



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년12월01일
(11) 등록번호 10-2185225
(24) 등록일자 2020년11월25일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/11 (2017.01) G06T 5/00 (2019.01)
G06T 7/136 (2017.01) G06T 7/246 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 5/002 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0046490
(22) 출원일자 2019년04월22일
심사청구일자 2019년04월22일
(65) 공개번호 10-2020-0123537
(43) 공개일자 2020년10월30일
(56) 선행기술조사문헌

- (73) 특허권자
공주대학교 산학협력단
충청남도 공주시 공주대학로 56 (신관동)
(72) 발명자
노승환
대전광역시 서구 만년로 25, 104동 601호(만년동, 강변아파트)
(74) 대리인
김정수

Daria Baikova, "Real Time Multiple Camera Person Detection and Tracking", University Institute of Lisbon, (2018.10.31.) 1부.*
Eun Ju Lee와 3인, "Early sinkhole detection using a drone-based thermal camera and image processing", Infrared Physics & Technology, (2016.08.24.) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

전체 청구항 수 : 총 8 항

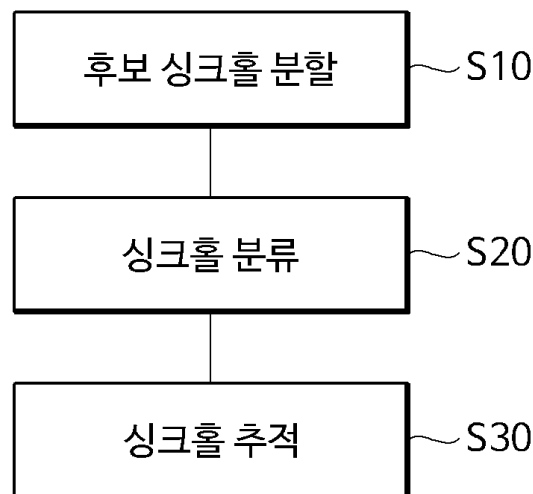
심사관 : 박금옥

(54) 발명의 명칭 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템

(57) 요약

본 발명은 싱크홀을 탐지하기 위한 방법에 관한 것으로, 본 발명에 따르면, 예를 들면, light CNN 알고리즘과 같이, 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이 적용 가능함으로 인해 탐지결과의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



지방법들의 문제점을 해결하기 위해, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리단계가 수행되도록 구성됨으로써, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있는 데 더하여, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 정보를 발생하는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템이 제공된다.

(52) CPC특허분류

G06T 7/136 (2017.01)

G06T 7/246 (2017.01)

G06T 2207/10016 (2013.01)

G06T 2207/10048 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345297417
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구사업
연구과제명	적외선 비파괴 검사(IRNDT) 온도 계측을 위한 열화상(적외선) 데이터 처리 기술에
관련 연구	
기 여 율	1/1
과제수행기관명	공주대학교 산학협력단
연구기간	2018.06.01 ~ 2021.05.31

명세서

청구범위

청구항 1

열화상 카메라로 촬영된 열 영상으로부터 싱크홀을 탐지하기 위한 처리가 컴퓨터나 전용의 하드웨어에 의해 수행되도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법에 있어서,

상기 처리는,

싱크홀 위치의 온도가 주변 지역의 온도보다 낮은 것에 근거하여, 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 입력된 열화상 이미지의 비디오 프레임에서 후보 싱크홀 위치를 출력하는 처리가 수행되는 후보 싱크홀 분할(candidate sinkhole segmentation) 단계;

상기 후보 싱크홀 분할단계에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 처리가 수행되는 싱크홀 분류(sinkhole classification) 단계; 및

상기 싱크홀 분류단계에서 분류된 실제 싱크홀들을 추적하는(tracking) 처리가 수행되는 싱크홀 추적(sinkhole tracking) 단계를 포함하여 구성되고,

상기 싱크홀 추적단계는,

헝가리언 알고리즘(Hungarian Algorithm ; HA) 이용한 데이터 결합(data association)을 이용하여, 상기 싱크홀 분류단계에서 분류된 실제 싱크홀들을 해당 싱크홀이 속한 비디오 프레임의 트랙렛(tracklets)에 각각 할당하는 처리가 수행되도록 구성되며,

N은 트랙렛의 수이고, 거리행렬 D가 이하의 수학적식으로 나타내지는 것으로 할 때,

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ d_{N1} & d_{N2} & d_{N3} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{NN} \end{bmatrix}$$

(a) 이하의 수학적식을 이용하여, 상기 거리행렬 D의 동일한 행에 있는 모든 항목에서 각 행의 최소거리를 빼는 처리가 수행되는 단계;

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, j = \overline{1, N}$$

(b) 이하의 수학적식을 이용하여, 상기 거리행렬 D의 동일한 열에 있는 모든 항목에서 각 열의 최소거리를 빼는 처리가 수행되는 단계; 및

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, i = \overline{1, N}$$

(c) n을 최소한 한 개 이상의 0을 포함하는 행 또는 열이라 할 때, $n = N$ 의 조건이 충족될 때까지 상기 (a) 및 상기 (b) 단계의 처리를 반복하여 상기 거리행렬 D의 0 값을 기반으로 각각의 싱크홀을 해당하는 트랙렛에 각각 할당하는 처리가 수행되는 단계를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 후보 싱크홀 분할단계는,

이하의 수학적식을 이용하여, 이중 임계(dual-thresholding) 방법을 적용하여 후보 싱크홀 위치를 결정하는 처리가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

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

(여기서, I는 입력 이미지, (x, y)는 특정 픽셀의 위치, T_l 과 T_h 는 각각 미리 정해진 임계값을 의미함.)

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 후보 싱크홀 분할단계는,

분할된 영역의 가장자리 잡음을 제거하기 위해, 개방(opening), 폐쇄(closing), 팽창(dilate), 침식(erosion)을 포함하는 형태학적 동작(morphological operation)을 적용하여 형태학적 잡음을 제거한 후, 휴리스틱 필터 알고리즘을 이용하여 연결 요소 분석(connected component analysis)을 적용하는 것에 의해 나무, 건물, 자동차를 포함하는 싱크홀과 유사한 형태들을 제거하는 단계를 더 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 싱크홀 분류단계는,

CNN(Convolutional neural network) 전이학습(transfer learning) 방법을 이용하여 상기 후보 싱크홀 분할단계에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 처리가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 싱크홀 분류단계는,

ResNet-50을 포함하는 ResNet(Residual Network)을 이용하여 상기 CNN 전이학습을 수행하도록 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

청구항 6

삭제

청구항 7

삭제

청구항 8

제 1항에 있어서,

상기 탐지방법은,

이하의 수학적식을 이용하여, 평균탐지정확도(Average detection Precision ; AP)와 평균재현(Average Recall ; AR) 및 중첩 임계값(overlapping threshold)에 근거하여 싱크홀 탐지결과에 대한 정확도를 평가하는 정확도 평가단계를 더 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

$$AP = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$AR = \frac{TP}{TP + FN}$$

(여기서, TP는 True Positive, FN은 False Negative, FP는 False Positive, FN은 False Negative를 각각 의미함)

청구항 9

제 1항에 있어서,

상기 탐지방법은,

싱크홀이 발견되거나 미리 정해진 기준에 근거하여 싱크홀의 발생 가능성이 높을 것으로 판단되면 미리 설정된 수신처에 해당 사실을 전달하고 경보를 발생하는 경보발생단계를 더 포함하여 구성됨으로써, 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법.

