

콘크리트 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성 변수에 관한 연구

A study on the meaningful characteristic variables of the image for estimating the depth of concrete cracks

정서영*
Seo-Young Jung

손채봉**
Chae-Bong Sohn

유정호***
Jung-Ho Yu

Abstract

Since the depth of concrete cracks is important information for evaluating the safety of facilities, a technology capable of accurately and quickly measuring the depth of cracks is needed. However, in the facility maintenance practice, the crack depth is measured through non-destructive testing using ultrasonic equipment. This method has the disadvantage of poor efficiency. Such limitations of existing technologies can be solved through the development of image-based crack depth measurement technology. This is because if the crack depth measurement is based on an image, restrictions on the timing and location of the inspection can be resolved. In order for such image-based crack depth measurement technology to be developed, identification of image characteristic variables related to crack depth must precede. Therefore, the purpose of this study was to identify image characteristic variables meaningful to the crack depth. In order to achieve the purpose of the study, we collected 100 actual cases of cracking, measured the crack depth, and took an image. In addition, we created a dataset by extracting image characteristic variables such as hue, luminance, and brightness from the captured image through image processing technology. Using the thus-produced dataset, we conducted statistical analysis to identify significant image characteristic variables for crack depth estimation.

키워드 : 콘크리트 균열, 균열 깊이, 이미지 특성 변수, 색상 모델, 상관성 분석

Keywords : Concrete Crack, Crack Depth, Characteristic Variable of Image, Color Space, Correlation Analysis

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

콘크리트 건축물을 포함한 시설물은 신축 후 시간이 경과함에 따라 성능은 점차 감소하게 되며, 균열·박리·박락·누수를 비롯한 각종 하자가 발생하게 된다. 시설물에 발생하는 다양한 하자 중 특히 균열은 건물의 내구성, 사용성, 안전성, 기능성 등 기본성능 저하와 직결되어 있으며, 심한 경우 콘크리트 내부 철근의 부식을 촉진시킬 수 있으며, 염해, 중성화 등을 동반하여 시설물 구조 안전성에 위해를 가질 수 있다. 따라서, 콘크리트

시설물에 발생하는 균열의 손상정도를 신속하고 정확하게 파악하는 것은 시설물 건전성 및 안전성 확보에 매우 중요한 부분이다.

현행 시설물 균열 조사 업무는 국토교통부의 ‘시설물의 안전 및 유지관리 실시 세부지침’에 의해 균열 폭·길이·균열 깊이 등을 측정하여 균열의 손상정도를 파악하고 있다. 이 중 균열의 깊이는 시설물의 상태평가, 구조 안전성평가의 기초자료로 사용되며, 특히, 콘크리트 내 강재의 부식 여부를 판단하거나, 보수공법의 선정 및 재료의 선정 (특히, 주입재료의 선정 및 물량 산출)에 중요한 정보로 작용하기 때문에 정확하고도 신속한 검출기술이 요구된다.

한편, 시설물 유지관리 실무에서는 콘크리트 균열 깊이 측정은 균열 부위를 중심으로 콘크리트 표면에 초음파 송신 탐촉자와 수신 탐촉자를 간격을 두고 배치하여 송신 탐촉자로부터 발신된 종파 초음파가 균열 선단부를

* 정회원, 광운대학교 건축공학과 박사과정

** 정회원, 광운대학교 전자통신공학과 교수, 공학박사

*** 정회원, 광운대학교 건축공학과 교수, 공학박사

본 연구는 2021년도 정부의 제원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (No. NRF-2020R1F1A1075177)

경유하여 수신 탐촉자에 도달하기까지의 시간을 계산하는 초음파 전달법에 의한 초음파 검사를 통해 주로 이루어지고 있다. 이러한 방식은 측정 결과의 정확도가 높다는 장점이 있으나, 초음파 탐촉자를 콘크리트 표면에 부착하여 측정해야 하므로 장비 세팅 시간이 과다하게 소요되어 업무 효율성이 떨어진다는 단점이 있다. 뿐만 아니라, 장비가 고가이고, 장비 사용과정에 관련 지식이 요구되기 때문에 장비 및 관련 전문 지식이 없는 경우에는 간단한 자가진단이 불가하다는 한계가 존재한다.

이러한 기존 초음파 기반의 균열 깊이 측정 기술의 한계는 균열을 간단한 촬영장비를 이용하여 촬영하고, 촬영된 이미지를 통해 균열의 깊이를 측정하는 기술을 개발함으로써 해소할 수 있다. 균열 깊이 측정이 이미지 기반으로 이루어질 경우 간단한 촬영 장비로 획득한 이미지를 통해 균열의 깊이를 추정할 수 있으므로 점검 시간이 단축 될 수 있다. 또한, 점검 시기 및 위치에 대한 제약이 해소될 수 있으며, 고가의 장비를 불필요로하기 때문에 기존 조사업무에 소요되던 인력 및 비용을 절감할 수 있다는 장점이 있다.

이와 같은 이미지 기반 균열 깊이 측정 기술은 균열의 실제 깊이와 디지털 이미지가 가지는 명도, 채도, 색조와 같은 고유한 특성 변수간의 관계를 기반으로 알고리즘이 구현되어야 한다. 하지만, 이에 대한 연구는 아직 미진한 실정이다. 이에 본 연구에서는 이미지 기반 균열 깊이 추정 기술 개발의 기초연구로서 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성변수를 식별하는 것을 목적으로 한다.

