

스마트 시티 분야에서 AI 기술 기반 DX 성공 사업 모델 연구

MDS인텔리전스 | 우경일·이민정

1. 서 론

스마트도시 조성 및 산업진흥 등에 관한 법률 제2조 제1항에 따르면, 스마트도시란 도시의 경쟁력과 삶의 질의 향상을 위하여 건설·정보통신기술 등을 융·복합하여 건설된 도시기반시설을 바탕으로 다양한 도시서비스를 제공하는 지속 가능한 도시라고 정의하고 있다. 특히, 21세기에 접어들며 ICT 기술들의 발달은 빠른 경제 성장을 위해 달려온 인류에게 즐거움과 호기심을 충족시켜주는 수단이 되었고, 이러한 호기심을 바탕으로 한 산업들이 활성화되며 ICT 기술의 발달을 더욱 촉진하게 되었다. 20세기 후반 공상과학 영화에서 상상해오던 모습을 다양한 전산 단말들의 고성능화를 이루었고, 이에 따른 연결 수요를 충족시킬 수 있는 안정적이고 빨라진 이동통신 환경 속에서 우리는 삶을 영위하고 있다. 개인의 호기심 충족과 함께 인류의 안전과 편리 관점에서 ICT 기술을 도시에 적용하기 시작하였고, 스마트도시·스마트 시티라는 이름으로 산업 분야는 물론 정책적으로도 높은 관심과 투자들이 증가하게 되었다. 본 고에서는 스마트 시티를 위해 응용되는 기술에 대한 검증적 검증적 서술과, 이러한 기술을 기반으로 어떻게 스마트 시티라는 분야에서 사업을 영위하였는지 산업 현장에서의 입장에서 경험을 공유하고자 한다.

20여 년간 경험에 따르면 기술을 기반으로 한 솔루션 사업화 과정은 다음과 같았다.

문제 인식 → 대책연구 → 개발 → 시범 적용 → 상용화
→ 사업화 → 고도화 및 지속 가능 사업화

스마트 시티에 적용된 다양한 기술들을 위의 흐름에

서 살펴보면, 몇몇을 제외한 대다수 기술들이 시범 적용과 상용화 초입 사이에 대다수 포진하고 있다. CES와 MWC 등 세계적인 기술전에서 선보이는 많은 기술들과 솔루션들이 있지만, 대부분은 사업화 단계까지는 발전하지 못하고 시범단계에서도 많은 어려움을 겪게 된다. 이러한 현실에서 보면 국내에서 전개되는 각종 스마트 시티 프로젝트에 선정되어 솔루션을 적용해보는 것 역시 중요한 기회임은 분명하다. 하지만 이러한 시범 적용 기회가 단발성이 아닌 지속 가능한 사업으로 확대되려면, 다양한 실제 환경 속에서 실질적인 문제 해결을 통해 수익으로 등가교환이 가능한 솔루션인지 판별이 필요하다. 다음 사례에서 실제 사업화 또는 고도화 단계를 진행 중인 사업을 소개한다.

2. 수도 원격검침 사업

상수도 공급량을 측정하는 수도 검침은 그 결과에 따라 상수도 시스템에 대한 경영 성과에 큰 영향을 미치고 있어 지자체별 우수율 제고가 주요 항목 중 하나로 관리되고 있다. 우수율이란 정수장에서 생산되는 총공급수량 중에서 요금 수입이 된 수량의 비율을 말한다. 우수율 제고를 위해 여러 정책이 전개되고 있으며, 수도 원격검침 역시 그 정책의 목적을 같이하고 있다. Smart Metering, AMI (Advanced Metering Infrastructure) 등으로 알려진 원격검침 분야는 특히 IoT 기술이 확대되면서 점진적으로 확대되고 있다. 수도의 경우에는 수도계량기가 설치된 환경의 다양성으로 인해 기존에 수행하던 검침원을 통한 검침 방식에는 다양한 한계가 있었다.

표 1 수도 검침에 대한 검침원 검침 방식 vs 원격검침 방식 비교

구분	검침원 검침 방식	원격검침 방식
검침 방식	검침원이 사용처를 방문하여 계량기 지침을 육안으로 확인	원격검침 단말기에서 데이터를 자동으로 수집하는 방식
검침 주기	1~2개월에 1회 검침	1~6시간 단위로 사용량 측정
요금부과	검침원이 수기로 입력한 데이터를 근거로 요금부과	원격검침 단말기가 수집한 데이터에 근거하여 요금부과
검침 결과	수용가별 연간 6회~12회 검침 데이터	수용가별 1,460회~8,760회 검침 데이터

먼저 일반적인 검침 방식에서 기존 검침원을 통한 검침 방식과 원격검침 방식에 대해 비교해 보면 표 1과 같다.

