVC, 번호판 인식 기반 AVC, AI 영상인식 기반 AVC를 동일 조건으로 설치하고, 2024년 7월부터 11월까지 다양한 기상 조건(주간, 야간, 일출, 안개, 강우)과 시간대에서 실 증 성능을 비교·분석하였다. AI AVC는 모든 조건에서 가장 높은 차종 분류 정확도(89.5~95.9%)를 기록하였고, 교통량 정확도 또한 평균 92.4~96.7%로 안정적인 성능을 유지하였다. 특히 야간, 강우, 안개 와 같은 불리한 환경에서도 객체 기반 딥러닝 알고리즘을 통해 높은 인식률을 유지하여, 전통적인 매 설식 또는 번호판 기반 장비 대비 우수한 적응력을 입증하였다. 반면 매설식 AVC는 교통량 인식에서 는 우수한 결과(최대 97.8%)를 보였으나 차종 분류에서는 한계(83~87%)를 보였고, 번호판 AVC는 환 경 변화에 민감하게 반응하여 성능 편차가 컸다. 결론적으로 AI 기반 영상인식 AVC는 실환경에서의 우수한 검지 성능과 유연한 설치·운영 특성을 바탕으로 기존 교통량 조사 방식의 대체 또는 보완 기 술로서 높은 도입 가능성을 갖는 것으로 판단된다. 본 연구 결과는 향후 ITS 기반의 지능형 교통정보 수집체계 전환과 전국 단위의 교통량 조사체계 고도화를 위한 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

핵심어 : AI AVC, 매설식 AVC, 번호판 AVC, 교통량 조사, 차종분류

### Abstract

This study aims to address the limitations of conventional embedded-type traffic volume survey equipment and to examine the field applicability and effectiveness of a non-intrusive traffic volume survey system utilizing artificial intelligence (AI)-based video recognition technology. For this purpose, embedded AVCs, license plate recognition-based AVCs, and AI-based video recognition AVCs were installed under identical conditions at pilot sites on National Routes 34 and 42. From July to November 2024, performance evaluations were conducted under various weather conditions (daytime, nighttime, sunrise, fog, and rain) and time periods. The AI AVC demonstrated the highest vehicle classification accuracy across all conditions (ranging from 89.5% to 95.9%) and maintained a stable traffic volume accuracy of 92.4% to 96.7%.

<sup>1</sup> Department of Highway and Transportation Research, KICT, Gyeonggi-do, Korea [Principal Researcher]  
e-mail: dchan@kict.re.kr

\* 본 연구는 국토교통부 한국건설기술연구원 위탁사업으로 수행되었음(과제명 : 2025년 교통량정보제공시스템 (TMS) 운영 업무대행).

Received(July 08, 2025), Review Result(1st: August 2, 2025), Accepted(October 13, 2025), Published(October 31, 2025)



© 2025 The Authors. Published by NCISS.  
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.  
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

Particularly under challenging environments such as nighttime, rainfall, and fog, the AI AVC maintained high recognition performance through object-based deep learning algorithms, proving superior adaptability compared to traditional embedded or license plate-based devices. While the embedded AVC showed excellent traffic volume accuracy (up to 97.8%), it exhibited limited classification accuracy (83~87%). The license plate AVC, on the other hand, showed significant performance fluctuations due to sensitivity to environmental changes. In conclusion, the AI-based video recognition AVC demonstrated excellent detection performance and operational flexibility in real-world conditions, indicating strong potential as a replacement or complementary technology to existing traffic survey methods. The results of this study may serve as foundational data for transitioning to intelligent transportation system (ITS)-based information collection frameworks and for the nationwide advancement of traffic volume survey systems.

Keyword :AI AVC, Embedded AVC, License-plate AVC, Traffic monitoring, Vehicle classification

## 1. 서론

우리나라의 일반국도 교통량 조사는 수십 년간 매설식 AVC(Automatic Vehicle Classification)에 의존해 왔다. 이 장비는 노면 아래에 루프코일 또는 피에조 센서를 매설하여 차량 통과 시의 전기 신호 변화를 통해 교통량 및 차종 정보를 수집하는 방식으로, 국토교통 분야에서 통계자료 산출 및 도로 설계의 기초자료로 널리 활용되어 왔다. 그러나 매설식 장비는 구조적으로 도로 포장과 일체화되어 있어 지속적인 유지관리와 포장 복구가 요구되며, 차량 하중과 외부 환경으로 인한 센서 파손, 수막이나 오염물에 의한 검지 성능 저하, 기후영향 등 다양한 요인으로 인해 장비 가동률이 감소하고 있는 실정이다. 또한, 장비 교체 및 유지보수 비용 역시 지속적으로 증가하고 있다.

