

Prediction of Mineral Distribution Based on Drilling Core Color

시추 코어 색상 기반 광물 분포 예측

Ji Sung Jung, Hyeong Oh Son, So Hyun Cho, JunSeok Oh, Yonghyun Kwon, Younggyun Kim

Kangwon National University

Background & Necessity

전략 광물 매장량의 편중 성 【

자원 공급망의 불안정성 증가

현재 우리는 인류 역사상 가장 거대한 에너지 전환의 시기를 맞이하고 있습니 다.

탄소중립 시대에 따른 전기차 배터리, 풍력, 태양광 발전과 함께 스마트폰 등의 첨단 기술이 발전하고 있으며, 이들의 성능을 결정짓는 것은 바로 '<mark>전략 광물</mark>' 이 다.

하지만, 이 광물들은 <mark>일부 국가에 극도로 편중</mark>되어 있다. 특정 국가의 정치적, 경제적 상황에 따라 글로벌 공급망 전체가 흔들리는 일은 이제 더 이상 새로운 뉴스가 아니며, 이는 단순한 경제 문제를 넘어, 국가의 미래 산업과 안보를 위협 하는 직접적인 리스크가 되었다.

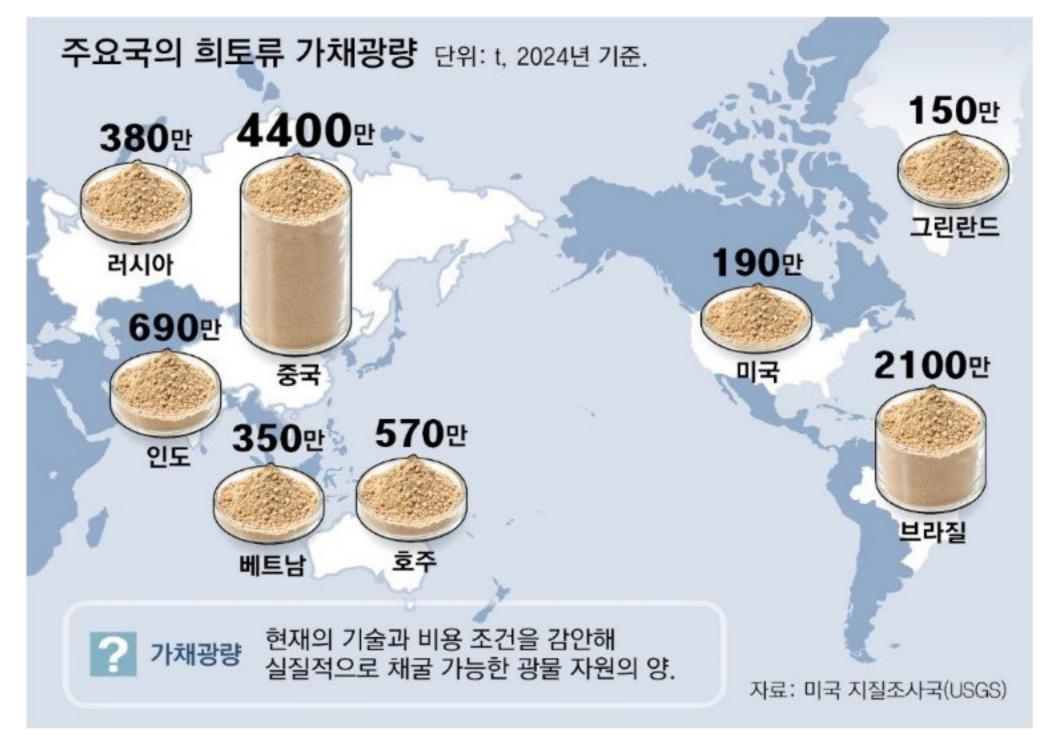
따라서, 우리 영토와 해역에 숨겨진 자원을 더 빠르고, 더 저렴하고, 더 정확하게 찾아내는 <mark>자원 탐사 기술의 혁신은 더 이상 선택이 아닌 생존의 문제</mark>가 되었다.