원격검침의 주요 장점 중 하나는 날씨나 수용가에 따른 다양한 사정 등 돌발 상황에서도 주변환경과 관계없이 언제든지 검침할 수 있다는 것이다. 이렇게 수집한 데이터를 통해 더욱 과학적이고 투명한 요금부과와 확인이 가능하다. 생활환경 변화로 인한 비대면 검침 요구에 부응하고, 낙상·맨홀 개폐의 어려움·검침 과정에서 불미스러운 사건 등 검침 과정에서 일어날 수 있는 다양한 안전사고도 예방하는 효과가 있다. 또한, 월 1회 검침이 아닌 일 4회 이상의 검침 데이터는 더욱 다양한 곳에서 그 효과를 나타나게 된다. 일일 4회 이상의 검침 데이터들이 누적되면 이를 통해 옥내 누수 징후를 조기에 발견하여 사용자의 요금 부담을 감소함은 물론 물 낭비도 최소화할 수 있게 된다. 수용가 정보가 취약계층이나 독거노인이라면, 검침 데이터들을 지역사회 시스템과 연계하여 고독사 등의 위기 징후를 파악할 수 있어 다양한 사회안전 및 예방 활동에도 활용될 수 있다. 더 나아가 지자체별로 산업이나 인구에 따른 계절/날씨/월별 상수도 사용량 데이터를 통해 연간 안정적인 상수도 공급 계획을 수립하고, 산업 유치 혹은 인구 유입에 따른 상수도 관리시스템의 확장/보수 계획의 근거로 유용하게 활용될 수 있다.

이렇게 다양한 효과를 기대하게 하는 수도 원격검침은 현재 디지털 검침기 방식과 이미지 검침 방식 등 2가지 방식이 사용되고 있다.

먼저 디지털 검침기 방식은 수도 검침에 사용되는 검침기를 디지털 계량기로 교체하여 검침 데이터를 IoT로 서버에 보내는 방식이다. 디지털 계량기의 검침 값 데이

터만 IoT를 통해 서버로 통신하면 되므로, 적은 통신 대역폭이 요구되고 수집된 데이터 자체를 그대로 활용할 수 있는 장점이 있다. 하지만, 현장에서 설치 및 운영을 통한 데이터들이 축적되면서 도출된 다양한 이슈들이 식별되고 있다. 첫째, 기존 아날로그 계량기를 디지털 계량기로 교체하기 위해 단수가 필요로 하는 등 설치의 어려움이 있다. 둘째, 일반적인 수도 계량기의 설치 환경이 어둡고 습하다 보니 방수/방습 요건은 필수가 된다. 디지털 계량기 자체적으로 배터리가 필요함에 따라 방수/방습에 관한 내구성을 유지하면서 7~8년간의 사용기한을 보장해야 한다. 이러한 한계를 극복하고 난제들을 해결하면서도 경제성을 가질 수 있는 다양한 방법들이 개발되었고, 그 중 다양한 현장에서 디지털 계량기의 단점 극복이 검증된 것이 바로 이미지 검침 방식이다.

이미지 검침 방식은 기존 사용하는 아날로그 계량기에 카메라를 부착하고, 주기적으로 검침 이미지를 촬영하여 IoT를 통해 이미지를 서버로 보내는 방식이다. 아날로그 계량기는 기계적으로 공급되는 수도량을 측정하므로 검침기에 별도의 전원은 불필요하고, 카메라는 IoT 통신 모듈의 전원으로 촬영하므로 배터리에 대한 이슈 역시 없다. 이미지 자체를 서버로 전송 후, 서버에서는 이미지를 숫자로 데이터를 변환한다. 0~9까지의 이미지를 숫자로 전환하기 위해 초기에는 OCR(Optical Character Recognition, 광학 문자 인식) 기술을 적용하였으나, 아날로그 수도 검침기 특성인 결림 수, 촬영 시 반사되는 빛에 의한 노이즈, 노후화 및 습도로 인한 저화질 이미지 등으로 한계에 부딪혔다. 이를 해결하기 위한 다양한 연구 끝에 AI 딥러닝 모델 도입을 결정하였고, 이를 도입한 과정은 다음과 같다.



그림 1 이미지 원격검침을 위한 숫자 인식 모델 구조



그림 2 현장 검침 이미지 사례

AI 딥러닝 모델을 도입한 이미지 원격검침 방법은 그림. 1과 같다.

