

# 적외선 영상을 이용한 싱크홀 탐지 알고리즘

노승환\*, 최복길\*, 남 부 호아이\*\*, 뉴엔 만 등\*\*,

\*공주대학교, \*\*Posts and Telecommunications Institute of Technology, Hanoi  
{rosh,bgchoi}@kongju.ac.kr,namvh@ptit.edu.vn,manhdungbk45@gmail.com

## A Study on the Sinkhole Detection Using Infrared Image

\*Soong Hwan Ro, \*Bokgil Choi, \*\*Nam Vu Hoai, \*\*Nguyen Manh Dung

\*Kongju Univ., \*\*Posts and Telecommunications Institute of Technology, Hanoi

### 요약

본 논문은 적외선 영상을 이용하여 지하에서 발생하는 싱크홀(Sinkhole)을 탐지하기 위한 알고리즘에 관한 연구이다. 본 논문에서는 딥 러닝과 데이터 결합에 의해 싱크 홀을 실시간으로 검출하기 위한 알고리즘을 제안하며, 알고리즘은 크게 바이너리 분할(binary segmentation), 싱크 홀 분류(sinkhole classification) 및 싱크 홀 추적(sinkhole tracking)의 세 가지 주요 부분으로 구성된다. 실험 결과는 [1]의 데이터 세트를 사용하여 초당 13.2FPS의 속도로 싱크 홀을 실시간으로 추적 할 수 있음을 보여준다. 제안된 알고리즘의 실험 결과 싱크 홀 추적의 평균 IoU(Intersection over Union) 점수가 88 %이며, 탐지의 정확도가 97.6 % 로써 본 연구의 결과는 싱크홀을 탐지하는데 실질적으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

### I. 서론

싱크 홀은 지표면의 일부가 붕괴된 형태로 지반이 함몰되거나 구멍이 만들어진 것이며, 이러한 원인 중 도시 지역의 건설 활동이 많아짐에 따라 사람에 의해 유발된 싱크 홀이 급속히 증가하고 있다. 싱크 홀을 확인하는 방법으로는 콘 침투 탐상 검사(CPT, Cone Penetrometer Test), GPR(Ground Penetrating Radar) 방법 등이 있다, GPR은 현재 가장 일반적으로 사용되고 있으며, 지상에서 지하로 레이더 신호를 보내고 수신 신호를 분석한다. 그러나 이 방법의 단점은 지하층에 존재하는 매우 다른 조건에 의해 신호가 분산 될 수 있다는 것이다.

최근에 많은 양의 학습 데이터를 사용할 수 있고, 고성능 GPU이 개발됨에 따라 싱크홀과 같은 유사한 집단의 객체를 탐지하기 위한 기술을 향상시킬 수 있는 다양한 딥러닝 기반 방법이 제안되었다. 싱크 홀을 탐지하기 위해 설명한 앞의 방법과는 달리 열 영상(Thermal Imagery)은 싱크 홀 영역의 표면 온도가 주변 영역의 표면 온도와 크게 다르다는 사실을 사용한다.

본 논문에서는 [7]에서 제공되는 데이터 세트를 사용하여 싱크 홀의 조기 발견 및 경고를 하는 자동 싱크 홀 추적 시스템을 소개한다. 본 논문에서 제안된 시스템은 크게 세 부분으로 구성된다. 우선, 이진 영상에서 후보 싱크 홀 영역을 추출한 후, 싱크 홀 후보를 실제 싱크 홀로 분류하기 위해 CNN 전달 학습(Transfer Learning)을 적용한다. 마지막으로 싱크 홀을 추적(Sinkhole Tracking)하기 위해서 데이터 연결(Data Association) 방법이 구현된다.

### II. 본론

#### 2.1 후보 싱크 홀 분할

영화상 카메라 영상의 회색 음영 이미지는 첫 번째 단계의 입력이다. 분할(Segmentation) 알고리즘은 열 영상에서 차가운 영역을 찾아 후보 싱크 홀을 감지한다. 이를 위하여, 주변 환경이 싱크 홀보다 어두운 회색을 가질 수 있기 때문에 이중 임계(Dual-thresholding) 방법을 적용한다. 이중 임계 프로세스는 다음과 같다.  $I$ 는 입력 이미지이고,  $(x, y)$ 는 특정 픽셀의 위치이며,  $T_l$ 과  $T_h$ 는 임계값을 나타낸다.

$$I(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } I(x, y) \leq T_l \text{ or } I(x, y) \geq T_h \\ 255, & \text{if } T_l \leq I(x, y) \leq T_h \end{cases} \quad (1)$$