청구항 10

싱크홀 탐지시스템에 있어서,

열화상 이미지를 촬영하기 위한 영상취득부; 및

상기 영상취득부에 의해 얻어진 열화상 이미지 또는 외부로부터 입력된 열 영상에 대하여 영상분석을 수행하여 싱크홀을 탐지하는 영상분석부를 포함하여 구성되고,

상기 영상분석부는,

청구항 1항 내지 청구항 5항, 청구항 8항 및 청구항 9항 중 어느 한 항에 기재된 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여 싱크홀의 탐지가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 하는 싱크홀 탐지시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 싱크홀을 탐지하기 위한 방법에 관한 것으로, 더 상세하게는, 예를 들면, 적외선(infrared ray ; IR) 카메라 또는 원적외선(far-infrared ray ; FIR) 카메라와 같이, 열화상 카메라를 이용하여 촬영된 열 영상을 통해 비파괴적인 방법으로 지하에 싱크홀이 존재하는지의 여부를 기존의 방법들에 비해 보다 신속하고 정확하게 판단할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템에 관한 것이다.

[0003] 또한, 본 발명은, 예를 들면, light CNN 알고리즘과 같이, 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이

적용 가능함으로 인해 탐지결과와 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 해결하기 위해, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리단계가 수행되도록 구성됨으로써, 싱크홀 발생을 조기에 발견하고, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 경보를 발생하는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법에 관한 것이다.

[0005] 아울러, 본 발명은, 상기한 바와 같이 하여 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있도록 구성되는 싱크홀 탐지시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0007] 일반적으로, 싱크홀(sinkhole)은 지표면의 일부가 붕괴된 형태로 지반이 함몰되거나 구멍이 만들어진 것으로서, 자연적으로 발생하는 싱크홀 대부분은 카르스트 프로세스에 의해 발생하나, 최근 지하 탐사기술이 발달하면서 다양한 원인에 의해서 싱크홀이 발생하는 것이 발견되고 있다.

[0009] 즉, 싱크홀의 주요 발생원인은 용해(dissolution), 표면침하(cover-subsidence), 표면붕괴(conver-collapse) 및 인간에 의한 것으로 알려져 있으며, 최근에는, 이러한 원인들 중 도시지역의 건설활동이 많아짐에 따라 인간에 의해 유발된 싱크홀이 급속히 증가하고 있다.

[0011] 또한, 인간에 의해 발생하는 싱크홀은 인명피해 뿐만 아니라 심각한 경제적 손실을 야기하므로, 이러한 손실을 막기 위해 싱크홀은 사전에 탐지되어야 하는 많은 재난중의 하나이며, 특히, 거주지역에서 발생하는 싱크홀을 조기에 발견하는 것은 매우 중요하다고 할 수 있다.

[0013] 이를 위해, 종래, 싱크홀을 식별하는 가장 일반적인 방법으로는, 싱크홀이 나타나는 영역에서 드릴을 사용하여 탐사하거나, 또는, 콘 침투 탐상검사(Cone Penetrometer Test ; CPT)를 사용하는 방법이 있다.

[0015] 그러나 이러한 방법들은 접촉식 검사방법임으로 인해 싱크홀을 악화시킬 수 있는 문제가 있으며, 이에, 최근에는, 비파괴적인 방식으로 싱크홀을 탐지하기 위해 GPR(Ground Penetrating Radar) 방법이 가장 일반적으로 사용되고 있다.

[0017] 여기서, GPR 방법은 지하층에 존재하는 매우 다른 여러 가지 조건에 의해 신호가 분산될 수 있는 단점이 있으며, 다른 방법으로, GPR 방법과 유사하게 지진파를 이용하여 특정 지역에 싱크홀이 나타날 확률을 분석하거나, 특정 지역에 싱크홀이 명백하게 없다는 것을 확인하기 위해 ERT(Electrical Resistivity Tomography) 및 DPSH(Dynamic Penetration Super Highway) 등의 방법이 사용되고 있다.

[0019] 아울러, 대형 싱크홀을 감시하고 추정하기 위해서는 지상기반 간섭계 합성 개구레이더(ground-based interferometric synthetic aperture radar)가 활용되며, 일반적으로 이러한 종류의 시스템은 넓은 지역을 관찰하기 위해 높은 위치에 설치되나, 설치 위치가 감시결과에 영향을 미칠 수 있다는 한계가 있다.

[0021] 더욱이, 일반적으로 표면 및 물체에 대한 상세한 3D 정보를 수집하는 방법으로 공중 레이저 스캐닝 데이터를 사용하여 싱크홀 위험을 감지하는 공수 레이저 스캐닝 기술(airborne laser scanning technology)이 활용되고 있으나, 3D 데이터에는 일반적으로 지형 내에 포함되는 표면 형상 및 싱크홀에 대한 정보가 포함되어 있지만 싱크홀은 주변 환경과 크게 다른 모양을 형성하지 않으므로 이 방법으로 싱크홀을 탐지하는 것은 쉽지 않으며, 공수 레이저(airborne laser) 방법은 일반적인 사진으로는 구분할 수 없는 초목, 토양 색상 및 표면 온도를 사용하여 침하 지역을 나타낼 수 있는 반면, 데이터를 수집하기 위한 시간과 비용이 많이 들고, 주변 환경에 의해 결과가 많은 영향을 받는다는 단점이 있다.

[0023] 여기서, 상기한 바와 같이 비파괴적인 방식으로 싱크홀을 탐지하기 위한 싱크홀 탐지장치 및 방법에 관한 종래 기술의 예로는, 예를 들면, 먼저, 한국 등록특허공보 제10-1857961호에 따르면, 드론과 열영상 카메라를 이용하여 열영상을 획득하는 열영상 획득부; 열영상 획득부에서 획득된 열영상을 분석하여 싱크홀 후보영역을 추출하는 후보검출부; 및 패턴분석기(pattern classifiers)를 이용하여, 후보검출부에서 추출된 싱크홀 후보영역에서 오검출 영역을 제외하고 최종 싱크홀 영역을 추출하는 검증부를 포함하고, 상기 패턴 분석기는, 가벼운 버전의 회로 신경망 알고리즘(the light-CNN algorithm)을 이용하여 얻어진 분류결과와, OCSLBP(oriented center

symmetric-local binary pattern) 특징을 계층적 랜덤 포레스트(boosted random forest ; BRF) 분류기에 적용하여 얻어진 분류결과를 결합하여 싱크홀 영역을 추출하도록 구성되는 드론과 열영상 카메라를 이용한 자동 싱크홀 탐지시스템이 제시된 바 있다.

