

시물레이션 기반 생성 데이터로 학습된 깊은 신경망을 활용한 지하공동 탐지

유영준*, 김대희*, 이명학*, 강웅**, 이재구*

*국민대학교 컴퓨터공학과, **한국지질자원연구원/광물자원연구본부

*jaekoo@kookmin.ac.kr

Underground Cavity Detection using Deep Neural Network(DNN) Trained on Simulated Data

Youngjun Yoo*, Daehee Kim*, Myunghak Lee*, Woong Kang**, Jaekoo Lee*

*Dept. of Computer Science, Kookmin University

**Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources/Mineral Resources Research Division

요약

도심지 도로에 발생하는 지하공동은 최근 수년간 사람들의 안전을 위협하는 사회적 현안으로 대두된 바 있다. 이에 따라 도심지 지하공동의 존재를 선제적으로 파악하는 일의 중요성이 증대되고 있다. 지하 공동을 탐지 및 파악하기 위해 GPR 시스템을 사용한다. 실제 환경에서 GPR 데이터를 수집하고 지하에 공동이 존재하는지 판단하기 위해서는 많은 인력과 시간이 필요하고 수집된 데이터의 개수가 부족한 한계가 있다. 따라서 파형 영상 분석에 사용되는 인력을 최소화하고 소요되는 시간을 절약하기 위해 실제 데이터를 대신할 가상 데이터를 생성하여 활용하고자 한다. 본 논문에서는 시물레이션을 통해 생성된 파형 영상들을 활용해 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16을 학습하여, 지하 토양에 공동이 존재하는지 판단하는 방법을 제안한다. 우리는 시물레이션을 통해서 공동이 존재하는 지하 토양의 파형 영상과 존재하지 않는 지하 토양의 파형 영상을 생성하여 학습 데이터로 사용하였다. 실험 결과, 공동의 특징을 학습한 VGGNet-16은 공동 모델이 있는 지하 토양과 공동이 없는 지하 토양을 분류하는데 92.3%의 정확도를 보였다. 더불어 학습된 모델이 공동의 특징을 적절히 학습했는지 확인하기 위해, 모델이 분류 시 입력 영상에서 어떤 부분을 보고 판단하는지 Score-CAM으로 시각화하였다. 이를 토대로 공동이 존재할 시 나타나는 특징을 깊은 신경망 모델이 적절히 학습하였다고 판단하였다. 향후 연구에서는 학습된 모델의 성능을 실제 공동 데이터를 통해서 검증해볼 필요성이 있다고 판단된다.

1. 서론

도심지 도로에 발생하는 지하공동은 최근 수년간 사람들의 안전을 위협하는 사회적 현안으로 대두된 바 있다. 이에 따른 사회적 피해를 줄이기 위해 도심지 지하 공동의 존재를 선제적으로 파악하는 일의 중요성이 증대되고 있다. 지하 공동을 탐지 및 파악하기 위해 GPR(Ground-Penetrating Radar) 시스템을 사용해 지하에 전자기파 펄스 신호를 방사한 후, 지하의 불연속면에서 산란되어 되돌아온 신호를 수신하여 영상화할 수 있다. GPR 영상에서 지하에 공동이 존재하는지 판단하려면 많은 인력과 시간이 필요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 이전 연구들^[1,2]에서는 깊은 신경망을 활용해서 공동을 포함한 지하의 물체들을 분류하는 시도가 있었다. 실제 환경에서 지하 물체들에 대한 파형 데이터를 수집하여 학습 데이터로 사용했는데 이는 자원과 시간에 제약이 있어 많은 학습 데이터를 확보하기 힘든 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 지표투과 레이더 시물레이션을 통해 실제 지하 환경과 유사한 환경을 구축하여 가상 데이터들을 생성하고 이를 사용해 깊은 신경망인 VGGNet-16^[3]의 학습을 진행하여 지하에 공동이 존재하는지 판단하는 방

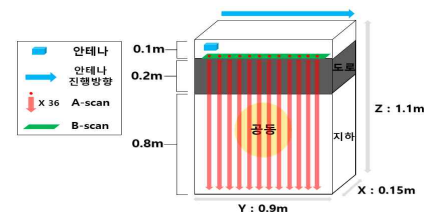


그림 1. GPRMAX 시물레이션 환경

법을 제안한다. [그림 2]와 같이 진행된 실험에서는 시물레이션을 통해 공동이 있는 토양과 공동이 없는 토양에 대한 GPR 영상들을 생성해서 VGGNet-16을 학습시켰다. 공동의 특징을 학습한 VGGNet-16 모델은 공동이 있는 지하 토양과 없는 지하 토양을 분류하는데 92.3%의 정확도를 보였다. 그리고 학습된 모델이 공동의 특징을 적절히 학습했는지 확인하기 위해, 모델이 분류 시 입력 영상에서 어떤 부분을 보고 판단하는지 Score-CAM^[4]을 통해 시각화하였다. 이를 토대로 공동이 존재할 시 나타나는 특징을 모델이 적절히 학습하였다고 판단하였다.

