

ORIGINAL ARTICLE

자동 균열 조사기법의 정확도 평가를 위한 조사선 기반의 지표 제안

김진언, 송재준*

서울대학교 에너지시스템공학부

Scanline Based Metric for Evaluating the Accuracy of Automatic Fracture Survey Methods

Jineon Kim and Jae-Joon Song*

Department of Energy Systems Engineering, Seoul National University

*Corresponding author: songjj@snu.ac.kr

Received: July 31, 2019

Revised: August 22, 2019

Accepted: August 22, 2019

ABSTRACT

While various automatic rock fracture survey methods have been researched, the evaluation of the accuracy of these methods raises issues due to the absence of a metric which fully expresses the similarity between automatic and manual fracture maps. Therefore, this paper proposes a geometry similarity metric which is especially designed to determine the overall similarity of fracture maps and to evaluate the accuracy of rock fracture survey methods by a single number. The proposed metric, Scanline Intersection Similarity (SIS), is derived by conducting a large number of scanline surveys upon two fracture maps using Python code. By comparing the frequency of intersections over a large number of scanlines, SIS is able to express the overall similarity between two fracture maps. The proposed metric was compared with Intersection Over Union (IoU) which is a widely used evaluation metric in computer vision. Results showed that IoU is inappropriate for evaluating the geometry similarity of fracture maps because it is overly sensitive to minor geometry differences of thin elongated objects. The proposed metric, on the other hand, reflected macro-geometry differences rather than micro-geometry differences, showing good agreement with human perception. The metric was further applied to evaluate the accuracy of a deep learning-based automatic fracture surveying method which resulted as 0.674 (SIS). However, the proposed metric is currently limited to 2D fracture maps and requires comparison with rock joint parameters such as RQD.

Keywords: Accuracy metric, Scanline Intersection Similarity (SIS), Automatic rock fracture survey, Scanline sampling, Intersection Over Union (IoU)

초록

신속한 암반 및 암석 균열 조사를 위해서는 자동화된 조사기법이 필요하다. 그러나 자동 조사기법의 균열 지도가 수동으로 조사한 것과 얼마나 일치하는지 표기하는 단일 지표가 없어서 그 정확도를 평가하는데 어려움이 있다. 따라서 본 연구에서는 균열 지도 간의 일치도를 단일 값으로 표현하는 조사선 교차 일치도 (Scanline Intersection Similarity, SIS)라는 지표를 새롭게 제안하였다. 제안된 지표는 두 균열 지도의 균열 빈도를 다수의 조사선 상에서 비교하여 이들 간의 기하학적 일치도를 도출한다. 해당 지표의 적용성을 검토하기 위해 컴퓨터 비전 (Computer Vision) 분야에서 널리 사용하는 일치도 지표인 Intersection Over Union (IoU)과 비교분석하였다. IoU는 균열의 미시적 형태 차이를 과대평가하는 반



면에, 제안된 지표의 경우 미시적 형태 차이보다 경사와 같은 거시적 형태 차이를 더 민감하게 반영하였다. 따라서 균열의 거시적 형태가 중요한 암반 공학적 관점에서, 제안된 지표가 IoU 보다 균열 지도의 일치도 지표로써 적합하였다. 더 나아가 제안된 지표를 딥러닝(Deep Learning)을 이용한 균열 조사기법에 적용해본 결과, 해당 기법의 정확도가 조사선 교차 일치도로 0.674 임을 확인하였다.

핵심어: 정확도 지표, 조사선 교차 일치도(Scanline Intersection Similarity), 자동 암반 균열 조사, 조사선 샘플링, Intersection Over Union(IoU)

1. 서론

암반의 안정성을 평가할 때 암반에 존재하는 균열 및 절리에 대한 조사가 요구된다(Barton et al., 1974). 이때 해당 조사를 전문가가 수작업으로 수행하는 것이 일반적인데, 수작업으로 균열과 절리를 조사하기 위해서는 많은 시간과 노력이 소요되기 때문에 조사가 부정확하게 이뤄지거나 조사 자체가 생략되기도 하는 문제점이 있다(Han et al., 2009). 따라서 기존의 수동 조사기법을 자동화하는 컴퓨터 기반 조사기법이 다양하게 연구되었다. 제안된 자동 조사기법들은 주로 광학 시스템과 컴퓨터 기반 알고리즘을 이용하여 암반 및 암석 표면을 디지털화한 후, 디지털화한 표면으로부터 균열 지도를 추출하여 수동으로 이뤄지는 조사과정을 자동화하고자 한다(Lemy and Hadjigeorgiou, 2003, Deb et al., 2008, Ferrero et al., 2009, Li et al., 2016, Mohebbi et al., 2016, Hyun et al., 2019).

그러나 컴퓨터 기반의 자동 조사기법이 수동 조사를 완전히 대체하기 위해서는 자동 조사기법의 결과를 수동 조사기법의 결과와 비교하여 그 성능과 장점을 검증하는 과정이 필요하다. 이때 자동 조사기법의 정확도를 평가하기 위해 자동 조사기법의 균열 지도와 수동 조사기법의 균열 지도의 RQD, 절리 길이와 절리 간격 등을 비교하여 두 균열 지도 간의 일치도를 판단할 수 있다(Lemy and Hadjigeorgiou, 2003, Mohebbi et al., 2016). 그러나 RQD, 절리 길이, 절리 간격 등은 균열의 방향과 모양에 대한 정보를 담지 못하기 때문에 균열 지도 간 일치도를 온전히 표현하지 못한다는 한계점이 있다. RQD, 절리 길이 그리고 절리 간격이 표현하지 못하는 절리의 방향에 대한 정보는 경사와 경사 방향으로 표기할 수 있지만(Han and Song, 2007, Ferrero et al., 2009, Lee et al., 2018), 그 과정에서 균열 혹은 절리가 직선 및 판상으로 가정되기 때문에 방향과 모양에 대한 정보가 일부 소실된다. 상술한 비교 지표는 정보를 충분히 표현하지 못한다는 문제 외에도, 통합된 단일 지표가 아닌 여러 지표로 균열 지도 일치도를 표현하기 때문에 일치도 정보가 분산된다는 문제점 또한 있다. 이처럼 분산된 일치도 정보는 결과적으로 자동 조사기법의 정확도에 대한 객관적인 판단을 어렵게 하고 연구자 간 소통을 저해한다.

컴퓨터 비전 분야에서는 기하학적 구조 간의 일치도를 통합적으로 평가하는 지표가 여러 가지 개발되어 객체 검출 알고리즘의 정확도를 평가할 때 사용되고 있다(Everingham et al., 2010). 여러 지표 중에서 가장 널리 사용되는 지표인 Intersection over Union (IoU)은 객체 검출 알고리즘이 판단한 객체 영역과 사람이 판단한 객체 영역 사이의 픽셀 일치 정도로 알고리즘의 정확도를 평가한다. 구체적으로 IoU는 알고리즘이 판단한 객체 영역과 사람이 판단한 객체 영역 모두에 포함된 픽셀의 개수를 두 영역 중 적어도 하나에 포함된 픽셀의 개수로 나눠서 산출한다(Shi et al., 2014). 따라서 IoU가 1에 가까울수록 두 영역이 많이 겹친다는 것을 의미하고, 결과적으로 알고리즘의 결과가 사람이 판단한 것과 잘 일치한다는 것을 의미하게 된다. 또 다른 컴퓨터 비전 분야 지표인 F1 점수는, IoU와 유사하게 두 객체의 기하학적 영역이 얼마나 중첩되는지 평가하는 지표이다(Powers, 2011). 영역 기반의 지표인 IoU와 F1 점수 외에도 경계를 기반으로 두 영역이 얼마나 일치하는지 평가하는 경계 기반 F1 점수도 객체 검출 알고리즘의 정확도 평가에 사용된다(Csurka et al., 2013).