[0025] 또한, 상기한 바와 같이 비파괴적으로 싱크홀을 탐지하기 위한 싱크홀 탐지장치 및 방법에 관한 종래기술의 다른 예로는, 예를 들면, "Early sinkhole detection using a drone-based thermal camera and image processing"에 따르면, 상기한 등록특허공보 제10-1857961호와 마찬가지로 드론과 열영상 카메라를 이용하여 열영상을 획득하고, 가벼운 버전의 회로 신경망 알고리즘(the light-CNN algorithm), OCSLBP 및 BRF를 이용하여 싱크홀 영역을 추출하도록 구성되는 드론 및 열영상 카메라를 이용한 싱크홀 탐지방법에 관한 기술내용이 제시된 바 있다.

[0027] 상기한 바와 같이, 종래, 싱크홀을 탐지하기 위한 싱크홀 탐지시스템 및 방법에 대하여 여러 가지 기술내용들이 제시된 바 있으나, 상기한 바와 같은 종래기술의 내용들은 다음과 같은 문제점이 있는 것이었다.

[0029] 즉, 상기한 바와 같은 종래기술의 내용들은, 드론에 IR 카메라를 장착하여 IR 영상을 획득하도록 구성됨으로 인해 배터리 용량의 한계로 인한 탐지시간 및 탐지범위의 제약이 있고, 실시간으로 수집되는 영상을 분석하기 위해 컴퓨터 등의 외부 기기로 영상을 전송하는 데에도 여러 가지 문제가 있으므로, 영상처리 및 분석을 실시간으로 행하는 것이 불가능한 한계가 있다.

[0031] 아울러, 상기한 바와 같은 종래기술의 내용들은, 학습시간 단축 및 실시간 처리를 위하여 상대적으로 성능이 낮은 light CNN 알고리즘을 적용함으로써, 싱크홀 탐지의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하는 문제도 있는 것이었다.

[0033] 더 상세하게는, 최근, 고성능 GPU가 개발되고 많은 양의 훈련데이터를 사용할 수 있게 됨에 따라, 싱크홀과 같은 유사한 집단의 객체를 탐지하기 위한 기술을 향상시킬 수 있는 다양한 딥러닝 기반 방법이 제안되었다.

[0035] 예를 들면, RCNN(Regional based Convolutional Neural Network)은 빠른 처리를 위해서 제안되었으나 실시간 시스템에서 구현하기에는 충분히 빠르지 않고, YOLO(You Only Look Once) 프레임워크(framework)는 객체 감지의 개별 구성요소를 단일 컨볼루션 네트워크로 통합하여 여러 경계 상자(regions)와 해당 상자에 대한 클래스 확률을 동시에 예측하도록 구성되는 것이나, 여전히 YOLO 프레임 워크의 정확성은 처리된 이미지에 나타나는 작은 객체의 영향을 받기 때문에 싱크홀을 탐지하는데 고속 RCNN과 YOLO를 적용하는 것은 어렵다는 문제가 있다.

[0037] 여기서, 최근에는, 싱크홀 영역의 표면온도가 주변 영역의 표면온도와 크게 다르다는 사실에 기반하여 싱크홀을 탐지하기 위해 열 영상(thermal imagery)을 이용하는 방법이 제시된 바 있다.

[0039] 더 상세하게는, 종래, 공수 레이저 방식의 고비용을 줄이기 위해 넓은 영역을 감시하기 위한 원적외선(FIR) 카메라를 장착한 무인 항공기를 사용하여 시간의 경과에 따른 온도차이를 관찰함으로써 싱크홀을 기록하기 위한 최적의 시간을 알아내었으며, 녹화된 영상에서 싱크홀 영역의 후보를 적응 이진화 방법(adaptive binarization)을 사용하여 분할하고, 그 후 경량 컨볼루션 신경망(light CNN)과 BRF(Boosted Random Forest)를 사용하여 잠재적인 싱크홀을 실제의 싱크홀로 분류하였다.

[0041] 그러나 열화상 카메라로 싱크홀을 감지하는 종래기술의 방법들은, 조기에 싱크홀에 대한 경고 메시지를 줄 수 있으나 열화상 카메라의 출력 이미지에 노이즈가 포함되어 있어 결과가 안정적이지 않으며, 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없다는 한계가 있다.

[0043] 이에, 상기한 바와 같이, light CNN 알고리즘과 같이 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘을 적용함으로써 인해 탐지결과의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고, 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 모두 해결하기 위하여는, 기존의 탐지장치 및 방법들에 비하여 보다 향상된 고성능의 알고리즘을 통해 실시간으로 신속하고 정확하게 영상분석 및 싱크홀 탐지가 가능하도록 구성됨으로써 싱크홀 발생을 조기에 발견하거나 싱크홀 발생 가능성을 예측하여 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 새로운 구성의 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템을 제공하는 것이 바람직하나, 아직까지 그러한 요구를 모두 만족시키는 장치나 방법은 제시되지 못하고 있는 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0045] (특허문헌 0001) 한국 등록특허공보 제10-1857961호 (2018.05.09.)

비특허문헌

[0046] (비특허문헌 0001) "Early sinkhole detection using a drone-based thermal camera and image processing", Chunho Chang, Infrared Physics & Technology 78 (2016) 223-232, 2016.08.24.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0047] 본 발명은 상기한 바와 같은 종래기술의 문제점을 해결하고자 하는 것으로, 따라서 본 발명의 목적은, 열화상 카메라를 이용하여 촬영된 열 영상을 통해 비파괴적인 방법으로 지하에 싱크홀이 존재하는지의 여부를 기존의 방법들에 비해 보다 신속하고 정확하게 판단할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템을 제공하고자 하는 것이다.

[0049] 또한, 본 발명의 다른 목적은, 예를 들면, light CNN 알고리즘과 같이, 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이 적용 가능함으로 인해 탐지결과와 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 해결하기 위해, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리단계가 수행되도록 구성됨으로써, 싱크홀 발생을 조기에 발견하고, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 경보를 발생시키는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 제공하고자 하는 것이다.

[0051] 아울러, 본 발명의 또 다른 목적은, 상기한 바와 같이 하여 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있도록 구성되는 싱크홀 탐지시스템을 제공하고자 하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0053] 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위해, 본 발명에 따르면, 열화상 카메라로 촬영된 열 영상으로부터 싱크홀을 탐지하기 위한 처리가 컴퓨터나 전용의 하드웨어에 의해 수행되도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법에 있어서, 상기 처리는, 싱크홀 위치의 온도가 주변 지역의 온도보다 낮은 것에 근거하여, 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 입력된 열화상 이미지의 비디오 프레임에서 후보 싱크홀 위치를 출력하는 처리가 수행되는 후보 싱크홀 분할(candidate sinkhole segmentation) 단계; 상기 후보 싱크홀 분할단계에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 처리가 수행되는 싱크홀 분류(sinkhole classification) 단계; 및 상기 싱크홀 분류단계에서 분류된 실제 싱크홀들을 추적하는(tracking) 처리가 수행되는 싱크홀 추적(sinkhole tracking) 단계를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법이 제공된다.