1.2 연구의 절차 및 방법

본 연구에서는 콘크리트 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성 변수를 식별하는 것을 목적으로 하였으며, 연구의 절차 및 방법은 다음과 같다.

- (1) 국내외에서 수행된 이미지 기반 균열 조사 기술 현황을 분석하여 기존연구와 본 연구의 차별성을 제시한다.
- (2) 컴퓨터 비전 분야에서 다루는 다양한 색상모델(color space) 및 색상모델별 명도, 휘도, 색조와 같은 채널(channel)을 이미지 특성변수로 보고 각 변수에 관한 개념에 대한 고찰을 실시하고 연구 가설을 수립한다.
- (4) 연구 가설 검증을 위해 100건의 실제 균열을 수집한다. 수집한 균열의 깊이를 실측하고, 해당 균열을 촬영한후, 이미지 프로세싱 기법을 활용하여 이미지 색상모델 변경 및 이미지 특성변수 추출을 실시함으로써 데이터를 수집한다.
- (4) 수집한 데이터를 IBM SPSS statistics v.23을 이용하여 상관성 분석을 실시함으로써, 균열 깊이 실측치

- 와 여러 이미지 특성 변수간의 관계를 규명한다.
- (5) 분석 결과를 토대로 균열 깊이 추정에 실질적으로 영향을 미치는 이미지 특성 변수를 도출한 후, 시사점을 제시한다.

2. 이미지 기반 균열조사 기술 관련 기존 연구 고찰

2000년대 초반부터 최근까지 이미지 기반 균열 조사 기술 연구들이 다음 <표1>과 같이 활발하게 수행되어오고 있는 추세이다. 2000년대 초반부터 시작된 이미지 기반 균열 조사 초기 연구는 균열을 검출(detection)하고, 폭, 길이, 형상과 같은 정보를 추출하기 위해 이미지의 노이즈를 제거하는 필터를 모델링하는 연구들이 다수 수행되었다.

또한, 2016년 전후로 시작된 최근 연구들은 균열 검출에 영상 인식 및 분류에 특화된 딥러닝 알고리즘인 합성곱신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)을 적용한 연구들이 다수 수행되어 오고 있다. 이러한 연구들은 다량의 정답이 있는 데이터(labeled data)를 컴퓨터에 학습 시켜, 새로운 영상정보가 입력되었을 때 학습된 결과를 토대로 하자를 검출할 수 있게 설계하여 영상처리 기술만을 적용한 초기 연구에 비해 상황변화에 대해 대응력을 상승시켰으며, 균열 검출에 높은 수준의 정확도의 수준을 확보하였다는 점에서 의의가 있다.

이처럼 균열조사 업무의 효율성을 향상시키기 위하여 이미지 기반의 균열 조사 기술이 개발되어 오고 있다. 다양한 연구들이 이미지를 이용하여 균열을 검출하거나 폭·길이·형태를 추출하는 것은 성공하였으나, 이미지 정보를 활용하여 균열 깊이를 측정하는 기술 개발과 관련한 연구는 존재하지 않았다. 이에 본 연구에서는 기존 연구들이 고려하지 않은 균열 깊이 측정 업무의 효율성을 향상시키기 위한 이미지 기반 균열 깊이 측정 기술의 기초연구로써 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성정보를 식별하는 연구를 진행하고자 한다.

표1. 국내외 이미지 기반 균열조사 기술 관련 논문 동향

저자	주요 내용
Chen et al. (2001)	에지 검출 및 노이즈 제거 등의 영상처리 기법을 활용하여 균열의 형상 및 균열의 폭을 추출함.
김정용 외 1인 (2002)	영상향상, 영상분할, 영상 해석 등에 해당하는 다양한 영상처리 함수를 활용하여 아스팔트 포장 균열의 형상을 추출하는 알고리즘을 개발함.
이방연 외 2인 (2005)	빛의 영향을 제거하기 위해 모폴로지 기법을 적용하였으며, 개선도니 이진화 기법과 형상분석을 통해 균열 검출 성능을 향상 시킴. 균열의 폭, 길이, 방향 계산을 위한 세부 알고리즘 구축함.
Y. Fujita	불규칙하게 빛나는 조건, 음영, 흠집 등 다양한 영상