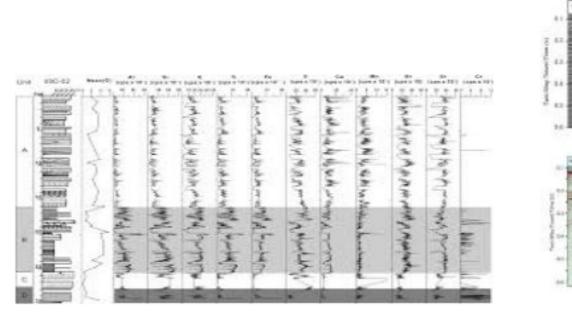


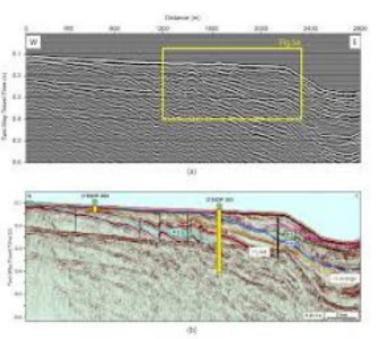
Drilling Core Analysis

자원 탐사 기술

시추코어분석

지하자원 정보를 가장 직접적이고 정밀하게 파악할 수 있는 유일한 자원 탐사 기술







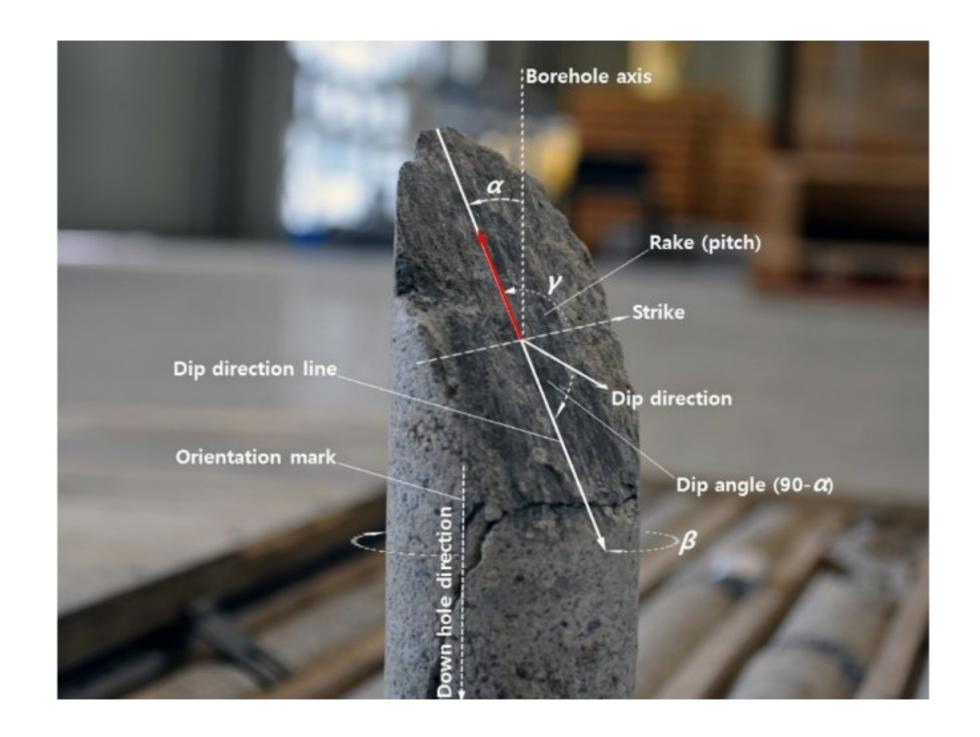


Drilling Core Analysis

분석 방식의 발전

기존 분석 방식

시간과 비용 부담이 크고, 미량으로 불균질하게 분포된 광물의 실제 분포를 정확히 반영하기 어렵다



자동화된 AI 시추 코어 분 석













참고문헌: [4], [5], [6], [7]