[0055] 여기서, 상기 후보 싱크홀 분할단계는, 이하의 수학적식을 이용하여, 이중 임계(dual-thresholding) 방법을 적용하여 후보 싱크홀 위치를 결정하는 처리가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 한다.

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

[0057]

[0059] (여기서, I는 입력 이미지, (x, y)는 특정 픽셀의 위치, T_l 과 T_h는 각각 미리 정해진 임계값을 의미함.)

[0061] 또한, 상기 후보 싱크홀 분할단계는, 분할된 영역의 가장자리 잡음을 제거하기 위해, 개방(opening), 폐쇄(closing), 팽창(dilate), 침식(erode)을 포함하는 형태학적 동작(morphological operation)을 적용하여 형태

학적 잡음을 제거한 후, 휴리스틱 필터 알고리즘을 이용하여 연결 요소 분석(connected component analysis)을 적용하는 것에 의해 나무, 건물, 자동차를 포함하는 싱크홀과 유사한 형태들을 제거하는 단계를 더 포함하여 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0063] 아울러, 상기 싱크홀 분류단계는, CNN(Convolutional neural network) 전이학습(transfer learning) 방법을 이용하여, 상기 후보 싱크홀 분할단계에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 처리가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0065] 여기서, 상기 싱크홀 분류단계는, ResNet-50을 포함하는 ResNet(Residual Network)을 이용하여 상기 CNN 전이 학습을 수행하도록 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0067] 더욱이, 상기 싱크홀 추적단계는, 헝가리언 알고리즘(Hungarian Algorithm ; HA) 이용한 데이터 결합(data association)을 이용하여, 상기 싱크홀 분류단계에서 분류된 실제 싱크홀들을 해당 싱크홀이 속한 비디오 프레임의 트랙렛(tracklets)에 각각 할당하는 처리가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0069] 여기서, 상기 싱크홀 추적단계는, N은 트랙렛의 수이고, 거리행렬 D가 이하의 수학적식으로 나타내지는 것으로 할 때,

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ d_{N1} & d_{N2} & d_{N3} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{NN} \end{bmatrix}$$

[0071]

[0073] (a) 이하의 수학적식을 이용하여, 상기 거리행렬 D의 동일한 행에 있는 모든 항목에서 각 행의 최소거리를 빼는 처리가 수행되는 단계;

[0075]

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, j = \overline{1, N}$$

[0077]

(b) 이하의 수학적식을 이용하여, 상기 거리행렬 D의 동일한 열에 있는 모든 항목에서 각 열의 최소거리를 빼는 처리가 수행되는 단계; 및

[0079]

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, i = \overline{1, N}$$

[0081]

(c) n을 최소한 한 개 이상의 0을 포함하는 행 또는 열이라 할 때, $n = N$ 의 조건이 충족될 때까지 상기 (a) 및 상기 (b) 단계의 처리를 반복하여 상기 거리행렬 D의 0 값을 기반으로 각각의 싱크홀을 해당하는 트랙렛에 각각 할당하는 처리가 수행되는 단계를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0083]

또한, 상기 탐지방법은, 이하의 수학적식을 이용하여, 평균탐지정확도(Average detection Precision ; AP)와 평균 재현(Average Recall ; AR) 및 중첩 임계값(overlapping threshold)에 근거하여 싱크홀 탐지결과에 대한 정확도를 평가하는 정확도 평가단계를 더 포함하여 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0085]

$$AP = \frac{TP}{TP + FP}$$

[0086]

$$AR = \frac{TP}{TP + FN}$$

[0088]

(여기서, TP는 True Positive, FN은 False Negative, FP는 False Positive, FN은 False Negative를 각각 의미함)

[0090]

아울러, 상기 탐지방법은, 싱크홀이 발견되거나 미리 정해진 기준에 근거하여 싱크홀의 발생 가능성이 높을 것

으로 판단되면 미리 설정된 수신처에 해당 사실을 전달하고 경보를 발생하는 경보발생단계를 더 포함하여 구성됨으로써, 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0092] 더욱이, 본 발명에 따르면, 싱크홀 탐지시스템에 있어서, 열화상 이미지를 촬영하기 위한 영상취득부; 및 상기 영상취득부에 의해 얻어진 열화상 이미지 또는 외부로부터 입력된 열 영상에 대하여 영상분석을 수행하여 싱크홀을 탐지하는 영상분석부를 포함하여 구성되고, 상기 영상분석부는, 상기에 기재된 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여 싱크홀의 탐지가 수행되도록 구성되는 것을 특징으로 하는 싱크홀 탐지시스템이 제공된다.

발명의 효과

[0094] 상기한 바와 같이, 본 발명에 따르면, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리단계가 수행되도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법이 제공됨으로써, 예를 들면, light CNN 알고리즘과 같이, 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이 적용 가능함으로 인해 탐지결과의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 해결할 수 있다.

[0096] 또한, 본 발명에 따르면, 상기한 바와 같이 열화상 카메라를 이용하여 촬영된 열 영상을 통해 비파괴적인 방법으로 지하에 싱크홀이 존재하는지의 여부를 기존의 방법들에 비해 보다 신속하고 정확하게 판단할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법이 제공됨으로써, 싱크홀 발생을 조기에 발견하고, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 경보를 발생하는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있다.

[0098] 아울러, 본 발명에 따르면, 상기한 바와 같이 하여 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있도록 구성되는 싱크홀 탐지시스템을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0100] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 전체적인 구성을 개략적으로 나타내는 플로차트이다.

도 2는 도 1에 나타난 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 처리 흐름을 개략적으로 나타내는 개념도이다.

도 3은 열화상 카메라로 촬영된 열화상 이미지와 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 후보 싱크홀 분할단계에서 온도편차에 의한 이진 분류를 수행하여 처리된 이진 분류 영상을 각각 나타내는 도면이다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 후보 싱크홀 분할단계에서 싱크홀과 유사한 형태들을 제거하기 위해 적용되는 휴리스틱 필터 알고리즘의 구체적인 구성을 나타내는 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법에 대한 정확도 평가 결과를 표로 정리하여 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0101] 이하, 첨부된 도면을 참조하여, 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템의 구체적인 실시예에 대하여 설명한다.

[0103] 여기서, 이하에 설명하는 내용은 본 발명을 실시하기 위한 하나의 실시예일 뿐이며, 본 발명은 이하에 설명하는 실시예의 내용으로만 한정되는 것은 아니라는 사실에 유념해야 한다.

