

# 초음파 후방산란 신호와 합성곱 신경망을 이용한 점토 현탁액 자동 분류 시스템

성영호<sup>1</sup>, 주인철<sup>2</sup>, 김장건<sup>3</sup>, 원종묵<sup>4</sup>, 임해균<sup>5</sup>

<sup>1</sup> 부경대학교 스마트헬스케어학부 의공학 it 융합전공 학부생

<sup>2</sup> 울산대학교 건설환경공학부 건설환경공학전공 석사 과정

<sup>3</sup> 울산대학교 건설환경공학부 건설환경공학전공 박사 과정

<sup>4</sup> 울산대학교 건설환경공학부 건설환경공학전공 교수

<sup>5</sup> 부경대학교 스마트헬스케어학부 의공학전공 교수

dudgh5426@pukyong.ac.kr, ox9618@naver.com, longgun0603@gmail.com, jmwon@ulsan.ac.kr,  
hglim@pknu.ac.kr,

## Automated classification of clay suspension using ultrasonic backscattered signal with convolution neural network

Yeongho Sung<sup>1</sup>, Incheol Joo<sup>2</sup>, Jang Keon Kim<sup>2</sup>, Jongmuk Won<sup>2</sup>, and Hae Gyun Lim<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Biomedical Engineering, Pukyong National University

<sup>2</sup>Dept. of Civil and Environmental Engineering

### 요 약

미세 물질을 포함하고 있는 광산 폐기물의 디워터링 과정(dewatering process)은 작은 입자들의 침전속도가 낮기 때문에 시간이 오래 걸리고 어려운 과정이다. 따라서 광산 폐기물이 안정적으로 침전되었는지 확인하기 위해서 디워터링 과정을 연속적으로 모니터링하는 기술이 필요하다. 이 연구에서는 kaolinite, illite, bentonite 3 종류의 점토를 3 가지 농도(0.1g/L, 1g/L, 5g/L)로 나눠서 초음파 음향 감지를 이용해 후방산란 신호를 측정했다. 그리고 측정된 신호를 활용하여 합성곱 신경망(CNN) 모델을 개발하여 점토의 분류 모델을 만드는 연구를 수행했다. 본 연구에서 보여준 CNN의 높은 정확도는 광산 폐기물의 디워터링 과정에서 미세 광물과 미세 농도 분류 모니터링에 적합한 저렴하고 측정하기 쉬운 음향 감지의 사용 가능성을 입증했다.

### 1. 서론

점토 광물은 자연 지각에서 매우 흔하게 발견되기 때문에 광산 폐기물에 풍부하게 존재한다. 이로 인해 점토를 포함한 폐기물의 디워터링 기술은 폐기물의 안정적인 관리를 위해 많은 연구가 진행되었다. 점토 현탁액에서 점토 입자들은 주로 4 가지 타입(edge-to-face, edge-to-edge, face-to-face, and combined face-to-face and edge-to-face association)으로 뭉치지며, 이러한 패턴

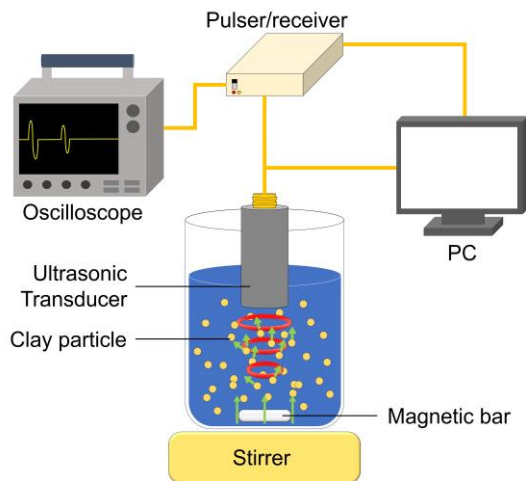
으로 인해서 초음파 후방산란 신호를 측정하였을 때 각 점토와 농도별로 신호의 차이점을 만들어 낼 수 있는 가능성을 제시한다[1].

이 연구에서 사용된 초음파는 물 안에서 잘 투과하고 실시간 측정과 비 파괴적인 검사가 가능하기 때문에 초음파 후방산란 측정 방식은 현탁액 상태에서 사용하기 적합하다. 이러한 초음파의 장점을 인해 초음파 감쇠 계수 측정 방식을 이용해 점토 현탁액의 농

도를 측정하는 연구한 사례가 있었으나 이 방식은 시간이 오래 걸리고 정확도가 높지 못했다[2]. 그래서 이 연구에서는 최초로 초음파 후방산란 신호와 합성곱 신경망을 결합하여, 점토 종류와 현탁액 농도를 높은 정확도로 예측하는 모델을 개발했다.

## 2. 실험 방법

점토 현탁액을 균일하게 하기 위해서 교반기와 자석을 이용했다. 초음파의 펄스를 발진시키고 에코를 받기 위해서 JSR Pulsar/receiver(DPR500, Pittsford, NY, USA.), 5MHz 초음파 변환기(V308\_1in, Olympus inc., USA.)를 사용했다. 마지막으로 디지털 오실로스코프(MDO 34, Tektronix inc., USA.)를 이용해 시그널을 표시하고 데이터를 저장했다 (그림 1).