그러나 상술한 일치도 지표들은 컴퓨터 비전 분야에서 널리 활용되고 있지만 균열 지도의 일치도를 평가하는 데는 부적합하다. 왜냐하면 영역 기반 지표와 경계 기반 지표 모두 자동차와 표지판처럼 영역이 큰 물체의 검출 정확도를 평가하는데 최적화되었기 때문이다. 기존 컴퓨터 비전 분야의 일치도 지표를 균열과 같이 얇고 긴 선 구조에 적용하면 균열의 방향 혹은 위치의 미세한 차이에도 지표 값이 크게 변화하여 균열의 기하학적 차이를 과대평가하는 경향이 있다. 또한, 기존 지표는 균열의 거시적인 형태 차이에 비해 미시적인 형태 차이에 민감하기 때문에 사람이 인지하는 균열 지도 일치도와 부합하지 않는 경우도 발생한다. 따라서 암반 및 암석 균열 자동 조사기법의 정확도를 평가하기 위해서는 균열 지도에 적합한 새로운 일치도 지표가 필요하다.

본 연구에서는 자동 균열 조사기법의 정확도를 단일 지표로 표현하는 조사선 교차 일치도(Scanline Intersection Similarity, SIS)라는 새로운 지표를 제안하였다. 이 지표는 자동 조사기법의 균열 지도와 수동 조사기법의 균열 지도, 두 균열 지도의 균열 빈도를 다수의 조사선 상에서 비교하여 자동 조사기법의 정확도를 평가한다. 이때 지표 산출 과정에서 많은 수의 조사선 샘플링을 수행해야하기 때문에 지표 산출 과정을 컴퓨터상에서 구현하였다.

2. 새로운 균열 지도 일치도 지표 제안

2.1 지표 계산 공식

균열 지도의 균열 빈도는 조사선이라 불리는 가상의 선과 교차하는 균열의 개수로 정의할 수 있다. 그러므로 해당 정의 하에서 균열 빈도는 조사선과 균열 사이의 위치 관계에 의해 결정되고 완전히 일치하는 두 균열 지도에 대해서는 동일 조사선 상의 균열 빈도가 항상 일치하게 된다(Hudson and Priest, 1983). 반면에, 두 균열 지도가 일치하지 않고 균열의 방향이나 길이가 다르다면, 조사선의 배치에 따라 균열 빈도가 서로 다르게 측정된다. 이와 같이 균열 지도의 기하학적인 차이에 따라 균열 빈도가 차이는 조사선 샘플링(scanline sampling)의 성질이 제안하는 일치도 지표의 핵심 개념이다. 제안하는 지표는 자동 조사기법의 균열 지도와 수동 조사기법의 균열 지도의 균열 빈도를 여러 조사선 상에서 비교하여 두 균열 지도가 얼마나 일치하는지 평가한다. 제안하는 지표가 조사선과 균열의 교차점 개수에 기반을 둔 것에 착안하여, 지표를 조사선 교차 일치도(Scanline Intersection Similarity, SIS)라고 명명하였다.

조사선 교차 일치도의 기본 계산 공식은 식 (1)과 같다.

$$SIS_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{|a_i - b_i|}{\max(a_i, b_i)} \right)^2 \quad (1)$$

식 (1)에서 n 은 조사선의 개수, a_i 와 b_i 는 각각 균열 지도 a 와 b 의 조사선 i 상에서의 균열 빈도를 의미한다. 만일 두 균열 지도가 완전히 동일하다면, a_i 와 b_i 가 i 에 관계없이 항상 일치해서 조사선 교차 일치도 값이 1이 된다. 반면에 두 균열 지도 간의 기하학적인 차이가 크면, 조사선 i 에 따라 a_i 와 b_i 가 차이가 날 것이며 식 (1)에 의해 조사선 교차 일치도 값이 작게 계산된다. 따라서 조사선 교차 일치도가 1에 가까울수록 두 균열 지도가 잘 일치한다는 것을 의미하게 된다. 참고로 제공은 지표의 균열 빈도 차이에 대한 민감도를 향상시키기 위해 도입되었으며 식 (1)을 기반으로 한 조사선 교차 일치도의 최종 계산식은 2.3절의 식 (2)와 같다.

제안한 지표를 산출 할 때 조사선의 개수에 해당하는 n 값이 매우 중요하다. 만일 Fig. 1(a)처럼 적은 수의 조사선을 비교하면 균

열 지도 간의 일치도를 온전히 반영하지 못한다. Fig. 1(a)에서 두 균열 지도가 일치하지 않음에도 불구하고 조사선 10개에 대해서는 균열 빈도가 거의 동일하기 때문에 조사선 교차 일치도가 1에 가깝게 산출된다. 또한, 10개의 조사선이 어떻게 배치되는가에 따라 지표 값이 크게 변동된다. 따라서 이와 같은 문제를 피하기 위해서는 Fig. 1(b)와 같이 매우 많은 조사선 상에서 균열 빈도를 비교해야 한다. 많은 수의 조사선 상에서 균열 빈도를 비교하면 전반적인 기하학적 일치도를 평가할 수 있으며 지표 값이 조사선의 배치와 상관없이 일정하게 도출된다. 본 연구에서는 5,120개의 조사선에 대해 균열 빈도를 비교하여 조사선 교차 일치도를 산출하였다.

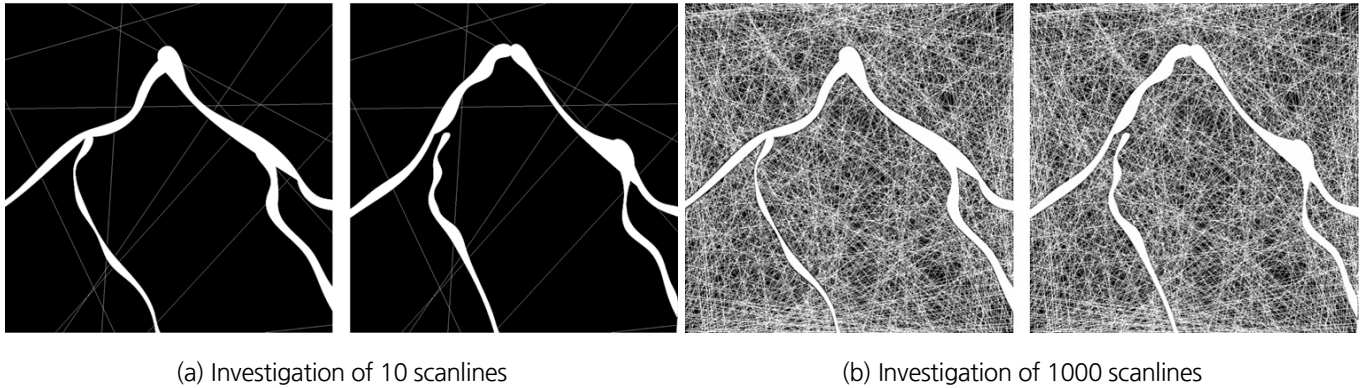


Fig. 1. Investigation of different number of scanlines

2.2 지표 계산 구현

제안한 지표는 무수히 많은 조사선 상에서 균열 빈도를 비교하기 때문에 컴퓨터를 이용한 계산이 필요하다. 본 연구에서는 1024x1024 픽셀 크기의 균열 지도에 대해, 제안한 지표를 자동으로 계산하는 컴퓨터 알고리즘을 Python 언어를 이용하여 구현하였다.