[0105] 또한, 이하의 본 발명의 실시예에 대한 설명에 있어서, 종래기술의 내용과 동일 또는 유사하거나 당업자의 수준에서 용이하게 이해하고 실시할 수 있다고 판단되는 부분에 대하여는, 설명을 간략히 하기 위해 그 상세한 설명

을 생략하였음에 유념해야 한다.

- [0107] 즉, 본 발명은, 후술하는 바와 같이, 열화상 카메라를 이용하여 촬영된 열 영상을 통해 비파괴적인 방법으로 지하에 싱크홀이 존재하는지의 여부를 기존의 방법들에 비해 보다 신속하고 정확하게 판단할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템에 관한 것이다.
- [0109] 아울러, 본 발명은, 후술하는 바와 같이, light CNN 알고리즘과 같이 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이 적용 가능함으로 인해 탐지결과의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 해결하기 위해, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리 단계가 수행되도록 구성됨으로써, 싱크홀 발생을 조기에 발견하고, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 경보를 발생시키는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법에 관한 것이다.
- [0111] 더욱이, 본 발명은, 후술하는 바와 같이, 상기한 바와 같은 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있도록 구성되는 싱크홀 탐지시스템에 관한 것이다.
- [0113] 계속해서, 도면을 참조하여, 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템의 구체적인 내용에 대하여 설명한다.
- [0115] 먼저, 도 1 및 도 2를 참조하면, 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 전체적인 구성을 개략적으로 나타내는 플로차트이고, 도 2는 도 1에 나타난 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 처리 흐름을 개략적으로 나타내는 개념도이다.
- [0117] 도 1 및 도 2에 나타난 바와 같이, 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법은, 크게 나누어, 열화상 이미지의 비디오 프레임에서 후보 싱크홀 위치를 결정하는 후보 싱크홀 분할(candidate sinkhole segmentation) 단계(S10)와, 후보 싱크홀 분할단계(S10)에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 싱크홀 분류(sinkhole classification) 단계(S20) 및 싱크홀 분류단계(S20)에서 분류된 실제 싱크홀들을 추적하는(tracking) 처리가 수행되는 싱크홀 추적(sinkhole tracking) 단계(S30)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0119] 더 상세하게는, 먼저, 후보 싱크홀 분할단계(S10)는, IR 카메라나 FIR 카메라와 같은 열화상 카메라로 촬영된 열화상 이미지를 수신한 후, 싱크홀 위치의 온도가 주변 지역의 온도보다 낮은 것에 근거하여 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 주어진 비디오 프레임에서 후보 싱크홀 위치를 출력한다.
- [0121] 이어서, 싱크홀 분류단계(S20)는, CNN(Convolutional Neural Network) 전이학습(transfer learning) 방법을 사용하여 후보 싱크홀 분할단계(S10)에서 선정된 후보 싱크홀들 중에서 실제 싱크홀을 분류하는 싱크홀 분류기(classifier)의 기능이 수행된다.
- [0123] 마지막으로, 싱크홀 추적단계(S30)는, 실시간 싱크홀 추적에서 데이터 연관 문제를 처리하기 위해 헝가리언 알고리즘(Hungarian Algorithm ; HA) 이용한 데이터 결합(data association)을 이용하여 싱크홀 분류단계(S20)에서 분류된 실제 싱크홀들을 해당 싱크홀이 속한 비디오 프레임의 트랙렛(tracklets)에 각각 할당하는 것에 의해, 싱크홀 분류단계(S20)에서 수집된 데이터를 현재 프레임 및 이전 프레임의 데이터 분포를 기반으로 온라인으로 트랙렛(tracklet)에 할당하는 처리가 수행된다.
- [0125] 여기서, 싱크홀 분류단계(S20)에서 불안정한 결과가 출력될 수 있는 문제점은 후술하는 바와 같이 하여 본 발명에서 제시된 방향 투표 기법(direction voting technique)을 이용하여 해결할 수 있다.
- [0127] 상기한 각 단계의 보다 구체적인 내용에 대하여 설명하면, 먼저, 도 3을 참조하면, 도 3은 열화상 카메라로 촬영된 열화상 이미지(도 3a)와 후보 싱크홀 분할단계(S10)에서 온도편차에 의한 이진 분할을 수행하여 처리된 이진 분할 영상(도 3b)을 각각 나타내는 도면이다.
- [0129] 도 3a 및 도 3b에 나타난 바와 같이, 열화상 카메라 영상의 회색 음영 이미지는 후보 싱크홀 분할단계(S10)의 입력에 해당하고, 분할(segmentation) 알고리즘은 열 영상에서 차가운 영역을 찾아 후보 싱크홀을 감지하는 처

리가 수행된다.

[0131] 이때, 주변 환경이 싱크홀보다 어두운 회색을 가질 수 있으므로 이중 임계(dual-thresholding) 방법을 적용하며, 이러한 이중 임계 처리는 이하의 [수학식 1]과 같이 나타낼 수 있다.

[0133] [수학식 1]

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

[0134]

[0136] 여기서, 상기한 [수학식 1]에 있어서, I는 입력 이미지이고, (x, y)는 특정 픽셀의 위치이며, T_l 과 T_h 는 각각 임계값을 나타낸다.

[0138] 또한, T_l 은 Otsu 알고리즘(Otsu, Nobuyuki. "A threshold selection method from gray-level histograms." IEEE transactions on systems, man, and cybernetics 9.1 (1979): 62-66. 참조)을 적용하여 결정되었으며, 데이터 세트에 대해서 적용한 결과 $T_h = T_l + 20$ 에서 최상의 성능을 제공한다는 것을 알 수 있었다.

[0140] 여기서, 상기한 바와 같이 하여 2진 분할 후에도 2진 이미지에 여전히 잡음이 남아 있으며, 이에, 분할된 영역의 가장자리 잡음을 제거하기 위해, 예를 들면, 개방(opening), 폐쇄(closing), 팽창(dilate), 침식(erosion) 등과 같은 형태학적 동작(morphological operation)이 적용될 수 있다.

[0142] 아울러, 형태학적 잡음 제거 후, 예를 들면, 나무, 건물, 자동차 등과 같이, 싱크홀과 유사한 형태들을 제거하기 위해 휴리스틱 필터의 알고리즘을 이용하여 연결 요소 분석(connected component analysis)을 적용하며, 이때, 분할된 이미지에서 흰색 픽셀의 각 블록은 휴리스틱 필터(heuristic filter)를 통과하는 연결된 구성 요소로 간주된다.

[0144] 더 상세하게는, 도 4를 참조하면, 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 싱크홀 분할단계(S10)에서 분할된 영역의 가장자리 잡음을 제거하기 위해 형태학적 잡음 제거 후 싱크홀과 유사한 형태들을 제거하기 위해 적용되는 휴리스틱 필터 알고리즘의 구체적인 구성을 나타내는 도면이다.

[0146] 여기서, 도 4에 제시된 [Algorithm 1]에 있어서, CC_i 는 이미지에서 i번째 연결 구성요소, w_i 는 CC_i 의 넓이, h_i 는 CC_i 의 높이, s_i 는 CC_i 의 영역에서 i번째 연결 구성요소의 흰색 픽셀 수, $t_1 \sim t_7$ 은 임계값을 각각 의미한다.