저자	주요 내용
외 1명 (2006)	의 노이즈 제거를 위해 두 가지 전처리 과정을 진행한 후 균열의 형상을 검출
변태보 외 2인 (2006)	영상의 형태학적 연산을 활용하는 영상처리 기법인 모폴로지 기법을 이용하여 균열 영상으로부터 특징을 추출하고 균열을 검출하는 연구를 진행함.
이재언 외 1인 (2007)	콘크리트 균열을 검출하기 위하여 Histogram stretching 기법, Robert 연산, Multiple 연산과 같은 다양한 영상처리 기술을 활용하여 균열의 길이, 폭, 방향을 검출함.
김광백 (2010)	콘크리트 균열의 명암차를 활용하기 위하여 영상의 R,G,B채널 값에 퍼지기법을 적용하여 콘크리트 균열을 검출함.
이호범 외 2인 (2012)	모폴로지 기법 및 특징 검지 및 정합 등의 영상처리 기법을 활용하여 콘크리트 구조물의 균열을 검출할 수 있는 시스템을 개발함.
G.K. Choudhary 외 1인 (2012)	이미지 전체를 분류하는 이미지 접근방식과 이미지의 각 구성요소 또는 객체를 균열 및 노이즈로 분류하는 객체 접근 방식을 고려하여 균열을 검출하는 기술을 제시.
김윤경 (2016)	원전 격납고와 같은 대규모 구조물에 적합한 고해상도 영상 기반 균열 검출을 구축하기 위하여 에지(Edge) 검출 및 노이즈 제거 등의 이미지 처리 기법을 이용한 균열 검출 시스템을 제안함.
Zhang Lei et al. (2016)	도로의 균열 검출 자동화를 위해 스마트폰으로 촬영한 500장의 도로 균열 이미지를 CNN에 학습시켜 67.6%~98.2%의 정확도로 균열을 검출함.
Cha et al. (2017)	영상처리 기법 및 CNN 구조 (LeNet)를 활용하여 256 × 256 픽셀 해상도의 40 K 이미지 환경에서 98%의 정확도로 콘크리트 및 강재 표면의 균열을 검출함
A Zhang et al.(2017)	CNN을 기반으로 3D 아스팔트 표면의 균열을 자동으로 탐지하는 네트워크를 설계한 후, 1,800 개의 3D 이미지로 학습을 진행하고, 200장의 이미지로 검증을 실시하여 90.13%의 정확도로 균열을 검출함.
Gopalakrishnan et al.(2017)	시멘트 콘크리트의 균열을 자동으로 검출하기 위하여 2,500장의 균열 데이터 셋을 CNN 초기 모델 중 VGG16에 학습시켜 약 87%의 정확도로 균열을 검출함
김종우 외 2인 (2017)	구조물의 외관 손상 탐지 자동화를 위하여 드론의 비행 제어 기술에 대한 연구를 진행하였으며, 모폴로지 및 딥러닝 지도학습을 활용하여 균열을 검출하는 방법을 개발함.
WRL Silva et al.(2018)	콘크리트 균열을 검출하기 위하여 CNN 초기 모델 중 VGG16에 3,500장의 균열 이미지 데이터 셋을 학습시켜 최고 92.27%의 정확도로 균열을 검출함
조수진 외 2인 (2018)	Web scraping 기술을 활용하여 하자 이미지를 수집한 후, 수집된 이미지를 CNN (AlexNet) 모델에 학습시켜 콘크리트 균열과 박락을 검출함.
김아람 외 3인 (2018)	콘크리트 이미지에서 균열을 검출하고 특성을 분석하기 위한 판단 신경망과 구획화 신경망을 분리한 딥러닝 학습을 진행하고, 영상처리기법을 활용함.
Cao et al. (2019)	콘크리트 균열을 검출하고 균열의 형상을 파악하기 위하여 CNN 기법 중 Semantic Segmentation이 가능한 FCN(Fully convolutional Neural Network)를 활용하여 약 98%의 정확도를 확보함.
Lee et al.(2019)	콘크리트 균열을 검출하고 균열의 형상을 파악하기 위하여 CNN 기법 중 픽셀 단위 예측이 가능한 네트워크를 설계한 후, 다양한 밝기, 색조 및 노이즈 조건에서의 유용성을 검증함.
정서영 외 4인 (2019)	콘크리트 균열을 검출하고 균열의 형상 및 균열의 폭, 길이를 추출하기 위하여 CNN 및 각종 이미지 프로세싱 기술을 적용함.

3. 이미지 특성정보 고찰

3.1 디지털 이미지

디지털 이미지는 자연계에 존재하는 어떤 사물 혹은 장면을 이미지 센서를 통해 디지털 값들의 집합으로 표현한 것이다. 이 과정에서 아날로그 신호인 대상체의 빛의 패턴을 샘플링(sampling)과 양자화(quantization)를 통해 전기 신호로 바꾸고, 최종적으로 전압 값을 이진수로 바꾸어 메모리에 저장한다. 데이터를 표현하는 가장 간단한 형태는 이러한 이진수(binary number)이며, 이 이진수들을 여러 개 붙여서 그 조합을 통해 흑백 영상, 컬러 영상 등을 표현하게 된다.

디지털 이미지를 구성하는 최소단위를 화소(pixel)라고 하는데, 각 화소는 화소값(pixel value)라고 불리는 특정 값을 가진다. 여기서 화소값은 특정 화소의 색상이나 밝기 정도를 나타내는 것으로 한 채널(channel)당 8 bit로 표현된다. 예를 들면, 단일 채널을 가지는 명암도 영상(gray-scale image)의 경우 각 픽셀은 0~255사이의 값을 가지게 되며, 3개의 채널을 가지는 RGB 영상의 경우 3원소 튜플(tuple) (r, g, b)값으로 표현되어 진다.

3.2 디지털 이미지의 색상모델 및 색상모델별 특성 변수 고찰

컴퓨터 비전 분야에서 색상 표현 시스템 (color representation system) 또는 색상 공간 (color space) 등으로 표현되는 색상 모델 (color model)은 공간적인 위치로 색상을 표현한 것을 말한다. 즉, 색 표시계(color system)의 모든 색들을 색 공간에서 3차원 좌표로 표현한 것을 뜻한다. 색상 모델은 주로 색채 디자인 연구와 카메라, 모니터 등 컬러 영상 장비 개발 및 응용에 필수적으로 활용되어 왔으며, 최근에 들어서는 비전 분야 연구에 활용되어 오고 있다. 대표적인 색상모델은 Gray 모델, RGB 모델, YCrCb 모델, HSV 모델, HLS 모델, Lab 모델 등이 있다.