Research Methodology

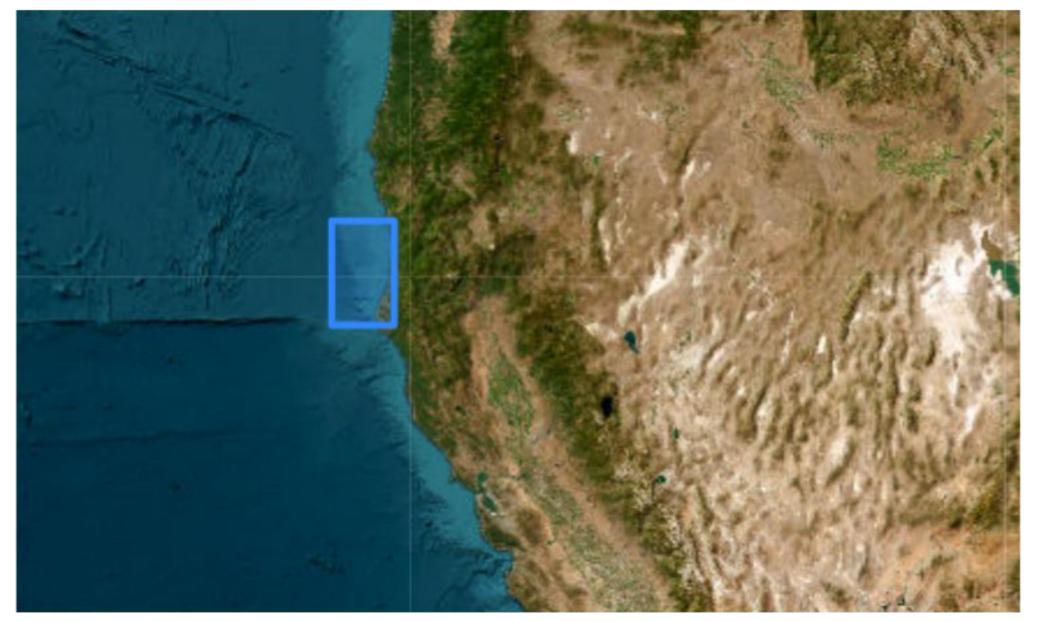
Data Set

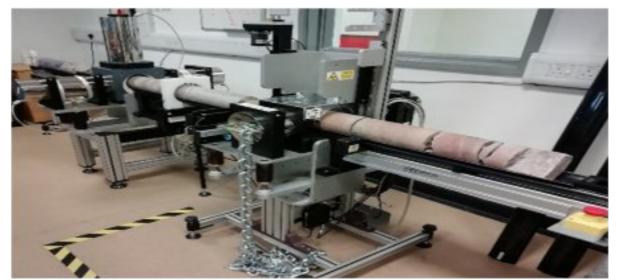
탐사 명칭: Field Activity 2019-643-FA

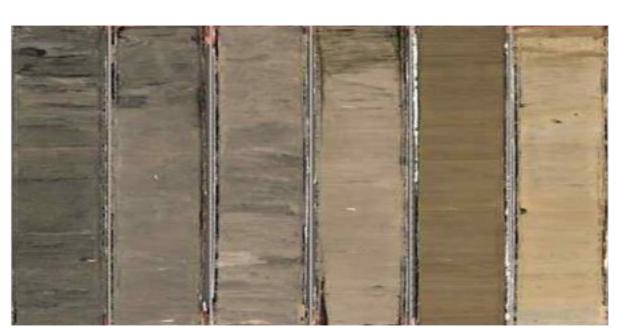
탐사 지역: 미국 북부 캘리포니아 및 남부 오리건 연안 해

역

라인 스캔 <mark>코어 이미지</mark>(약 33.6 GB)
MSCL(Multi-Sensor Core Logger) <mark>물성 데이터</mark>
Density, P-wave Velocity, Magnetic Susceptibility







탐사선: M/V Bold Horizon



Research Methodology

전처리







✓ 1. ROI 추출: 배경 제거 (색상 기반 마스킹 기법)