이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 최근 AI(Artificial Intelligence) 기반 영상인식 기술이 주목받고 있다. 영상 기반 AVC는 노면 매설 없이 설치할 수 있는 비접촉 방식으로, 센서 파손의 위험을 줄이고 도로 점용이나 교통 통제 없이 설치 및 유지관리가 가능한 장점이 있다. 특히 최근 발전된 딥러닝 기반 객체 인식 기술은 차량 번호판 검출, 차종 분류, 속도 추정 등에서 높은 정확도를 보이고 있으며, 이는 도로교통량 조사 분야에도 적용 가능성이 크다. 특히 AI 영상인식 기술은 기존 매설식 장비가 가지는 ‘차축 수 기반 분류 한계’를 넘어, 외형 기반의 정밀한 다차종 분류를 가능하게 할 수 있다.

하지만 영상 기반 AVC 기술은 아직까지 국내 일반국도 환경에서의 실증사례가 부족하며, 실제 다양한 기후 조건 및 도로 환경에서의 성능이 충분히 검증되지 않은 상태이다. 차량의 크기와 외형이 다양한 국내 도로교통 환경에서는 특히 다차종 분류 정확도, 야간 및 악천후 대응력, 대형차 가림 현상, 조명 반사 등 복합적 문제를 고려할 필요가 있다. 따라서 영상 기반 교통량 조사체계의 도입을 위해서는 실제 도로 현장에서의 정량적 성능검증을 기반으로 기술적 타당성을 입증하는 것이 선결과제라 할 수 있다.

이에 본 연구에서는 AI 딥러닝 기반 영상인식 AVC(AI AVC)를 대상으로, 2023년 5월부터 2024년 2월까지 국도 34호선과 42호선에 설치된 시범 장비를 활용하여 총 3단계의 성능검증을 실시하

였다. 성능검증은 맑은 날, 흐린 날, 우천 시 등 다양한 기후 조건과 시간대에 걸쳐 수행되었으며, 기존 매설식 AVC와 번호판 인식 기반 AVC와의 정량적 비교를 통해 AI AVC의 교통량 및 차종 분류 정확도를 검토하였다.

본 논문은 AI 기반 영상교통량 조사장비의 실환경 성능을 종합적으로 분석하여, 기존 방식과의 비교를 통해 영상 기반 교통량 조사체계의 도입 가능성과 발전 방향을 제시한다. 또한 연구 결과는 향후 전국 단위의 도로교통량 조사체계 고도화와 ITS(지능형 교통시스템) 기반 정보수집체계 전환을 위한 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

## 2. 선행연구 고찰

교통정보 수집장비는 매설형(침지형) 센서와 비매설(비접촉) 센서로 구분할 수 있다. 매설형 센서는 루프코일·피에조·광섬유 등 노면에 설치되어 차량의 전자기·압전·광학 신호 변화를 감지한다. Sun 등 [1]은 루프코일 기반 검지기가 차종·속도·차로 위치 정보를 안정적으로 제공하나, 포장 손상·환경 노화에 취약하다고 지적하였다. 매설형 센서의 정밀도 향상을 위해 Lamas-Seco 등 [2]은 푸리에 변환 기반 주파수 분석으로 차량 자기 프로파일을 세분화해 분류 정확도를 5% 이상 개선하였다.

비매설형 센서는 레이더·LiDAR·적외선·영상 장비가 대표적이다. 설치·유지보수 편의성과 도로 점용을 최소화할 수 있다는 장점 때문에 최근 연구의 중심이 영상 기반 방법으로 이동하고 있다. 특히 YOLOv4 [3]와 EfficientDet [4] 같은 객체 탐지 모델은 다차선·혼류 교통 환경에서도 FPS(초당 프레임)와 평균정밀도(mAP) 모두 기존 CNN 구조를 능가하며, AI-AVC(영상인식 자동교통량 조사 장비)의 핵심 엔진으로 활용되고 있다.

Jakubec 등 [5]은 교차로 교통류 분석을 위해 YOLOv9 기반 객체 검출과 ByteTrack 다중 객체 추적을 결합한 자동화된 영상 분석 프레임워크를 제시하였다. 제안된 시스템은 슬로바키아 질리나(Zilina) 교차로에서 실험되어, 승용차·트럭·버스 분류에서 mAP50 = 98.2%의 높은 정확도를 달성하였다. 수동 계수 대비 평균 절대오차(MAE)는 15분 간격당 약 2.7대로 나타나, 자동화된 교통량 산정의 효율성과 실무 적용 가능성을 입증하였다.

