

# U-net 딥러닝 기법을 활용한 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 섬유 분리

서 지 우<sup>1</sup> · 한 동 석<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>연세대학교 건설환경공학과 석박사통합과정, <sup>2</sup>연세대학교 건설환경공학과 교수

## Phase Segmentation of PVA Fiber-Reinforced Cementitious Composites Using U-net Deep Learning Approach

Jeewoo Suh<sup>1</sup> and Tong-Seok Han<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>Graduate Student, Department of Civil and Environmental Engineering, Yonsei University, Seoul, 03722, Korea

<sup>2</sup>Professor, Department of Civil and Environmental Engineering, Yonsei University, Seoul, 03722, Korea

### Abstract

The development of an analysis model that reflects the microstructure characteristics of polyvinyl alcohol (PVA) fiber-reinforced cementitious composites, which have a highly complex microstructure, enables synergy between efficient material design and real experiments. PVA fiber orientations are an important factor that influences the mechanical behavior of PVA fiber-reinforced cementitious composites. Owing to the difficulty in distinguishing the gray level value obtained from micro-CT images of PVA fibers from adjacent phases, fiber segmentation is time-consuming work. In this study, a micro-CT test with a voxel size of  $0.65 \mu\text{m}^3$  was performed to investigate the three-dimensional distribution of fibers. To segment the fibers and generate training data, histogram, morphology, and gradient-based phase-segmentation methods were used. A U-net model was proposed to segment fibers from micro-CT images of PVA fiber-reinforced cementitious composites. Data augmentation was applied to increase the accuracy of the training, using a total of 1024 images as training data. The performance of the model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1 score. The trained model achieved a high fiber segmentation performance and efficiency, and the approach can be applied to other specimens as well.

**Keywords** : fiber-reinforced cementitious composite, microstructures, image segmentation, deep learning, U-net

### 1. 서 론

시멘트계 재료는 낮은 인장강도와 변형 성능을 가지며 취성 거동을 보이기 때문에 이를 보완하기 위하여 강섬유, 폴리프로필렌 섬유(polypropylene, PP) 그리고 폴리비닐알콜(polyvinyl alcohol, PVA) 섬유 등을 혼입하여 인장 성능을 향상시키고 기계적 물성과 파괴 거동을 개선할 수 있다(Hao *et al.*, 2018; Meng *et al.*, 2017; Ye *et al.*, 2018). 섬유 보강 시멘트 복합체는 매우 복잡한 미세구조를 가지고 있어 재료의 역학적 거동에 영향을 주는 요인을 파악하고 미세구조의 불확실성을 고려한 해석 모델을 제작한다면 해석을 통해 실험과 시너지 효과를 낼

수 있는 재료 설계가 가능하게 된다.

섬유 보강 시멘트 복합체의 역학적 거동은 섬유와 매트릭스와의 계면의 미세구조 특성에 큰 영향을 받기 때문에 주사형 전자현미경(scanning electron microscope, SEM) 촬영을 하여 섬유와 매트릭스의 미세구조를 분석하는 연구가 수행되었다(Lu *et al.*, 2023; Sadrumontazi *et al.*, 2018; Xie *et al.*, 2021). 그러나 섬유 보강 시멘트 복합체는 섬유와 매트릭스의 계면뿐만 아니라 섬유의 방향성에 따라서 재료의 거동이 크게 달라지기 때문에 섬유의 3차원 분포를 비파괴적으로 얻을 수 있는 X-ray 마이크로-CT 방법을 적용한 연구도 수행되었다(Abrishambaf *et al.*, 2017; Kang and Kim, 2011; Yang *et al.*, 2020).

†Corresponding author:

Tel: +82-2-2123-5801; E-mail: tshan@yonsei.ac.kr

Received June 30 2023; Revised August 18 2023;

Accepted August 21 2023

© 2023 by Computational Structural Engineering Institute of Korea

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

섬유 보강 시멘트 복합체 내부의 섬유의 방향성에 따른 역학적 거동의 차이를 분석하기 위해서는 마이크로-CT 이미지에서 섬유를 분리(segmentation)하는 작업이 선행되어야만 한다. 섬유를 분리하기 위하여 다양한 이미지 처리 방법이 제안되고 있으나, 대부분 시멘트 폴과 회색조(grayscale) 값 차이가 큰 강섬유를 대상으로 연구가 활발히 수행되었다(Liu *et al.*, 2013; Miletić *et al.*, 2020; Skarżyński and Suchorzewski, 2018). 폴리머계 섬유 또한 보강재로 많이 사용되지만 시멘트 폴과 밀도가 큰 차이를 나타내지 않아, 마이크로-CT 이미지를 활용한 분석에 어려움이 있어 이미지 처리 방법 개발이 요구된다.

선행 연구에서 폴리머(polymer)계 섬유의 상 분리를 위하여 이미지마다 일일이 섬유를 직접 분리하는 등 수작업으로 분리하는 방식으로 연구가 진행되고 있다(Lorenzoni *et al.*, 2020; Xu *et al.*, 2023). 이러한 방식은 작업자의 주관이 강하게 개입하기 때문에 시편 제작에 많은 시간과 노력이 소요된다. 또한, 섬유 보강 시멘트 복합체의 미세구조의 불확실성이 매우 높기 때문에 정확한 분석을 위해서는 많은 수의 시편을 분석이 필요하다. 이미지 분리에 많은 시간이 소요되는 기존의 제안된 이미지 처리 방법의 한계를 극복하기 위하여 딥러닝(deep learning)을 활용하여 의미적 분리(semantic segmentation)를 수행하는 연구가 진행되고 있다(Bangaru *et al.*, 2022; Hong *et al.*, 2021; Tao *et al.*, 2022).