✓ 2. 분할 : 고정된 크기로 이미지 분할

3. 정답 매칭 : 깊이별 코어 이미지-MSCL 물성값 1:1 정

√ 렬

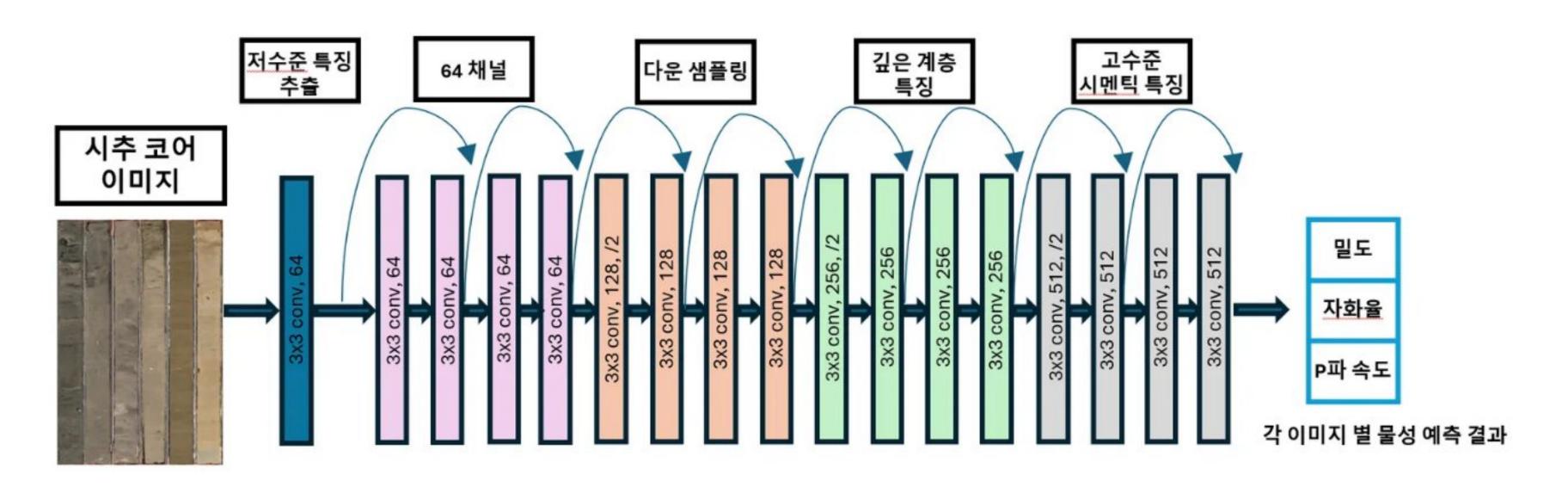
✓ 4. 정규화 : RGB 값 스케일 조정(학습 안정화)

Step		Purpose	Method
1	ROI Extraction	Background removal	Color-based masking
2	Slicing	1 cm unit division	Fixed-grid slicing
3	GT Matching	MSCL label alignment	Position-based label matching
4	Normalization	Input refinement	RGB normalization

Deep Learning Model

ResNet-18

ResNet-18 모델)