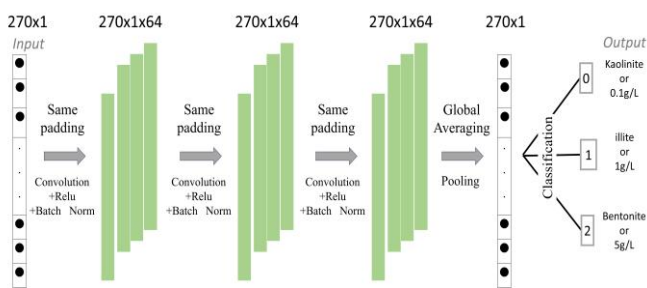
(그림 1) 점토 입자의 후방산란 신호 측정 실험 사진

해당 실험 세팅을 이용해 Illite, kaolinite, bentonite 3 가지 종류의 점토 샘플을 각각 0.1 g/L, 1 g/L, 5 g/L 의 농도로 나눠서 각각 106 개의 초음파 후방산란 신호를 측정했다 <표 1>.

<표 1> 점토 샘플의 농도 및 수집된 데이터의 양

Suspension	Illite	Kaolinite	Bentonite
0.1g/L	106	106	106
1g/L	106	106	106
5g/L	106	106	106

## 3. 합성곱 신경망 (CNN)



본 연구에서는 CNN 모델에서 세 개의 합성곱 레이어를 선택했다. 각 입력 데이터(크기 270×1)는 배치 정규화를 통해 64 개의 필터(크기 270×1×64)를 거친다. 세 개의 합성곱 레이어를 거친 후, 64 개의 필터 데이터(커널 크기 = 3)가 평균화(global averaging)된다. 이렇게 풀링된 데이터셋은 0, 1 및 2 로 분류하여 점토의 종류와 점토 농도를 분류하는 데 사용되었다. 활성화 함수는 ReLU 함수를 사용했다 (그림 2).

(그림 2) 본 실험에서 사용된 합성곱 신경망 모식도

이 연구에서는 훈련 단계에서 CNN 모델의 성능을 평가하기 위해 parse categorical cross-entropy loss function 을 선택했다. multi-class cross-entropy loss function (L)의 수학적 표현은 다음과 같다.

$$L = - \sum_{i=1}^k t_i \cdot \log(y_i)$$

여기서 k 는 분류 수이며, t 는 실제 분류, y 는 softmax 함수를 사용하여 예측된 분류의 확률이다. softmax 함수는 각 분류의 확률을 합하여 1 이 되도록 반환하기 때문에 세 개의 분류 중에서 가장 높은 확률로 예측된 분류를 결정할 수 있다.

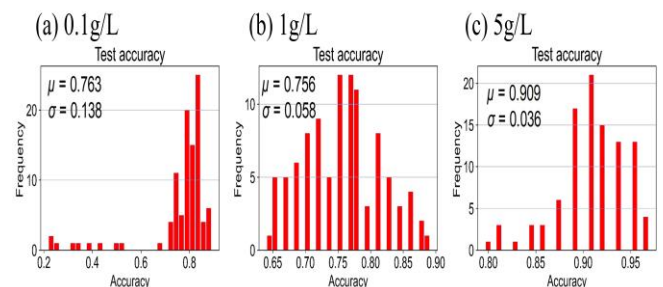
## 4. 실험 결과

### 1. 점토 샘플별 분류

<표 2> 점토 샘플별 분류 정확도 및 손실

	Kaolinite	Illite	Bentonite
Training accuracy	0.993	0.995	0.999
Training loss	0.078	0.089	0.009
Test accuracy	0.824	0.763	0.0974
Test loss	0.416	0.052	0.087

### 2. 농도별 분류



(그림 3) 점토 현탁액의 농도별 분류 정확도

## 5. 결론

이 연구는 초음파 신호와 합성곱 신경망을 결합하여 점토 농도와 진흙 종류를 분류하는 방법을 탐구했다. 점토 농도를 0.1, 1, 5 g/L 로 분류하는 작업에서, Illite, kaolinite, bentonite 에 대한 100 개의 CNN 모델 평균 테스트 정확도는 각각 82.4%, 76.3%, 97.4%로 나타났다. 이러한 결과는 개발된 CNN 모델의 성능이 사용된 점토 미네랄에 의해 영향을 받는 것을 확인했다. 이 연구에서 개발된 프레임워크는 현탁액의 오랜 기간 실시간 모니터링을 위해 배출구에 초음파 트랜스듀서를 설치함으로써 산업용 디워터링 과정에 잠재적으로 적용될 수 있는 가능성을 얻었다.

## 참고문헌

- [1] Won, J. & Burns, S. "Influence of ionic strength on clay particle deposition and hydraulic conductivity of a sand medium" *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering* **143**, 04017081 (2017).
- [2] Carpenter Jr, W. O., Goodwiller, B. T., Chambers, J. P., Wren, D. G. & Kuhnle, R. A. "Acoustic measurement of suspensions of clay and silt particles using single frequency attenuation and backscatter" *Applied acoustics* **85**, 123-129 (2014).