

VLM(Vision Language Model)과 증거 기반 추론을 활용한 도시환경 광고물의 단속 자동화 판정 기법 연구

박지우¹, 강태욱¹, 신창선², 박장우², 조용윤², 박철영^{2*}
¹국립순천대학교 정보통신학전공 석사과정, ²국립순천대학교 인공지능공학전공 교수

A Study on Automated Enforcement Decision Methods for Urban Advertising Materials Using Vision-Language Models and Evidence-Based Reasoning

Ji-Woo Park¹, Tae-Wook Kang¹, Chang-Sun Shin², Jang-Woo Park²,
Young-Yun Cho², Chul-Young Park^{2*}

¹Master's Course, Information and Communication Engineering, Suncheon National University

²Professor, Department of Artificial Intelligence Engineering, Suncheon National University

요약 본 연구는 도시환경에서 증가하는 불법 현수막을 효율적으로 판별하기 위해 Vision-Language Model(VLM)과 증거 기반 추론을 결합한 자동 분류 기법을 제안한다. 제안한 시스템은 광고물 이미지의 유형, 문구를 종합 분석하고 Rule-of-2 및 Verifier 절차를 통해 판정의 신뢰도를 향상시킨다. 실험 결과 전체 정확도는 약 70%였으며, 불법 클래스의 F1-score는 0.73, 합법 클래스의 F1-score는 0.65로 나타났다. 혼동 행렬 분석에서는 합법→불법 오판(FP) 사례가 38건 중 8건, 불법→합법 오판(FN) 사례가 68건 중 24건으로 확인되었다. 이는 불법 탐지 성능을 유지하면서 FP를 최소화하는 개선이 필요함을 보여준다. 본 연구는 도시환경 광고물 단속 업무의 자동화 가능성을 제시하며, 향후 더 큰 규모의 데이터와 행정 연계를 통한 정교한 검증이 요구된다.

주제어 : 도시 환경 모니터링, 불법 현수막 탐지, 시각-언어 모델, 맥락적 추론, 자동 단속 시스템

Abstract This study proposes an automatic classification method combining a Vision-Language Model (VLM) with evidence-based reasoning to efficiently identify illegal banners in urban environments. The system analyzes the type and textual content of advertisement images and enhances decision reliability through Rule-of-2 and Verifier procedures. Experimental results show an overall accuracy of approximately 70%, with F1-scores of 0.73 for the illegal class and 0.65 for the legal class. Confusion matrix analysis indicates 8 false positives and 24 false negatives. These findings suggest the need to reduce false positives while maintaining illegal detection performance. This study demonstrates the potential for automating urban advertisement enforcement and highlights the need for extensive datasets and integration with administrative systems for rigorous validation.

Key Words : Urban Environment Monitoring, Illegal Banner Detection, Vision-Language Model, Contextual Reasoning, Automated Enforcement System

1. 서론

도시 환경에서는 불법 주정차, 쓰레기 무단 투기, 불법 현수막 부착 등이 증가하며 도시 미관과 공공질서, 안전에 영향을 주고 있다[1]. 현행 인력 및 고정형 CCTV 단속은 감시 범위와 일관성에 한계가 있으며[2,3], 이를 보완하기 위한 도로 CCTV 활용 시도 역시 저해상도 및 고정 시점 문제로 단순 객체 탐지 모델 적용에는 제약이 따른다[4]. 기존의 객체 탐지 기반 방법은 객체 식별은 가능하나 허가 여부 등 행정적·맥락적 판단을 수행하지 못해 단속 자동화에 제약이 있다[1,5]. 또한 최근 원격탐사 연구에서도 단순 탐지보다 주변 지형 등 '장면 전체의 맥락'을 통합 해석할 때 정확도와 활용성이 크게 향상된다고 분석된다[6]. 이에 본 연구는 LLM 기반 인식을 이동형 감시 시스템에 도입하여 탐지 신뢰성을 확보하고, 기존 CCTV와 연계된 정적·이동형 통합 감시 구조를 제안한다. 이를 통해 인력 운영 효율화 및 행정 자동화를 실현하며, 향후 경량 엣지-AI 확장을 통해 저비용 전국 단위 모니터링 체계 구축의 기반을 제공한다.

