

영상 인식을 통한 침입 탐지 기술 동향 및 Edge Computing 기술 활용 방안

*김민규 **한영섭 ***유수민 ****김승환 *****박명환

LG유플러스

*kmg185@lguplus.co.kr

Trend in Technology of Video Surveillance system based Intrusion Detection and Edge computing Approach

*Kim, Min-gyu **Han, Youngsub ***Yoo, Soo-min ****Kim, Seung-hwan

*****Park, Myung-hwan

LG Uplus CO. LTD

요약

최근 컴퓨터 비전 분야에서는 딥러닝 기술을 활용하면 기존 방식을 뛰어 넘는 높은 수준의 성능 향상을 기대할 수 있다. 특히 고, 영상 감지 시스템에서의 침입 탐지와 같은 보안 분야에서는 실시간 성과 높은 수준의 정확도를 보장하기 때문에 딥러닝 기술의 적용은 필수적으로 인식 되고 있다(Lee et. al., 2019). 본 논문에서는 상용 서비스 중인 영상 감지 시스템의 침입 탐지 기술 동향 및 Edge Computing 기술을 활용한 영상 인식 시스템의 개선 방안을 제시한다. 본 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 1711075689, AI 어플리케이션을 지원하는 IoT 연동 분산 Edge 클라우드 기술 개발)

1. 서론

최근 컴퓨터 비전 분야에서는 딥러닝 기술을 활용하면 기존 방식을 뛰어 넘는 높은 수준의 성능 향상을 기대할 수 있다. 특히 고, 영상 감지 시스템에서의 침입 탐지와 같은 보안 분야에서는 실시간 성과 높은 수준의 정확도를 보장해 하기 때문에 딥러닝 기술의 적용은 필수적으로 인식 되고 있다(Lee et. al., 2019). 본 논문에서는 상용 서비스 중인 영상 감지 시스템의 침입 탐지 기술 동향 및 딥러닝 기술 적용 사례 및 개인 정보 보호 및 Edge Computing 기술을 활용한 영상 인식 시스템의 개선 방안에 관한 연구이다.

1. 영상 감지 시스템에서의 침입 탐지 기술 동향

본 연구를 위해 아래의 검증 방법을 통해 직접 영상 감지 시스템 내 침입 탐지 및 훼손 탐지 정확도를 측정하였다.

표1.의 내용과 같이 2019년 3월 11일부터 2019년 3월 15일 기간에 5일간 측정 하였으며, A사의 경우 동형, 불렛형의 두 종류의 디바이스를 별도로 테스트하였다.

표1. 영상 감지 시스템의 탐지 기술 체감 품질 검증 방법

검증 일정	<ul style="list-style-type: none"> ■ 2019/03/11~03/15
검증 환경	<ul style="list-style-type: none"> ■ 서비스서버 : 상용서버 ■ 주변조건 <ul style="list-style-type: none"> - 고조도 : 150 Lux 이상 - 저조도 : 5-10 Lux - 초저조도: 0.5-2 Lux ■ 카메라 설치 고도 : 2.2 m ■ 카메라와 탐지영역간의 거리 : 4.6 m : ■ 펌웨어 버전 V2.622.00LG006.0.T (2 종 동일)
검증 항목	<ul style="list-style-type: none"> ■ 침입탐지 이벤트(미탐지, 오탐지) ■ 훼손탐지 이벤트(미탐지, 오탐지) ■ 응답시간(침입탐지, 훼손탐지)
비교 대상	<ul style="list-style-type: none"> ■ A사, B사, C사
진행률	<ul style="list-style-type: none"> ■ [총 385 건 침입 이벤트 (문/바닥 ROI) : 330 건 훼손 이벤트 : 55 건

표 2와 같이 검증 산술식은 총점 100점으로 하며 검출률과 정밀도를 별도로 산출하여 F-Score로 계산하였다.[2]

표2. 영상 감지 시스템의 탐지 기술 체감 품질 산출 방식

산술식	세부내용
$\frac{((r*p)/(r+p)) * 2 * 100}{}$	- 검출률 (r) : r = 정상검출 / (정상검출+ 미검출)
	- 정밀도 (p) : p = 정상검출 / (정상검출+ 오검출)

표 3과 같이 본 실험에서는 훼손 탐지 정확도와 응답시간은 3사가 모두 동등 수준을 보였으나, 침입탐지 정확도에서는 A사의 기술이 비교 우위를 보였습니다.

