

# 지하공동 탐지를 위한 시물레이션 생성 데이터 기반 깊은 신경망 학습

유 영 준\*, 김 대 희\*, 이 명 학\*, 이 재 구°

## Simulated Data Based Deep Neural Network Training for Underground Cavity Detection

Youngjun Yoo\*, Daehee Kim\*, Myunghak Lee\*, Jaekoo Lee°

### 요 약

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. 지하공동을 탐지하기 위해 일반적으로 지표투과 레이더 시스템을 사용하는데, 이는 지하에 전자기파 펄스 신호를 방사시킨 후, 지하의 불연속면에서 산란되어 돌아온 신호를 수신하여 영상화하는 기법이다. 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 공동 모델이 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 시물레이션으로 생성된 데이터와 실제 공동 데이터 간의 유사도를 검증하고 실제 공동 데이터를 통해서 학습된 모델의 성능을 검증해볼 필요성이 있다고 판단된다.

**키워드** : 지하공동, 지표투과 레이더, 시물레이션, VGGNet-16, 특징 시각화, 딥러닝, 설명가능한 인공지능

**Key Words** : Underground cavity, Ground-penetrating radar, Simulation, VGGNet-16, Feature Visualization, Deep Learning, Explainable AI

### ABSTRACT

Recently, underground cavities on urban roads have prompted safety concerns. To provide countermeasures, early detection and identification of cavities are essential. Ground-penetrating radar(GPR) is often used to detect cavity by transmitting electromagnetic pulses and receiving the backscattered radiation from subsurface

\* 본 연구는 2021년도 과학기술정보통신부의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행되었습니다.(No.2020-0-01826, AI 기반 선도적 실전문제해결 연구인재 양성)

• First Author : College of Computer Science, Kookmin University, junyoo96@kookmin.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : College of Computer Science, Kookmin University, jaekoo@kookmin.ac.kr, 정회원

\* College of Computer Science, Kookmin University, frshield2@kookmin.ac.kr; mh9716@kookmin.ac.kr

논문번호 : 202012-329-C-RE, Received December 28, 2020; Revised February 24, 2021; Accepted February 26, 2021

discontinuities. Collecting data in real-world environment and determining whether cavity exists requires much manpower and time, and there is limitation due to the lack of numbers of cavity data. In this study, to minimize the manpower and save time, we simulate cavity data in place of real-world data. We propose a method of determining the existence of underground cavities by training deep neural network(DNN) model, VGGNet-16, with GPR images produced by simulation. Through simulation, GPR images with and without a cavity were created and used for training. Experimental result showed 92.3% test accuracy in classifying soils with and without cavity models. To ensure the trained model learned cavity features effectively, we use Score-CAM to visualize the model's representation learning mechanism. Through visualization, we validated that the model learned features that indicate the existence of cavity. In future work, we will verify the similarity between simulated and real-world data and performance of the trained model using real-world data.

### 1. 서 론

도심지 도로에 발생하는 지하공동은 최근 수년간 사람들의 안전을 위협하는 사회적 현안으로 대두된 바 있다. 주로 상하수관이 손상되면서 손상된 공간에 토사가 유입되며 지하공동이 발생하는데, 이에 따른 사회적 피해를 줄이기 위해 도심지 지하공동의 존재를 선제적으로 파악하는 일의 중요성이 증대되고 있다.

지하공동을 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<sup>[1,2]</sup>에서는 깊은 신경망을 활용해서 공동을 포함한 지하의 물체들을 분류하는 시도가 있었다. 실제 환경에서 지하 물체들에 대한 광형 데이터를 수집하여 학습 데이터로 사용했는데 이는 자원과 시간에 제약이 있어 많은 학습 데이터를 확보하기 힘든 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 지표투과 레이더 시뮬레이션을 통해 실제 지하 환경과 유사한 환경을 구축해 가상 데이터들을 생성하고 이를 사용해 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16<sup>[3]</sup>의 학습을 진행해 지하

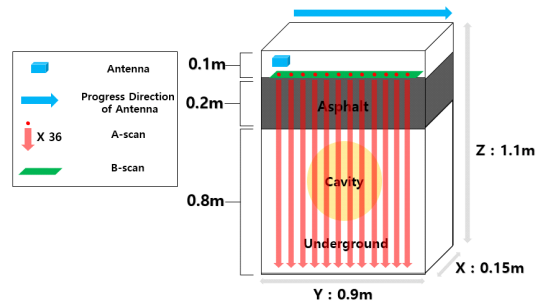


그림 1. GPRMAX 시뮬레이션 환경  
Fig. 1. Simulation environment of GPRMAX

에 공동이 존재하는지 판단하는 방법을 제안한다.