2. 관련 연구 및 기술 배경

객체 탐지(Object Detection)는 이미지 내 특정 객체의 위치와 범위를 식별하는 시각 인식 기술로, 교통 표지판, 차량, 현수막 등 다양한 대상을 자동으로 인식하는데 활용된다. 또한 YOLO(You Only Look Once) 계열 모델은 교통·도시 감시뿐만 아니라 스마트 농업 분야에서도 작물 생육 측정과 과실 개수 추정과 같은 계수·측정 작업에 적용되며, 탐지 기반 기술의 다양한 도메인 활용 가능성을 입증하고 있다[7,8]. YOLO, Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) 등의 모델은 고속 처리 및 높은 탐지 정확도를 달성하지만, 기본적으로 "무엇이 존재하는가"를 인식하는 수준에 그쳐 "왜 그것이 불법인가"에 대한 맥락적·의미적 판단(Contextual Reasoning)은 수행하지 못한다. 예를 들어 현수막의 위치는 정확히 탐지할 수 있으나, 지정 게시대 합법 설치인지 전봇대 불법 부착인지는 구분하지 못한다. 따라서 이러한 모델은 행정적 기준에 따른 규범적 판단에 직접 적용하기 어렵다.

최근 빠르게 발전 중인 이미지와 언어의 상관관계를 학습한 시각-언어 모델(Vision-Language Model, VLM)은 단순 객체 탐지를 넘어 시각적 의미 해석과 상황 이해

를 수행한다. VLM은 객체의 배치, 텍스트, 배경 등 주변 맥락을 종합적으로 분석하여 고차원적인 의미 판단을 가능하게 한다[9]. 최신 VLM은 해상도 제약 극복과 시각적 그라운드링(Visual Grounding) 능력 강화에 집중하고 있다. 예컨대 Qwen2-VL은 'Naive Dynamic Resolution'을 도입해 CCTV 내 원거리 소형 객체와 텍스트 인식률을 획기적으로 개선하였다. 또한 Florence-2는 경량 모델임에도 객체 좌표와 속성을 동시에 산출하여, 탐지와 의미 해석의 간극을 효과적으로 좁히고 있다. 또한 GPT-4o와 같은 거대 모델은 시각 정보와 법규를 연계한 논리적 추론(Visual Chain-of-Thought)을 통해 복잡한 위법 상황을 구체적으로 판단할 수 있다. 이러한 기술적 진보는 VLM이 단순 인식을 넘어 도시 규범 해석과 행정적 의사결정을 지원하는 실질적 도구로 진화했음을 보여준다. 이러한 모델들은 정형 규칙과 비정형 시각 정보가 혼재된 도시 환경 단속 분야에 효과적인 대안이 될 수 있다.

기존 단속 시스템이 '탐지' 중심이었다면, LLM 기반 시각 추론 도입 시 '판단' 중심 체계로 확장이 가능하다. 최근 연구들은 LLM 에이전트가 방대한 지식을 바탕으로 복잡한 환경에서 인간 유사 의사결정을 수행할 잠재력을 보여준다[10,11,12,13]. LLM은 시각 단서와 법규 정보를 결합해 위법성을 판단하고 자연어 근거를 제시하여 행정 투명성을 높인다. 이는 향후 지능형 도시 관리 및 스마트 행정 시스템으로 발전하여 신속한 정책 결정과 소통에 기여할 것으로 전망된다[14].

3. 시스템 설계 및 구성

본 연구는 불법 현수막을 자동 판별하기 위해 대규모 시각-언어 모델(Vision-Language Model, VLM)을 기반으로 한 추론 구조를 설계하였다. 제안 시스템은 단일 이미지 입력으로부터 행정적 판단에 필요한 증거를 자동 추출하고, 이를 바탕으로 규칙 기반 검증을 수행하여 최종적으로 합법·불법 여부를 분류한다. 전체 프로세스는 (1) 증거 추출 단계(Evidence Extraction), (2) 규칙 기반 검증 단계(Verifier), (3) 최종 판정 단계로 구성된다.