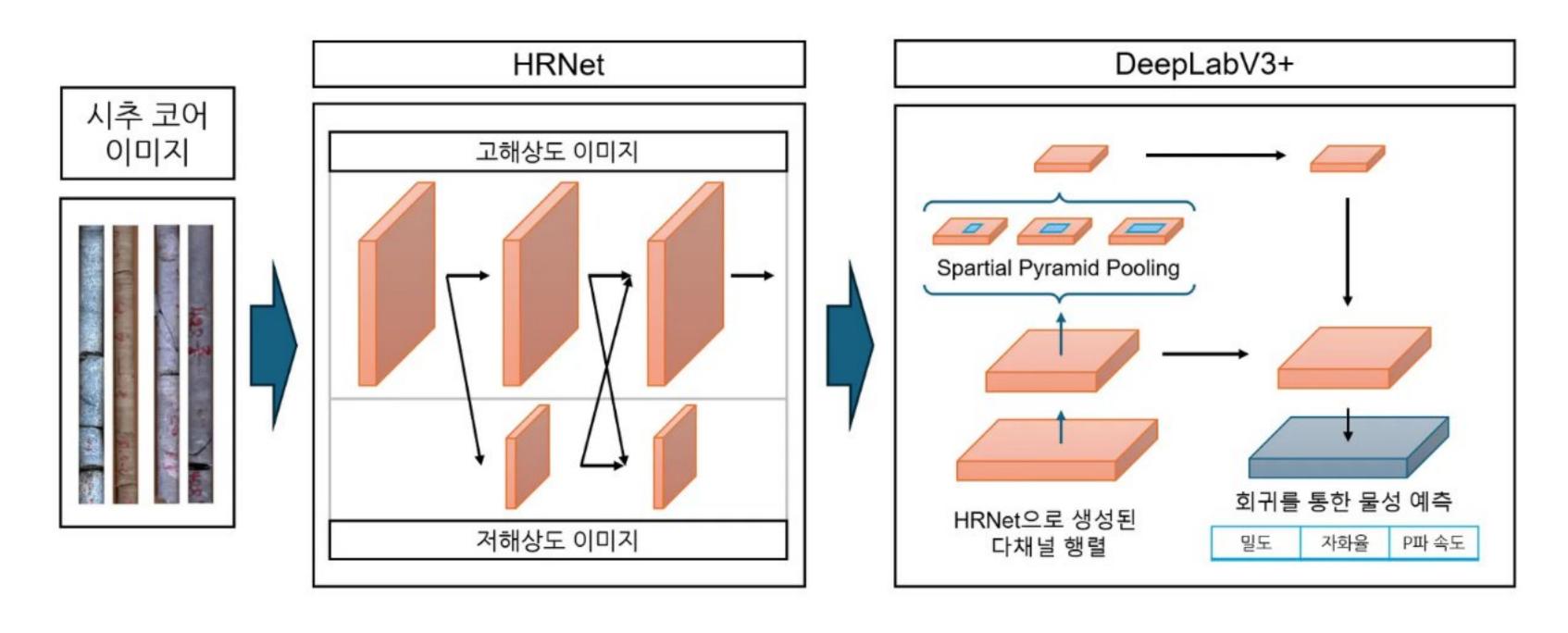


- ✔ Residual Learning 구조와 Skip Connection을 적용해 깊은 신경망의 기울기 소실을 완화한 합성곱 신경망 (CNN)
- ▼ (CNN) ▼ 사전 학습된 가중치를 기반으로 시추 코어 이미지(200×200픽셀)를 입력받아 3가지 물성값을 회귀 예측하도록 구성
- ✓ ImageNet 사전 학습 가중치를 초깃값으로 활용하여 안정적인 학습을 유도