먼저 서버에서는 수신된 계량기 영상에서 저조도 개선 및 영상 노이즈 개선을 전처리하여 영상 개선을 수행한다. 개선된 영상에서 YOLO를 사용하여 계량기의 숫자가 위치한 영역만을 추출한다. 계량기 숫자 영역에서 계량기의 숫자 검출 및 인식 모델을 YOLOR 을 통해 데이터로 추출합니다. 추출된 데이터에서 추론 알고리즘과 결립 수 알고리즘 등을 개발하여 적용하였고, 최종적으로 데이터의 진위를 판별한다. 판별된 데이터는 서버에서 실시간으로 계량기의 숫자 정보를 저장하는 방식으로 구성된다. 이러한 구성을 통해 인식률을 당초 OCR을 통한 인식률 대비 6배 이상의 개선 효과가 있었으나, 그림. 2와 같은 영상들이 늘어나면서 인식률 개선 방안을 다시 연구하였다. 이를 위해 YOLO 각 모델의 특징들을 분석하며 최적의 방안을 연구/개발하게 되었다.

3. 딥러닝 검출 모델 YOLO (You Only Look Once)

위에서 언급한 바와 같이 현장 검침 이미지에서 계량기 숫자 영역과 계량기 숫자 검출 및 인식을 위해 YOLO 모델을 사용하였다. YOLO 모델은 2016년 조셉 레드몬 (Joseph Redmon)이 “한 번만 보고” 의미를 가진 모델을 최초 공개하였다. 기존 2-stage detector 방식이 아닌 이미지를 한번 보는 것만으로 객체의 종류와 위치를 추측하는 1-stage detector 방식의 새로운 객체 검출 방식이다. YOLO 모델의 주요 특징은 다음과 같다.

- 객체 추론(region proposal)과 분류(classification) 동시 동작하는 1-stage detector 방식으로 실시간 객체 검출이 가능
- 전체 이미지를 분석하기 때문에 주변 환경에 대한

낮은 오류

- 객체에 대한 일반화된 특징 정보를 학습을 수행하기 때문에 새로운 영상에 대한 강건성 확보

YOLO는 조셉 레드몬 (Joseph Redmon)에서 시작하여 2016년 YOLOv3 이후 연구를 중단하였지만, 다양한 연구자들을 통하여 2023년 YOLOv8까지 활발히 연구가 진행되고 있는 딥러닝 기반 객체 검출 방법의 하나다. YOLO 모델은 Series 별 특징을 가지고 있지만 공통으로 Unified detection 모델로 상대적으로 빠른 Inference time 을 보장한다.

각 Series의 큰 특징으로 YOLOv2에서부터 모든 객체 예측이 한 번에 가능한 Anchor box 도입으로 Sliding Window 방식을 사용하지 않게 되면서, 실시간 객체 검출이 가능해졌다.

YOLOv3에서는 Multi Scale의 도입으로 작은 물체 탐지가 낮은 v2의 단점을 보완하였다. YOLOv4 또한 v3에서 몇 가지 아이디어를 추가하여 만든 모델로 저자 알렉세이 보흐코프스키 (Alexey Bochkovskiy)는 실제 YOLO만 단독 쓰이는 경우가 매우 적음을 지적하였다. 이를 보완하기 위하여 실시간 처리와 멀티 GPU가 아닌 Single GPU에서 실시간 처리와 정확한 객체 검출을 수행하는 YOLOv4를 발표하였다.

YOLOv5에서부터 기존의 C언어 기반의 Darknet이 아닌 pytorch로 구현된 Backbone이 사용되면서 활용도가 증가하였다. 물론, YOLOv3를 pytorch로 구현한 저자가 gitlab에 코드 공개 및 블로그에 간략한 성능을 공개한 모델이라는 특징을 가지고 있습니다. MT-YOLOv6는 YOLOv1에서 영감을 받아 YOLOv6이라고 불리지만, MT-YOLOv6는 공식 YOLO 시리즈의 일부가 아니다. 그리고 산업용 애플리케이션 용도로 개발된 것으로 기존 YOLO series에 비해 mAP가 낮은 단점이 있다.