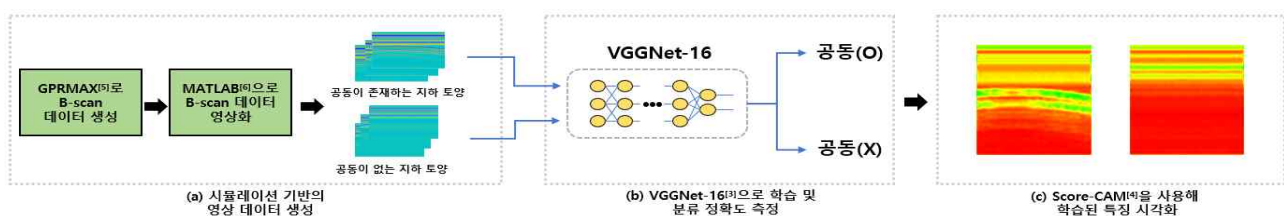


그림 2. 실험 개요

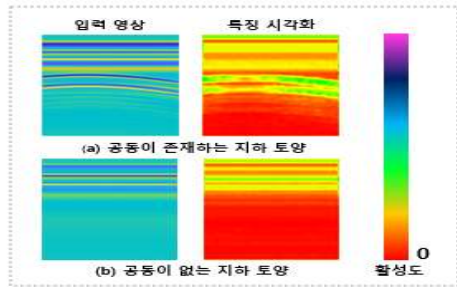


그림 3. 학습된 특징을 Score-CAM을 통해 시각화

II. 본론

GPR 데이터의 종류는 크게 A-scan, B-scan, C-scan 데이터가 있다. [그림 1]과 같이 A-scan은 빨간색으로 표시된 하나의 축점에서 지하에 지표면과 레이더 펄스를 방사시킨 후, 반사된 전자기파를 받은 데이터를 의미한다. B-scan은 안테나가 초록색 축선을 따라 움직이며 여러 개의 A-scan 데이터를 누적한 데이터이다. C-scan은 여러 개의 B-scan 데이터를 누적한 데이터를 의미한다. 이번 연구에서는 B-scan 데이터를 사용하였다. GPRMAX^[5]를 통해 시뮬레이션 영역의 크기와 매질의 성질을 직접 정의하여 지하 환경을 구축하고, 안테나에서 GPR 신호를 송수신하여 B-scan 데이터를 얻을 수 있었다. 이를 영상화하기 위해 데이터를 영상으로 만드는 기능을 제공하는 프로그램인 MATLAB^[6]을 사용하였다. 이때, 검출된 공동의 반사 파형이 영상에서 선명하게 보이도록 Exponential Gain을 통해 신호를 증폭하였다.

학습에 사용된 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16은 모든 컨볼루션 층에서 사용되는 필터의 크기를 3×3 으로 줄여 신경망의 깊이를 깊게 한 것이 특징이다. 따라 더 적은 파라미터로 더 복잡한 분류 문제를 해결할 수 있다.

실험의 개요는 [그림 2]와 같다. 가상 데이터의 생성 환경은 [그림 1]과 같이 크게 도로(아스팔트 영역), 그 밑에 지하 토양, 토양 내에 위치하는 공동, 안테나로 구성된다. 레이더 신호를 방사하는 안테나는 아스팔트 표면에서 2cm 위에 위치하여 Y축 방향으로 일정한 간격만큼 이동하면서 지하 토양에 대해 총 36번의 A-scan을 진행하였다. 시뮬레이션 환경에 관한 세부적인 수치는 [표 2]와 같다. 아스팔트와 토양을 구성하는 매질의 성질은 관련 논문^[17,18]을 참고했다. 다양한 환경을 구현하기 위해 각 시뮬레이션 환경마다 [표 2]에서 명시된 범위 내에서 무작위로 설정되었다. B-scan이 진행되는 동안 안테나의 시작과 끝 위치는 동일하다. 공동은 구의 형태로 위치와 지름이 무작위로 설정되었으며 내부는 완전히 공기로 구성된다. 이렇게 공동이 있는 지하 토양과 없는 지하 토양에 대한 파형 영상들을 각각 150장씩 생성해 총 300장의 영상 데이터를 생성하였다.