Deep Learning Model

HRNet-DeepLabV3+

HRNet-DeepLabV3+ 모델



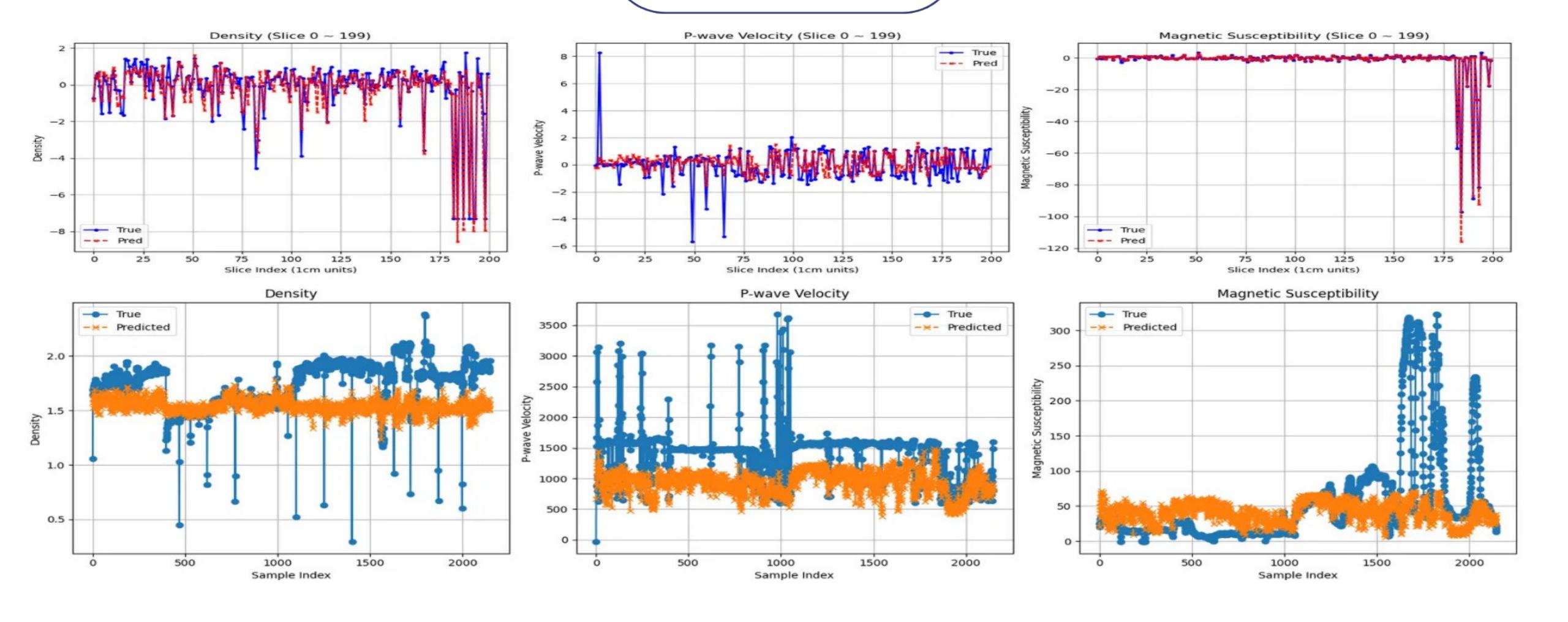
- ✔ 여러 해상도의 이미지를 동시에 처리하며, 해상도 간의 반복적 정보 교환을 통해 고해상도 표현을 유지
- ✓ HRNet을 백본(Backbone)으로 사용하여 다중 규모 특징을 추출한 후, DeepLabV3+의 ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling) 모듈을 통해 다양한 수용 영역 정보를 통합한 뒤에 고수 준, 저수준 피처를 결합해 정밀한 경계를 복원

참고문헌: [10], [11]

Research Results

ResNet-18 & HRNet-DeepLabV3+

예측결과



Research Results

모델별회귀성능평가

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \overline{y}_{i})^{2}}$$

HRNet-DeepLabV3+ 우수한 성능

Model	MSE	R^2
ResNet18	129,448.11	0.0231
Regression		
HRNet +	0.7159	0.6663
DeepLabV3+		

