

딥러닝 기반의 하수관로 결함 자동 인식 시스템

Deep Learning based Sewer Defect Automatic Recognition System

남준영¹, 경전재², 고설태³, 박건철⁴, 이기학⁵, 문현준*

Jun-Young Nam, Seon-Jae Kyeong, Seol-Tae Ko, Keon-Chul Park, Ki-Hak Lee, Hyeon-Jun Moon

^{1,2,5}(05006) 서울특별시 광진구 능동로, 세종대학교대학교 컴퓨터공학과

^{3,4}(03909) 서울특별시 마포구 매봉산로, 서울디지털재단 데이터혁신팀

nampang0925@naver.com¹, nalalasjsj@gmail.com², kost@sdf.seoul.kr³, parkkc07@sdf.seoul.kr⁴,

Kihaklee@sejong.ac.kr⁵, hmoon@sejong.edu*

요 약

하수관 시스템은 수질과 공공복지를 제공하는데 중요한 역할을 한다. 이전 하수관 관리를 위해 사용하던 방식은 검사관이 하수관 CCTV를 수동으로 관찰하여 하수관의 결함을 관측하고 심각성을 파악하였다. 이 방식은 많은 인적 자원과 시간을 소모해 효율성이 떨어진다. 이런 문제를 해결하고자 본 논문은 딥러닝(Deep Learning) 기반 하수관로 결함 자동 인식 시스템을 제안한다. 본 연구는 4가지로 구성한다. 1) 하수관로 CCTV 영상 내 결함에 대한 이미지를 추출해 데이터 셋을 구성한다. 데이터 셋을 구축할 때 결함 유형에 따라 10개의 클래스로 분류한다. 2) 구축한 데이터 셋을 기반으로 딥러닝 모델 기반 VGG-19 모델을 적용하여 트레이닝(Training)과 테스트(Testing) 과정이 진행되며 하수관로 결함 자동 인식 시스템의 인식률을 측정한다. 3) 딥러닝 모델에서 도출된 결과에 대해 사용자가 이해하지 못하는 블랙 박스(Black Box) 문제가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위해 XAI(eXplainable Artificial Intelligence) 모델을 사용한다. 4) 하수관로 시스템을 구현하였으며 하수관로 결함에 대한 결과는 결함 부위와 해당하는 클래스를 PDF 형태의 보고서로 출력한다.

키워드: 하수관 결함, CNN, 딥러닝, CCTV, 컴퓨터 비전, 영상처리

1. 서론

하수관로와 같은 콘크리트 구조물에는 건설 시간, 비용, 유지보수 비용 등 많은 인력, 비용, 시간이 필요하다. 하수관을 적절하게 관리하지 않는다면 수질 문제, 오수, 빗물 등의 문제로 심각한 인명 피해를 초래할 수 있다. 이런 문제가 발생하지 않기 위해 하수관로의 관리는 중요하다.

이전의 하수관 관리는 검사관이 직접 하수관을 살펴 검사하거나 CCTV 영상을 수동으로 결함을 관측하고 하수관로의 상태의 심각성에 따라 유지보수하는 방식을 사용하였다. 이 방식은 검사관의 경험 부족이나 피로로 인해 실수가 발생할 수 있

다. 그러나 최근에는 로봇과 스캐너 장치[1]를 활용하여 하수관로 검사 및 유지보수에 사용되어 비용도 절감하고 검사의 효율성을 높이고 있다. 로봇에 의해 기록된 CCTV 영상은 비위생적 환경이나 사람이 접근할 수 없는 환경을 모니터링하기 효과적이다. 수집된 CCTV 영상은 방대한 양이기 때문에 딥러닝(Deep Learning)을 이용한 결함 자동 인식 시스템 구현이 중요하다.

본 논문은 이전 방법의 문제를 해결하고자 하수관로 CCTV 영상을 서울디지털재단으로부터 제공받았고 이를 활용해 딥러닝 모델인 VGG-19 모델을 적용하여 하수관로 자동 인식 시스템을 개발하였다.

* 문현준

2. 관련 연구

2.1 하수관 결함 분류

컴퓨터 비전(Computer Vision)의 기술 발전으로 하수관로 균열 분류 발전이 이뤄지고 있다. Myrans 등 CCTV 영상에서 12가지 유형의 결함을 인식할 수 있는 자동 방법을 제안했다[2]. 먼저 영상으로부터 각 프레임에 대한 Feature Descriptor가 계산된다. 그런 다음 프레임의 내용을 분석하기 위해 두 개의 머신러닝(Machine Learning) 알고리즘이 구현되었다. Hidden Markov 모델과 Filtering 방법은 프레임 시퀀스에서 정보를 추출하여 예측을 위해 적용되었다[3]. AlexNet 모델은 테스트 데이터 셋에서 6가지 주요 결함 유형을 인식할 수 있다. 하지만 이 모델의 성능은 클래스 간 이미지의 불균형 분포에 영향을 받는다[4].