본 연구에서는 딥러닝 기반 이미지 분리 모델인 U-net을 활용하여, PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 미세구조 중 PVA 섬유를 분리하는 연구를 수행하였다. 미세구조 분석을 위하여 고해상도 마이크로-CT 이미지를 획득하고, 데이터 증강(data augmentation) 방법을 사용하여 학습 데이터의 양을 증가시켰다. 학습된 모델의 성능은 모델성능평가 지표로 사용되고 있는 정확도(accuracy), 정밀도(precision), F1 score를 활용하여 검증하였고, U-net 모델이 PVA 섬유 분리 성능이 우수함을 확인하였다.

## 2. 데이터 생성

### 2.1 시편 제작 및 X-ray 마이크로-CT 촬영

본 연구에서 X-ray 마이크로-CT 시험을 위하여 물-시멘트 비가 0.35인 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 시편을 제작하였다. KSL 5201 1종 시멘트를 사용하였으며, 직경이 9~25 $\mu\text{m}$ 이고, 길이가 6mm인 PVA 섬유를 시멘트의 2 vol.%를 혼입하였다. 고성능 감수제(superplasticizer)와 공기 연행제(air-entraining agent)를 혼입하여 워커빌리티(workability)를 향상시켰으며, 섬유가 뭉치는 현상을 방지하고 시편 내에 균일하게 분포할 수 있도록 3번에 나누어서 믹싱(mixing)을 진행하였다. 타설 후 28일간 수중 양생하였다.

PVA 섬유 보강 시멘트 폴의 미세구조 특성을 분석하기 위하여 포항 방사광 가속기 연구소에서 X-ray 마이크로-CT 촬영을 수행하였다. 복셀(voxel) 크기는 0.65 $\mu\text{m}^3$ 이며, 카메라 배율에 따른 시야(field of view, FOV)에 맞도록 시편을 0.8mm 이하로 절단 가공하였다.

### 2.2 PVA 섬유 상 분리

U-net 모델 학습을 위한 학습 데이터(training data)를 생성하기 위하여 X-ray 마이크로-CT 실험을 통해 시편의 미세구조 촬영을 수행하였다. 촬영한 이미지 중 섬유의 분포 특성을 확인할 수 있는 최소 영역인 128 × 128픽셀(pixel)을 관심 영역(region of interest, ROI)의 크기로 설정하고, 관심 영역만 분석에 사용하였다(Fig. 1). 이미지로 각 픽셀의 회색조 값은 재료 특성치를 나타내며 회색조 값과 비례하는 선형감쇠계수(linear attenuation coefficient, LAC)로 변환하였다(Chung *et al.*, 2019).

Kim 등(2022a)의 연구에서 제안된 이미지의 선형감쇠계수의 값들의 차이를 기반으로 상을 분리하는 히스토그램(histogram) 기반 분리 방법을 적용하여 3차원 미세구조로부터 공극과

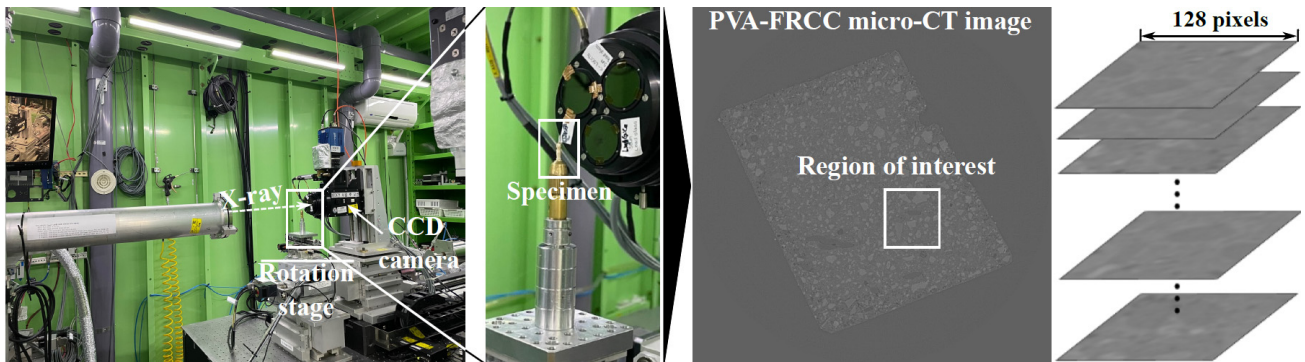


Fig. 1 X-ray micro-CT setup and obtained micro-CT image

PVA 섬유를 분리하였고(Fig. 2(a)), 히스토그램으로 분리하여 얻은 미세구조들을 각각 라벨링하였다(Fig. 2(b)). 공극과 PVA 섬유는 형상비에서 큰 차이를 보이기 때문에 형상비를 기준으로 PVA 섬유와 공극을 분리하였다. PVA 섬유 표면에 미세 수화물들이 부착되어 있고(Fig. 2(c)), PVA 섬유와 매트릭스 사이의 계면 영역의 공극으로 인하여 히스토그램을 기준으로 분리하였을 때, 표면에 다른 미세구조들이 함께 붙어서 분리되었다. 이를 보완하기 위하여 이미지 침식(erosion) 연산(Gonzalez, 2010)을 통해 섬유 표면에 부착된 미세구조들을 제거하였고, 팽창(dilation) 연산(Gonzalez, 2010)을 통해 줄어든 섬유의 크기를 보완하였다.