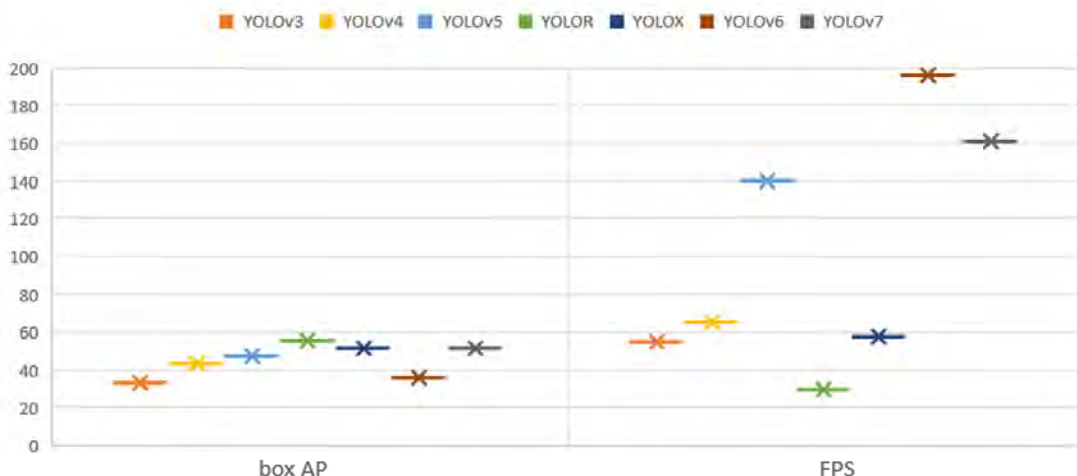


그림 3 COCO Dataset 기반 YOLO series 별 성능

YOLOv7은 객체 탐지의 정확도 개선을 위한 Inference cost를 증가시키지 않는 최적화된 모듈과 최적화 방법을 제안하여, 현재까지 알려진 30 FPS 이상 실시간 객체 검출 모델에서 가장 높은 정확도인 56.8% AP를 달성하였다.

YOLO series는 이외에도 YOLOR, YOLOX 등 있다. 이 중에서 YOLOR은 다른 모델과는 다른 방식의 Explicit knowledge와 Implicit knowledge를 함께 인코딩하는 통합 네트워크를 제안하였다. 이로 인해 FPS는 낮지만, YOLO series에서 가장 높은 75.8 AP를 보유하고 있다.

YOLO series 별 COCO Dataset 기반으로 FPS, Box AP 관련 성능 비교 결과는 그림. 3과 같다.

YOLOv6, YOLOv7은 FPS가 높지만, box AP는 낮은 것을 확인할 수 있다. 또한, YOLOR은 box AP는 높지만, Series에서 가장 낮은 FPS는 보유하고 있는 단점이 있다. 각 Series 별 단점, 장점 및 YOLOv6와 같이 특성화된 부분이 존재하기 때문에 상황별 적합한 모델을 사용해야 한다.

4. YOLO 모델을 사용한 검침 이미지 숫자 영역 검출

위에서 언급한 바와 같이 이미지에서 숫자를 검출하는 데 YOLO 모델을 사용하였다. 계량기에서 숫자가 해당하는 영역 검출이 필요하므로 YOLO 모델 중 초기에 YOLOv4-Tiny 모델을 사용하였다. 특히, YOLOR와 같은 복잡한 연산이 불필요하며, 실시간 처리를 위하여 Tiny 모델을 선정하였다. 그러나 2022년 높은 FPS와 YOLOv4 대비 높은 mAP를 보유한 YOLOv7 모델이 공개됨에 따라, 해당 모델과 기존 사용 중인 YOLOv4-Tiny 모델의 성능 비교를 가지며 최적의 방안을 검토하였다.

표 2 YOLOv4-Tiny와 YOLOv7-Tiny 성능 비교

Dataset	Method	Precision	Recall	Accuracy
Test DB 1 (5,525장)	YOLOv4-Tiny	99.89	87.64	87.56
	YOLOv7-Tiny	99.91	88.20	88.14
Test DB 2 (20,806장)	YOLOv4-Tiny	99.95	83.83	83.80
	YOLOv7-Tiny	99.96	84.60	84.57

표 3 YOLOv4-CSP와 YOLOR-D6 성능 비교

Dataset	Method	Precision	Recall	Accuracy
Test DB 1 (2,218장)	YOLOv4-CSP	99.78	83.37	83.22
	YOLOR-D6	99.64	88.01	87.73

표 4 이미지 원격검침 인식 성능

Day	Test DB	Precision	Recall	Accuracy
2022.11	14,288	99.98	98.62	98.64

실제 숫자 영역 검출에 YOLOv4, YOLOv7 적용 후 YOLOv4-CSP 모델을 사용하여 숫자 검출하여 성능을 비교한 결과는 표. 2와 같았다.

실험은 총 2개의 실험용 DB를 대상으로 진행하였고, 실험 DB 모두에서 YOLOv7-Tiny가 높은 성능을 나타낸 것을 확인할 수 있다.