2.2.1 교점의 디지털 정의

조사선 샘플링을 컴퓨터 코드로 구현하기 위해서는 조사선과 균열 간의 교점을 엄밀하게 정의해야 한다. 디지털화된 균열 지도와 조사선은 불연속적인 요소인 픽셀로 이루어져 있어서, 교점을 단순히 두 선이 겹치는(overlapped) 영역으로 정의할 수 없다. 예를 들어, Fig. 2의 연속적인 두 선 사이의 교점은 한 개이지만, 해당 선을 디지털화하게 되면 겹치는 영역 혹은 겹치는 픽셀의 개수가 본래의 교점 개수와 달라진다. 따라서 두 선의 교점을 단순히 겹치는 픽셀로 정의하면 균열 빈도를 산출하는 과정에서 부정확한 결과가 도출된다.

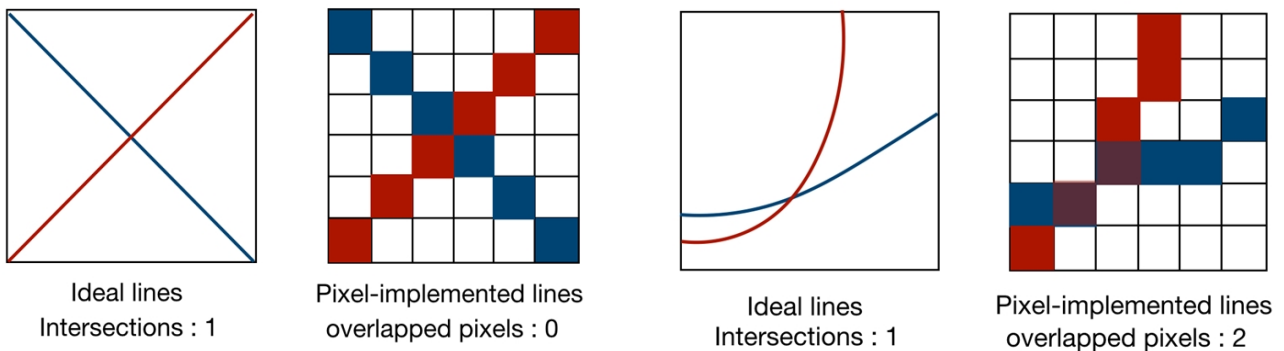


Fig. 2. Unwanted or missing intersections due to digitalization (Different color implies different lines)

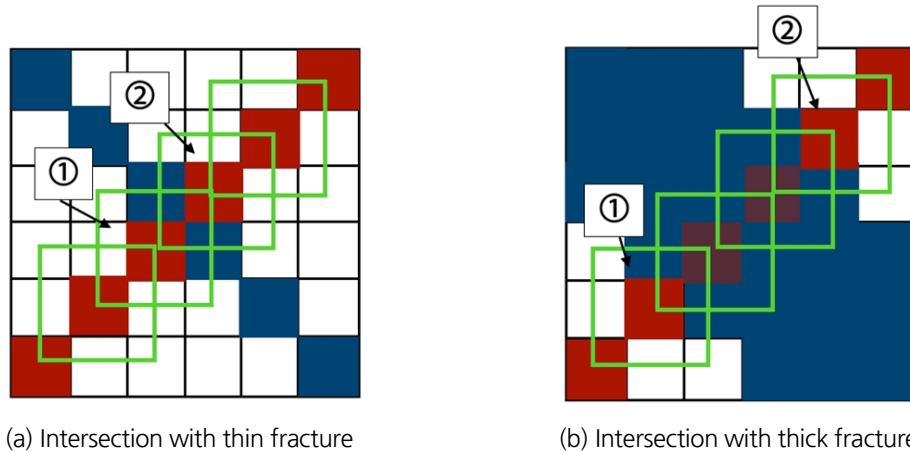


Fig. 3. Definition of intersections Blue and red indicates the fracture and scanline, respectively. Green indicates a 3x3 buffer.

제안한 지표의 정확한 구현을 위해, 교점을 조사선 위의 픽셀과 균열 픽셀을 둘러싸는 3x3 영역 사이의 위치 관계를 이용하여 정의하였다. 조사선 위의 픽셀 중에서 다음 두 가지 조건을 모두 만족시키는 픽셀을 교점으로 정의하였다. 첫 번째 조건은 “해당 픽셀이 균열 픽셀을 둘러싸는 3x3 영역과 겹친다.” 이다. 두 번째 조건은 “해당 픽셀과 이웃하는 조사선 위 두 개의 픽셀 중에서 균열 픽셀을 둘러싸는 3x3 영역과 겹치지 않는 픽셀이 있다.” 이다. 이 정의에 따르면, Fig. 3(a)와 (b)에서 1번과 2번 픽셀이 교점으로 정의된다. 이와 같은 방식으로 교점을 정의하면, Fig. 3(b)와 같이 두께가 한 픽셀보다 두꺼운 균열에 대해서도 조사선과의 교점을 적절히 규정할 수 있다. 상술한 교점 정의 방식은 Fig. 3(a)에 나타나듯이, 연속적인 선 사이의 교점 1개를 2개의 교점으로 보게 되는데, 제안한 지표를 산출할 때 조사선의 균열 빈도 값으로 두 조사선의 균열 빈도 차이를 정규화하기 때문에 지표 산출 과정에 문제가 되지 않는다.

2.2.2 무작위 조사선 설정

만일 조사선의 방향이 모두 동일하면, 균열 지도의 일치도를 한 방향에 대해서만 평가하게 된다. 따라서 균열 지도의 전반적인 일치도를 평가하기 위해서는 조사선을 편향 없이 무작위로 선택하는 것이 중요하다. 조사선을 무작위로 설정하는 데는 여러 가지 방식이 있다. 예를 들어, 균열 지도의 중심을 지나는 조사선 중에서 경사를 무작위로 설정하는 것이다. 그러나 이 방식으로 조사선을 설정하면 균열 지도의 중심에 편향된 샘플링을 하게 된다는 문제점이 있다.

제안된 지표를 도출할 때는, 사각형 균열 지도에서 4개의 경계 중 조사선과 만날 2개의 경계를 무작위로 선택한 후 각 경계에서 조사선의 끝점이 될 점을 하나씩 무작위로 선택하여 편향되지 않게 조사선을 설정하였다. 본 연구에서는 이와 같은 조사선 설정 방식을 1024x1024 픽셀 크기의 디지털 균열 지도에 적용하였다. 서로 다른 두 경계에서 점을 하나씩 선택하여 조사선을 설정하면, 1024x1024 크기의 균열 지도상에서 총 6,279,174(=6x1023x1023) 종류의 조사선이 도출 가능하다. 이 모든 종류의 조사선을 조사하는 것은 비효율적이기 때문에, 일정 개수의 조사선을 조사해서 지표 값을 추정해야 한다. 그러나 6백만 개의 조사선에 해당하는 지표 값을 추정하기 위해서는 이에 상응하는 많은 양의 조사선을 여전히 조사해야 한다. 따라서 본 연구에서는 Fig. 4처럼 경계에 있는 1,023개의 픽셀 중에서 한 픽셀을 무작위로 선택하기보다는, 8개마다 하나씩 있는 128개의 픽셀 중에서 무작위로 픽셀을 선택하였다. 128개의 픽셀 중에서 조사선의 끝점을 선택하면 가능한 모든 조사선 종류가 98,304(=6x128x128)개로 감소한다. 98,304개의 조사선 중에서 5,120개의 조사선을 무작위로 선택하여 제안한 지표를 추정 및 도출하였다.