팽창과 침식 연산의 반복적인 사용으로 섬유의 상 분리가 가능하지만 각 연산을 진행할 때마다 작업자가 일일이 마이크로-CT 이미지와 비교하여 유사한지 확인해야만 한다. 이는 작업자의 숙련도에 따라 섬유 분리 결과에 큰 영향을 준다. 이를 보완하기 위하여 구배 기반 상 분리 방법(Kim *et al.*, 2022b)을 적용하였다. PVA 섬유와 매트릭스의 계면 영역은 높은 공극률을 가지고 있으므로 섬유와 매트릭스 경계에서 선형감쇠계수 값의 크게 변화하게 된다. 형상기반으로 분리한 섬유의 중

심으로부터 거리( $r_c$ )가 점차 멀어짐에 따라 전체 상의 평균 선형감쇠계수( $\bar{\chi}$ )를 조사하였고(Fig. 3(a)), 섬유의 거리와 전체 상의 평균 선형감쇠계수의 그래프의 이차 미분한 그래프의 최대값까지의 거리를 섬유의 반지름( $r_f$ )으로 결정하였다(Fig. 3(b)). 히스토그램, 형상, 구배 기반 상 분리 방법을 순서대로 적용하여 섬유의 상을 성공적으로 분리하였다(Fig. 3(c)).

### 3. U-net 모델 훈련

#### 3.1 U-net

U-net 모델은 종단 간(end to end) 방식의 합성곱 신경망(fully convolutional network) 기반 모델로 이미지 분리를 목적으로 처음 제안되었다. U-net은 이미지의 전반적인 의미정보(context information)를 포착하는 수축 경로(contracting path)와, 수축 경로에서 얻은 의미정보를 픽셀의 위치정보와 결합하여 각 픽셀이 속하는 객체를 분류하는 확장 경로(expanding path)로 구성되어 있고 두 경로는 대칭적이다(Fig. 4).