(1) **Gray 모델:** 색(color) 정보를 사용하지 않고 밝기(intensity) 정보만으로 이미지를 표현하는 색상 모델이다. 이미지를 구성하는 화소는 흑백의 8bit의 단일 채널을 가지므로 화소는 0~255 범위로 표현되고, 검정색인 0부터 흰색인 255까지 총 256단계의 밝기값(intensity)으로 픽셀값을 표현한다.

(2) **RGB 모델:** 빛을 물리적으로 표현하고 만드는데 사용되는 가장 기본적인 색상모델로서 색상을 빛의 3원색인 적색(Red), 녹색(Green), 청색(Blue) 성분을 서로 다른 비율로 결합하여 표현하는 모델로 컬러 모니터 및 비디오 카메라 등 컴퓨터 색 체계에서 주

로 활용하는 모델이다. RGB 모델은 3가지 (Red, Green, Blue) 채널을 가지며, 각 채널은 8bit(0~255)로 표현된다. RGB 모델에서 검은색은 R=G=B=0, 흰색은 R=G=B=255, 빨강색은 R=255, G=B=0, 노란색은 R=G=255, B=0로 표현된다. R, G, B 각각은 0 ~ 255 사이의 값을 가질 수 있기 때문에 RGB 색상 모델을 사용하면 총 $256*256*256 = 16,777,216$ 가지의 색을 표현할 수 있다.

(3) **HSV 모델**: 인간의 실제 시각체계에 근거하여 만든 색상 모델로써, H (Hue; 색조), S (Saturation; 채도), V (Value; 명도)의 3가지 성분의 조합으로 색상을 표현한다. HSV모델의 H (Hue; 색조) 채널은 가시광선 스펙트럼을 고리모양으로 배치한 색상환에서 가장 파장이 긴 빨강을 0도로 했을 때 상대적인 배치 각도를 의미한다. 즉, 원래 H값은 0도에서 360도 범위를 가지고 있다. 하지만, 컴퓨터 비전 분야에서 HSV 모델을 사용할 때 각 픽셀은 최대 8 bit의 값을 가지므로, 0~255 사이의 값으로 변환되어 표현된다. S (Saturation; 채도)는 화소가 가지는 색상이 가장 진한 상태를 100%로 하였을 때 진한 정도를 나타낸 것으로 0에 가까울수록 무채색에 가깝고, 255에 가까울수록 선명한 색에 가깝다. 한편, V (Value; 명도)는 흰색, 빨간색 등을 100%, 검은색을 0%로 하였을 때의 밝기를 나타내며, 어두울수록 V 값은 0에 가깝고, 밝을수록 255에 가까운 값을 지닌다.

(4) **HLS 모델**: HSV 모델과 마찬가지로 인간이 색상을 인지하는 방식에 근거하여 만든 색상모델로, H (Hue; 색조), S (Saturation; 채도), L (Luminance; 휘도)의 3가지 성분의 조합으로 색상을 표현한다. HSV모델과 다른 점은 밝은 정도를 나타내는 성분이 HSV모델의 경우에는 명도(Value)를 사용하여 색의 밝고 어두운 정도를 표현하지만, HLS 모델에서는 밝기를 휘도(Luminance) 즉, 빛의 밝은 정도로 표현된다는 점에서 차이가 있다. 이 모델의 각 채널은 다른 채널과 마찬가지로 0부터 255까지의 숫자로 표현된다.

(5) **YCrCb 모델**: YCbCr 색상 모델은 영상 시스템에서 사용되는 색공간의 일종으로 RGB 색에서 밝기 성분(Y; 휘도)과 색차 성분(Cr, Cb)을 분리하여 표현하는 색상 모델이다. 이 색상 모델은 인간의 시각이 밝기에는 민감하지만 색차 차이에는 상대적으로 둔감하다는 점을 이용하여 푸른 정도와 붉은 정도를 표현하는 색차 신호인 Cr, Cb 성분에는 밝기 신호인 Y 성분보다 상대적으로 낮은 해상도를 할당하는 방식으로 이미지 데이터 압축 기법에 주로 사용된다. Y, Cr, Cb는 각각 0~255 사이의 값을 가지며, Y(휘도)는

어떤 광원의 단위면적당 광도 즉, 광원의 단위 면적에서 단위 입체각으로 발산하는 빛의 양을 의미하기 때문에 Y 값이 커질수록 이미지는 밝게 표현된다.

(6) **Lab 모델**: CIE(Commission Internationale d' Eclairage)라는 국제 표준 컬러 측정 기구에 의하여 정립된 색상 모델로 모든 색채는 적색과 녹색, 청색과 황색이 동시에 지각될 수 없다는 반대색설을 기반으로 한다. 일반적으로 CIELAB 혹은 $L*a*b*$ 로 표기된다. Lab 모델은 L(Luminosity; 명도), a, b 채널로 구성되며, 각 채널은 0부터 255까지의 값을 가진다. L 채널은 픽셀의 밝기를 표현하며, a 채널은 녹색에서 적색의 컬러 성분을 표현하고, b 채널은 청색에서 황색 성분을 표현한다.