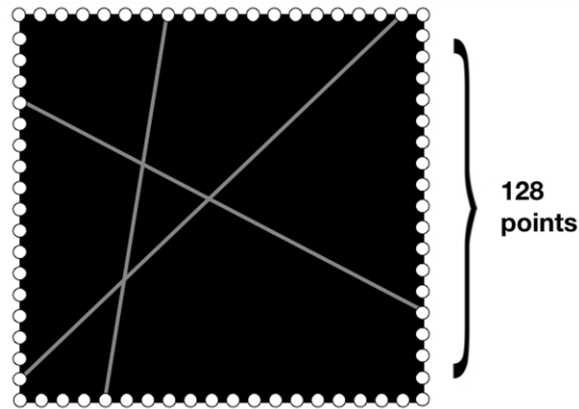


Fig. 4. Setting random scanlines by selecting two random points at the edge. Circles indicate the candidate points. Lines are examples of scanlines

균열 지도 경계상에서 조사선의 끝점을 무작위로 선정하여 최대한 편향되지 않게 균열 빈도를 비교하고자 하였다. 그러나 Fig. 5(a)에 나타나듯이, 해당 방식으로 조사선을 선정하면 균열 지도의 가장자리가 더 높은 빈도로 조사되는 문제점이 있다. Fig. 5(a)는 제안 방식대로 5120개의 조사선을 설정하였을 때, 각 픽셀 별로 조사선이 그 픽셀을 지나간 횟수를 나타낸다. 조사선들이 중심부의 픽셀에 비해 가장자리의 픽셀을 더 높은 빈도로 가로지른 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 가장자리-편향을 해소하기 위해, 조사선의 양 끝을 일정 확률로 제거(drop-out)하였다. 본 연구에서는, 균열 지도 크기의 1/16에 해당하는 64개의 픽셀을, 조사선의 양 끝에서 1/3의 확률로 제거하였다. Fig. 5(b)는 조사선 양 끝을 1/3 확률로 제거했을 때, 각 픽셀 별로 조사선이 그 픽셀을 지나간 횟수를 나타낸다. Fig. 5(a)에 비해 조사선이 균열 지도를 균일하게 조사한다는 것을 확인할 수 있다.

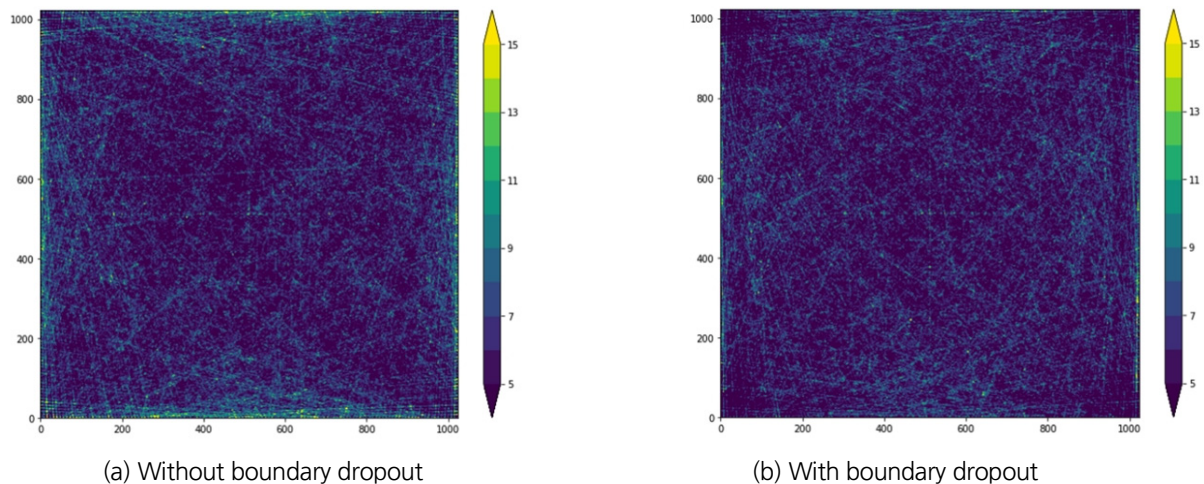


Fig. 5. Heat map of frequency of scanlines passing a pixel (Brighter color implies higher frequency)

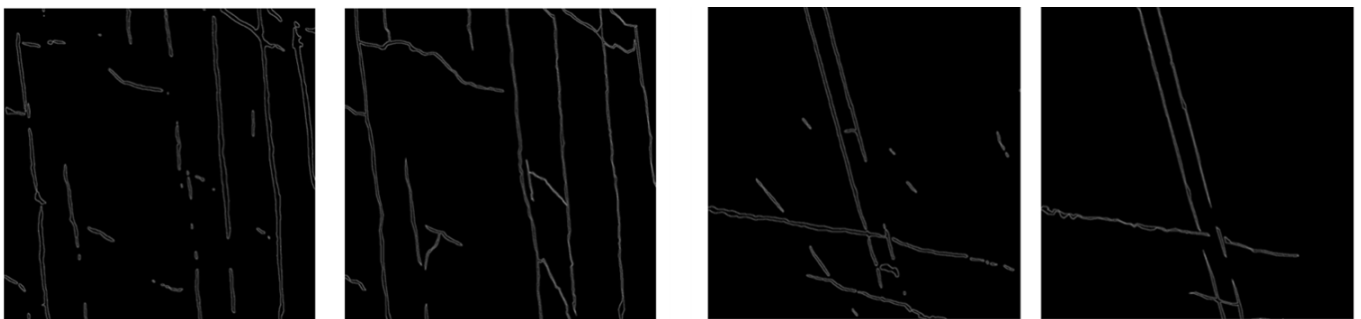
2.3 지표 정규화(하위-영역 설정)

암반이나 조사 범위에 따라 균열 지도 내의 균열 개수는 크게 달라질 수 있다. 서로 다른 균열 개수를 가지는 균열 지도 간의 일치도를 비교하기 위해서는 정규화된 지표가 필요하다. 제안하는 지표는 균열 지도를 여러 하위-영역으로 나눠서 식 (1)의 값을 산출한

뒤, 이 값들을 각 하위-영역의 균열 픽셀 수에 대해 가중 평균함으로써 균열 개수에 대한 정규화를 하였다. 이를 식으로 표현하면 식 (2)와 같다. 식 (2)에서 N은 하위-영역 개수, SIS_j 는 j 하위-영역의 식 (1) 값, f_j 는 j 하위-영역의 균열 픽셀 개수, f_T 는 균열 지도 내의 총 균열 픽셀 개수를 의미한다.