생성된 영상 데이터 집합을 학습 데이터 240장, 테스트 데이터 60장으로 나누어 VGGNet-16의 학습을 진행하였다. 성능 측정 방식으로는 사용자 매개변수인 K를 5로 설정해 K겹 교차 검증(K-fold Cross Validation)을 사용하였고 학습 모델의 정확도는 [표 1]과 같이 약 92.3%로 측정되었다. 학습된 모델이 입력 영상에서 어떤 부분을 보고 공동의 존재 여부를 판단하는지 Score-CAM을 사용해 시각화하였다. [그림 3] (a)에서는 학습된 모델이 왼쪽 입력 영상의 쌍곡선 모양의 파형 형태를 공동의 특징으로 인식해 [그림 3] (a)의 오른쪽 영상에서 연두색과 노란색으로 밝게 강조된 것을 볼 수 있다. [그림 3] (b)도 공동이 없는 지하 토양을 판단할 때 어떤 부분을 모델이 인지하는지 보여준다. 이를 토대로 모델이 쌍곡선 모양의 파형 형태를 보이는 지하공동의 특징을 적절히 학습하였음을 확인하였다.

III. 결론

실제 환경에서 GPR 데이터를 수집하고 지하에 공동이 존재하는지 판단하기 위해서는 많은 인력과 시간이 필요하고 수집된 데이터의 개수가 부족한 한계가 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 시뮬레이션으로 생성된 파형 영상들을 활용해 학습한 깊은 신경망 모델을 통해, 지하 토양 내 공동의 존재 여부를 판단하는 방법을 제안한다. 생성된 영상들을 활용해 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16을 학습시켰고 92.3%의 분류 정확도를 보임을 확인하였다. 더불어 학습된 모델이 공동의 특징을 적절

표 1. 분류 정확도

모델	분류 정확도
VGGNet-16 ^[3]	92.3%

표 2. 시뮬레이션 환경 세부 수치

시뮬레이션 영역 크기		
X, Y, Z (m)		0.15 x 0.9 x 1.1
	아스팔트	토양
두께(m)	0.2	0.8
Relative Permittivity	3 ~ 5	4 ~ 12
Conductivity (Siemens/metre)	1e-13 ~ 1e-11	1e-7 ~ 0.05
Relative Permeability	1	1
Magnetic loss (Ohms/metre)	0	0
안테나		
파형 종류	Ricker	
Center Frequency(GHz)	0.3 ~ 0.8	
B-scan Y축 영역(m)	0.1 ~ 0.8	
공동		
위치(m)	X	0.025 ~ 0.125
	Y	0.15 ~ 0.75
	Z	0.4 ~ 1
지름(m)	0.2 ~ 0.5	

히 학습했는지 확인하고자, 모델이 분류 시 입력 영상의 어떤 부분을 보고 판단하는지를 Score-CAM을 사용해 시각화하였다. 이를 토대로 공동이 존재할 시 나타나는 특징을 모델이 적절히 학습하였다고 판단하였다. 향후 연구에서는 실제 공동 데이터를 통해서 학습된 모델의 성능을 검증해 볼 필요성이 있다고 판단된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 2020년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. NRF2018R1C1B5086441)과 과학기술정보통신부 및 정보통신기획 평가원의 SW 중심대학지원사업(2016-0-00021)과 한국지질자원연구원 주요사업과제(20-3211)의 지원을 받아 수행된 연구임

참고 문헌

- [1] Kim Namgyu, Kim Sehoon, An Yun-Kyu, Lee Jong Jae, "Triplanar Imaging of 3-D GPR Data for Deep-Learning-Based Underground Object Detection", in *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 12, no. 11, pp. 1-11, Nov 2019.
- [2] 노승환, 남 부 호아이, 최복길, 뉴엔 만 등, "딥 러닝과 데이터 결합에 의한 싱크홀 트래킹". *한국정보기술학회 논문지*, vol. 17, no.6, p.17-25, June 2019.
- [3] Simonyan, K., & Zisserman, A, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition", arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [4] Wang, H., Du, M., Yang, F., & Zhang, Z., "Score-CAM: Improved Visual Explanations Mapping", arXiv preprint arXiv:1910.01279, 2019.
- [5] Warren, C., Giannopoulos, A., & Giannakis, I. "GprMax: Open source software to simulate electromagnetic wave propagation for Ground Penetrating Radar", *Computer Physics Communications*, pp. 163-170, Netherlands, December 2016.
- [6] MATLAB. (2018). 9.7.0.1190202 (R2019b). Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc.
- [7] Shao-peng, W., Lian-tong, M., Zhong-he, S., Dong-xing, X., Yong-jie, X., & Wen-feng, Y., "An improvement in electrical properties of asphalt concrete", *Journal of Wuhan University of Technology-Mater. Sci. Ed.*, vol. 17, no. 4, pp. 69-72, 2002.
- [8] ASTM Designation, "Standard guide for using the surface ground penetrating radar method for subsurface investigation".