[0148] 즉, 본 발명의 실시예에 적용되는 휴리스틱 필터의 알고리즘은 도 4에 제시된 [Algorithm 1]에 나타난 바와 같이 하여 구성될 수 있으며, 분할된 이미지에서 노이즈를 제거하기 위해 플리커 에너지 분류가 고려될 수 있다.

[0150] 또한, 휴리스틱 필터에서 사용된 임계값들은 경험적으로 선택될 수 있으며, 본 실시예에서 선택된 임계값들은 $(t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7) = (5, 100, 0, 2, 5, 75, 1000, 15)$ 이다.

[0152] 다음으로 CNN 전이학습에 의한 싱크홀 분류단계(S20)의 처리과정에 대하여 설명하면, 최근, 컴퓨터 기술의 발달로 딥러닝은 이미지를 분류하는데 가장 향상된 성능을 보여주고 있으며, 이에, 본 발명에서는 실제 싱크홀과 다른 물체를 구분하기 위해 다음과 같이 하여 CNN 분류기를 구현하였다.

[0154] 더 상세하게는, CNN 전이학습을 이용한 영상분류는 훈련(training)과 예측(prediction)의 두 단계로 구성되고, 훈련단계에서 CNN 모델은 해당 유형으로 레이블이 지정된 알려진 데이터 이미지 세트를 사용하여 학습되며, 모델이 학습되면 새 이미지의 객체 유형을 예측하는 데 사용된다.

[0156] 그러나 CNN 모델을 학습하기 위해서는 엄청난 수의 매개 변수 때문에 큰 데이터 집합과 많은 양의 계산량 및 성능이 뛰어난 컴퓨터가 필요하며, 따라서 데이터 세트가 부족하면 CNN을 학습시키는데 많은 어려움이 있다.

[0158] 여기서, 사전에 훈련된 모델을 원래 데이터 집합에 속하지 않는 범주에서 작업하도록 전송될 수 있으며, 이에, 본 발명에서는 CNN 싱크홀 분류 모델을 학습하기 위해 전이학습 방법을 사용하였다.

[0160] 즉, 최근, 컴퓨터 비전과 딥러닝에서 가장 효율적으로 사용되는 훈련된 모델은 수백만 개의 이미지와 1000개의 객체 유형이 포함된 Image Net Dataset에서 학습된 ResNet(Residual Network)이며, 본 발명에서는 다양한 버전의 ResNet 중 ResNet-50을 선택하여 적용하였다.

[0162] 더 상세하게는, ResNet-50은 49개의 컨볼루션 레이어(convolution layer), 1개의 완전 연결된 레이어(fully

connected layer) 및 1000 개의 객체 유형에 대한 각 이미지의 분류 점수를 계산하는 1개의 분류 레이어(classification layer)를 포함하고, 본 발명에서는 싱크홀 영역을 분류하기 위해 최종 레이어를 싱크홀과 싱크홀이 아닌 두 가지 객체 유형만 있는 새 레이어로 대체하였으며, 이러한 레이어는 데이터 집합에서 역전과 미세 조정 접근방식(back-propagation fine-tune approach)을 사용하여 처음부터 훈련되어진다.

[0164] 또한, 비디오 프레임에서 싱크홀 이미지를 분류하기 위한 목적으로 CNN을 훈련시키기 위해서는 훈련을 위한 하나의 데이터 세트와 평가를 위한 또 다른 데이터 세트를 준비해야 하며, 본 발명에서는 교육을 위한 데이터 세트로서 7000개의 싱크홀 이미지와 7000개의 싱크홀이 아닌 이미지를 적용하였고, 평가 데이터 세트는 각 클래스에 대해서 1000개의 이미지를 적용하였다.

[0166] 여기서, 싱크홀이 아닌 이미지는 자동차, 인간 또는 나무와 같은 실제 싱크홀과 유사한 표면온도를 가지는 비디오 프레임에서 일정한 형태를 가지는 물체일 수 있으며, 단순히 배경 이미지일 수도 있다.

[0168] 전이학습 방식을 사용하여 CNN을 훈련할 때, 사전에 훈련된 CNN의 가중치가 상대적으로 좋았기 때문에 초기에 작은 학습율(learning rate)을 사용하였고 초기에 수정할 필요가 없었으며, 최적화 프로세스는 최대 50,000 반복 실행되었고, 훈련된 CNN 분류기의 결과 정확도는 99% 이상이었다.

[0170] 다음으로, HA 알고리즘에 의한 싱크홀 추적단계(S30)의 구체적인 내용에 대하여 설명한다.

[0172] 싱크홀을 CNN 분류기에서 감지하고 인식한 후 추적의 문제는 싱크홀을 연속 프레임의 개체 궤도인 각 트랙렛(tracklets)에 할당하는 것이며, 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 발명에서는, 데이터 결합(association)을 위한 헝가리언 알고리즘(Hungarian Algorithm ; HA)을 구현하였다.

[0174] 비디오 프레임에서 싱크홀이 N 개 발견되었다고 가정할 때 문제는 싱크홀이 속한 트랙렛을 식별하는 방법이며, 또한, s_{ij} 를 i 번째 싱크홀과 j 번째 트랙렛의 데이터 분포 사이의 점수라고 하면, 이러한 점수는 트랙렛에서의 싱크홀 이미지와 검출된 싱크홀 이미지 사이의 상관관계(correlation)를 사용하여 계산되고, 즉, 상관점수가 높으면 싱크홀이 각 트랙렛에 속할 확률이 높다는 것을 의미한다.

[0176] HA를 사용하여 문제를 풀기 위해 거리 $d_{i,j} = \frac{1}{s_{i,j}}$ 을 얻고, x_{ij} 는 i 번째 싱크홀과 j 번째 트랙렛의 관계를 정의하며, i 번째 싱크홀이 j 번째 트랙렛의 일부인 경우에만 $x_{ij} = 1$, 그렇지 않으면 $x_{ij} = 0$ 이므로, 따라서 $\sum_{j=1}^N x_{ij} = 1$ 이거나 하나의 검출된 싱크홀은 단지 하나의 트랙 세트에 속하며, 여기서, $i = \overline{1, N}$, 그리고 N은 트랙렛의 수이다.

[0178] 즉, HA는 이러한 종류의 최적화 문제를 해결하는 방법으로서 이하의 [수학식 2]와 같이 나타낼 수 있으며, 그것에 의해, 전체 비용함수를 최소화할 수 있다.

[0180] [수학식 2]

$$d = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ij} x_{ij}$$

[0181]

[0183] 또한, 할당문제(assignment problem)의 거리행렬은 이하의 [수학식 3]과 같이 나타낼 수 있다.