2.2 Explainable Artificial Intelligence (XAI)

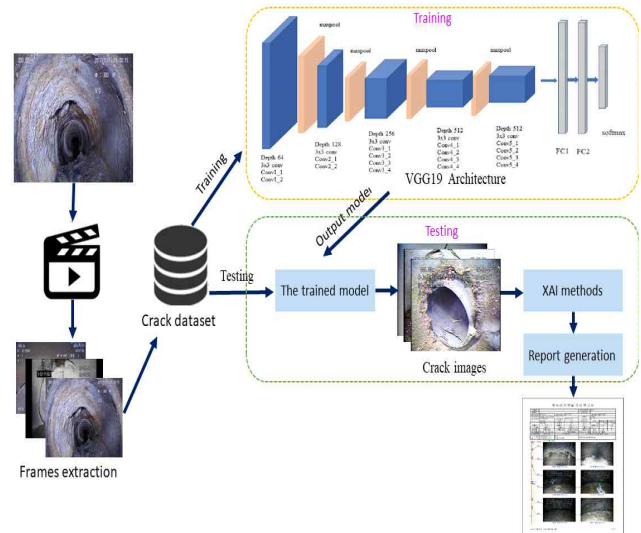
XAI는 AI 모델이 내린 결정을 해석하고 이를 사용자가 이해하기 쉽게 만드는 방법과 접근 방법을 말한다. 블랙 박스 문제를 해결하기 위해 XAI 모델을 적용하여 사용자의 이해를 돕는다. 구현하기 쉽고 일반적인 XAI 방법은 CAM (Class Activation Map), 레이어 활성화 시각화, Grad-CAM(Gradient-weighted Class Activation Mapping)이다. CAM은 마지막 컨볼루션 레이어(Convolutional Layer)를 통해 얻은 특징 맵에서 GAP (Global Average Pooling)를 수행하고 그 값을 Softmax에 넣어 확률 값을 얻은 결과이다[5].

3. 제안 방법

3.1 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 하수관로 자동 인식 시스템 구조는 [그림 1]과 같다. CCTV 영상에서 Frame들을 추출하고 추출된 이미지들을 활용해 데이터베이스를 구축한다. 하수관로 결함 유형에 따라 10개의 클래스로 분류하고 해당 클래스에 따라 데이터를 저장한다. 수집한 데이터를 이용해 트레이닝(Training) 과정을 수행하게 되고 사용 모델은 딥러닝 모델 중 VGG-19 모델을 사용한다. 트레이닝된 모델을 사용해 테스트(Testing) 과정을 수행하게 된다. 테스트 과정을 통해 하수관 결함 자동 인식 시스템에 대한 인식률을 측정한다. 딥러닝 모델들은 결과에 대한 과정을 파악하기 어렵기 때문에 이를

해결하기 위해 XAI 모델을 사용하여 도출한 결과에 대해 시각화해 사용자의 이해를 돕는다. 또한, 제안하는 시스템의 결과로 CCTV 내 하수관로 결함에 대한 이미지와 이미지의 클래스 명이 PDF 형식으로 저장한다.



(그림 1) 하수관로 자동 인식 시스템 구조

3.2 결함 자동 인식을 위한 VGG-19 모델

본 연구에서는 하수관 자동 인식을 위해 VGG-19 모델을 사용하여 트레이닝 과정을 수행한다. VGG-19 모델은 VGGNet에서 E 구조에 해당하며, 컨볼루션 네트워크(Convolutional Network)는 5개의 컨볼루션 레이어, 3개의 완전 연결 레이어(Fully Connected Layers), 소프트맥스(Softmax) 출력 레이어로 구성된다[6].

<표 1> 손상 유형 트레이닝 데이터 셋

클래스	수집한 이미지의 수
균열 길이	513
균열 원주	531
관 파손	564
연결관 돌출	538
이음부 결함	531
이음부 이탈(단차)	546
토사퇴적	477
표면 손상	534
총 이미지	4,234

하수관로 자동 인식 데이터 셋은 하수관로 결함에 따라 총 10개 클래스로 분류한다. 10개의 클래스는 손상 유형 8개의 클래스와 비 손상 유형 2개의 클래스로 나눌 수 있다. 손상 유형은 [표 1]과

같은 비 손상 유형에 해당하는 클래스는 총 2개로 하수관 내부(안) 하수관 외부(밖)으로 데이터 셋을 구성한다. 수집한 이미지의 수는 내부 총 515장, 외부 총 546장이다.