$$SIS = \sum_{j=1}^N \frac{f_j}{f_T} SIS_j \tag{2}$$

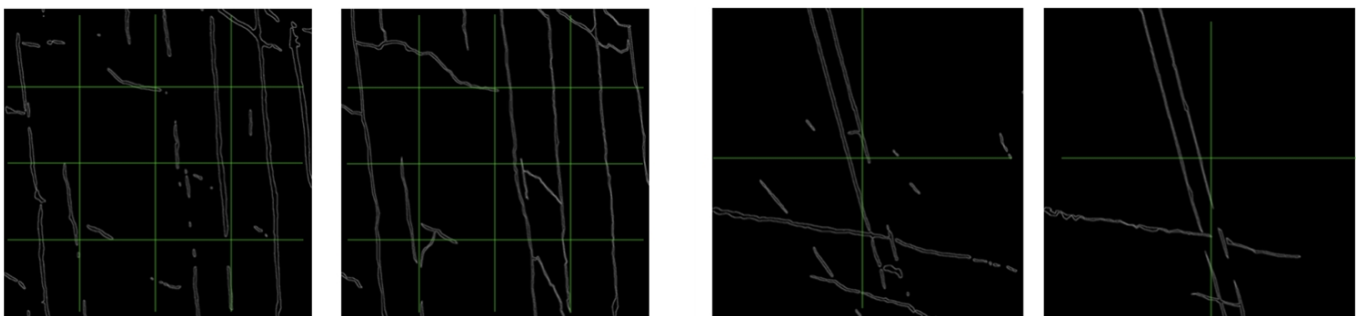
Fig. 6은 균열 개수가 서로 다른 두 쌍의 균열 지도로, 평균 균열 빈도가 각각 6.14와 4.27이다. 제안하는 지표를 산출하기 위해선 이 두 쌍의 균열 지도를 여러 하위-영역으로 나눠야 하는데, 하위-영역의 크기는 각 하위-영역에서 조사선을 그었을 때 평균 균열 빈도가 1과 3 사이가 되도록 설정하였다. 이 기준에 따르면, Fig. 7와 같이 각 균열 지도를 2x2와 4x4의 하위-영역으로 나누게 되고 각 균열 지도의 하위-영역 내 평균 균열 빈도가 1.98과 2.23이 된다. 하위-영역에서 조사하는 조사선 개수는 총합이 5,120개가 되도록 2x2 하위-영역에서는 각각 1,280(=5120/4)개, 4x4 하위-영역에서는 각각 320(=5120/16)개의 조사선을 조사하였다.



Average of intersection counts: 6.14

Average of intersection counts: 4.27

Fig. 6. Fracture maps with different number of average intersections



Average of intersection counts: 1.98

Average of intersection counts: 2.23

Fig. 7. Average intersection counts according to sub-spacing

3. 적용성 검토 및 논의

2절에서 제안한 조사선 교차 일치도를 간단한 형태의 균열 지도 모델에 적용하여 그 적용성을 검토하였다. 제안 지표와의 비교를 위해 컴퓨터 비전 분야의 일치도 지표인 Intersection Over Union(IoU)도 동일한 균열 지도 모델에 적용하였다.

Fig. 8은 두 지표를 이용하여 균열이 한 개 있는 균열 지도 모델의 일치도를 평가한 것이다. 균열의 각도가 5도, 10도 그리고 15도 차이가 나는 경우와 균열의 위치가 60 픽셀과 120 픽셀 차이 나는 경우의 균열 지도 일치도를 평가하였다. 그 결과, 5도, 10도 그리고 15도 차이에 대해 조사선 교차 일치도는 각각 0.923, 0.838 그리고 0.712가 산출되었으며 IoU는 각각 0.121, 0.057 그리고 0.037이 산출되었다. 균열의 위치가 60 픽셀과 120 픽셀 차이 나는 경우는, 조사선 교차 일치도는 각각 0.903과 0.855가 산출되었으며 IoU는 두 경우 모두 0이 산출되었다. Fig. 8의 비교를 통해 조사선 교차 일치도는 균열의 미세한 기하학적 차이를 적절히 반영하는 반면에 IoU는 균열의 작은 차이에 의해 값이 크게 감소하고 그 이상의 기하학적 차이는 거의 반영하지 못한다는 것을 확인할 수 있다.