4. 연구 가설 수립

3장에서 고찰한 색상 모델별 이미지 특성변수 고찰 결과를 균열 깊이를 추정하기 위한 이미지가 가지는 특성에 대입하면 다음과 같은 결론을 내릴 수 있다. 먼저, Gray 이미지 및 RGB 이미지의 경우 흑/적/녹/청색의 밝기가 0부터 255까지의 숫자로 표현되며, 어두운 화소일수록 낮은 화소값을 가진다. 따라서, 균열의 깊이가 깊은 부위일수록 촬영과정에서 빛의 영향을 적게 받게 되므로 균열의 가장 깊은 부위에 해당하는 화소는 가장 낮은 화소 값을 가질 것으로 추정된다.

다음으로 HSV 및 HLS 모델의 경우 색조(H), 채도(S), 명도(V) 및 휘도(L)의 변수를 가진다. 여기서, 색조(H)에 해당하는 화소 값은 단순히 색상의 인덱스에 불과하다. 따라서, 콘크리트마다 고유의 색상이 상이하므로 색조는 균열의 깊은 정도에 큰 영향을 미치지 못할 것으로 보여진다. 한편, 채도(S)의 경우 화소가 가지는 색상의 진한 상태를 표현해 주는 값으로 진한 색일수록 낮은 값을 가진다. 즉, 채도는 색의 선명한 정도를 나타내게 되는데 균열 이미지에서 가장 깊은 부위의 경우 화소가 선명하게 표현되지 않을 가능성이 가장 높기 때문에 가장 깊은 부위에 해당하는 화소가 가장 낮은 채도 값을 가질 확률이 높을 것으로 추정된다. 또한, 명도(V) 및 휘도(L)는 화소의 밝은 정도를 나타내므로 어두운 화소일수록 낮은 화소값을 가진다. 따라서, 깊이가 깊은 부위일수록 촬영과정에서 빛의 영향을 적게 받게 되므로 균열의 가장 깊은 부위에 해당하는 화소는 가장 낮은 화소 값을 가질 것으로 추정된다.

마지막으로 YCrCb 모델 및 Lab 모델의 경우 밝기 성분(Y, L)과 색차 성분(Cr, Cb, a, b)을 가진다. 밝기 성분에 해당하는 Y채널과 L채널의 경우 위에서 언급한 바와 같이 균열의 가장 깊은 부위에 해당하는 화소는 가장 낮

은 화소 값을 가질 것으로 보여진다. 또한, 검출수준 색차가 낮다는 점을 고려했을 때 균열 깊이가 깊은 부위일수록 화소가 검은색으로 표현되므로 균열의 깊이가 깊을수록 색차 변수(Cr, Cb, a, b)가 낮은 값을 가질 것으로 보여진다.

위의 내용을 종합 정리하여 본 연구에서 수립한 연구가설은 다음과 같다.

- 연구가설 1. Gray 모델의 화소값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 2. RGB 모델의 각 화소값들은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 3-1. HSV 모델의 H(색조)의 화소 값은 균열 깊이와 관련이 없을 것이며,
- 연구가설 3-2. HSV 모델의 S(채도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 3-3. HSV 모델의 V(명도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 4-1. HLS 모델의 H(Hue; 색상)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 4-2. HLS 모델의 L(휘도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 4-3. HLS 모델의 S(채도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 5-1. YCrCb 모델의 Y(휘도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 5-2. YCrCb 모델의 Cr, Cb(색차)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 6-1. Lab 모델의 L(명도)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.
- 연구가설 6-2. Lab 모델의 a, b(색차)의 화소 값은 균열 깊이와 음의 상관관계를 가진다.

5. 데이터 수집

5.1 데이터 수집 개요

본 연구에서는 앞 장에서 수립한 연구가설 검증을 위한 데이터를 수집하기 위하여 콘크리트 공시체를 제작하고 균열을 인위적으로 발생시켰다. 식별한 균열의 깊이를 실측하였으며, 균열 이미지를 촬영하였다. 또한, 획득한 균열 이미지를 이미지 프로세싱 기법을 이용하여 색상 모델 변환 및 채널별 화소값 추출을 실시하였다.

5.2 균열 깊이 실측치 수집

실제 균열의 이미지 및 균열 깊이 실측치 획득을 위하여 콘크리트 공시체 14개를 제작하고 압축강도 시험기를

이용하여 균열을 인위적으로 발생시켰다. 콘크리트 공시체에 발생된 균열은 각 길이 구간마다 상이한 깊이를 가지기 때문에 균열 부위를 임의로 분할하는 과정이 필요했다. 이를 위해 5mm 간격의 모눈종이에 무작위로 1cm x 1cm 크기의 구멍을 뚫어 공시체의 균열 부위에 부착하여 총 100개의 균열을 식별하였다. 이렇게 식별된 100개의 균열에 테이퍼게이지 및 필러 게이지를 이용하여 깊이를 측정함으로써 균열 깊이 실측치 데이터를 수집하였다. 실측된 균열 깊이의 최대값은 29mm, 최소값은 1mm였으며, 평균 값은 8.97mm이다.