첫 번째 단계에서는 VLM이 이미지 내 객체, 부착 구조, 주변 맥락 등 규범적 판단에 필요한 정보를 JSON 형식으로 구조화하여 출력한다. 추출되는 항목은 공공 인프라 부착 여부, 전봇대 결속재 사용 여부, 교통 방해 가능성 등 다양한 불법 징후(Illegal Evidence)와 지정 계

시대 여부, 허가 번호 표시 여부 등 합법 근거(Legal Evidence)로 구성된다. 모든 항목은 True/False로 명시되며, LLM의 판단 근거는 reasons 필드에 기록된다. 증거 스키마의 일부 항목은 table 1과 같다.

<Table 1> Evidence Schema for VLM-Based Illegal Banner Classification and Pseudo code

Category	Sub-item	Description
illegal evidence	mounted_on_public_infra	Attachment to public infrastructure
	cable_ties_or_strings	Use of temporary fasteners
	traffic_or_visibility_block	Obstruction of passage or visibility
	height_below_2_5m	Installation height below 2.5m
legal evidence	designated_stand_frame_multislot	Designated multi-slot board
	gov_logo_or_permit_number_or_period	Presence of permit info (number/period)

```
function rule_of_2(evi):
    I = count_true(evi.illegal_evidence.values())
    L = count_true(evi.legal_evidence.values())
    s = parse_STAND(evi.notes)
    return (I >= 2) and (L == 0) and (s in {"NO","UNK"})
```

LLM의 환각(Hallucination) 현상과 행정적 혼란(False Positive)을 방지하기 위해, 본 연구는 Verifier 기반의 2단계 검증 구조를 설계하였다[15]. 이를 위해 우선 1차 필터링으로 'Rule-of-2' 기법을 적용하여, 증거 추출 단계에서 불법 증거 항목 중 두 개 이상이 True일 때만 불법 가능성이 높은 것으로 간주했다. 이는 단일 요소 오탐으로 인해 합법적 설치물이 불법으로 과분류되는 문제를 효과적으로 억제한다.

본 연구는 불법 탐지율(Recall)을 제고하기 위해 안전 관련 증거(Safety Evidence)와 핵심 불법 증거(Core Evidence)의 조합을 판단 로직에 반영하였다. 구체적으로 안전 관련 증거는 교통 방해, 시야 차단, 2.5m 이하 설치 여부를, 핵심 불법 증거는 공공 인프라 및 가드레일 부착, 결속재 사용 여부를 포함한다. Verifier는 이 두 범주의 증거가 동시에 충족될 경우, 일부 합법적 증거가 존재하더라도 불법 가능성이 높은 사례로 간주하여 최종 판정을 보정하도록 설계되었다.

지정 계시대 구조나 정부 승인 문구·허가 번호와 같이 강한 합법 근거가 명확히 인식되는 경우에는 우선적으로 합법 판정을 제공한다. 다만, 앞서 설명한 safety evidence와 core evidence가 동시에 강하게 나타날 때는 강한 합법 근거를 오버라이드하도록 설계하였다.

Verifier는 불법/합법 라벨뿐 아니라, 현장 출동 필요 여부(action)와 위험도(triage level)를 함께 출력하도록 설계하였다. 이로 인해 단순 모델 예측을 넘어 행정 단순화 후속 처리에 활용 가능한 구조를 갖추게 된다.