Fig. 2와 같이 진행된 실험에서는 시뮬레이션을 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<sup>[4]</sup>을 통해 시각화하였다. 이를 토대로 공동이 존재할 시 나타나는 특징을 모델이 적절히 학습하였다고 판단하였다.

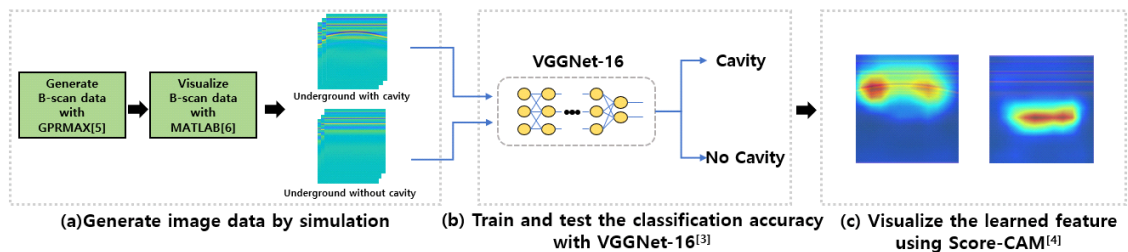


그림 2. 실험 개요  
Fig. 2. An overview of experiment

## II. 본 론

### 2.1 시물레이션을 통한 가상 데이터 생성

GPR 데이터의 종류는 크게 A-scan, B-scan, C-scan 데이터가 있다. Fig. 1과 같이 A-scan은 빨간색으로 표시된 하나의 측정점에서 지하에 지표투과 레이다 펄스를 방사시킨 후, 반사된 전자기파를 받은 데이터를 의미한다. B-scan은 안테나가 하나의 초록색 측선을 따라 일정한 간격으로 움직이며 여러 개의 A-scan 데이터를 누적한 데이터이다. C-scan은 여러 개의 B-scan 데이터를 누적한 데이터를 의미한다. 이번 연구에서는 B-scan 데이터를 사용하였다. FDTD (Finite Difference Time Domain method) 기반의 오픈소스 소프트웨어인 GPRMAX<sup>[5]</sup>를 통해 시물레이션 영역의 크기와 매질의 성질을 직접 정의하여 지하 환경을 구축하고, 안테나에서 GPR 신호를 송수신하여 B-scan 데이터를 얻을 수 있었다. B-scan 데이터를 영상화하기 위해 데이터를 영상으로 만드는 기능을 제공하는 프로그램인 MATLAB<sup>[6]</sup>을 사용하였다. 이때, 검출된 공동의 반사 파형이 영상에서 선명하게 보이도록 Exponential Gain을 통해 신호를 증폭하였다.

### 2.2 VGGNet-16

Fig. 3은 학습에 사용된 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16의 구조이다. 모든 컨볼루션 층에서 사용되는 필터의 크기를 3×3으로 줄여 신경망의 깊이를 깊게 하였다. 필터의 크기가 줄어들어도 신경망의 깊이가 깊어지면 마치 필터의 크기를 크게 한 것과 비슷한 크기의 수용장(Receptive Field)을 가질 수 있고 파라미터의 수는 줄어든다. 이에 따라 더 적은 파라미터로 더 복잡한 분류 문제를 해결할 수 있다. VGGNet-16은 가중치 층이 16개인 구조이다.



그림 3. VGGNet-16 구조  
Fig. 3. VGGNet-16 architecture

## III. 실험

실험의 개요는 Fig. 2와 같다. 먼저 Fig. 2의 (a) 단계에서는 GPRMAX를 사용하여 얻은 B-scan 데이터를 MATLAB을 통해 전처리하여 공동이 있는 지하

토양과 공동이 없는 지하 토양에 대한 영상 데이터를 생성한다. Fig. 2의 (b)단계에서는 깊은 신경망 모델인 VGGNet-16을 사용하여 생성된 영상 데이터들에 대해 학습을 진행하고 분류 정확도를 측정하였다. Fig. 2의 (c)단계에서는 학습된 모델이 입력 영상의 어떤 부분을 보고 지하 토양 내 공동의 존재 여부를 판단하는지 Score-CAM을 사용해 특징을 시각화하였다.