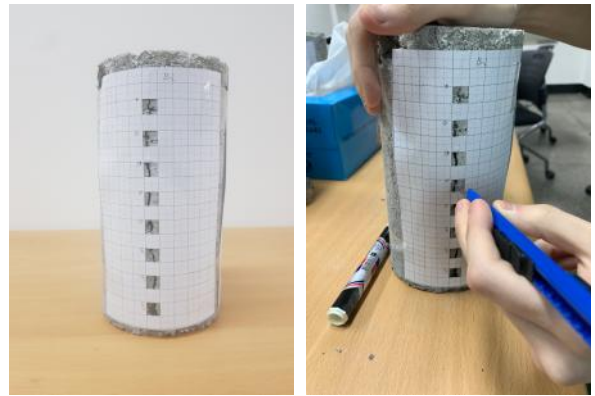


그림1. 균열 깊이 실측 정보 수집

5.3 균열 이미지 수집

식별한 균열들의 이미지를 획득하기 위하여 공시체를 촬영하였다. 이때, 촬영환경을 동일하게 유지하기 위하여 암막환경에서 카메라 플래시 기능을 이용하였으며, 촬영 거리를 동일하게 유지하여 촬영을 실시하였다. 본 연구에서 획득한 모든 이미지는 조도 125.3lux (조도측정계 측정치/ 오차범위 ±3% 이내)수준, 카메라와 공시체간의 거리는 0.378m(레이저 거리측정기 측정치/ 오차범위 ±2% 이내) 수준에서 촬영되었다.



그림2. 균열 이미지 획득

5.4 균열 이미지 분할 및 화소값 추출

획득한 14장의 공시체 이미지의 100개의 균열 부위는 포토샵을 이용하여 95 x 95 픽셀(pixel; 화소) 단위로 분할하였다 (Figure 2 참조). 분할된 100건의 균열 이미지는 파이썬(Python 3.8.7) 기반의 open-cv를 이용한 이미지 프로세싱 기법을 통해 RGB scale, Gray scale, HSV, HLS, YCrCb, Lab 색상모델로 변환하고, 각 채널별 화소값을 추출하였다.

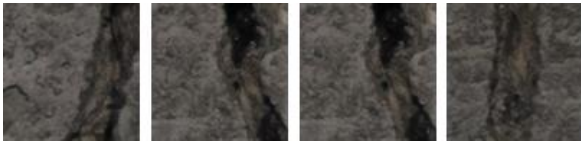


그림3. 획득한 균열 이미지 예시

6. 균열 깊이 실측치와 이미지 특성변수간의 상관성 분석

6.1 개요

4장에서 수립한 연구가설을 검증하기 위하여 5장에서 수집한 100건의 균열 깊이 및 색상모델 채널별 화소값 데이터를 이용하여 상관성 분석을 실시하였다. 상관성 분석은 IBM SPSS statistics v.23을 이용하였으며, 분석 결과는 다음과 같다.

6.2 Gray 이미지의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 1의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 2와 같다. 균열 깊이 실측치와 Gray채널의 화소값 최저점간의 상관계수의 값은 0.542이고 두 변수 간의 모상관계수가 0이라는 귀무가설이 참이라는 가정에서 표본상관계수에 대한 유의확률은 0.01보다 작은 값으로 나타났다. 따라서 유의수준 0.01에서 균열 깊이 실측치와 Gray채널의 화소값 최저점 사이에는 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다.

표2. Gray 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
Gray_min	13.63	9.861	-0.509	0.000

6.3 RGB 이미지의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 2의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 3과 같다. 균열 깊이 실측치와 Red/Green/Blue 채널의 화소값 최저점간의 상관계수의 값은 각각 -0.493, -0.504, -0.519이고 각 변수 간의 모상관계수가 0이라는 귀무가설이 참이라는 가정에서 표본상관계수에 대한 유의확률은 모두 0.01보다 작은 값으로 나타났다. 따라서 유의수준 0.01에서 균열 깊이 실측치와 Red/Green/Blue 채널의 화소값 최저점 사이에는 각각 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다.

표3. RGB 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
Red_min	13.26	10.379	-0.493	0.000
Green_min	13.75	9.959	-0.504	0.000
Blue_min	13.19	8.677	-0.519	0.000

6.4 HSV 이미지의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 3-1, 3-2, 3-3의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 4과 같다. 먼저, 균열 깊이 실측치와 H(색조) 채널의 화소값 최저점간의 상관계수는 -0.111, 유의수준은 0.269로 나타나 H(색조)는 균열 깊이와 상관관계가 없는 것으로 분석되었다. 또한, 균열 깊이 실측치와 S(채도) 채널의 화소값 최저점간의 상관계수는 -0.219, 유의수준은 0.028로 나타나 유의수준 0.05이내에서 균열깊이 실측치와 채도간에는 약한 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 한편, 균열 깊이 실측치와 V(명도) 채널의 최저점간의 상관계수는 -0.519이고 유의확률은 0.01보다 작은 값으로 나타나 균열 깊이와 V(명도)간에는 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다.