file	label	confidence	triage_level	action	reasons	illegal_evidence_count	legal_evidence_count	stand_tag
46.jpg	illegal_banner	0.95	review	required	mounted_on_public_infra가 true이고 ci	2	0	UNK
89.jpg	illegal_banner	0.8	review	required	현수막이 공공 기반 시설(콘크리트 용벽)	2	0	UNK
24.jpg	other	0.95	none	no_action	mounted_on_public_infra가 true이고, ci	3	0	YES
68.jpg	other	0.8	none	no_action	현수막이 도로 위에 설치되어 있고, 지정	1	0	YES
9.jpg	illegal_banner	0.95	review	required	mounted_on_public_infra가 true이고, ci	4	0	UNK
44.jpg	illegal_banner	0.95	review	required	mounted_on_public_infra가 true이고, ci	3	0	UNK
25.jpg	other	0.88	none	no_action	현수막이 공공 시설에 부착되어 있고, 허	4	1	UNK
90.jpg	other	0.85	none	no_action	현수막이 가로등에 부착되어 있고, 전용!	3	0	YES
47.jpg	other	0.8	none	no_action	간혹 벽면에 부착되어 있으며, 지정된 스	1	0	UNK
69.jpg	other	0.88	none	no_action	합법 광고와 동일하게 부착되어 있음	0	3	YES
1.jpg	illegal_banner	0.8	dispatch	required	현수막이 건물 외벽에 부착되어 있고, 허	5	1	YES
10.jpg	illegal_banner	0.95	review	required	mounted_on_public_infra가 true이고, ci	4	0	UNK
25.jpg	other	0.88	none	no_action	현수막이 공공 기반 시설(벽스 철부착)	4	1	UNK
45.jpg	other	0.95	none	no_action	mounted_on_public_infra가 true이고, ci	5	0	YES

[Fig. 1] CSV Output Format

4. 실험 및 결과

본 연구에서 제안한 LLM 기반 시각·언어 융합 판별 모듈의 성능을 평가하기 위해, vLLM 서버 상에서 Gemma 3 Vision 계열 모델인 google/gemma-3-4b-it을 사용하였다. 모델은 HTTP 기반 Chat Completions API 형태로 배포되었으며, 비동기 처리를 지원하는 aiohttp 및 asyncio를 활용하여 일괄 배치 추론이 가능하도록 구현하였다. 실험에서는 불법 판정을 위해 필요한 최소 불법

<Table 2> Experimental Environment

Component	Specification
GPU	GeForce RTX 4090
CPU	intel Core i9-14900
RAM capacity	128GB
OS	Window 11
Python Version	3.12.1

<Table 3> Experimental Setup and Hyperparameters for Gemma 3 Vision (vLLM)

item	value
Model Name	google/gemma-3-4b-it
Inference Framework	vLLM + Chat Completions API
Max Token Length	500
Temperature	0.1
Minimum Count of Illegal Evidence	min_illegal_evidence = 2
Minimum Confidence for Illegal Classification	min_conf_illegal = 0.75
Request Timeout	180초
Retry Attempts	2
Concurrency	16
Use Verifier	enabled by default (two-step verification active)

증거 개수를 2개로 설정하였다(min_illegal_evidence = 2). 또한 Verifier 단계에서는 최소 신뢰도 기준(min_conf_illegal = 0.75)을 적용하여 LLM의 판정을 보정하였다. 실험 환경과 실험에 사용된 주요 환경 설정 값은 다음과 같다.

입력 데이터는 도시 환경 단속 시나리오를 반영한 불법·합법 현수막 이미지로 구성된 데이터셋이다. 각 이미지는 RGB로 변환된 후, 최대 변 길이가 1,400픽셀을 넘지 않도록 리사이징 되었으며, JPEG 포맷으로 인코딩된 뒤 base64 기반 데이터 URL 형태로 LLM에 입력하였다. 최종적으로 정답 라벨과 매칭된 평가용 샘플은 총 106장이며, 이 중 68장은 불법 현수막(클래스 0), 38장은 합법 현수막(클래스 1)으로 구성된다. 데이터셋의 구성은 table 4과 같다.

〈Table 4〉 Test Dataset Composition

Class	Label	Sample Count	Ratio (%)
Illegal banner	0	68	64.2
Legal banner	1	38	35.8
Total	-	106	100.0

모델 추론 과정에서 생성된 결과는 JSON Lines 형식과 CSV 형식으로 저장하였다. 각 샘플에 대해 최종 판정 라벨, 신뢰도, 위험 수준, action 정보, LLM이 생성한 판별 근거(reasons), 불법/합법 증거 항목의 개수, STAND 태그 등이 함께 기록되도록 구성하였다. 또한, 위험 수준이 review 또는 dispatch로 분류된 고위험 사례는 별도의 감사(audit) 디렉터리로 자동 복사함으로써, 이후 정성적 사례 분석에 활용할 수 있도록 하였다.