[0185] [수학식 3]

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ d_{N1} & d_{N2} & d_{N3} & \cdot & \cdot & \cdot & d_{NN} \end{bmatrix}$$

[0186]

[0188] HA의 첫 번째 단계는, 이하의 [수학식 4]와 같이 하여 각 싱크홀과 트랙렛 사이의 최소거리를 찾은 다음 각각의 최소무게로 모든 가중치 d_{ij} 를 빼는 처리가 수행된다.

[0190] [수학식 4]

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, j = \overline{1, N}$$

[0191]

[0193] 마찬가지로, HA의 두 번째 단계는, 이하의 [수학식 5]와 같이 하여 거리 매트릭스의 동일한 열에 있는 모든 항목에서 각 열의 최소거리를 빼는 처리가 수행되고, 이 단계 후에 거리 매트릭스 D에는 0 값이 포함된다.

[0195] [수학식 5]

$$d_{ij} \leftarrow d_{ij} - \min \{d_{ij}\}, i = \overline{1, N}$$

[0196]

[0198] 세 번째 단계에서, n을 최소한 한 개 이상의 0을 포함하는 수평/수직 라인이라고 할 때, $n=N$ 이면, 거리 매트릭스 D의 0값을 기반으로 할당 x_{ij} 를 만들 수 있으며, 그렇지 않으면, 세 번째 단계의 조건이 충족될 때까지 첫 번째, 두 번째 단계를 반복한다.

[0200] 여기서, 수집한 데이터 세트는 드론에서 캡처한 비디오이므로 싱크홀과 다른 물체는 고정되어 있고 카메라가 움직이기 때문에 비디오가 안정적이지 않으며, 경우에 따라서 분할 및 분류 단계에서 이미지의 실제 싱크홀을 감지하지 못하는 경우가 발생할 수 있다.

[0202] 이 경우, 이전 프레임의 이전 싱크홀 위치를 작은 변환거리(translation distance)로 사용하여 현재 프레임에 배치하고, 이때, 변환거리는 이전 프레임 및 현재 프레임의 다른 싱크홀 변환을 기반으로 계산된다.

[0204] 이러한 변환 보정은 비디오 프레임의 모든 싱크홀이 같은 방향으로 움직인다는 가정 하에 수행되었으며, 이 접근법은 시스템의 감지 및 인식과정에서 싱크홀이 누락된 문제를 해결하는데 도움이 된다.

[0206] 따라서 상기한 바와 같이 하여 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 구현할 수 있으며, 계속해서, 상기한 바와 같이 하여 구성되는 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법의 실제 성능을 실험을 통해 검증한 결과에 대하여 설명한다.

[0208] 더 상세하게는, 본 발명에서는 실시간 싱크홀 탐지를 효율적으로 수행하기 위해 CPU : Intel Core i7, GPU : GTX 1070, Ram : 16Gb의 하드웨어를 사용하였으며, 제안된 싱크홀 추적 알고리즘을 평가하기 위해 무인 항공기에서 캡처한 수집된 비디오가 사용되었다.

[0210] 먼저, 입력 비디오를 학습용 데이터 세트와 테스트용 데이터 세트로 세분화 한 후 성능을 평가하기 위해 이하의 [수학식 6] 및 [수학식 7]을 사용하여 평균탐지정확도(Average detection Precision ; AP)와 평균재현(Average Recall ; AR)을 각각 추정하였다.

[0212] [수학식 6]

$$AP = \frac{TP}{TP + FP}$$

[0213]

[0215] [수학식 7]

$$AR = \frac{TP}{TP + FN}$$

[0216]

[0218] 여기서, 상기한 [수학식 6] 및 [수학식 7]에 있어서, TP는 True Positive, FN은 False Negative, FP는 False Positive, FN은 False Negative를 각각 의미한다.

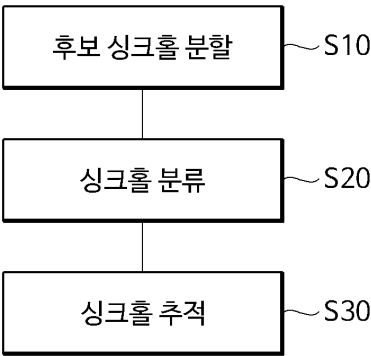
[0220] 상기한 바와 같이 하여 중첩 임계값(overlapping threshold)에 의해 검출된 싱크홀이 FP 인지 또는 TP 인지를 알 수 있으며, FP는 실제 싱크홀의 중첩 임계값 이하로 중첩되는 모든 테스트 데이터를 테스트함으로써 결정되

고, TP는 실제 싱크홀의 중첩 임계값 이상으로 중첩되는 모든 테스트 데이터를 테스트함으로써 결정된다.