Li와 Yoon [6]은 교차로에서 단일 카메라와 레이더를 결합한 차량 검지 및 추적용 센서 융합 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 YOLOv4 기반 카메라 검지와 레이더 데이터를 칼만 필터 및 헝가리안 알고리즘으로 통합하여 차량 위치와 궤적을 정밀하게 추정하였다. 실제 교차로 실험에서 평균 위치 오차 1.06 m, 차량 검지 정확도 93.32%를 달성하며, 단일 센서 대비 향상된 성능과 실시간 적용 가능성을 입증하였다.

이처럼 매설형 센서는 교통량 집계 정확도는 높지만 차종 세분화와 유지관리 비용 측면에서 한

계를 보이고, 비매설형 AI 영상센서는 환경-모델 적응력이 향상되어 차세대 교통정보 수집체계로 부상하고 있다. 그러나 국내 일반국도에서 매설·영상·번호판 기반 장비를 동시 설치해 장기(계절·기상·야간 포함)로 성능을 비교한 연구는 드물다. 본 연구는 이러한 공백을 메우고, AI-AVC의 실도로 적용성을 정량적으로 검증한다는 점에서 학술적·실무적 의의가 있다.

### 3. 검증 방법

#### 3.1 대상 장비 및 지점

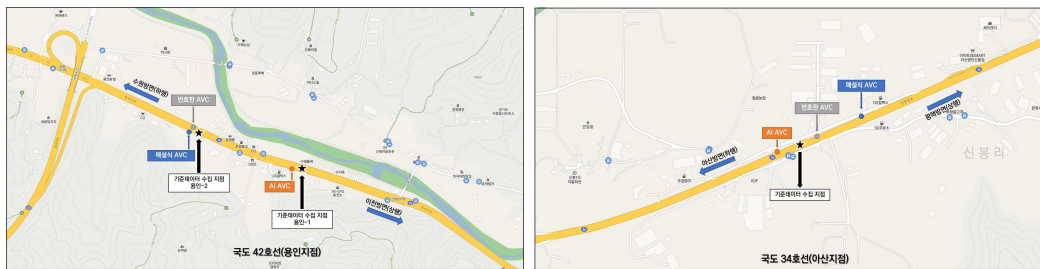
본 연구에서는 교통량 조사 방식의 기술적 성능을 정량적으로 비교·분석하기 위해 세 가지 유형의 교통량 조사 장비를 대상으로 성능검증을 수행하였다. 대상 장비는 다음과 같다:

매설식 AVC는 루프코일과 피에조 센서를 노면에 매설하여 차량의 축수, 속도, 길이 등을 기반으로 교통량과 차종을 분류하는 방식으로, 현재 국내 일반국도에서 가장 널리 활용되고 있는 전통적 조사장비이다.

AI AVC는 고정형 카메라를 통해 영상을 실시간으로 수집하고, 딥러닝 기반 객체 탐지 알고리즘을 활용하여 차량의 존재, 차종, 속도 등을 추정하는 비접촉 방식의 장비이다.

번호판 AVC는 차량의 전면 또는 후면 영상을 통해 번호판을 인식하고, 등록 정보를 기반으로 차종과 교통량을 파악하는 방식이다.

성능검증은 위 세 가지 장비를 동일한 지점에 나란히 설치한 조건 하에서 수행되었다. 실험 지점은 국도 제34호선 충남 아산시 영인면 구간과 국도 제42호선 경기 용인시 처인구 구간의 각각 1개소씩 총 2개 지점으로 선정하였으며, 성능검증 대상지점은 [그림 1]과 같다. 이 지점들은 모두 왕복 4차로의 일반국도로, 차량 종류 및 통행량이 풍부하며, 다양한 도로환경과 기후조건을 실험적으로 반영하기에 적합한 입지적 특성을 갖는다.



[그림 1] 성능검증 대상지점

[Fig. 1] Performance verification target sites

특히 두 지점 모두 매설식 AVC, AI AVC, 번호판 AVC가 설치된 위치 간 거리가 100m 이내로

인접해 있어, 동일한 차량 흐름을 기반으로 각 장비가 인식한 데이터를 동일 기준의 참값과 직접 비교·분석할 수 있도록 하였다. 이를 통해 장비 간의 성능 차이뿐만 아니라 실제 도로상 적용 가능성, 기후조건에 따른 인식 정확도 등을 정량적으로 검증할 수 있는 최적의 실험환경을 구축하였다.

아울러 국도 42호선(용인지점)의 경우 상·하행 구분 및 부가차로 유무에 따라 오인식 가능성이 있는 하행 차로를 실험 대상에서 제외하고, 상행 2차로만을 대상으로 분석을 수행하였다. 반면 국도 34호선(아산지점)은 실험 대상 장비 간 간격이 100m 이내로 매우 근접해 있으며, 도로 단면과 주변 환경의 이질성이 적어 검증 정확도를 높이는 데 기여하였다.