제안 시스템의 성능 평가는 불법 현수막(클래스 0)과 합법 현수막(클래스 1)을 구분하는 이진 분류 문제로 정의하였다. 평가는 정답 레이블(target)과 모델 예측(pred)을 기준으로, 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score를 산출하였으며, 추가로 혼동 행렬(confusion matrix)을 통해 클래스별 오분류 특성을 분석하였다. 레이블 인코딩은 0을 불법(Illegal), 1을 합법(Legal)으로 정의하였다.

실험 결과, Gemma 3 Vision과 2단계 Verifier 로직을 결합하여 구성한 시스템은 총 106개 테스트 샘플에 대해 약 0.70 수준의 정확도를 달성하였다. 클래스별 분류 성능은 table 5와 같다.

〈Table 5〉 Performance Evaluation Results for Illegal (0) and Legal (1) Banner Classification

Class	Label	Precision	Recall	F1-score	Support
Illegal	0	0.85	0.65	0.73	68
Legal	1	0.56	0.79	0.65	38
Overall (Accuracy)	-	-	-	0.70	106
Macro avg	-	0.70	0.72	0.69	106
weighted avg	-	0.74	0.70	0.70	106

정량적 결과를 해석하면, 불법 클래스(0)의 정밀도가 0.85로 비교적 높은 수준을 유지하고 있어, 모델이 불법으로 판정한 사례의 상당수가 실제로 불법에 해당함을 알 수 있다. 이는 실제 행정 단속 관점에서 “불법 알림”에 대한 신뢰도가 높다는 것을 의미한다. 다만, 불법 클래스의 재현율은 0.65 수준으로, 일부 불법 현수막이 합법으로 오분류되는 사례가 여전히 존재한다.

합법 클래스(1)의 경우 정밀도는 0.56으로 상대적으로 낮으나, 재현율은 0.79로 높게 나타났다. 이는 합법 현수막 중 상당수는 정확히 합법으로 분류되지만, 일부 합법 현수막이 불법으로 잘못 판정되는 경우가 존재함을 의미한다. 그럼에도 불구하고, 합법 클래스의 재현율이 높다는 점은 실제 환경에서 과도한 단속에 따른 민원 폭증을 일정 부분 억제하는 효과를 기대할 수 있음을 시사한다. 모델의 오분류 패턴을 보다 구체적으로 파악하기 위해, 혼동 행렬을 table 6에 정리하였다.

〈Table 6〉 Confusion Matrix for Illegal/Legal Binary Classification

	Predicted: Illegal (0)	Predicted: Legal (1)
Actual: Illegal (0)	TP = 44	FN = 24
Actual: Legal (1)	FP = 8	TN = 30

table 6의 혼동 행렬 분석에서도 이러한 경향이 나타났으며, 전체 정확도는 약 70%, 불법 클래스 F1-score는 0.73, 합법 클래스 F1-score는 0.65로 확인되었다. 특히 불법 클래스에서 정밀도 0.85를 유지하면서 재현율 0.65를 확보한 점은 과도한 오탐 없이 불법 탐지 성능을 유지한 것으로 해석된다.

정량적 지표와 함께 CSV의 reasons 필드와 증거 개수는 LLM의 판별 논리를 해석하는 핵심 단서로, 특히 FP(False Positive) 및 FN(False Negative) 사례를 통

해 Rule-of-2와 Verifier의 상호작용을 파악할 수 있다.

합법이지만 불법으로 판정된 FP 사례는 복잡한 배경이나 비스듬한 촬영으로 합법 게시대 구조가 인식되지 않거나, 일부 불법 증거가 과탐지되어 Rule-of-2가 충족될 때 주로 발생한다. 이는 LLM이 합법 구조를 놓치고 공공 인프라 부착으로 편향 해석할 가능성이 있음을 시사한다. 반대로 불법이지만 합법으로 판정된 FN 사례는 해상도 저하, 원거리, 야간 환경 등으로 핵심 불법 증거가 안정적으로 추출되지 않아 증거 개수가 기준(min_illegal_evidence=2)에 미달할 때 나타난다. 이때 Verifier는 STAND 태그가 불명확(UNK)하거나 YES로 해석되면 보수적으로 합법 판정을 내리는 경향을 보인다.