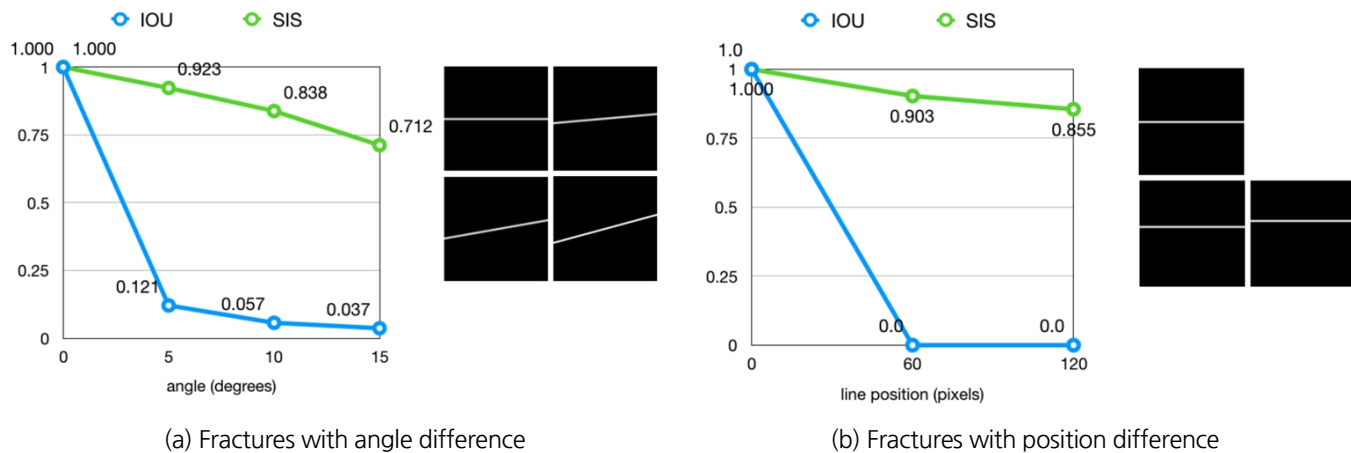


Fig. 8. SIS and IoU values for simple fractures

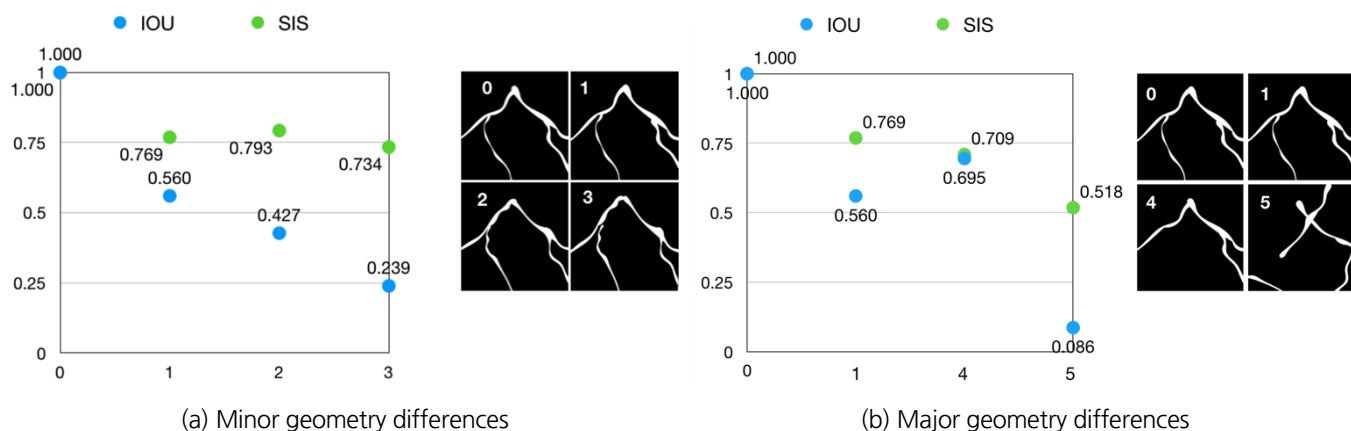


Fig. 9. SIS and IoU values for multiple fractures

Fig. 9는 두 지표를 균열이 여러 개 있는 균열 지도 모델에 적용한 것이다. Fig. 9(a)는, 0번에 해당하는 균열 지도가 1~3번의 균열 지도와 얼마나 일치하는지 두 지표로 평가한 것이다. 1번 균열 지도는 0번 균열 지도에서 균열의 각도를 수정한 것이고 2번 균열 지도는 0번 균열 지도에서 균열의 형태를 수정한 것이다. 3번 균열 지도는 0번 균열 지도에서 균열의 각도와 형태 모두 수정한 것이다. 조사선 교차 일치도를 이에 적용해본 결과, 형태를 수정한 2번 균열 지도에 대해 0.793이 산출되었으며 각도를 수정한 1번 균열 지도에 대해서는 0.769가 산출되었다. 이를 통해 조사선 교차 일치도가 균열의 미세한 형태 차이에 비해 균열의 거시적인 형태 차이에 더 민감하다는 것을 확인할 수 있다. IoU의 경우 반대로 1번 균열 지도에 대해 0.560을, 2번 균열 지도에 대해 0.427을 산출하여 균열의 각도 차이가 있는 1번 균열 지도가 균열의 형태 차이가 있는 2번 균열 지도보다 0번 균열 지도와 잘 일치한다고 판단하였다. 이는 IoU가 균열의 거시적인 형태 차이에 비해 균열의 미세한 형태에 더 민감하다는 것을 보여준다. 또한 1~3번 균열 지도가 0번 균열 지도와 미세하게 불일치하는 것임에도 불구하고 IoU 전반적으로 일치도를 낮게 평가한 것으로 보아 IoU가 균열의 기하학적 차이를 과대평가한다는 것 또한 확인할 수 있다.

Fig. 9(b)는 0번 균열 지도가 4번과 5번 균열 지도와 얼마나 일치하는지 두 지표를 평가한 결과이다. 4번 균열 지도는 0번 균열 지도와 왼쪽 하단을 제외하고 완전히 동일하고, 5번 균열 지도는 0번 균열 지도와 완전히 다른 형태의 균열 지도이다. 일반적으로 1번 균열 지도가 4번 균열 지도보다 0번 균열 지도와 더 일치한다고 볼 수 있다. 조사선 교차 일치도의 경우, 인간의 인지에 부합하게 1번 균열 지도가 0.769로 4번 균열 지도의 0.709 보다 더 일치한다는 결과가 나온 반면에, IoU의 경우 4번 균열 지도가 0.695로 1번 균열 지도보다 4번 균열 지도가 더 일치한다는 상반되는 결과가 나왔다. 이와 같은 결과는, Fig. 8과 Fig. 9(a)에서 확인한 IoU의 미세한 형태 차이에 대한 높은 민감도에 기인한 것으로 볼 수 있다. 4번 균열 지도 왼쪽 하단 균열의 거시적인 형태 차이에 비해 균열 지도 1~3번에 나타나는 균열의 미세한 형태 차이가 IoU에 더 강한 영향을 미쳤기 때문이다. 이에 반해, Fig. 9(a)에서 확인했듯이 조사선 교차 일치도는 균열의 거시적인 형태 차이에 민감하기 때문에 1~3번 균열 지도가 4번 균열 지도보다 0번 균열 지도와 더 일치한다는 결과를 도출한다. 이를 통해 조사선 교차 일치도가 인간이 판단하는 균열 지도 일치도와 부합하며 더 나아가 자동 균열 조사기법의 정확도 지표로써 적합하다는 것을 확인할 수 있다. 0번 균열 지도와 5번 균열 지도의 조사 교차점 일치도는 0.518로 산출되었는데, 완전히 다른 형태의 두 균열 지도에 대해 조사 교차 일치도의 하한값이 약 0.5인 것으로 판단된다.

제안한 지표를 이용하여 딥러닝 기반 균열 조사기법(Byun et al., 2018)의 정확도를 평가해보았다. 딥러닝 균열 조사의 균열 지도와 사람이 직접 조사한 균열 지도로 이루어진 18쌍의 균열 지도에 대해 조사선 교차 일치도를 산출하였다. 각 균열 지도 쌍과 그에 해당하는 조사선 교차 일치도 값을 Fig. 10에 나타내었다. 18 쌍의 균열 지도에 대한 평균 조사선 교차 일치도는 0.674으로 산출되었다.