5. 이미지 원격검침에서 YOLO 모델을 사용한 숫자 검출

YOLOv4-Tiny를 통해서 검출된 숫자 영역에서 숫자 검출 및 인식을 위해서 FPS는 낮지만 높은 mAP 인 YOLOv4-CSP와 YOLOR-D6 모델을 사용하여 성능 비교를 진행하였다. YOLOR-D6가 YOLOv4-CSP 모델에서 Precision이 -0.14 낮지만, Recall +4.64, Accuracy +4.51 높으므로 YOLOR-D6 모델을 사용하여 숫자 검출을 수행하였다.

6. 이미지 원격검침 성능

최종적으로 숫자 영역 검출에 YOLOv7-tiny, 숫자 검출 및 인식에 YOLOR-D6 모델을 적용하여 영상데이터 14,288장으로 성능을 평가한 결과 아래와 같은 결과를 얻을 수 있었다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

TP = # of True Positives

FN = # of False Negatives

FP = # of False Positives

자체 목표 수치는 99.9999%로 아직 만족할 수준은 아니지만, 수동으로 검토하는 작업을 병행하며 이미지 원격검침 서비스를 상용화시켜 운영하고 있으며, 해외로도 그 서비스를 확장하고 있다. 추론과 걸림 수 알고리즘 자체를 보완하는 것은 물론, 인식 알고리즘을 보완할 수 있는 자체적인 추가 알고리즘을 지속 개발하며 이미지 기반의 검침 영역을 다양하게 확장할 예정이다.

7. 맺음말

21세기에 접어들어 다양한 기술들이 도시에 접목되며 스마트 시티가 확대되고 있음은 분명하다. 인류의 안전과 편의를 위해 기존에 사용하던 방식이 아닌 새로운 것을 만들어 내는 활동도 필요하다. 하지만, 현실에서 벌어지는 것들을 최대한 데이터화 시키고, 축적된 데이터를 분석하고 활용하면서 현안들을 해결하는 것이 더 빠른 방법이 될 것이다. 이러한 해결 방법들이 가치가 평가되면, 결국 그 가치에 따라 비용을 지불하면서 기술과 수익의 등가교환이 이뤄질 것이고, 실제 경험하였다. 본 고에서는 AI와 IoT 기술을 통해 이미지 기반의 검침 서비스를 구현하고, 이에 따른 가치를 인정받아 사업화를 가진 사례를 기술하였다. 앞으로도 기술을 토대로 더 많은 서비스를 개발하며, 더 나은 경제성을 가진 사업모델을 만들어 내는 활동들을 지속하겠다.

참고문헌

- [1] 스마트도시 조성 및 산업진흥 등에 관한 법률 제2조 제1항
- [2] 서울상수도사업본부, “100년 만에 수도 검침 방법 ‘방문 → 스마트 원격’으로 전환”, 내 손안에 서울, mediahub.seoul.go.kr/archives/2004500, 2022
- [3] 이석제, 황정희, 하은실, “효율적인 상수도 유수율 관리 시스템 설계 및 구현”, 디지털콘텐츠학회 논문지, 제11권, 제2호, pp.169~175, 2010.
- [4] 유창욱, 이용훈, “분산 시스템의 파일 배치 기법”, 한국정보과학회 논문지, 제18권, 제5호, pp.188~200, 1991.

- [5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection”, CVPR, pp. 779-788, 2016.
- [6] J. Redmon, A. Farhadi, “YOLO9000: Better, Faster, Stronger”, CVPR, 2017.
- [7] J. Redmon, A. Farhad, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, CVPR 2018.
- [8] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, H. Y. Mark Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detectio”, CVPR, 2020.
- [9] C. Wang, I. Yeh, H. M. Liao “You Only Learn One Representation: Unified Network for Multiple Tasks”, CVPR, 2021.
- [10] C. Wang, A. Bochkovskiy, H. M. Liao, “YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors”, CVPR, 2022.

약 력



우 경 일

2014 서강대학교 정보통신대학원 소프트웨어공학 (석사)
2018 서강대학교 일반대학원 컴퓨터공학 박사수료
2002~2005 Network/System 엔지니어
2005~2019 MDS테크 시스템/소프트웨어 공학 솔루션 담당 (기능안전, 프로세스, SW품질 및 신뢰성 등)

2020~현재 MDS인텔리전스 AI, IoT, 디지털 트윈 사업 담당
Email : kyungil@mdsit.co.kr



이 민 정

2019 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학 (석사)
2021 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학 박사수료

2021 투아이스스 비전AI 개발자
2021~현재 MDS인텔리전스 비전AI 개발자
Email : minjung.lee@mdsit.co.kr