한편, Verifier의 reasons 필드에는 [STAND:...] 태그와 증거 개수 정보가 함께 기록된다. 예컨대 안전(safety) 및 공공 인프라(core) 증거가 동시에 충족되어 불법으로 판정된 근거를 명확히 확인할 수 있다. 이러한 자연어 기반 근거는 향후 설명 가능한 단속 리포트 자동 생성이나 이의신청 대응 등 행정 시스템과의 연계 확장성을 갖는다.

종합적으로 본 시스템은 오탐을 억제하는 균형 잡힌 성능을 보였으나, Rule-of-2와 임계값 설정으로 인한 일부 미탐이 존재한다. 따라서 향후에는 증거 가중치 조정 및 프롬프트 개선을 통해 불법 클래스 재현율을 높일 필요가 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구는 대규모 시각-언어 모델(VLM)과 규칙 기반 검증의 2단계 구조를 활용하여 도시 환경 내 불법 현수막 자동 판별 시스템을 설계하고 그 가능성을 검증하였다. 안전 및 핵심 증거를 결합하여 오탐을 억제하도록 로직을 설계한 결과, 전체 정확도 약 70%, 불법 클래스 F1 점수 0.73을 달성하여 현장 단속 보조 도구로서의 실용성을 확인하였다.

그러나 합법 현수막을 불법으로 오판하는 거짓 양성(False Positive)은 행정력 낭비를 초래할 수 있다. 실험 결과 합법 재현율 0.79를 기록했으나 여전히 일부 오탐이 존재하므로, 향후 연구는 불법 탐지율을 유지하면서 합법 오판 사례를 최소화하는 것이 중요하다.

이를 위한 개선 방향으로서는 첫째, 합법 근거(게시대 구조, 허가 번호 등) 인식 성능 강화, 둘째, 판정 규칙의 임계값 및 가중치 재설계, 셋째, 고해상도 텍스트 분석 도입, 넷째, 야간·역광 등 악조건에 대비한 데이터 증강

및 도메인 보정 기법 적용이 요구된다.

마지막으로, 본 시스템은 경량형 엣지 AI로 확장 가능하며 예산 제약이 있는 기관에서도 적용할 수 있다는 점에 의의가 있다. 향후에는 대규모 CCTV 실증 및 행정 시스템 통합을 통해 단속 보고서 자동 생성 등 도시 관리 효율성을 극대화하는 방향으로 연구를 발전시킬 계획이다.

REFERENCES

- [1] D.Kim and J.Lee, "Banner Control Automation System Using YOLO and OpenCV," Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 22, No. 4, pp. 48-52, 2023.
- [2] J.Jeong, "Research on Improvement of Designated Banner that is Visual Information Media in Public Spaces," Journal of the Korean Society of Design Culture, Vol.23, No.2, pp.635-638, 2017.
- [3] J.Jeong and J.Yoon, "A Study on Basic Data for Information Display (Banner Hanger) Improvement & On-line System Establishment," Journal of the Korean Society of Design Culture, Vol.19, No.4, pp.685-697, 2013.
- [4] Y.Mehta, A.Baz, and S.K.Patel, "Semantic segmentation of optical satellite images for the illegal construction detection using transfer learning," Results in Engineering, Vol.24, pp.103383, 2024.
- [5] S.Ha, S.Jeong, Y.Jeon, and M.Jang "A Study on Vehicle License Plate Recognition System through Fake License Plate Generator in YOLOv5," Journal of The Korean Society of Industry Convergence, Vol.24, No.6, pp. 699-706, 2021.
- [6] Y.Zhang, F.Zhang, and N.Chen, "Migratable urban street scene sensing method based on vision language pre-trained model," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol.113, pp.102989, 2022.
- [7] C.Park, T.Kang, and C.Shin, "Implementation of YOLO-based Crop Growth Measurement Mobile Application for Smart Agriculture," Korean Institute of Smart Media, Vol.14, No.4, pp.32-38, 2025.
- [8] H.J.Gwak, Y.J.Jeong, I.J.Chun, and C.H.Lee, "Estimation of fruit number of apple tree based on YOLOv5 and regression model," Journal of IKEEE, Vol. 28, No. 2, pp. 28-35, 2024.
- [9] P.Fraternali, L.Morandini, and S.L.Herrera González, "Solid waste detection, monitoring and mapping in remote sensing images: A survey," Waste Management, Vol.189, pp.88-102, 2024.
- [10] C.Jeong, "Generative AI service implementation using LLM application architecture: based on RAG model and LangChain framework," J. Intell. Inform. Syst., Vol.29, No.4, pp.129-164, 2023.