수축 경로와 확장 경로 모두 패딩(padding) 없이  $3 \times 3$  합성

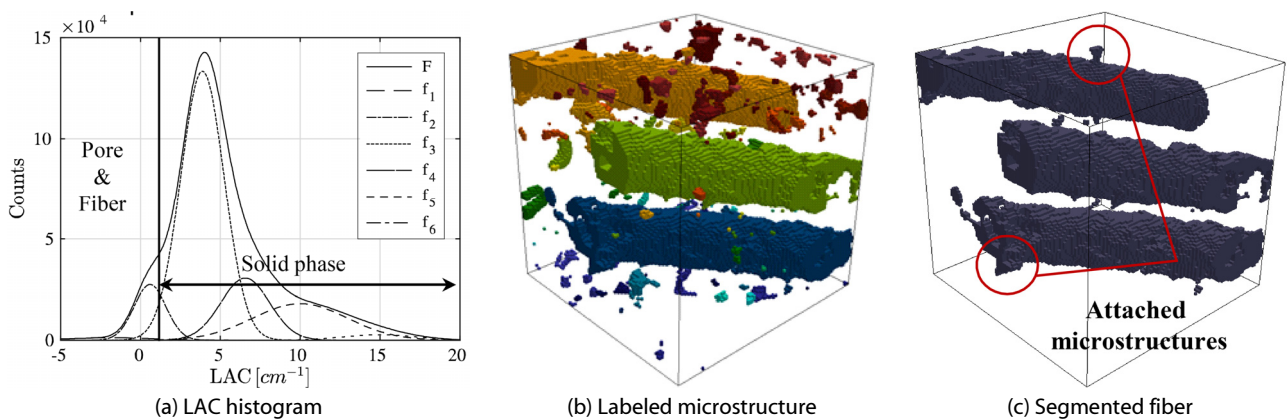


Fig. 2 Process of histogram-based segmentation and segmentation result

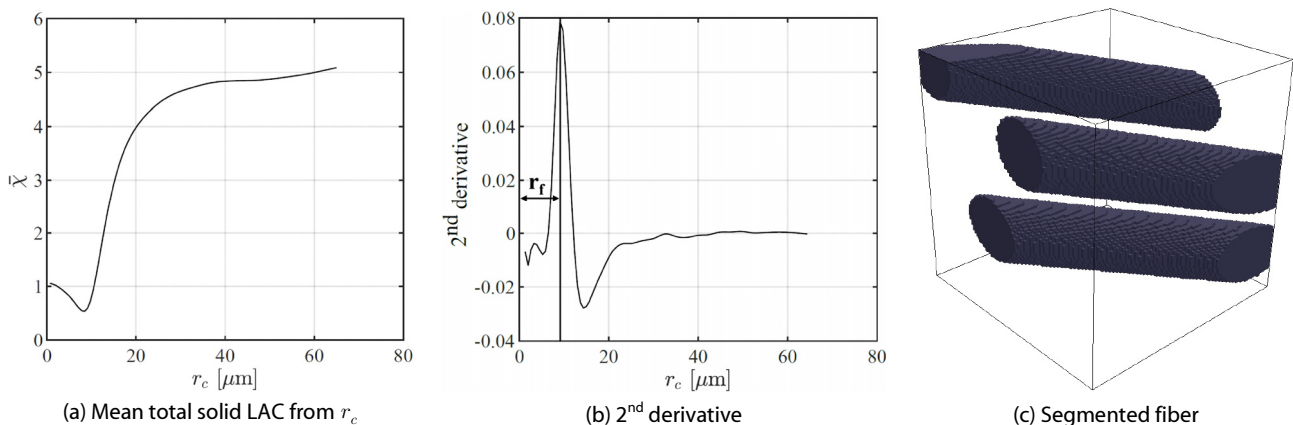


Fig. 3 Process of gradient-based segmentation method and segmented fiber

곱(convolution) 연산을 두 번 반복하고 각 합성곱 연산마다 ReLU 활성화 함수를 사용한다. 각 수축 단계마다  $2 \times 2$  최대 풀링(max pooling)을 진행하여 특징맵(feature map)의 크기가 절반이 되도록 하고, 다운 샘플링(down sampling) 과정을 거칠 때마다 채널 수는 두 배로 늘어난다. 확장 경로는 수축 경로와 달리 특징맵을 확장하는 것으로 각 확장 경로 단계마다  $2 \times 2$  합성곱 연산을 통해 특징맵 크기가 두 배로 증가한다. 확장 단계에서 업 샘플링(up sampling)과정을 통해 채널 수가 절반으로 줄어들게 되며, 마지막에  $1 \times 1$  합성곱 연산을 추가하여 비선형 예측을 할 수 있도록 하였다. 또한, 확장 단계마다 업 샘플링된 특징맵은 동일한 수준에 있는 수축 단계에서 얻은 특징맵과 결합하여 저차원 정보뿐만 아니라 고차원 정보도 이용할 수 있게 하였으며 이를 건너편 연결(skip connection)이라고 한다. 이 기법은 적은 수의 이미지로도 우수한 성능을 나타내며, 이를 통해 이미지 분리 성능을 향상시켰다.

### 3.2 모델 훈련

일반적으로 학습을 위해서 많은 양의 학습 데이터가 필요하며 학습 데이터를 생성하기 위해서는 많은 시편에 대한 X-ray 마이크로-CT 촬영을 수행하고, 이미지 처리를 위하여 많은 시간과 노력이 필요하다. 이를 보완하기 위하여 데이터 증강(data augmentation)방식을 사용하였다. X-ray 마이크로-CT 실험을 통해 256개의 이미지를 얻을 수 있었으며, 이 이미지들을  $90^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $270^\circ$ 로 회전시키고, 좌우 반전시키는 작업을 통해 총 1024개의 훈련 데이터를 획득하였다. 학습에 사용된 이미지의 크기는  $128 \times 128$  픽셀 크기이며, 파라미터(parameter)는 총 34,597,760개이다. 학습 스케줄(training schedule)은 Table 1에 나타내었다.

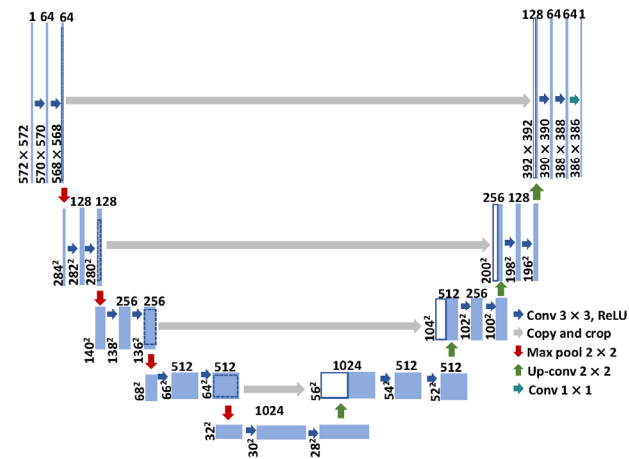


Fig. 4 U-net model architecture (Ronneberger *et al.*, 2015)

### 4. 모델성능평가

연속된 이미지들을 활용하여 학습 모델을 통해 예측된 PVA 섬유를 3차원으로 적층하였을 때, 섬유의 형상이 연속적으로 나타나는지 확인하였다. 학습된 모델의 성능을 평가하기 위하여 2절에서 설명한 이미지 처리 방법을 기반으로 분리한 PVA 섬유와 학습 모델을 통해 분리한 이미지를 적층한 PVA 섬유를 비교하였다. 분리된 PVA 섬유 중 섬유가 아닌 미세구조들이 포함된 것을 확인하였고(Fig. 5(a)), 이는 PVA 섬유의 선형 감쇠계수 값의 분포가 공극과 낮은 밀도를 가지는 고체상과 겹쳐져 있어 섬유의 상 분리에 오류가 발생한 것으로 판단된다. 이를 해결하기 위하여 섬유의 형상비를 사용하여 섬유만을 분리하였다(Fig. 5(b)).

본 연구에서 제안한 이미지 처리 방법을 사용하여 분리한 섬유(ground truth)와 학습된 모델을 통해 분리된 섬유(predicted)를 Fig. 6에 나타내었다. 학습 모델의 분리 성능을 분석하기 위하여 분류모델의 성능을 평가할 때 주로 사용되는 정확도(accuracy), 정밀도(precision), 재현율(recall), F1 score를 지

Table 1 Training schedule

Batch size	Epoch	Learning rate	Loss function	Optimizer
32	200	0.01	Cross entropy	Adam