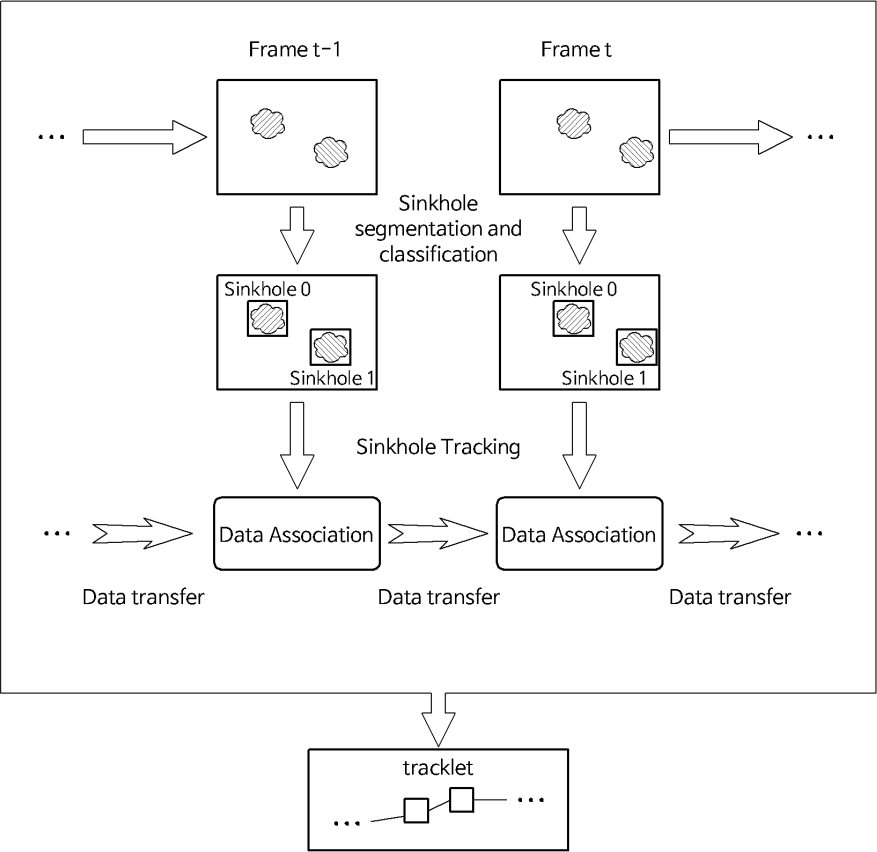
- [0222] 또한, 도 5를 참조하면, 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 싱크홀 추적 알고리즘에 대한 정확도 평가 결과를 표로 정리하여 나타낸 도면이다.
- [0224] 도 5에 나타난 결과에 있어서, 일반적으로 추적방법의 성능을 평가하기 위해서 중첩 임계값을 0.5로 사용하며, 상기한 바와 같이 하여 AR과 AP를 계산한 결과, 도 5에 나타난 바와 같이, 중첩 임계값이 증가하면 AP와 AR 점수가 감소한다는 것을 알 수 있다.
- [0226] 상기한 바와 같이, 본 발명에서는 실시간 싱크홀 추적을 효율적으로 수행하기 위해 CNN 객체 분류기와 HA 데이터 연관을 결합한 접근방식을 제안하였으며, 실험결과 제안된 방법은 중첩 임계값 0.5에서 각각 AP와 AR에 대해 89%와 88.7%를 달성하였다.
- [0228] 여기서, 본 발명에서 제안된 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법은 입력 비디오가 안정적이지 않을 때 분할단계에서 잠재 싱크홀 후보를 감지하지 못하거나, 훈련 세트에서 입력 잠재 후보가 누락된 경우 분류기 성능이 좋지 않게 나타나는 경우도 있으나, 그럼에도 불구하고, 본 발명에서 제안된 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법은 적외선 카메라를 이용한 싱크홀 검색과 같은 실용적인 분야에 유용하게 사용될 수 있음을 알 수 있다.
- [0230] 아울러, 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법은, 도시되지는 않았으나, 싱크홀이 발견되거나 미리 정해진 기준에 근거하여 싱크홀의 발생 가능성이 높을 것으로 판단되면 미리 설정된 수신처에 해당 사실을 전달하고 경보를 발생하는 정보발생단계를 더 포함하여 구성됨으로써, 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있도록 구성될 수 있다.
- [0232] 이상, 상기한 바와 같은 구성을 통하여, 본 발명에 따르면, 열화상 카메라 및 외부로부터 입력되는 영상을 수신하고, 상기한 바와 같은 알고리즘을 통해 영상분석을 수행하여 싱크홀을 탐지하고 싱크홀 발생시 경보를 발생하는 일련의 처리과정을 컴퓨터나 전용의 하드웨어에 의해 실행시키도록 구성됨으로써, 열화상 카메라를 이용하여 실시간으로 싱크홀을 탐지하는 처리가 자동으로 수행되도록 구성되는 싱크홀 탐지방법 및 싱크홀 탐지시스템을 간단한 구성 및 저렴한 비용으로 용이하게 구현할 수 있다.
- [0234] 따라서 상기한 바와 같이 하여 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템을 구현할 수 있다.
- [0236] 또한, 상기한 바와 같이 하여 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 구현하는 것에 의해, 본 발명에 따르면, 열화상 카메라를 통해 수집된 열 영상에 온도편차에 의한 이진 분할(binary segmentation)을 수행하여 후보 싱크홀 영역을 추출하고, CNN 전이학습(transfer learning)을 적용하여 후보 싱크홀 영역들로부터 실제 싱크홀을 분류하며, 데이터 결합(data association)을 수행하여 분류된 싱크홀을 추적(sinkhole tracking) 하는 일련의 처리단계가 수행되도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법이 제공됨으로써, 예를 들면, light CNN 알고리즘과 같이, 상대적으로 성능이 낮은 싱크홀 탐지 알고리즘만이 적용 가능함으로 인해 탐지결과의 정확도 및 신뢰도가 충분히 보장되지 못하고 싱크홀의 정확한 위치를 추적하여 경고를 할 수 없는 한계가 있었던 종래기술의 싱크홀 탐지방법들의 문제점을 해결할 수 있다.
- [0238] 아울러, 본 발명에 따르면, 상기한 바와 같이 열화상 카메라를 이용하여 촬영된 열 영상을 통해 비파괴적인 방법으로 지하에 싱크홀이 존재하는지의 여부를 기존의 방법들에 비해 보다 신속하고 정확하게 판단할 수 있도록 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법이 제공됨으로써, 싱크홀 발생을 조기에 발견하고, 싱크홀 발생 가능성을 미리 예측하여 경보를 발생시키는 것에 의해 싱크홀로 인한 각종 사고를 미연에 방지할 수 있다.
- [0240] 더욱이, 본 발명에 따르면, 상기한 바와 같이 하여 구성되는 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법을 이용하여, 열화상 카메라로 촬영된 영상으로부터 실시간으로 신속하고 정확하게 싱크홀의 탐지가 이루어질 수 있도록 구성되는 싱크홀 탐지시스템을 제공할 수 있다.
- [0242] 이상, 상기한 바와 같은 본 발명의 실시예를 통하여 본 발명에 따른 딥러닝 및 데이터 결합을 이용한 싱크홀 탐지방법 및 이를 이용한 싱크홀 탐지시스템의 상세한 내용에 대하여 설명하였으나, 본 발명은 상기한 실시예에 기재된 내용으로만 한정되는 것은 아니며, 따라서 본 발명은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 설계상의 필요 및 기타 다양한 요인에 따라 여러 가지 수정, 변경, 결합 및 대체 등이 가능한 것임은 당연한 일이라 하겠다.

도면

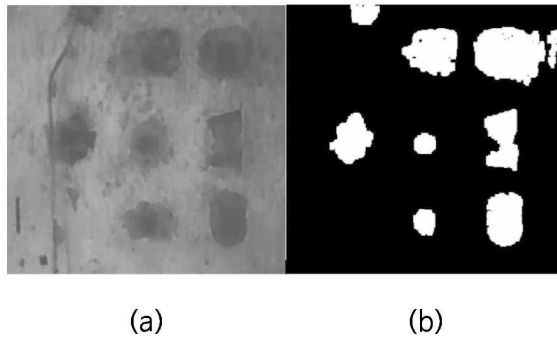
도면1



도면2



도면3



도면4

```

Algorithm 1 Cell Examination
procedure
while  $CC_i \in$  Connected Component Set do
    if  $w_i$  or  $h_i \leq t_1$  then
        remove  $CC_i$ 
    if  $w_i$  or  $h_i \geq t_2$  then
        remove  $CC_i$ 

    if  $\frac{w_i}{h_i} \leq t_3$  then
        remove  $CC_i$ 
    if  $\frac{w_i}{h_i} \geq t_4$  then
        remove  $CC_i$ 
    if shape of  $CC_i$  is not convex hull then
        remove  $CC_i$ 
    if  $s_i \leq t_5$  then
        remove  $CC_i$ 
    if  $s_i \geq t_6$  then
        remove  $CC_i$ 
    if the variance of pixel value in  $i^{th}$  connected component is larger than
         $t_7$  then
        remove  $CC_i$ 
end
    
```

도면5

중첩 임계값	AR	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%