표4. HSV 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
H_min	0.33	1.724	-0.111	0.269
S_min	0.83	3.300	-0.219	0.028
V_min	15.12	10.449	-0.519	0.000

6.5 HLS 모델의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 4-1, 4-2, 4-3의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 5과 같다. 먼저, 균열 깊이 실측치와 H(색조) 채널의 화소값 최저점간의 상관계수는 -0.110, 유의수준은 0.275로 나타나 H(색조)는 균열 깊이와 상관관계가 없는 것으로 분석되었다. 또한, 균열 깊이 실측치와 S(채도) 채널의 최소 화소값간의 상관계수는 -0.210, 유의수준은 0.036로 나타나 유의수준 0.05이내에서 균열 깊이 실측치와 채도간에는 약한 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 한편, 균열 깊이 실측치와 L(휘도) 채널의 최저값간의 상관계수는 -0.507이고 유의확률은 0.01보다 작은 값으로 나타나 균열 깊이와 L(휘도)간에는 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다.

표5. HLS 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
H_min	0.32	1.651	-0.110	0.275
L_min	13.71	9.733	-0.507	0.000
S_min	0.42	1.718	-0.210	0.036

6.6 YCrCb 모델의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 5-1, 5-2의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 6과 같다. 먼저, 균열 깊이 실측치와 Y(명도) 채널의 최저값간의 상관계수는 -0.509이고 유의확률은 0.01보다 작은 값으로 나타나, 유의수준 0.01이내에서 균열 깊이와 Y(명도)간에는 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 한편, 균열 깊이 실측치와 Cr, Cb(색차) 채널의 최소값 간의 상관계수는 각각 -0.097, -0.054로 나타났으며, 유의확률은 각각 0.339, 0.590으로 나타나 Cr, Cb(색차)는 균열 깊이와 관계가 없는 것으로 분석되었다.

표6. YCrCb 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
Y_min	13.63	9.861	-0.509	0.000
Cr_min	125.34	2.100	-0.097	0.339
Cb_min	119.68	1.836	-0.054	0.590

6.7 Lab모델의 화소값과 균열 깊이 실측치간의 관계

위에서 설정한 연구가설 6-1, 6-2의 연구문제 분석을 위하여 pearson 상관분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음 table 7과 같다. 먼저, 균열 깊이 실측치와 L(명도) 채널의 최저값간의 상관계수는 -0.492이고 유의확률은 0.01보다 작은 값으로 나타나, 유의수준 0.01이내에서 균열 깊이와 L(명도)간에는 음의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 한편, 균열 깊이 실측치와 a, b(색차) 채널의 최소값 간의 상관계수는 각각 -0.178, -0.066로 나타났으며, 유의확률은 각각 0.076, 0.512으로 나타나 a, b(색차) 채널은 균열 깊이와 관계가 없는 것으로 분석되었다.

표7. Lab 화소 값과 균열 깊이간의 상관성 분석 결과

Research unit	Mean	Standard deviation	Coefficient of correlation	p
L_min	11.38	10.020	-0.492	0.000
a_min	123.75	1.654	-0.178	0.076
b_min	126.08	2.237	-0.066	0.512

7. 결론

본 연구에서는 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성변수를 식별하기 위해 실험실 환경에서 제작된 14개의 공시체에 균열을 발생시켜 획득한 100개의 균열 데이터를 대상으로 균열 깊이 실측치와 Gray, RGB, HSV, HLS, YCrCb, Lab 이미지의 각 채널별 화소값 간의 상관성 분석을 실시하였다. 상관성 분석 결과는 다음과 같이 요약된다.

- (1) Gray 채널의 화소값은 균열 깊이와 음의 상관관계 ($r = -0.509$)를 가진다.
- (2) RGB 이미지의 R, G, B 채널의 화소값은 균열 깊이와 각각 음의 상관관계 ($r = -0.493, -0.504, -0.519$)를 가진다.
- (3) HSV 이미지의 H(색조)는 균열 깊이와 관련이 없으며, S(채도)는 약한 음의 상관관계 ($r = -0.219$), V(명도)는 음의 상관관계 ($r = -0.519$)를 가진다.
- (4) HLS 이미지의 H(색조)는 균열 깊이와 관련이 없으며, L(휘도)는 음의 상관관계 ($r = -0.507$)를 가지고, S(채도)는 약한 음의 상관관계 ($r = -0.210$)를 가진다.
- (5) YCrCb 이미지의 Y(명도)는 균열 깊이와 음의 상관관계 ($r = -0.509$)를 가지고, Cr, Cb(색차)는 관련이 없다.
- (6) Lab 이미지 L(명도)는 균열 깊이와 음의 상관관계 ($r = -0.492$)를 가지고, a, b(색차)는 관련이 없다.

이와 같은 상관성 분석 결과를 통해 균열 깊이 추정에는 밝기(명도, 휘도 등)와 관련이 있는 이미지 특성변수가 가장 유의미한 변수로 작용할 것이라는 결론을 내릴 수 있다. 이는 균열의 깊이에 따라 촬영과정에서 발생하는 빛의 영향이 상이하기 때문인 것으로 볼 수 있다. 한편, 색의 선명한 정도를 나타내는 채도 또한 균열 깊이와 약한 상관관계가 있음을 확인하였는데, 이는 균열의 깊이에 따라 화소의 선명한 정도가 달리 표현되기 때문인 것으로 볼 수 있다.

본 연구에서는 100개의 실제 균열 데이터를 이용하여 통계 분석을 실시하였지만, 샘플 수가 전체 균열을 대표하기에는 부족한 점이 있다. 하지만, 본 연구는 균열 깊이 추정에 유의미한 이미지 특성 변수(명도, 휘도, 채도 등)를 식별함으로써, 균열 깊이와 이미지 특성변수 간의 관계에 기반한 알고리즘으로 구현되는 이미지 기반 균열 깊이 추정 기술 개발의 기반을 마련했다는 점에서 의의가 있다.