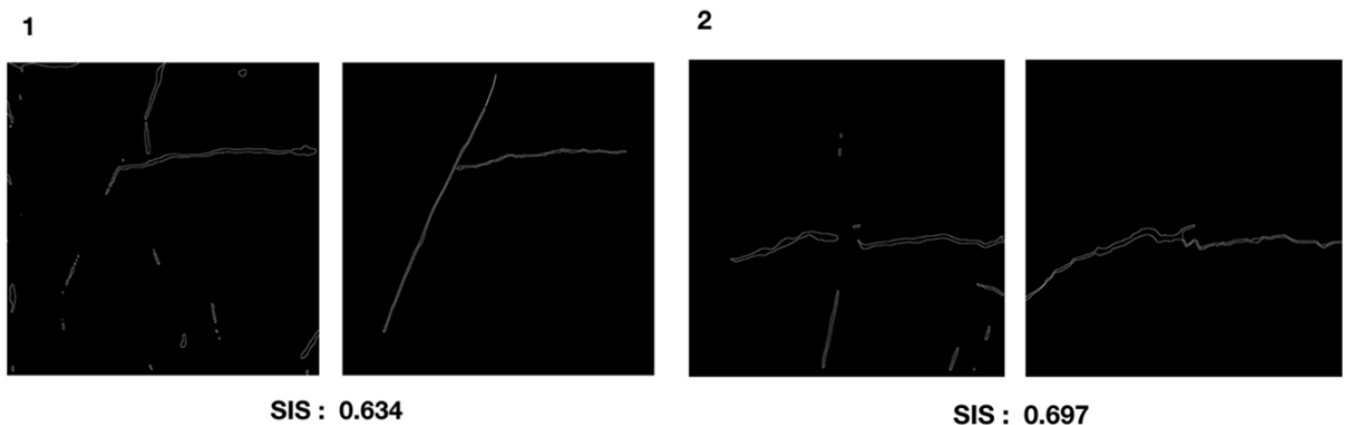


Fig. 10. SIS values for deep learning-based fracture mapping method

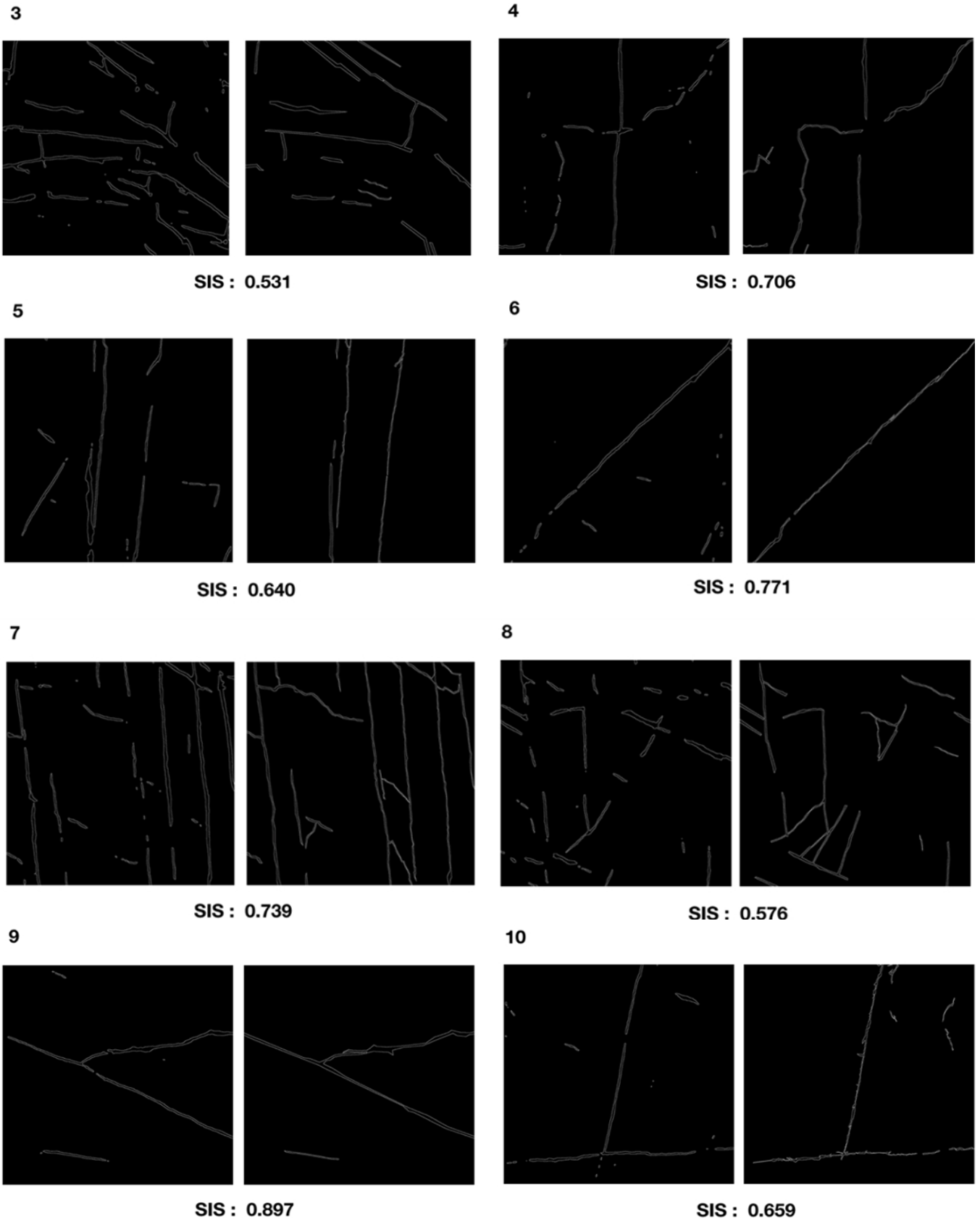
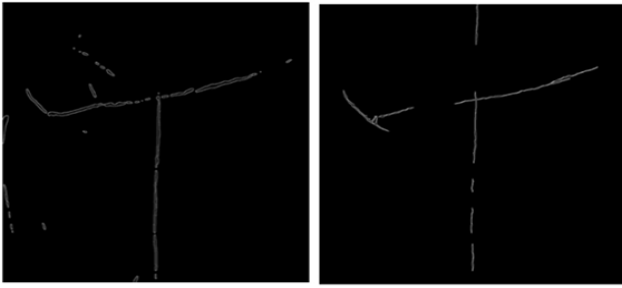


Fig. 10. SIS values for deep learning-based fracture mapping method (Continued)

11



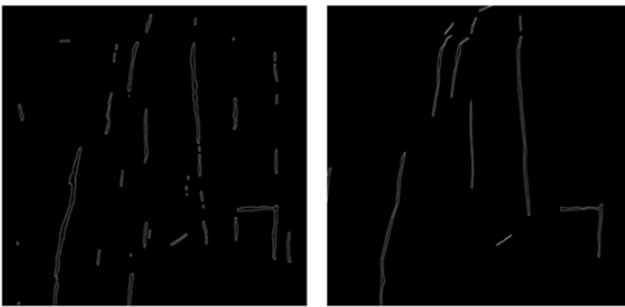
SIS : 0.634

12



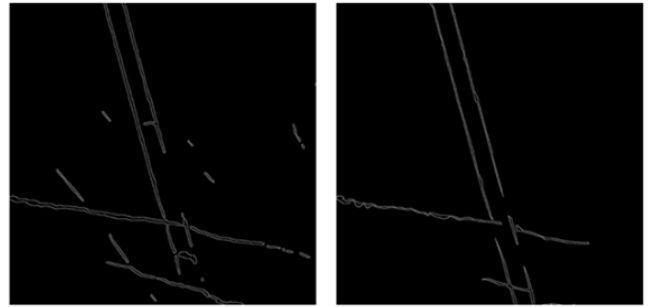
SIS : 0.627

13



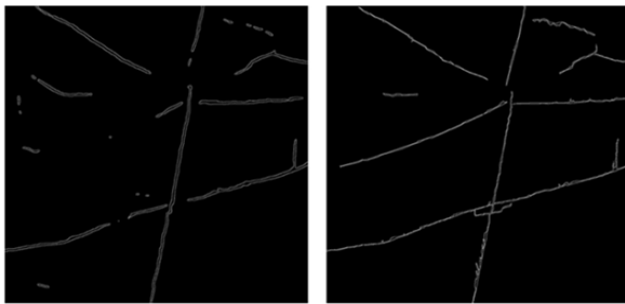
SIS : 0.592

14



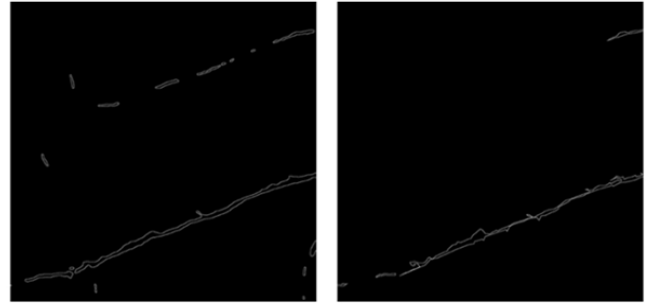
SIS : 0.713

15



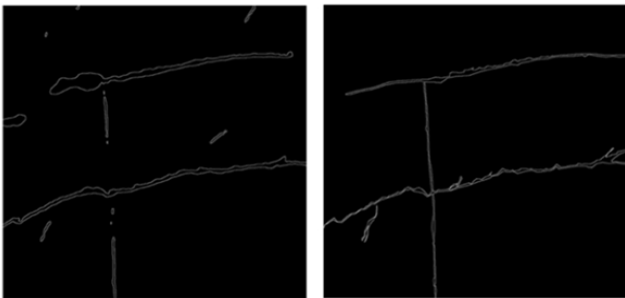
SIS : 0.726

16



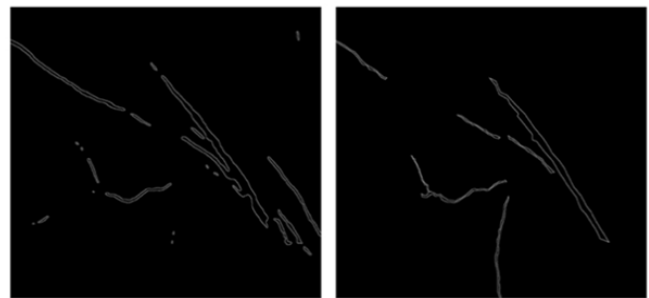
SIS : 0.710

17



SIS : 0.698

18



SIS : 0.589

Fig. 10. SIS values for deep learning-based fracture mapping method (Continued)