### 3.2 성능검증 방법

실제 도로환경에서의 성능 기준을 검증하기 위해, 2024년 7월부터 11월까지 약 5개월간 진행되었다. 이번 검증은 주간 및 야간, 일출과 같은 조도 전이 구간, 강우, 안개 등 다양한 기상 조건을 포함하여 AI 영상인식 기반 AVC의 운용 안정성과 환경 적응성을 종합적으로 검토하고자 하였다. 각 검증 조건별로 총 7일간 1~3시간씩 데이터를 수집하였으며, 수집 시간은 기상 조건과 주변 환경에 따라 조정되었다. 이를 통해 실제 도로 현장에서 발생할 수 있는 다양한 상황을 포괄하는 데이터 기반의 성능평가가 가능하도록 구성하였다. 이와 같은 다조건·다시간대 검증을 통해 AI AVC의 실환경 적용 가능성을 보다 신뢰성 있게 분석하였으며 다음 [표 1]은 검증기간, 다양한 기상조건, 데이터 수집 시간을 나타낸 것이다.

[표 1] 도로교통량 조사 장비 검증 개요

[Table 1] Overview of road traffic survey equipment verification

Period	Weather Conditions	Data Collection Duration
July-November 2024	Day & Night / Transition (sunrise & sunset) / Rain / Snow / Fog	1~3h × 7 days

## 4. 성능검증 결과

### 4.1 주간 성능검증 결과

교통량 정확도 분석 결과, 매설식 AVC가 평균 97.0%로 가장 높은 수치를 기록하였고, AI AVC는 평균 95.4%로 그 뒤를 이었다. 반면, 번호판 AVC는 평균 92.3%로 다소 낮은 정확도를 보였다. 이는 주간 시간대에서 광량 조건은 양호하나, 번호판 AVC의 경우 일부 번호판 가림 및 반사 등으로 인한 인식 오류가 발생한 데 따른 것으로 분석된다.

차중 정확도 측면에서는 AI AVC가 평균 94.4%로 가장 우수한 성능을 나타냈으며, 매설식 AVC

는 85.5%, 번호판 AVC는 83.9%로 그 뒤를 이었다. AI AVC는 영상 기반 객체 탐지 알고리즘을 통해 차량 전면 및 후면 형상, 차축 수 등을 종합적으로 분석하기 때문에 차종 분류에 있어 상대적으로 높은 성능을 보인 것으로 해석된다. 반면, 매설식 AVC는 차량이 고속 주행 중 차축이 부정확하게 감지되는 경우 차종 오인식이 발생할 수 있으며, 번호판 AVC는 번호판만으로 차종을 유추하는 방식의 구조적 한계가 존재한다. [표 2]는 주간 시간대 교통량과 차종의 정확도를 나타낸 것이다.

[표 2] 주간 성능검증 결과 요약

[Table 2] Daytime performance verification results

Session	Device Type	Classification Error (vehicles)	Classification Error Rate(%)	Classification Accuracy(%)	Traffic Volume Accuracy(%)
1st (Nov. 4, 10:00-13:00)	AI AVC	321	5.6	94.4	95.9
	License Plate AVC	883	15.4	84.6	92.2
	Embedded AVC	870	15.2	84.8	97.4
2nd (Nov. 5, 10:00-13:00)	AI AVC	397	6.3	93.8	95.1
	License Plate AVC	943	14.8	85.2	92.7
	Embedded AVC	854	13.4	86.6	97.8
3rd (Nov. 6, 10:00-13:00)	AI AVC	303	5.1	94.9	95.2
	License Plate AVC	1085	18.2	81.8	92.0
	Embedded AVC	888	14.9	85.1	95.8

본 결과를 종합적으로 분석하면, 주간 시간대에는 전반적으로 교통량 인식 성능이 높은 편이나, 차종 분류 정확도에서는 장비 간 성능 차이가 보다 뚜렷하게 나타남을 확인할 수 있다. 특히 AI AVC는 영상 기반의 기계학습 알고리즘을 통해 시계열적 분석이 가능하며, 차종 식별에서 비교 우위를 가지는 것으로 판단된다.

#### 4.2 야간 성능검증 결과

교통량 정확도는 매설식 AVC가 평균 95.0% 이상으로 가장 높았으며, AI AVC는 92.4~95.1%로 뒤를 이었다. 반면 번호판 AVC는 조도 부족 및 야간 헤드라이트의 빛 번짐 현상 등의 영향으로 80.8~86.6% 수준에 머물렀다. 차종 분류 정확도 역시 AI AVC가 모든 회차에서 가장 높은 정확도

를 보였으며(91.6~95.2%), 매설식 AVC는 상대적으로 높은 교통량 검지 성능을 보였음에도 불구하고 차종 분류 정확도는 83.7~86.9%로 낮게 나타났다. 번호판 AVC의 경우, 차종 분류 성능은 77.9~80.4%로 가장 낮은 수준으로 기록되었다.