가상 데이터의 생성 환경은 Fig. 1과 같이 크게 도로(아스팔트 영역), 그 밑에 지하 토양, 토양 내에 위치하는 공동, 안테나로 구성된다. 레이다 신호를 방사하는 안테나는 아스팔트 표면에서 2cm 위에 위치하여 Y축 방향으로 일정한 간격만큼 이동하면서 지하 토양에 대해 총 36번의 A-scan을 진행하였다. 시물레이션 환경에 관한 세부적인 수치는 Table 2와 같다. 아스팔트와 토양을 구성하는 매질의 성질은 관련 논문들<sup>[7,8]</sup>을 참고했다. 다양한 환경을 구현하기 위해 각 시물레이션 환경마다 Table 2에서 명시된 범위 내에서 무작위로 설정되었다.

안테나에서 방사되는 파형의 종류는 Ricker를 사용하였고 파형의 중심주파수(Center Frequency)는 주어진 범위에서 무작위로 설정되었다. B-scan이 진행되는 동안 안테나의 시작과 끝 위치 그리고 A-scan마다 안테나가 이동하는 거리는 동일하게 설정되었다. 공동은 구의 형태로 위치와 지름이 무작위로 설정되었으며 내부는 완전히 공기로 구성되었다. B-scan 데이터를 영상화하는 과정에서 검출된 공동의 반사 파형이 영상에서 선명하게 보이도록 Exponential Gain을 통해 신호를 증폭하였다. 이런 식으로 공동이 있는 지하 토양과 공동이 없는 지하 토양에 대한 파형 영상들을 각각 150장씩 생성해 총 300장의 영상 데이터를 생성하였다.

생성된 영상 데이터 집합의 학습을 위한 모델로 VGGNet-16을 선택하였는데 VGGNet-16은 대부분의 다른 모델들에 비해 구조가 비교적 간단하면서도 정확도는 우수하고 또한 VGGNet-16 정도의 깊이로도 충분히 공동의 특징을 학습할 수 있다고 판단하여 사용하였다.

생성된 영상 데이터 집합을 학습 데이터 240장, 테스트 데이터 60장으로 나누어 VGGNet-16의 학습을

표 1. 분류 정확도  
Table 1. Classification accuracy

Model	Classification accuracy
VGGNet-16 <sup>[3]</sup>	92.3%

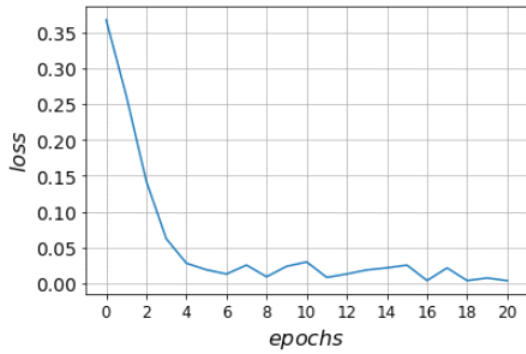


그림 4. VGGNet-16 학습 과정의 손실 그래프  
Fig. 4. Training loss of VGGNet-16

표 2. 시뮬레이션 환경 세부 수치  
Table 2. Detailed figures of simulation environment

Simulation area size		
X, Y, Z (m)	0.15 × 0.9 × 1.1	
	Asphalt	Subsoil
Thickness(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
Antenna		
Waveform	Ricker	
Center Frequency(GHz)	0.3 ~ 0.8	
B-scan y-axis area(m)	0.1 ~ 0.8	
Cavity		
Location (m)	X	0.025 ~ 0.125
	Y	0.15 ~ 0.75
	Z	0.4 ~ 1
Diameter(m)	0.2 ~ 0.5	

진행하였다. Fig. 4는 모델의 학습 과정 중 손실 그래프이다. 성능 측정 방식으로는 사용자 매개변수인 K를 5로 설정해 K겹 교차 검증(K-fold Cross Validation)을 사용하였다. 측정된 학습 모델의 정확도는 Table 1과 같이 약 92.3%로 측정되었다. 학습된 모델이 입력 영상에서 어떤 부분을 보고 공동의 존재 여부를 판단하는지 Score-CAM을 사용해 시각화하였다. Fig. 5 (a)에서는 학습된 모델이 왼쪽 입력 영상의 쌍곡선 모양의 파형 형태를 공동의 특징으로 인식해 Fig. 5 (a)의 오른쪽 영상에서 해당 영역이 빨간색으로 밝게 활성화된 것을 볼 수 있다. Fig. 5 (b)도 공동이