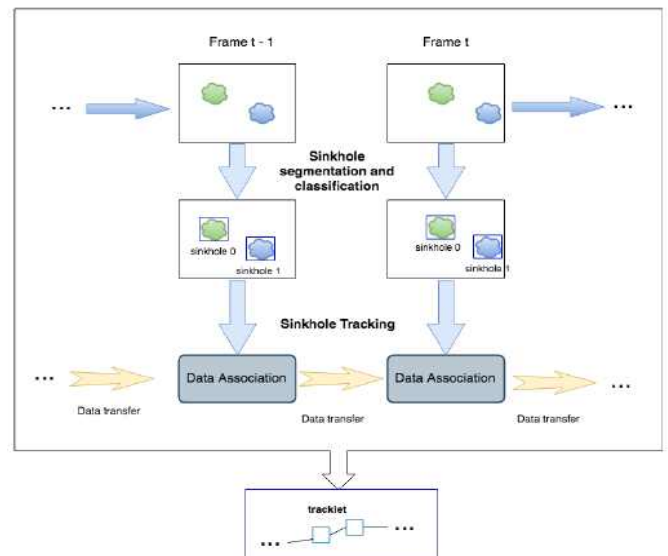


그림 1. 제안된 방법의 흐름도

Fig. 1. Flowchart of proposed method

$T_l$ 는 Otsu 알고리즘을 적용하여 정하였다[11].

#### 2.2 CNN 전달 학습에 의한 싱크 홀 분류

본 논문에서는 실제 싱크 홀과 다른 물체를 구분하기 위해 CNN 분류기를 구현하였다. CNN 전달 학습을 이용한 영상 분류는 학습(Training)과 예측(Prediction)의 두 단계로 구성된다. CNN 모델을 학습하기 위해서는 엄청난 수의 매개 변수 때문에 큰 데이터 집합과 많은 양의 계산량, 그리고 성능이 뛰어난 컴퓨터가 필요하다. 따라서 데이터 세트가 부족하면 CNN을 학습시키는데 많은 어려움이 있다. 대신 사전에 학습된 모델을 원래 데이터 집합에 속하지 않는 범주에서 작업하도록 전송될 수 있다. 본 논문에서는 CNN 싱크 홀 분류 모델을 학습하기 위해 전달 학습 방법을 사용하였다. ResNet 모델은 수백만 개의 이미지와 1000개의 객체 유형이 포함된 Image Net Dataset[14]에서 학습되었으며, 본 논문에서는 ResNet-50을 사용하였다. 싱크 홀 영역을 분류하기 위해 최종 레이어를 싱크 홀과 싱크 홀이 아닌 두 가지 객체 유형 만 있는 새 레이어로 대체했

다. 이 레이어는 데이터 집합에서 역 전파 미세 조정 접근 방식(Back-propagation Fine-tune Approach)을 사용하여 처음부터 학습되어진다. 본 논문에서 교육을 위한 데이터 세트 7,000개의 싱크 홀 이미지와 7,000개의 싱크 홀이 아닌 이미지가 있으며, 평가 데이터 세트는 각 클래스에 대해서 1,000개의 이미지가 있다. 최적화 프로세스는 최대 50,000 반복 실행되었으며, 학습된 CNN 분류기의 결과 정확도는 99% 이상이었다. 그림 2는 학습에 사용된 싱크홀과 싱크홀이 아닌 열화상 영상이며, 윗줄의 영상은 싱크홀 영상을 보여주며, 아랫줄은 싱크 홀이 아닌 영상을 보여준다.

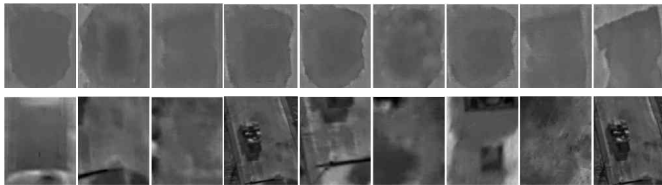


그림 2. 싱크홀과 싱크홀이 아닌 데이터 이미지

Fig. 2. Images from sinkhole and non-sinkhole data image

### 2.3 HA 알고리즘에 의한 싱크 홀 추적

싱크 홀을 CNN 분류기에서 감지하고 인식한 후, 추적의 문제는 싱크 홀을 연속 프레임의 개체 궤도인 각 트랙릿(Tracklets)에 할당하는 것이다. 이 문제를 해결하기 위해 데이터 결합을 위해 헝가리언 알고리즘(HA, Hungarian Algorithm)을 구현했다. 데이터 결합을 위한 방법에는 NNDA(Nearest Neighbor Data Association), PDA(Probabilistic Data Association), JPDA(Joint Probabilistic Data Association) 및 FDA (Fuzzy Data Association) 등 많은 알고리즘이 있으며[15], 본 논문에서는 이미지에 많은 싱크홀이 있는 것이 아니기 때문에 헝가리언 알고리즘을 사용하였다.