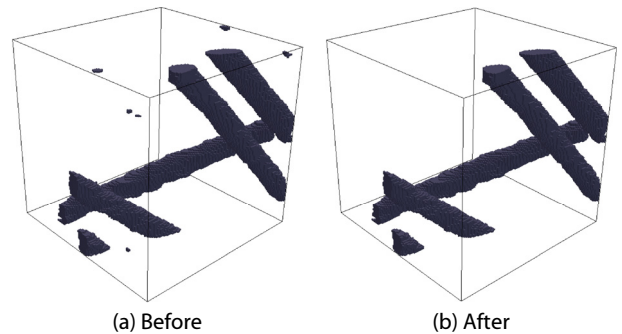


Fig. 5 Segmentation using aspect ratio

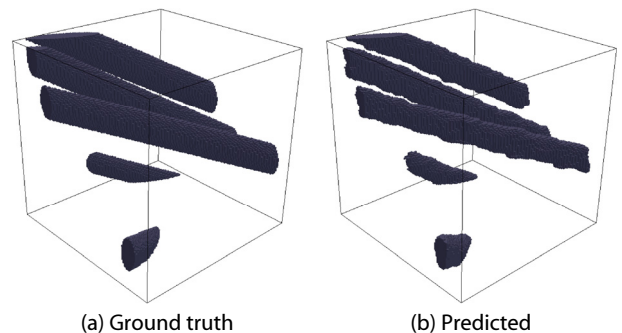


Fig. 6 Fiber segmentation



표로 사용하여 성능을 평가하였고(Chen *et al.*, 2021; Chicco and Jurman, 2020; Goutte and Gaussier, 2005), Table 2에 결과를 나타내었다. 섬유 분리의 정확도가 99.2%로 높게 나타났다. 정확도는 섬유와 섬유가 아닌 미세구조들이 동일한 분포를 가질 때 모델 성능 평가 지표로서 강력한 역할을 할 수 있으나, PVA 섬유의 부피는 전체의 1.64%밖에 차지하고 있지 않기 때문에 추가로 정밀도, 재현율, F1 score를 비교하여 모델 성능을 평가하였다.

정밀도는 실제 미세구조에서 분리한 상 중 예측된 이미지도 동일한 상으로 분리한 비율이며, 재현율은 예측된 이미지가 분리한 상이 실제 미세구조에서 분리한 상과 일치하는 비율을 의미한다. 정밀도와 재현율은 상호보완적이며 두 지표 모두 0에서 1까지의 값을 가지고 높을수록 학습이 잘 되었으므로 평가할 수 있다. PVA 섬유의 정밀도는 0.886, 재현율은 0.927로 두 값이 10.7% 차이가 나는 것을 확인하였다. 정밀도와 재현율이 차이가 발생하는 원인을 분석하기 위하여 실제와 예측된 이미지에서 모두 섬유로 분리된 픽셀(true positive)을 보라색으로, 실제로는 섬유가 아니지만, 섬유로 분리된 픽셀(false positive)은 파란색으로 나타내었다(Fig. 7). 실제로는 섬유로 분리되어야 하지만 예측된 이미지에서는 섬유로 분리하지 않은 픽

Table 2 Evaluation of segmentation performance

Score	Indicator			
	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
	0.992	0.886	0.927	0.906

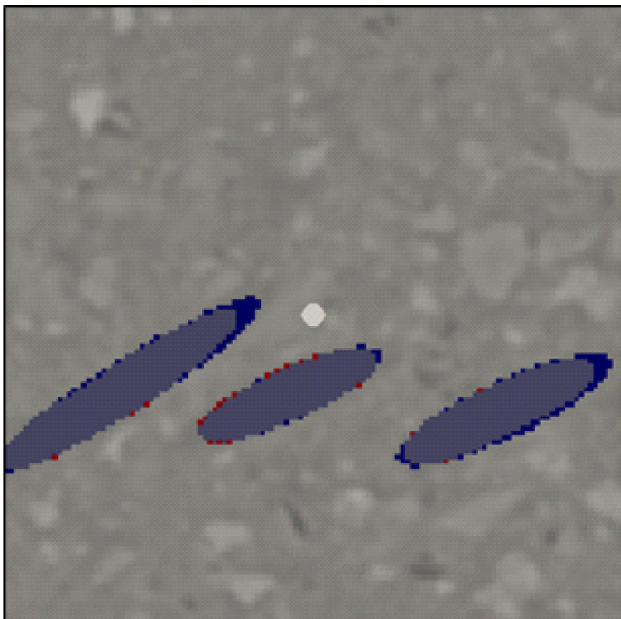


Fig. 7 Evaluation segmentation result (purple: true positive, blue: false positive, red: false negative)

셀(false negative)을 빨간색으로 나타내었다.

실제와 예측된 이미지의 오차는 모두 섬유와 매트릭스의 경계 부분에서 발생한 것을 확인할 수 있으며, 이는 섬유 표면에 부착되어 있는 수화물들과 섬유와 매트릭스 경계 부분에서 수화가 진행됨에 따라 사라지는 수산화 칼슘 및 에트린 자이트(ettringite)에 의해 선형감쇠계수 값이 영향을 받아 오차가 발생하였다(Kim and Robertson, 1998; Singh and Rai, 2001; Thong *et al.*, 2016). 오차는 실제 섬유 형상과 비교하였을 때 매우 미미한 수준으로 제한한 기법은 다른 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체 샘플에 대해서도 섬유를 성공적으로 분리하는 것을 확인하였으며, 6개의 추가 샘플에 대한 섬유 분리 예를 Fig. 8에 제시하였다. 기존 분리 방법은 3차원으로 학습된 U-net 기반의 기법을 활용하면, 오랜 시간과 주관이 개입되는 기존의 섬유 분리 방법을 대체할 수 있고, 매우 효율적인 섬유의 형상 분리가 가능함을 확인하였다.

## 5. 결론

본 연구에서는 U-net 모델을 활용하여 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체에서 PVA 섬유의 상을 분리하는 연구를 수행하였다. 학습에 필요한 데이터를 생성하기 위하여 복셀 크기가  $0.65\mu\text{m}^3$ 인 마이크로-CT 이미지를 얻었으며, 히스토그램 기반 분리 방법을 적용하여 공극과 PVA 섬유를 분리하였다. 공극과 PVA 섬유는 형상비를 기준으로 분리하였다. PVA 섬유 표면에 수화물들과 섬유와 매트릭스 사이의 공극으로 인하여 PVA 섬유에 섬유가 아닌 미세구조들이 함께 분리되었으며, 이를 분리하기 위하여 형상 기반 분리 방법을 적용하였다. 추가적으로 구배 기반 상 분리 방법을 적용하여 섬유의 반지름을 결정하고 섬유를 분리하여 학습 데이터 생성의 정확도를 향상시켰다.