[11] H.J.Lee, S.J.Kim, Y.S.Lim, H.Y.Ahn, Y.J.Kim, S.H.Jung, and C.B.Sim, "Designing an RAG-Based Agricultural Chatbot System," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp.70-71, 2025.

[12] J.E.Gu and S.J.Shin, "Design and Implementation of an LLM-Based Interface for a Personalized Agricultural AI Companion System," The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 24, No. 6, pp. 85-91, 2024.

[13] L.Wang, C.Ma, X.Feng, Z.Zhang, H.Yang, J.Zhang, Z.Chen, J.Tang, X.Chen, Y.Lin, W.X.Zhao, Z.We, and J.Wen, "A survey on large language model based autonomous agents," Front. Comput. Sci., Vol.18, No.6, pp.186345, 2024.

[14] M.Lazzeroni and A.Romano, "Artificial Intelligence and New Visions of the Future of the City: Exploring Urban Narratives Through Semantic and Network Analysis," Journal of Urban Technology, Vol.32, No.2, pp.63-83, 2025.

[15] L.Huang, W.Yu, W.Ma, W.Zhong, Z.Feng, H.Wang, Q.Chen, W.Peng, X.Feng, B.Qin, and T.Liu, "A survey on hallucination in large language models: Principles, taxonomy, challenges, and open questions," ACM Trans. Inf. Syst., Vol.43, No.2, pp.935-952, 2025.

박 지 우(Ji-Woo Park) [준회원]



- 2025년 3월 : 순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업
- 2025년 9월 ~ 현재 : 순천대학교 정보통신공학과 석사 재학

<관심분야>

머신러닝, 딥러닝, 데이터분석

강 태 옥(Tae-Wook Kang) [준회원]



- 2025년 3월 : 순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업
- 2025년 3월 ~ 현재 : 순천대학교 정보통신공학과 석사 재학

<관심분야>

머신러닝, 딥러닝, 데이터분석

신 창 선(Chang-Sun Shin) [정회원]



- 1996년 : 우석대학교 전산학과 학사 졸업.
- 1999년 : 한양대학교 컴퓨터교육학과 석사 졸업.
- 2004년 : 원광대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업.
- 2005년 ~ 현재 : 순천대학교 인공지능공학부 교수

<관심분야>

머신러닝, 분산시스템

박 장 우(Jang Woo Park) [정회원]



- 1987년 : 한양대학교 전자공학과 공학사
- 1989년 : 한양대학교 전자공학과 공학석사
- 1993년 : 한양대학교 전자공학과 공학박사
- 1995년 ~ 현재 : 순천대학교 인공지능공학부 교수

<관심분야>

머신러닝, 딥러닝, 시계열 분석

조 용 윤(Young-Yun Cho) [종신회원]



- 1995년 : 인천대학교 전산학과 학사 졸업
- 1998년 : 숭실대학교 컴퓨터학과 석사 졸업
- 2006년 : 숭실대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업
- 2009년 ~ 현재 : 순천대학교 인공지능공학부 교수

<관심분야>

시스템 소프트웨어, 임베디드 소프트웨어 및 유비쿼터스 컴퓨팅

박 철 영(Chul-Young Park)

[정회원]



- 2010년 : 순천대학교 정보통신공학과 학사 졸업.
- 2012년 : 순천대학교 정보통신공학과 석사 졸업.
- 2017년 : 순천대학교 정보통신공학과 박사 졸업.
- 2025년 ~ 현재 : 순천대학교 인공지능공학부 조교수

〈관심분야〉

인공지능 응용시스템, 딥러닝, 머신러닝, 클라우드 컴퓨팅