이러한 결과는 야간 조명 환경에 따른 영상 품질 저하가 번호판 인식 장비의 성능에 크게 영향을 미친 것으로 분석되며, AI AVC는 딥러닝 기반 객체 인식 기술을 통해 조명 변화에 비교적 강인한 성능을 유지한 것으로 판단된다. 매설식 AVC는 외부 조도 영향을 받지 않음에도 불구하고 다차축 차량에 대한 분류 한계로 차종 정확도가 낮게 나타난 것으로 보인다. [표 3]은 야간 시간대 교통량과 차종의 정확도를 나타낸 것이다.

[표 3] 야간 성능검증 결과 요약

[Table 3] Nighttime performance verification results

Session	Device Type	Classification Error (vehicles)	Classification Error Rate(%)	Classification Accuracy(%)	Traffic Volume Accuracy(%)
1st (Nov. 4, 21:00-24:00)	AI AVC	89	8.4	91.6	92.4
	License Plate AVC	235	22.1	77.9	80.8
	Embedded AVC	173	16.3	83.7	94.4
2nd (Nov. 5, 21:00-24:00)	AI AVC	83	7.7	92.3	94.2
	License Plate AVC	212	19.7	80.3	86.6
	Embedded AVC	149	13.9	86.1	93.0
3rd (Nov. 6, 12:00-24:00)	AI AVC	55	4.8	95.2	95.1
	License Plate AVC	223	19.6	80.4	84.4
	Embedded AVC	149	13.1	86.9	97.5

결론적으로, 야간 조건에서 AI 영상인식 기반 장비는 조명 변화에도 불구하고 높은 정확도를 지속적으로 유지하며, 교통량 및 차종 분류 모두에서 우수한 성능을 발휘하였다. 이는 기존 매설식 및 번호판 기반 장비 대비 영상 기반 AI 기술이 교통량 조사에 있어 보다 안정적이고 정확한 대안이 될 수 있음을 시사한다.

### 4.3 전이시간(일출) 성능검증 결과

교통량 정확도 검증 결과는 AI AVC는 교통량 정확도 95.5~96.6%를 기록하며 전 회차에서 가장

안정적인 성능을 보였다. 매설식 AVC는 94.5~95.9%로 AI AVC와 유사한 수준을 유지하였으며, 번호판 AVC는 조도 변화로 인한 인식을 저하의 영향을 받아 88.0~92.3%로 상대적으로 낮은 정확도를 기록하였다.

차종 분류 정확도는 AI AVC가 94.1~95.5%로 가장 우수하였고, 매설식 AVC는 83.4~86.0%, 번호판 AVC는 83.2~85.1%로 유사한 수준이었으나 AI AVC에 비해서는 낮은 성능을 보였다. 특히 AI AVC는 차종 오차율이 4.5~5.9% 수준으로 낮았으나, 번호판 AVC와 매설식 AVC는 각각 최대 16.8%, 16.6%의 오차율을 기록하였다.

이는 AI AVC의 객체 탐지 기반 다차종 인식 모델이 전이 조도 조건에서도 대형차 및 다차축 차량의 윤곽을 안정적으로 검출할 수 있었기 때문으로 해석된다. 반면, 번호판 AVC는 특정 위치에 존재하는 번호판의 가시성과 일치성에 의존하기 때문에 조도 변화에 민감하게 반응하며, 매설식 AVC는 대형차량에 대한 차축 수 분류에 한계가 존재함을 시사한다. [표 4]는 일출의 전이시간대 교통량과 차종의 정확도를 나타낸 것이다.

[표 4] 전이시간(일출) 성능검증 결과 요약

[Table 4] Transition time (sunrise) performance verification results

Session	Device Type	Classification Error (vehicles)	Classification Error Rate(%)	Classification Accuracy(%)	Traffic Volume Accuracy(%)
1st (Nov. 6:30-7:30)	AI AVC	89	8.4	91.6	92.4
	License Plate AVC	235	22.1	77.9	80.8
	Embedded AVC	173	16.3	83.7	94.4
2nd (Nov. 5, 6:30-7:30)	AI AVC	83	7.7	92.3	94.2
	License Plate AVC	212	19.7	80.3	86.6
	Embedded AVC	149	13.9	86.1	93.0
3rd (Nov. 6, 6:30-7:30)	AI AVC	55	4.8	95.2	95.1
	License Plate AVC	223	19.6	80.4	84.4
	Embedded AVC	149	13.1	86.9	97.5

전이시간(일출) 조건은 영상 기반 교통량 조사 장비의 인식 성능에 있어 중요한 검증 항목이며, 본 결과는 AI 기반 장비가 광량 변화에 대해 우수한 적응력을 가지는 것을 실증적으로 보여준다. 특히 AI AVC는 다차종 분류와 전체 교통량 산정 모두에서 높은 일관성을 보이며, 디지털 기반 비접촉형 교통량 조사체계로의 전환 가능성을 뒷받침하는 주요 근거 자료로 활용될 수 있다.