마이크로-CT 이미지로부터 얻은 시편에 대해 이미지 처리 방법(히스토그램, 형상, 구배 기반 분리 방법)을 적용하여 PVA 섬유를 분리할 수 있으나, 분석에 필요한 시편 크기가 커짐에 따라 이미지 처리에 소요되는 시간이 급격히 증가한다. 그중 형상 기반 이미지 처리 방법은 시편이 커짐에 따라 시편 내에 포함되는 섬유의 수가 많아지게 되어 이미지 처리 소요 시간에 큰 영향을 준다. 또한, 이미지 분리의 정확도를 평가할 때 작업자의 주관이 강하게 개입하는 문제가 있어, 형상 기반 이미지 처리 방법을 사용하면 섬유 보강 시멘트 복합체의 미세구조 특성과 역학적 성능 간의 상관관계 규명을 위해서 많은 수의 가상 시편 제작에 어려움이 있다.

이를 보완하기 위하여 딥러닝 학습 모델 중 하나인 U-net 모델을 적용하여 파이버 형상을 분리하였으며, 학습의 정확도를

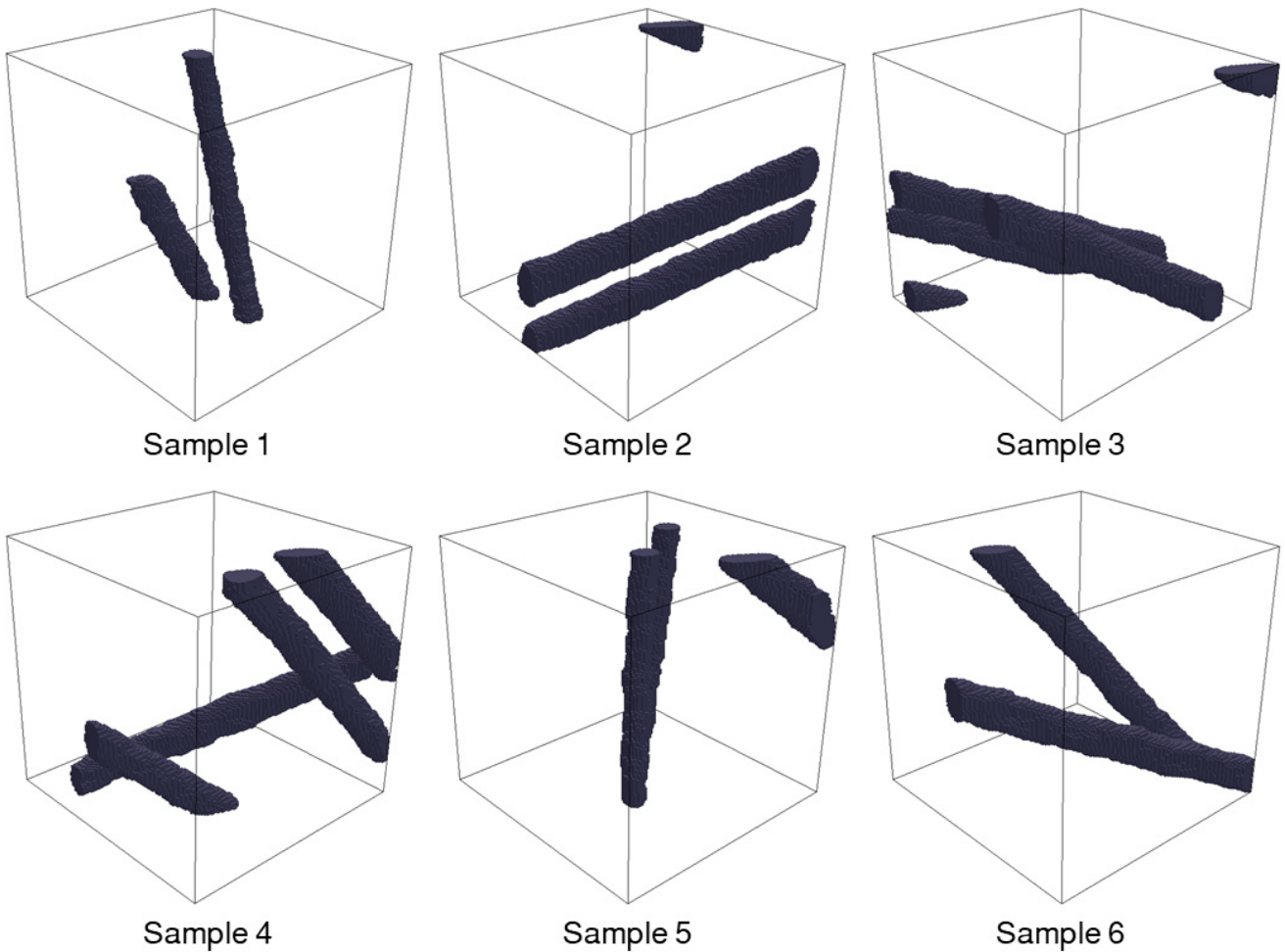


Fig. 8 Segmented fibers

향상시키기 위하여 데이터 증강방법을 사용하여 훈련 데이터의 개수를 증가시켰다. 모델 성능을 평가하기 위하여 연속된 이미지를 사용하여 섬유를 분리한 후 3차원으로 적층한 PVA 섬유와 이미지 처리 기법을 적용하여 분리한 PVA 섬유를 비교하였다. 정확도, 정밀도, 재현율 그리고 F1 score를 모델 성능을 평가하는 지표로 활용하였다. PVA 섬유 표면 및 섬유와 매트릭스 사이의 미세구조로 인하여 PVA 섬유 표면에서 오차가 발생함을 확인하였으나, 그 차이가 미미하고 다른 시편들에 대해서도 성공적으로 효율적인 섬유 분리가 가능함을 확인하였다. 이를 통해 이미지는 섬유분포 특성을 확인할 수 있는 최소 영역을 학습 데이터로 사용하였음에도 분리 성능이 우수한 것을 확인하였으며, 시편 크기가 커짐에 따라 섬유가 많이 포함되어 학습의 정확도가 증가할 것으로 판단된다. 본 연구에서 제안한 인공 지능 섬유 분리 기법에서는 학습에 많은 시간이 소요되는 3차원 시편을 학습 데이터로 사용하지 않고 단면 이미지로 학습을 수행하여 효율적인 섬유 분리가 가능하게 하였다.

학습된 U-net 모델을 활용하면 다수의 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체 시편에 대한 상 분리를 수행하여 가상 시편을 제작할 수 있다. 이를 통하여 실험과 시너지 효과를 낼 수 있는 가상 실험을 통한 응답평가 방법 개발에 기여할 수 있다. 해석기법을 적용한 가상 실험은 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 섬유 분포 특성과 역학적 성능 간의 상관관계를 규명할 수 있는 도구로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

#### 감사의 글

본 연구는 2022년도 해양수산부 재원으로 해양수산과학진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(G22202204022201).

#### References

Abrishambaf, A., Pimentel, M., Nunes, S. (2017) Influence of Fibre Orientation on the Tensile Behaviour of Ultra-High Performance Fibre Reinforced Cementitious Composites, *Cem.*

- & *Concr. Res.*, 97, pp.28~40.
- Bangaru, S.S., Wang, C., Zhou, X., Hassan, M.** (2022) Scanning Electron Microscopy (SEM) Image Segmentation for Micro-structure Analysis of Concrete using U-net Convolutional Neural Network, *Autom. Constr.*, 144, p.104602.
- Chen, Z., Ting, D., Newbury, R., Chen, C.** (2021) Semantic Segmentation for Partially Occluded Apple Trees based on Deep Learning, *Comput. & Electron. Agric.*, 181, p.105952.
- Chicco, D., Jurman, G.** (2020) The Advantages of the Matthews Correlation Coefficient (MCC) over F1 Score and Accuracy in Binary Classification Evaluation. *BMC Genom.*, 21, pp. 1~13.
- Chung, S.Y., Kim, J.S., Stephan, D., Han, T.S.** (2019) Overview of the use of Micro-Computed Tomography(Micro-CT) to Investigate the Relation between the Material Characteristics and Properties of Cement-based Materials, *Constr. & Build. Mater.*, 229, p.116843.
- Gonzalez, R.** (2010) Digital Image Processing using MATLAB (R), India: McGraw Hill Education India.
- Goutte, C., Gaussier, E.** (2005) A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation, *In: Advances in Information Retrieval: 27th European Conference on IR Research, ECIR 2005*, pp.345~359.
- Hao, Y., Cheng, L., Hao, H., Shahin, M.A.** (2018) Enhancing Fiber/Matrix Bonding in Polypropylene Fiber Reinforced Cementitious Composites by Microbially Induced Calcite Precipitation Pre-treatment, *Cem. & Concr. Compos.*, 88, pp. 1~7.
- Hong, L., Zhang, P., Liu, D., Gao, P., Zhan, B., Yu, Q., Sun, L.** (2021) Effective Segmentation of Short Fibers in Glass Fiber Reinforced Concrete's X-ray Images using Deep Learning Technology, *Mater. & Des.*, 210, p.110024.