테스팅 과정은 트레이닝된 모델을 사용하고 데이터 셋은 손상 유형 8개 클래스로 각 50장 총 480장이고 비 손상 유형에 해당하는 클래스는 2개이며 각각 50장씩 총 100장이다.

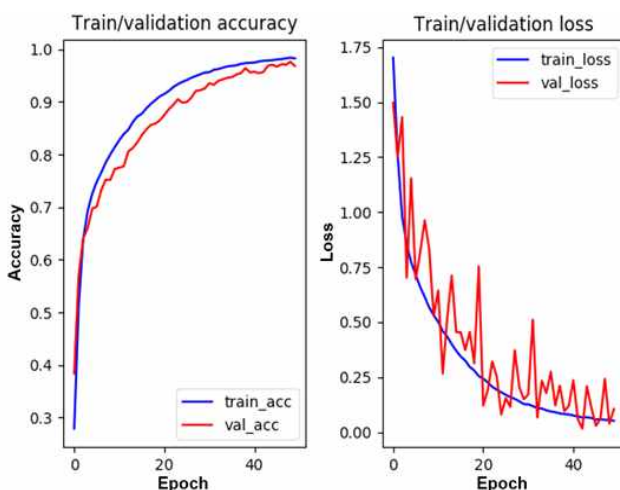
4. 실험 결과

4.1 실험 환경

본 연구의 실험을 위해 보유하고 있는 시스템 환경은 동일한 사양의 서버 2대가 사용되었고 CPU Intel i7 xEON 18Core, Ram 128 GByte, VGA NVIDIA PACAL TITAN Xp128GB X4, HDD 6TB, API Digite 5 Caffe를 사용하였다.

4.2 트레이닝/검증 인식률 및 손실 측정

딥 러닝 모델은 Python 기반의 오픈 소스(Open Source) API인 Keras를 기반으로 구축된다. Adam 최적화는 V-GG19 모델에서 주요 최적화 기능으로 사용된다. 처음 트레이닝 rate가 0.001로 설정되고 검증 오류에 따라 0.0001로 최소화 한다. 이 모델은 50 epoch와 batch 크기 64로 훈련되었다. [그림 2]와 같이 트레이닝 인식률 및 검증 인식률 90% 이상으로 증가하는 반면, 손실(Loss)은 epoch가 20 이후, 0.25 미만으로 감소한다. 인식률과 손실은 97.6%이고 0.1 손실일 때 점차 개선되는 것을 확인할 수 있다.



(그림 2) Training/Validation 인식률 및 손실 결과

4.2 하수관 결함 자동 인식 시스템 인식률 측정

아래 [그림 3]은 제안한 시스템의 인식률을 나타낸다. 테스트 데이터 셋 이미지는 50장을 사용하였고 총 10개 클래스에 대한 인식률을 살펴보면 균열 길이, 균열 원주, 관 파손, 연결관 돌출, 이음부 결함(이탈), 토사 퇴적, 표면 손상, 내부, 외부 각각 96%, 86%, 94%, 90%, 98%, 98%, 98%, 98%, 100%의 인식률을 확인할 수 있다. 평균 인식률은 95.2% 이다.

클래스	균열 길이	균열 원주	관 파손	연결관 돌출	이음부 결함	이음부 단차 (이탈)	토사 퇴적	표면 손상	외부	내부	인식률
균열 길이	0	48	0	0	0	1	0	0	0	1	96%
균열 원주	48	0	0	0	1	0	0	1	0	0	96%
관 파손	0	0	43	2	0	0	4	1	0	0	86%
연결관 돌출	0	0	0	47	0	2	0	0	0	1	94%
이음부 결함	0	0	0	0	45	3	2	0	0	0	90%
이음부 단차 (이탈)	0	0	0	1	0	49	0	0	0	0	98%
토사 퇴적	0	0	0	0	0	0	49	0	0	1	98%
표면 손상	0	0	0	0	0	0	1	49	0	0	98%
내부	0	0	0	1	0	0	0	0	49	0	98%
외부	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	100%
평균 인식률											95.2%