#### 4.4 안개 조건 성능검증 결과

안개는 시정거리를 저하시켜 영상 기반 교통량 검지 장비의 성능에 영향을 줄 수 있는 대표적인 기상 요인이다. 이에 따라 본 연구는 2024년 11월 11일 오전 7시 30분부터 8시 30분까지 약 1시간 동안, 가시거리 50m 이하의 짙은 안개 조건에서 세 종류의 교통량 검지 장비의 성능을 비교·검증하였다.

교통량 정확도는 모든 장비는 안개 조건에서도 비교적 높은 수준의 교통량 정확도를 기록하였다. 매설식 AVC가 96.4%로 가장 높은 정확도를 나타냈으며, AI AVC는 94.2%, 번호판 AVC는 93.9%로 그 뒤를 이었다. 이는 매설식 센서 방식이 시각적 정보에 의존하지 않고 차량의 통과 여부를 물리적으로 감지하기 때문에 안개 등의 기상 영향에 상대적으로 덜 민감한 것으로 판단된다.

차종 분류 정확도에서는 AI AVC가 93.9%로 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 안개로 인해 차량 윤곽이 흐릿하게 보이는 상황에서도 AI 기반 영상 분석 기술이 윤곽 및 크기 정보를 종합적으로 인식하여 안정적인 분류를 수행했기 때문이다. 반면, 번호판 AVC(86.7%)와 매설식 AVC(86.2%)는 비슷한 수준의 정확도를 보였으며, 이는 번호판의 가시성이 떨어지고, 매설식 방식은 차축 수에 따라 분류하는 한계로 인해 다차종 구분에 어려움이 있었던 것으로 분석된다. [표 5]는 안개 조건에서의 교통량과 차종의 정확도를 나타낸 것이다.

[표 5] 안개조건 성능검증 결과 요약

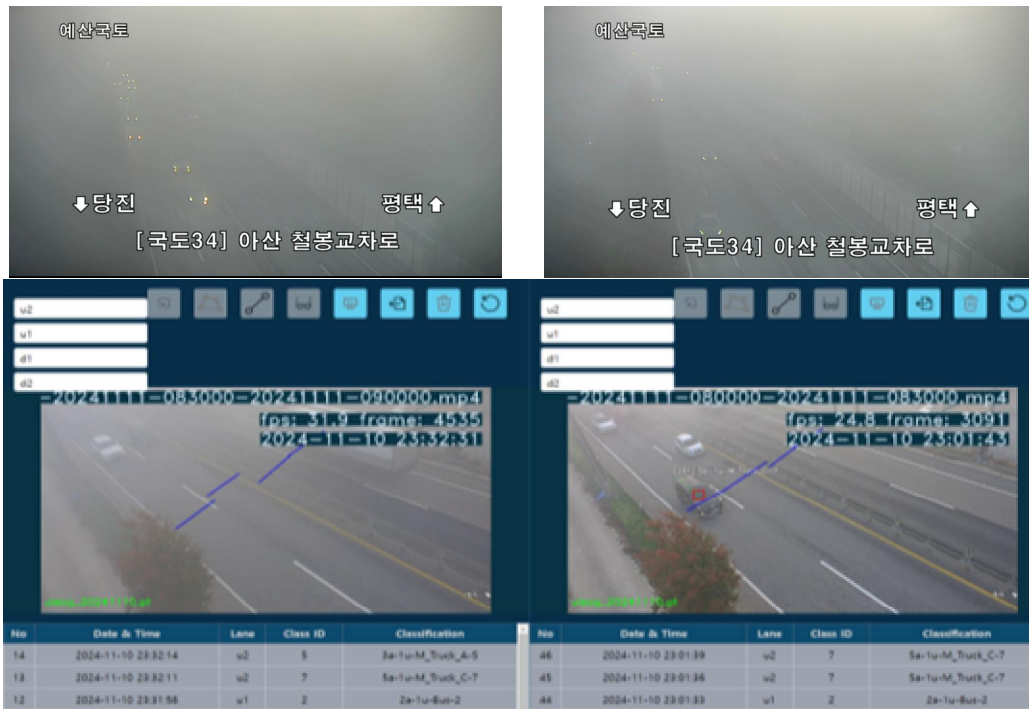
[Table 5] Fog condition performance verification results