- Kang, S.T., Kim, J.K.** (2011) The Relation between Fiber Orientation and Tensile behavior in an Ultra High Performance Fiber Reinforced Cementitious Composites (UHPFRCC), *Cem. & Concr. Res.*, 41(10), pp.1001~1014.
- Kim, J.H., Robertson, R.E.** (1998) Effects of Polyvinyl Alcohol on Aggregate-Paste Bond Strength and the Interfacial Transition Zone, *Adv. Cem. Based Mater.*, 8(2), pp.66~76.
- Kim, J.S., Lim, J.H., Stephan, D., Park, K., Han, T.S.** (2022a) Mechanical behavior Comparison of Single and Multiple Phase Models for Cement Paste using Micro-CT Images and Nanoindentation, *Constr. & Build. Mater.*, 342, p.127938.
- Kim, J.S., Suh, J., Pae, J., Moon, J., Han, T.S.** (2022b) Gradient-based Phase Segmentation Method for Characterization of Hydrating Cement Paste Microstructures Obtained from X-ray Micro-CT, *J. Build. Eng.*, 46, p.103721.
- Liu, J., Li, C., Liu, J., Cui, G., Yang, Z.** (2013) Study on 3D Spatial Distribution of Steel Fibers in Fiber Reinforced Cementitious Composites through Micro-CT Technique, *Constr. & Build. Mater.*, 48, pp.656~661.
- Lorenzoni, R., Curosu, I., Paciomik, S., Mechtcherine, V., Oppermann, M., Silva, F.** (2020) Semantic Segmentation of the Micro-Structure of Strain-Hardening Cement-based Composites (SHCC) by Applying Deep Learning on Micro-Computed Tomography Scans, *Cem. & Concr. Compos.*, 108, p.103551.
- Lu, M., Xiao, H., Liu, M., Feng, J.** (2023) Carbon Fiber Surface Nano-Modification and Enhanced Mechanical Properties of Fiber Reinforced Cementitious Composites, *Constr. & Build. Mater.*, 370, p.130701.
- Meng, D., Huang, T., Zhang, Y.X., Lee, C.K.** (2017) Mechanical behaviour of a Polyvinyl Alcohol Fibre Reinforced Engineered Cementitious Composite (PVA-ECC) using Local Ingredients, *Constr. & Build. Mater.*, 141, pp.259~270.
- Miletić, M., Kumar, L.M., Arns, J.Y., Agarwal, A., Foster, S.J., Arns, C., Perić, D.** (2020) Gradient-based Fibre Detection Method on 3D Micro-CT Tomographic Image for Defining Fibre Orientation Bias in Ultra-High-Performance Concrete, *Cem. & Concr. Res.*, 129, p.105962.
- Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T.** (2015) U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, *In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference*, pp.234~241.
- Sadrmomtazi, A., Tahmouresi, B., Saradar, A.** (2018) Effects of Silica Fume on Mechanical Strength and Microstructure of Basalt Fiber Reinforced Cementitious Composites (BFRCC), *Constr. & Build. Mater.*, 162, pp.321~333.
- Singh, N.B., Rai, S.** (2001) Effect of Polyvinyl Alcohol on the Hydration of Cement with Rice Husk Ash, *Cem. & Concr. Res.*, 31(2), pp.239~243.
- Skarżyński, Ł., Suchorzewski, J.** (2018) Mechanical and Fracture Properties of Concrete Reinforced with Recycled and Industrial Steel Fibers using Digital Image Correlation Technique and X-ray Micro Computed Tomography, *Constr. & Build. Mater.*, 183, pp.283~299.
- Tao, J., Gong, H., Wang, F., Luo, X., Qiu, X., Liu, J.** (2022) Deep Learning based Automated Segmentation of Air-Void System in Hardened Concrete Surface using Three Dimensional Reconstructed Images, *Constr. & Build. Mater.*, 324, p.126717.
- Thong, C.C., Teo, D.C.L., Ng, C.K.** (2016) Application of Polyvinyl Alcohol (PVA) in Cement-based Composite Materials: A Review of Its Engineering Properties and Microstructure