표3. 영상 감지 시스템의 탐지 기술(침입, 훼손) 체감 품질 점수

구분		자사		A사	B사
		동형	블랫형		
정확도	침입	90.3점	91.9점	25.0점	54.2점
	훼손	96.9점	100.0점	32.9점	100.0점
응답시간	침입	3.47초	3.38초	12.40초	2.48초
	훼손	7.93초	4.81초	22.35초	5.33초

A사의 침입 탐지는 딥러닝 기술이 적용된 것으로 확인 되었으며, 사물(박스, 로봇청소기)의 움직임, 배회, 조명변화 발생으로 인하여 발생하는 오검출 비율이 낮아 전체적인 침입 탐지 성능이 우위를 보였으나, 마스크/목면/우산 착용 시 일부 오검출 케이스가 발생하였다.

그 외 3사 모두 인형과 같이 사람의 형상과 유사한 사물에 대한 오검출 비율이 높은 경향을 보였다.

2. Edge computing 기반 영상 감지 시스템

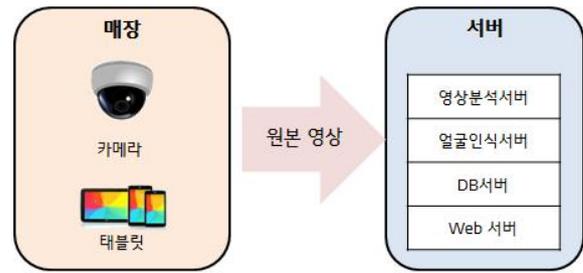
최근, 이미지, 영상, 음성, 텍스트 등 대용량의 빅데이터를 분석하기 위한 GPU 기반의 컴퓨팅 자원을 바탕으로 학습을 통한 최신 딥러닝 기술이 범용적으로 사용된다.

하지만, 모바일 디바이스, 자동차, IoT 디바이스 등 경량의 이동성이 보장된 디바이스에서 직접 학습과 분석은미미한 수준이며, 최신 AI 기술이 적용된 지능형 서비스를 Edge에서 제공하기에는 역부족이다.

자사의 5G를 네트워크를 통한 향상된 데이터 전송 속도와 저지연 (Low Latency) 네트워크를 실현 하였지만, Edge 환경에 적합하게 만들어진 경량 디바이스의 기기 자원의 한계로 인하여 AI 알고리즘의 학습 효율 및 모델 최적화를 위한 ‘딥러닝 경량화’ 연구가 활발히 진행되고 있다. 최근 Google I/O를 통해 발표된 On-device AI 는 네트워크 지연시간 감소, 민감한 개인정보 보호 등의 효과를 기대할 수 있어 큰 주목을 받았다. 특히, 영상 감지 시스템 환경 (Real-time, Mobility)에서는 더 높은 수준의 처리 속도와 네트워크 단절/지연에 대비할 수 있는 AI 분산처리 기술이 요구 됩니다.

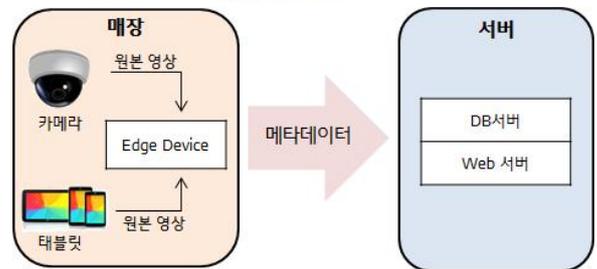
Lee, S., Huynh T., Park J., Kim J. (2019) **Bolt-Loosening Detection using Vision-Based Deep Learning Algorithm and Image Processing Method**, J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea, 32(4), <https://doi.org/10.7734/COSEIK.2019.32.4.265>

Lee, Dae Geon · Cho, Eun Ji · Lee, Dong-Cheon (2018) Evaluation of Building Detection from Aerial Images Using



- ✓ 비디오 형태의 원본 영상을 전송함으로써, 트래픽이 높음
- ✓ 개인정보가 포함된 원본 영상을 전송함으로써, 보안위험 높음
- ✓ 유지보수 비용이 높음(IDC 운영 및 서버 비용)
- ✓ 채널 추가 편리한 확장성, 중앙 관제 편의성

확장성 ↑ 비용 ↑



- ✓ 텍스트 형태의 메타정보를 전송함으로써, 트래픽이 낮음
- ✓ 메타데이터를 전송함으로써, 보안위험 낮음
- ✓ 유지보수 비용이 낮음(소규모 장소에 유리)
- ✓ 채널 추가에 어려움, 대형 매장의 경우 장비간 연동 어려움 (Atlas500 1대당 FHD 카메라 4대 수용 가능)

확장성 ↓ 비용 ↓

Region-based Convolutional Neural Network for Deep Learning, Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography Vol. 36, No. 6, 469-481, 2018 <https://doi.org/10.7848/ksgpc.2018.36.6.469>