Session	Device Type	Classification Error (vehicles)	Classification Error Rate(%)	Classification Accuracy(%)	Traffic Volume Accuracy(%)
1st (Nov. 7:30-8:30)	AI AVC	160	6.1	93.9	94.2
	License Plate AVC	346	13.3	86.7	93.9
	Embedded AVC	359	13.8	86.2	96.4

안개 조건은 조도와 시계 모두에 영향을 미칠 수 있는 환경이지만, 본 검증 결과에서는 AI AVC가 안정적인 성능을 유지하며 가장 우수한 차종 분류 정확도를 기록하였다. 교통량 측면에서는 매설식 AVC가 가장 높은 정확도를 나타냈으나, 영상 기반 AI AVC 역시 차종과 교통량 모두에서 실용 수준 이상의 정밀도를 확보하고 있음을 확인하였다. 특히 AI AVC는 약 10m 내외의 짧은 검지 거리에서도 객체 탐지 및 분류 성능이 유지되어, 안개와 같은 기상 조건에서도 비접촉형 교통량 조사 장비로서의 활용 가능성을 입증하였다. [그림 2]는 안개조건의 인근 CCTV와 AI AVC에서 수집된 검지영상을 나타낸 것이다.

### 4.5 강우조건 성능검증 결과

강우는 영상 기반 교통량 조사 장비의 인식 성능에 중대한 영향을 미칠 수 있는 환경 조건 중 하나로, 특히 렌즈 표면의 물방울, 도로 반사광, 시계 저하 등 다양한 문제를 야기할 수 있다. 본 연구는 2024년 7월 18일과 8월 21일, 각각 1시간(10:00-11:00 및 11:00-12:00) 동안 강우가 발생한 상황에서 AI 영상인식 기반 AVC(AI AVC)와 번호판 인식 기반 AVC(번호판 AVC)의 성능을 비교하였다. 해당 기간 중 강수량은 각각 19.5mm, 18.0mm로, 짧은 시간 동안 다소 강한 강우가 관측되었다.



[그림 2] 안개조건 검지 영상  
 [Fig. 2] Fog condition detection image

교통량 정확도는 AI AVC 두 차례 검증 모두에서 우수한 교통량 정확도를 기록하였다. 7월 18일 검증에서는 96.1%, 8월 21일에는 96.7%로 나타나, 강우 시에도 영상 기반 장비의 안정적인 동작 가능성을 입증하였다. 반면, 번호판 AVC는 89.0%와 92.1%로 상대적으로 낮은 값을 보였다. 이는 빗물에 의한 번호판 가림, 흐림, 반사 등으로 인해 번호판 인식률이 떨어졌기 때문으로 분석된다.

차종 분류 정확도 역시 AI AVC가 우수한 성능을 보였다. AI AVC는 7월과 8월 검증에서 각각

91.2%와 89.5%를 기록한 반면, 번호판 AVC는 81.7%와 73.4%로 큰 차이를 보였다. 특히 8월 21일 검증에서는 강수량이 많고 도로 반사광이 강하게 발생함에 따라 번호판 인식 기반 장비의 차종 인식 오류가 두드러졌다. 이는 번호판 기반 분류 방식이 차량 외형보다는 번호판 중심의 정보에 의존하는 구조적 한계에 기인한 것으로 해석할 수 있다. [표 6]은 강우조건인 시간대 교통량과 차종의 정확도를 나타낸 것이다.

[표 6] 강우조건 성능검증 결과 요약

[Table 6] Rainfall condition performance verification results

Trial	Device Type	Classification Error (vehicles)	Classification Error Rate(%)	Classification Accuracy(%)	Traffic Volume Accuracy(%)
1st (July 18, 10:00-11:00)	AI AVC	129	8.8	91.2	96.1
	License Plate AVC	270	18.3	81.7	89.0
2nd (August 21, 11:00-12:00)	AI AVC	174	10.5	89.5	96.7
	License Plate AVC	443	26.6	73.4	92.1

강우 환경에서의 검증 결과는 영상 기반 AI AVC의 실환경 대응 성능이 우수함을 입증하였다. 교통량과 차종 모두에서 높은 정확도를 기록하였으며, 특히 번호판 기반 AVC가 강우에 크게 영향을 받은 반면, AI AVC는 비교적 안정적인 인식 성능을 유지하였다. 이는 AI AVC가 차량 전체의 외형과 패턴을 종합적으로 학습하고 인식하는 구조를 기반으로 하여, 시각적 장애 요인에 보다 강건한 성능을 제공함을 시사한다. 이러한 결과는 비접촉형 디지털 교통량 조사 기술로서 AI AVC의 실효성과 도입 타당성을 뒷받침하는 실증적 근거가 될 수 있다. [그림 3]은 강우조건인 인근 CCTV 영상을 나타낸 것이다.