HRNet-DeepLabV3+

✓ 고해상도 특징 추출 & 다중 규모 문맥 정보 통합 -> 복잡한 질감과 패턴 효과적 반영

ResNet-18

✓ 단순한 모델 구조 -> 세밀한 시각적 변동 충분히 포착하지 못 함

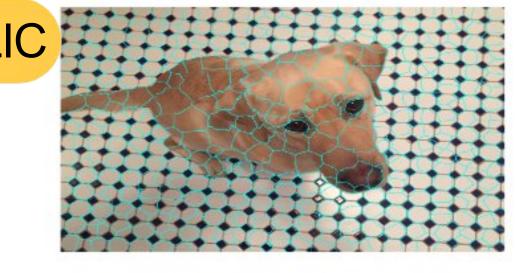
Research Methodology

광물 조성 예측 모델

√ 1. 영역 군집화(SLIC) : 유사 색상/공간 영역으로 1차 분할

2. 정밀 분할(SAM): 2차 정밀 분할/다수의 후보군 생성

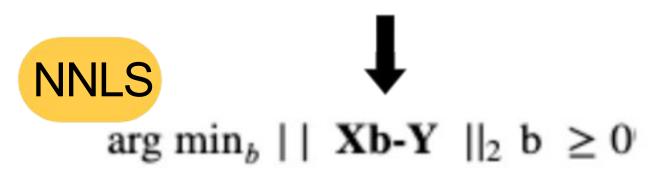
광물 조성비(%) 회귀 추정











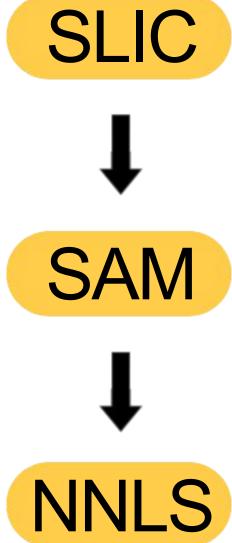
NNLS: 가중치가 음수가 되는 것을 허용하지 않는 수학적 최적화기술

Deep Learning Model

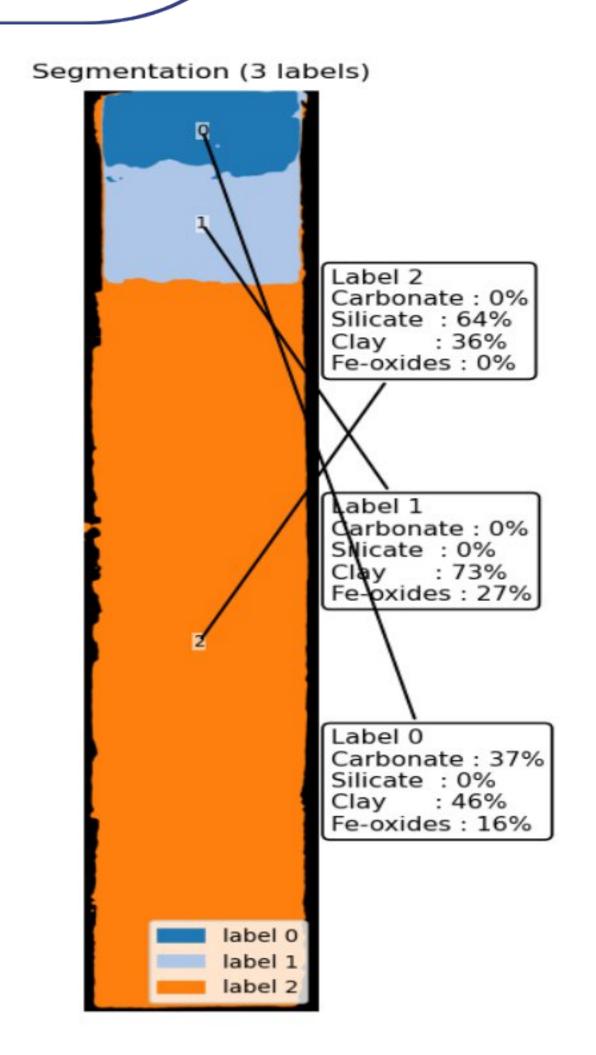
광물 조성 추정 결과

Original Image: 2019_643_f

Original Image: 2019_643_fa_jpc40_01_left50_cropped.tif



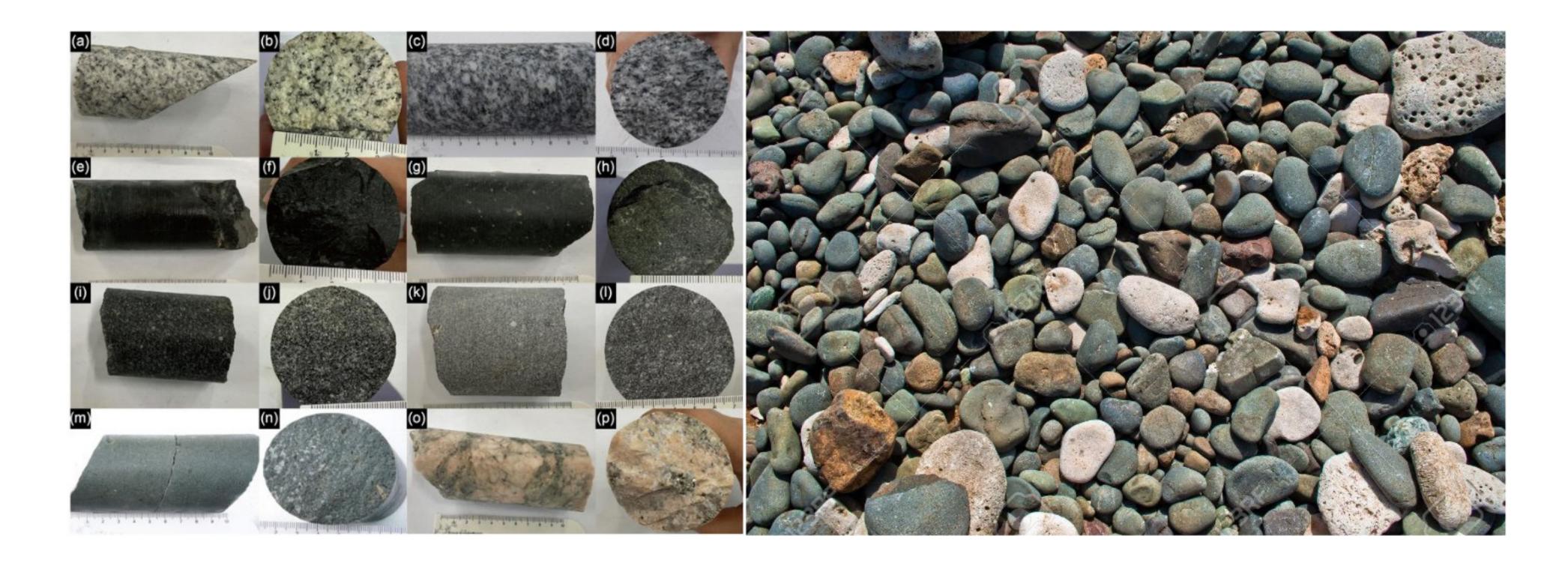