## III. 결과

### 3.1 정확도 평가

제안된 싱크 홀 추적 시스템을 평가하기 위해 드론에서 캡처한 수집된 비디오가 사용되었다. 먼저 입력 비디오를 학습용 데이터 세트와 테스트용 데이터 세트로 세분화한 후에 성능을 평가하기 위해 평균 탐지 정확도(AP, Average detection Precision)와 평균 재현(AR, Average Recall)을 추정하였다.

$$AP = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$AR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

TP : True Positive, FP : False Positive, FN : False Negative

표 1에 제안된 방법의 AR과 AP를 보여준다. 중첩 임계 값이 증가하면 제안된 방법의 AP와 AR 점수가 감소한다는 것을 알 수 있다. 일반적으로 문헌에서 추적 방법의 성능을 평가하기 위해서 중첩 임계 값을 0.5로 사용한다.

표 1. 정확도 평가

Table 1. Accuracy evaluation

중첩 임계값	평균 재현(AR)	평균 탐지 정확도(AP)
0.3	93.2%	94.1%
0.4	92.0%	92.4%
0.5	88.7%	89.0%
0.6	86.6%	87.4%

### 3.2 임베디드 시스템에서의 성능비교

본 연구의 목적은 실시간으로 싱크홀을 탐지하는 것이며, 표 2에서 임베디드 시스템(Jetson TX)에서 제안된 알고리즘과 다른 알고리즘을 비교하였다. 표 2에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안된 알고리즘은 초당 13.2 프레임의 처리함으로써 가장 높은 성능을 보였다.

표 2. 다른 알고리즘과의 성능비교(Jetson TX 임베디드 시스템)

Table 2. Performance Comparison with Other Algorithms(Jetson TX)

알고리즘	처리 속도(FPS)
CNN + Random Forest	5.3
Faster RCNN by VGG16	1.3
GMM + AlexNet	4.7
SVM + HOG + Sliding Window	11.4
Our proposed method	13.2

## IV. 결론

본 논문에서는 실시간 싱크 홀 추적을 효율적으로 수행하기 위해 CNN 객체 분류기와 HA 데이터 연관을 결합한 접근 방식을 제안했다. 실험 결과 제안된 방법은 중첩 임계 값 0.5에서 각각 AP와 AR에 대해 89%와 88.7%를 달성하였다. 본 연구의 목적은 실시간으로 싱크 홀을 탐지하는 것이며 임베디드 시스템에서 다른 알고리즘과 성능을 비교했을 때 초당 13.2 프레임을 처리하는 성능을 보여줬다.

그러나 본 논문에서 제안된 방법은 입력 비디오가 안정적이지 않을 때 분할 단계에서 잠재 싱크 홀 후보를 감지하지 못하는 경우가 있으며, 또한, 학습 세트에서 입력 잠재 후보가 누락된 경우 분류기 성능이 좋지 않은 경우도 있다. 그러나 이러한 단점에도 불구하고 제안된 방법은 적외선 카메라를 이용한 싱크 홀 검사와 같은 실용적인 분야에 유용하게 사용될 수 있음을 보여준다. 추후 연구 과제로는 현재 싱크 홀에 대한 데이터 세트가 부족하기 때문에 많은 데이터 세트를 확보를 하는 방법에 대한 연구를 진행할 예정이다

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2018년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (2018R1D1A1B07049146)

## 참 고 문 헌

- [1] E. Intrieri, G. Gigli, M. Nocentini, L. Lombardi, F. Mugnai, F. Fidolini, and N. Casagli, "Sinkhole monitoring and early warning: an experimental and successful GB-InSAR application", *Geomorphology*, Vol. 241, pp. 304-314, Jul. 2015.
- [2] Lee, Eun Ju, Sang Young Shin, Byoung Chul Ko, and Chunho Chang, "Early sinkhole detection using a drone-based thermal camera and image processing", *Infrared Physics and Technology*, Vol. 78, pp. 223-232, Sep. 2016.
- [3] Nobuyuki Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms", *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [4] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, and Li Fei-Fei, "Imagenet : A large-scale hierarchical image database", *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248-255, Jun. 2009.
- [5] Wanli Xu, Shuo Bao, and Zhun Liu, "Data Association Algorithm Overview and Performance Evaluation", *Proceedings of the International Industrial Information and Computer Engineering Conference*, pp. 262-265, Mar. 2015.