[그림 3] 강우조건 검지 영상

[Fig. 3] Rainfall condition detection image

## 5. 결론

본 연구는 기존 매설식 교통량 조사장비의 한계를 보완하고, 디지털 기반의 비접촉형 교통량 조사체계로의 전환 가능성을 검토하기 위해 AI 딥러닝 기반 영상인식 AVC(AI AVC)의 실도로 적용 성능을 정량적으로 검증하였다. 국도 제34호선(아산)과 제42호선(용인) 등 2개 지점에 매설식, 번호판 인식, AI 영상인식 장비를 동일 조건으로 설치하고, 다양한 기상 및 조도 조건(주간, 야간, 일출, 강우, 안개) 하에서 성능을 비교·분석하였다.

검증 결과, AI AVC는 모든 조건에서 가장 높은 차종 분류 정확도(89.5~95.9%)를 기록하였고, 교통량 정확도 또한 평균 92.4~96.7%로 안정적인 성능을 유지하였다. 특히 야간, 안개, 강우 등 전통적인 교통량 조사장비가 성능 저하를 겪는 조건에서도 AI AVC는 객체 기반 영상 인식 알고리즘을 통해 강인한 검지 성능을 보였다.

매설식 AVC는 교통량 정확도에서는 항상 우수한 결과(최대 97.8%)를 나타냈지만, 대형차량 또는 다차축 차량의 차축 인식 오류로 인해 차종 분류 정확도는 83~87% 수준으로 제한되었다. 번호판 AVC는 주간 및 조도 양호한 조건에서는 일정 수준 이상의 성능을 보였으나, 야간과 강우 조건에서는 조도 부족과 반사광, 번호판 가림 등으로 인한 인식을 저하가 발생하며 성능이 급격히 떨어졌다.

결론적으로, AI AVC는 다양한 환경 조건에서 일관된 정확도와 높은 환경 적응력을 보여주며, 비접촉형 교통량 조사장비로서의 실효성과 현장 적용 가능성을 입증하였다. 영상 기반 AVC 기술은 매설형 센서 대비 설치·유지보수의 용이성, 도로 점유 최소화, 장비 수명 연장 등의 이점을 바탕으로 교통량 조사 체계의 패러다임 전환을 촉진할 수 있다.

향후 본 연구 결과는 전국 일반국도 및 고속도로에 대한 교통량 조사체계의 고도화, 지능형 교통시스템(ITS)과의 연계, AI 기반 교통정보 수집 체계 도입을 위한 기초자료로 활용될 수 있으며, 추가적으로 다차선·혼류 교통 환경, 도심지역, 교차로 등 다양한 조건에서의 후속 연구가 요구된다. 또한 AI AVC의 실시간 검지 및 데이터 통합 처리 성능 향상을 위한 알고리즘 고도화 및 고속 네트워크 기반 운용 기술 개발도 병행되어야 할 것이다.

## References

- [1] Z. Sun, G. Bebis, R. Miller, "On-road vehicle detection: A review", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 5, May 2006, pp. 694-711, doi: 10.1109/TPAMI.2006.104.
- [2] J. J. Lamas-Seco, P. M. Castro, A. Dapena, F. J. Vázquez-Araujo, "Vehicle classification using the discrete Fourier transform with traffic inductive sensors", *Sensors*, vol. 15, no. 10, pp. 27201-27214, October 2015, doi: 10.3390/s151027201.
- [3] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, H. Y. M. Liao, "YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection", *arXiv preprint*, April 2020, pp. 1-17, doi: 10.48550/arXiv.2004.10934.
- [4] M. Tan, R. Pang, Q. V. Le, "EfficientDet: Scalable and efficient object detection", 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA, pp. 10781-10790, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01079.
- [5] M. Jakubec, M. Cingel, E. Lieskovská, M. Drliciak, "Integrating Neural Networks for Automated Video Analysis of Traffic Flow Routing and Composition at Intersections", *Sustainability*, vol. 17, no. 5, Mar. 2025, pp. 1-18, doi: 10.3390/su17052150.
- [6] S. Li, H. S. Yoon, "Sensor Fusion-Based Vehicle Detection and Tracking Using a Single Camera and Radar at a Traffic Intersection", *Sensors*, vol. 23, no. 10, May 2023, pp. 1-15, doi: 10.3390/s23104888.