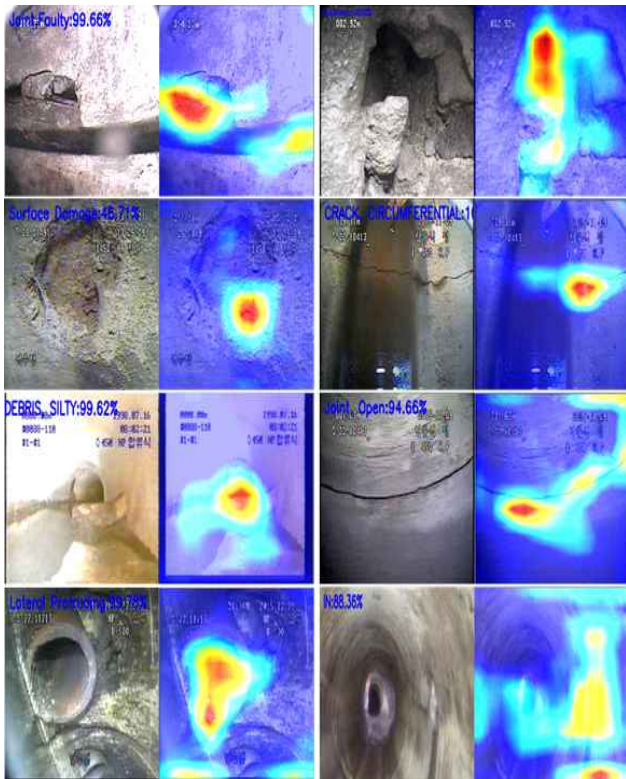
(그림 3) 하수관 결함 자동 인식 시스템 인식률

4.3. XAI 모델

XAI 방법인 Grad-CAM(Gradient-weighted Class Activation Mapping) 모델을 사용하여 딥러닝 모델 결과에 대한 블랙 박스 문제를 해결하고 하수관의 결함 및 균열을 판단한다. Grad-CAM의 장점은 1) 예측 실패한 결과를 왜 실패했는지 설명해 줄 수 있다. 2) 적대적 이미지에 대해서도 적용이 잘 된다. 3) 데이터 셋의 편향을 동일시하여 모델을 일반화 할 수 있다.

아래 [그림 4]와 같이 하수관로 결함 이미지를 Grad-CAM 모델을 적용한 결과이다. 하수관의 균열/결함을 포함하고 있는 곳은 하늘색, 노란색 등의 색으로 표현되며 파손이 심각한 부위는 붉은색으로

진하게 표현되는 것을 확인할 수 있다. 따라서 사용자는 하수관로 결함 및 손상 인식에 대한 결과를 이해하는데 도움을 줄 수 있다.



(그림 4) Grad-CAM 모델을 활용한 XAI 모델[5]

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 하수관로 CCTV 영상을 활용하여 하수관로의 결함 자동 인식 시스템을 구축하였다. 제안하는 시스템의 데이터 구축을 위해 손상 유형 8개의 클래스와 비 손상 유형 2개의 클래스, 총 10개의 클래스로 분류하였다. 트레이닝 위해 딥러닝 모델인 VGG-19 모델을 적용하여 트레이닝 과정을 수행하였다. 테스트를 위한 데이터 셋은 트레이닝 데이터 셋과 동일한 10개의 클래스로 구성하였다. 테스트 과정을 수행해 본 연구에서 제안한 시스템의 인식률을 측정한 결과 95.2%의 인식률을 얻을 수 있었다. 또한, 실험 결과에 대해 사용자가 이해할 수 있게 XAI 모델인 Grad-CAM 모델을 적용하여 하수관로 결함 인식 이미지를 시각화하였다. 시각화로 인해 사용자는 결과에 대한 신뢰성 및 이해를 도울 수 있다는 장점이 있다.

향후 연구에서는 새로운 CCTV 영상에 대해 대량의 데이터 셋을 구성하여 시스템 인식률의 효과

입증이 필요할 뿐만 아니라 클라우드 서비스를 이용하여 CCTV 영상, 데이터 셋 등 서로 공유할 수 있는 시스템을 구축하면 하수관로 관리 시스템을 더 향상시킬 수 있을 것이라 기대한다.

Acknowledgement

이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단(No. 2020R1A6A1A03038540) 및 국토교통부 국토교통과학 기술진흥원 기술축진 연구사업 (20CTAP-C158048-01)의 지원을 받아 수행된 연구임

참고문헌

- [1] Haurum, J.B. and T.B. Moeslund, A Survey on Image-Based Automation of CCTV and SSET Sewer Inspections. Automation in Construction, 2020. 111: p. 103061.
- [2] Myrans, J., R. Everson, and Z. Kapelan, Automated detection of faults in sewers using CCTV image sequences. Automation in Construction, 2018. 95: p. 64-71.
- [3] Ye, X., et al., Diagnosis of sewer pipe defects on image recognition of multi-features and support vector machine in a southern Chinese city. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 2019. 13(2): p. 17.
- [4] Cheng, J.C. and M. Wang, Automated detection of sewer pipe defects in closed-circuit television images using deep learning techniques. Automation in Construction, 2018. 95: p. 155-171.
- [5] Dang, L.M., et al., Face image manipulation detection based on a convolutional neural network. Expert Systems with Applications, 2019. 129: p. 156-168.
- [6] Zheng, Yufeng, Clifford Yang, and Alex Merkulov. "Breast cancer screening using convolutional neural network and follow-up digital mammography."Computational Imaging III. Vol. 10669. International Society for Optics and Photonics, 2018.