- Behavior, *Constr. & Build. Mater.*, 107, pp.172~180.
- Xie, C., Cao, M., Yin, H., Guan, J., Wang, L. (2021) Effects of Freeze-Thaw Damage on Fracture Properties and Microstructure of Hybrid Fibers Reinforced Cementitious Composites Containing Calcium Carbonate Whisker, *Constr. & Build. Mater.*, 300, p.123872.
- Xu, K., Jin, Q., Li, J., Ushizima, D.M., Li, V.C., Kurtis, K.E., Monteiro, P.J. (2023) In-Situ Microtomography Image Segmentation for Characterizing Strain-Hardening Cementitious Composites under Tension using Machine Learning, *Cem. & Concr. Res.*, 169, p.107164.
- Yang, Z.J., Qsyamah, A., Peng, Y.Z., Margetts, L., Sharma, R. (2020) 4D Characterisation of Damage and Fracture Mechanisms of Ultra High Performance Fibre Reinforced Concrete by In-situ Micro X-Ray Computed Tomography Tests, *Cem. & Concr. Compos.*, 106, p.103473.
- Ye, Z.B., Huang, R.Y., Li, Y.C., Lv, L., Zhao, K., Zhang, Y.L., Ma, J., Lin, J.J. (2018) Steel Fiber-Reinforced Concrete under Impact Loading Dynamic Constitutive Equation, *Constr. & Build. Mater.*, 190, pp.1049~1055.

## 요 지

PVA 섬유 보강 시멘트 복합체는 매우 복잡한 미세구조를 가지고 있으며, 재료의 거동을 정확히 평가하기 위해서는 미세구조 특성을 반영하여 실제 실험과 시너지효과를 내며 효율적인 재료 설계를 가능하게 하는 해석 모델의 개발이 중요하다. PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 역학적 성능은 PVA 섬유의 방향성에 큰 영향을 받는다. 그러나 마이크로-CT 이미지로부터 얻은 PVA 섬유의 회색조 값을 인접한 상과 구분하기 어려워, 섬유 분리 과정에 많은 시간이 소요된다. 본 연구에서는 섬유의 3차원 분포를 얻기 위하여  $0.65\mu\text{m}^3$ 의 복셀 크기를 가지는 마이크로-CT 이미지 촬영을 수행하였다. 학습에 사용될 학습 데이터를 생성하기 위해 히스토그램, 형상, 그리고 구배 기반 상 분리 방법을 적용하였다. 본 연구에서 제안된 U-net 모델을 활용하여 PVA 섬유 보강 시멘트 복합체의 마이크로-CT 이미지로부터 섬유를 분리하는 학습을 수행하였다. 훈련의 정확도를 높이기 위해 데이터 증강을 적용하였으며, 총 1024개의 이미지를 훈련 데이터로 사용하였다. 모델의 성능은 정확도, 정밀도, 재현율, F1 스코어를 평가하였으며, 학습된 모델의 섬유 분리 성능이 매우 높고 효율적이며, 다른 시편에도 적용될 수 있음을 확인하였다.

핵심용어 : 섬유 보강 시멘트 복합체, 미세구조, 이미지 분리, 딥러닝, U-net