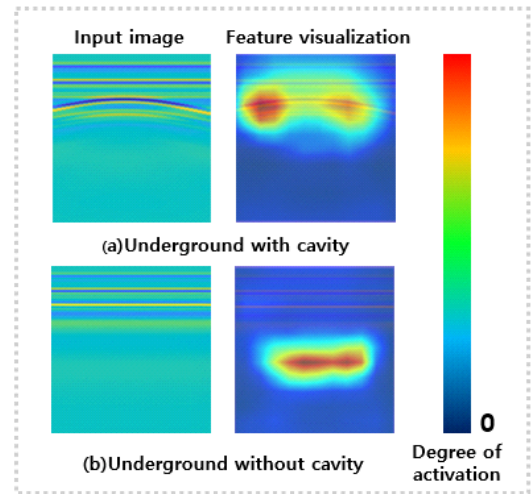


그림 5. 학습된 특징을 Score-CAM을 통해 시각화  
Fig. 5. Visualize the learned feature by Score-CAM

없는 지하 토양을 판단할 때 어떤 부분을 모델이 인지하는지 보여준다. 이를 토대로 모델이 쌍곡선 모양의 파형 형태를 보이는 지하공동의 특징을 적절히 학습하였음을 확인하였다.

#### IV. 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 적절히 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 시뮬레이션으로 생성된 데이터와 실제 공동 데이터간의 유사도를 검증하고 실제 공동 데이터를 통해서 학습된 모델의 성능을 검증해볼 필요성이 있다고 판단된다.

References

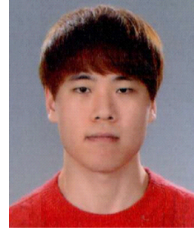
- [1] N. Kim, S. Kim, Y.-K. An, and J. J. Lee, "Triplanar imaging of 3-D GPR data for deep-learning-based underground object detection," in *IEEE J. Sel. Topics in Appl. Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 12, no. 11, pp.1-11, Nov. 2019.
- [2] S. Ro, N. V. Hoai, B. Choi, and N. M. Dung, "Sinkhole tracking by deep learning and data association," *J. KIIT*, vol. 17, no. 6, pp. 17-25, Jun. 2019.
- [3] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [4] H. Wang, M. Du, F. Yang, and Z. Zhang, "Score-CAM: Improved visual explanations mapping," arXiv preprint arXiv:1910.01279, 2019.
- [5] C. Warren, A. Giannopoulos, and I. Giannakis, "GprMax: Open source software to simulate electromagnetic wave propagation for Ground Penetrating Radar," *Computer Physics Commun.*, pp. 163-170, Netherlands, Dec. 2016.
- [6] MATLAB, 9.7.0.1190202 (R2019b), Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc. 2018.
- [7] W. Shao-peng, M. Lian-tong, S. Zhong-he, X. Dong-xing, X. Yong-jie, and Y. Wen-feng, "An improvement in electrical properties of asphalt concrete," *J. Wuhan Univ. of Technol.-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."

유 영 준 (Youngjun Yoo)



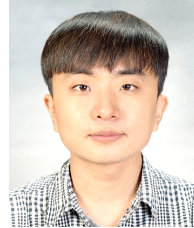
2020년 2월 : 국민대학교 소프트웨어학부 졸업  
 2020년 3월~현재 : 국민대학교 컴퓨터공학과 석사  
 <관심분야> 인공지능, 초해상도, 도메인 일반화  
 [ORCID:0000-0001-9836-8732]

김 대 희 (Daehee Kim)



2020년 2월 : 국민대학교 소프트웨어학부 졸업  
 2020년 3월~현재 : 국민대학교 컴퓨터공학과 석사  
 <관심분야> 인공지능, 초해상도, 도메인 일반화  
 [ORCID:0000-0001-9676-9604]

이 명 학 (Myunghak Lee)



2021년 2월 : 국민대학교 소프트웨어학부 졸업  
 2021년 3월~현재 : 국민대학교 컴퓨터공학과 석사  
 <관심분야> 인공지능, 딥러닝, 자율주행  
 [ORCID:0000-0003-4279-7639]

이 재 구 (Jaekoo Lee)



2018년 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사  
 2011년~2013년 : LG전자 CTO 부문 (주임연구원)  
 2018년 : SK 텔레콤 ICT기술원 매니저  
 2018년~현재 : 국민대학교 소프트웨어학부 조교수

<관심분야> 인공지능, 기계학습, Data Science  
 [ORCID:0000-0002-5947-5487]