향후에는 연구 결과의 활용도를 높일 수 있는 화소값 가공 방법에 대한 추가 연구를 실시하고, 균열 깊이 추정의 유의미한 이미지 특성 변수-균열깊이 실측치 간의 관계식 도출을 위한 추가 연구를 진행할 것이다. 또한, 데이터 수집의 한계를 보완하기 위하여 균열 이미지 맞춤형 데이터 증강(Data Augmentation) 방법론 개발 연구를 수행할 예정이다.

참고문헌

1. 국토교통부 (2019), 시설물의 안전 및 유지관리 실시 세부 지침.
2. 김광백, 조재현 (2010), 퍼지 기법을 이용한 콘크리트 표면의 균열 검출, 한국정보통신학회논문지, 14(6), pp.1353-1358.
3. 김아람, 김동현, 변요셉, 이성원 (2018), 딥러닝과 영상처리 기법을 이용한 콘크리트 지반 구조물 균열 탐지, 한국지반공학회논문집, 34(12), pp.145-154.
4. 김윤경 (2016), 이미지 분석기법을 이용한 콘크리트 구조물의 결함 검출 이미지 개발, 한국정보기술학회논문지 14(10), pp.163-168.
5. 김정용, 조윤희 (2002), 이미지프로세싱기법을 이용한 균열인식 알고리즘 및 프로그램 개발, 대한토목학회논문집, 22(4-D), pp.639-647.
6. 김종우, 정영우, 임홍철 (2014), 드론과 이미지 분석기법을 활용한 구조물 외관점검 기술 연구, 한국건축시공학회지, 17(6), pp.545-557.
7. 변태보, 김장형, 김형수 (2006), 모폴로지 기반의 차영상 분석기법을 이용한 균열검출의 인식, 한국정보통신학회논문지, 10(1), pp.197-205.
8. 이방연, 김윤용, 김진근 (2005), 개선된 이진화와 형상분석 기법을 응용한 콘크리트 표면 균열의 화상처리 알고리즘

- 개발, 콘크리트학회논문집, 17(3), pp.361-368.
9. 이재연, 김광백 (2007), 개선된 영상처리기법을 이용한 콘크리트 표면 균열 추출 및 분석, 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집, pp.365-372
10. 이호범, 김종우, 장일영 (2012), 이미지 분석기법을 이용한 콘크리트 구조물의 균열 검출 시스템 개발, 한국구조물진단유지관리공학회, 16(1), pp.64-77.
11. 정서영, 이슬기, 박찬일, 조수영, 유정호 (2019), 딥러닝 및 영상처리 기술을 활용한 콘크리트 균열 검출 방법, 대한건축학회 논문집 구조계, 35(11), pp.163-170.
12. 조수진, 김병현, 이에인 (2018), 딥러닝을 이용한 이미지 기반의 콘크리트 균열 및 박락 탐지, 대한토목학회지, 66(8), pp.92-97.
13. Allen Zhang et al. (2017), Automated Pixel Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces Using a Deep Learning Network, Computer-Aided Civil Infrastructure Engineering, 32 (10), pp. 805-819.
14. Young-Jin Cha, Wooram Choi and Oral Buyukozturk (2017). Deep Learning Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 32(5), 361 - 378.
15. Cao Vu Dung and Anh Le Duc (2019), Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network, Automation in Construction, 99 , pp.52-58.
16. Donghan Lee, Jeongho Kim and Daewoo Lee (2019), Robust Concrete Crack Detection Using Deep Learning-Based Semantic Segmentation, International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 20(1), pp.287-299
17. Gajanan K. Choudhary and Sayan Dey. (2013), "Crack detection in concrete surfaces using image processing, fuzzy logic, and neural networks", 2012 IEEE Fifth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), pp.404-411
18. Liang-Chien Chen, Huang-Hsiang Jan and Chen-Wei Huang (2001), Mensuration of concrete cracks using digitized close-range photographs, in Proc. 22nd Asian Conf. Remote Sens., Singapore, pp.1248 - 1253.
19. Kasthurirangan Gopalakrishnan, S.K.Khaitan, Alok Choudhary and Ankit Agrawal (2017), Deep Convolutional Neural Networks with transfer learning for computer vision-based data-driven pavement distress detection, Construction and Building Materials, 157, pp.322-330.
20. Lei Zhang, Fan Yang, Yimin Daniel Zhang and Ying Julie Zhu (2016), Road crack detection using deep convolutional neural network, 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp.3708-3712
21. Wilson Ricardo Leal da Silva and Diogo Schwerz de Lucena (2018), Concrete Cracks Detection Based on Deep Learning Image Classification, Proceedings of

The Eighteenth International Conference of Experimental Mechanics, 2(8), pp.489.

22. Yusuke Fujita, Yoshihiro Mitani and Yoshihiko Hamamoto (2006), A Method for Crack Detection on a Concrete Structure, 18th International Conference on Pattern Recognition, 3, pp.901 - 904.

논문 투고일 (received) : 2021-12-04

논문 심사일 (reviewed) : 2021-12-07

게재 확정일 (accepted) : 2021-12-26