4. 결론

본 연구에서는 자동 균열 조사기법의 정확도를 평가하는 통합 지표를 새롭게 제안하였다. ‘조사선 교차 일치도’라 명명한 이 지표는 동일 조사선 상의 균열 빈도를 비교하여, 식 (1)과 식 (2)를 통해 두 균열 지도 간의 일치도를 산출한다. 균열 지도의 전반적인 기하학적 일치도를 반영하기 위해 5120개의 조사선상에서 균열 빈도를 비교하였으며 이를 Python 코드를 이용하여 컴퓨터 알고리즘으로 구현하였다. 그 과정에서 3x3 영역을 이용하여 조사선과 균열 사이의 교점을 정의하였으며 편향 없이 조사선을 설정하기 위해 균열 지도 경계에서 조사선 끝점을 무작위로 선택하였다. 그리고 정규화를 위해 균열 지도를 하위 영역으로 나눠서 식 (2)를 통해 제안한 지표를 최종 산출하였다.

적용성 검토를 위해 제안한 지표를 IoU와 함께 여러 균열 지도 모델에 적용하였다. 그 결과, IoU는 균열 지도의 일치도를 표현하는데 한계를 보였으며 조사선 교차 일치도는 인간의 인지에 부합하게 일치도를 표현하였다. Fig. 9에서, 이와 같은 차이를 뚜렷하게 확인할 수 있었다. IoU는 0번 균열 지도와 비교했을 때 1번 균열 지도와 4번 균열 지도 중에서 4번 균열 지도가 더 일치한다고 평가한 반면에, 조사선 교차 일치도는 인간의 인지에 부합하게 1번 균열 지도가 더 일치한다는 평가를 하였다. 모델링한 균열 지도 외에도 딥러닝 기반의 균열 지도에 제안한 지표를 적용하여, 딥러닝 기반 자동 조사기법의 정확도가 조사선 교차 일치도로 0.674에 해당함을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 조사선 교차 일치도를 이용하여 자동 균열 조사기법의 정확도를 단일 숫자로 표현할 수 있으며, 이를 통해 균열 조사기법 간의 객관적이며 손쉬운 비교가 가능할 것으로 기대된다. 그러나 제안한 지표는 평면 균열 지도에 한정되어 있어서 3차원 균열 지도에 적용할 수 있도록 확장이 필요하며 추후 RQD와 같은 다른 균열 인자들과의 비교분석을 필요로 한다.

사사

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(No. 2019R1F1A1060064)입니다.

REFERENCES

- Barton, N., Lien, R. and Lunde, J., 1974, Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support, *Rock mechanics*, 6(4), 189-236.
- Byun, H., Yoon, D., Kang, I., Kim, J. and Song, J., 2018, Automated Rock Fracture Detection Using a Convolutional Neural Network, *Proceedings of 2018 Fall Joint Conference of KSMER·KSRM·MIRECO*, Gangwon-do, South Korea.
- Csurka, G., Larlus, D. and Perronnin, F., 2013, What Is a Good Evaluation Measure for Semantic Segmentation?, *Proceedings of the 24th British Machine Vision Conference 2013*, <https://doi.org/10.5244/C.27.32>.
- Deb, D., Hariharan, S., Rao, U.M. and Ryu, C.H., 2008, Automatic Detection and Analysis of Discontinuity Geometry of Rock Mass from Digital Images, *Computers and Geosciences*, 34(2), 115-26, <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.03.007>.
- Everingham, M., Gool, L., Williams, C., Winn, J. and Zisserman, A., 2010, The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge, *Int. J. Comput. Vision*, 88(2), 303-38, <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>.

- Ferrero, A. M., Forlani, G., Roncella, R. and Voyat, H. I., 2009, Advanced Geostруктурал Survey Methods Applied to Rock Mass Characterization, *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 42(4), 631-65, <https://doi.org/10.1007/s00603-008-0010-4>.
- Han, J.H. and Song, J.J., 2007, Study on Applicability of Stereophotogrammetry to Rock Joint Survey, *Tunnel and Underground Space*, 17(2), 139-151.
- Han, J.H., Song, J.J. and Jo, Y.D., 2009, Effect of Photographing Light Intensity on Rock Joint Survey in Mine Tunnels Using Stereophotogrammetry, *Tunnel and Underground Space*, 19(6), 517-25.
- Hudson, J. A. and Priest, S. D., 1983, Discontinuity Frequency in Rock Masses, *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 20(2), 73-89, [https://doi.org/10.1016/0148-9062\(83\)90329-7](https://doi.org/10.1016/0148-9062(83)90329-7).
- Hyun, S., Lee, J.S., Jeon, S., Kim, Y., Kim, K.Y. and Yun, T.S., 2019, Pixel-level Crack Detection in X-ray Computed Tomography Image of Granite using Deep Learning, *Tunnel and Underground Space*, 29(3), 184-196.
- Lee, H.C., Kwon, K.M., Moon, C.E. and Jo, Y.H., 2018, Measurement Equipment Development of Stability Evaluation for Joint Slope using Unmanned Aerial Vehicle, *Tunnel and Underground Space*, 28(3), 193-208.
- Lemy, F., and Hadjigeorgiou, J., 2003, Discontinuity Trace Map Construction Using Photographs of Rock Exposures, *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 40, 903-17, [https://doi.org/10.1016/S1365-1609\(03\)00069-8](https://doi.org/10.1016/S1365-1609(03)00069-8).
- Li, X., Chen, J. and Zhu, H., 2016, A New Method for Automated Discontinuity Trace Mapping on Rock Mass 3D Surface Model, *Computers and Geosciences*, 89, 118-31, <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.12.010>.
- Mohebbi, M., Yarahmadi Bafghi, A. R., Fatehi Marji, M. and Gholamnejad, J., 2016, Rock Mass Structural Data Analysis Using Image Processing Techniques (Case Study: Choghart Iron Ore Mine Northern Slopes), *Journal of Mining & Environment*, 8 (May), 61-74, <https://doi.org/10.22044/jme.2016.629>.
- Powers, D. M. W., 2011, Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation, *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1), 37-63, <https://doi.org/10.1.1.214.9232>.
- Shi, R., King, N. N. and Li, S., 2014, Jaccard Index Compensation for Object Segmentation Evaluation, 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, 4457-61, <https://doi.org/10.1109/ICIP.2014.7025904>.