Conclusion

- / 시추 코어 이미지 기반
- ✔ 광물의 물성값 예측 모델 : ResNet-18, HRNet-DeepLabV3+ 모델 개 발
 - 광물 함량 추정 모델 : NNLS 딥러닝 회귀 모델 개발
- ✓ 암종 분류와 같은 정성적 분석에 그치던 국내 연구의 한계 극복
- ✔ HRNet-DeepLabV3+ 모델의 예측 성능 우수성 : 시추 코어 이미지 분석 -> 고정밀 모델 필수 적
- ✔ -> 하후 비선형적 광물 간 상호작용 충분히 반영 못하는 한계-> 향후 비선형 혼합 모형이나 정규화 항을 추가하는 등 변형 기법으로의 확장 필요
- ✓ 높은 효율성의 전략 광물 탐사 & 정밀한 3D 자원 모델링의 기반 마련 -> 국가적 자원 경쟁력 강화에 이바지할 것으로 기대

향후 연구



- ✓ 모델고도화: 실제 자연은 더 복잡한 비선형적 상호작용이 발생, 예측 정확도와 물리적 현실성 발전시키고자 함.
 - -> 비선형 혼합 모델 도입: 정교한 물리 모델 결합하여, 광물 입자의 형태나 공극률 등 복잡한 변수까지 고려한 예측
- ✓ 일반화 성능 확보: 특정 데이터셋을 넘어, 어떤 종류의 암석&탐사 환경에도 안정적 작동하도록 하고자 함.
 - -> 다양한 지질 데이터셋 확보 및 학습: 국내외 유관 기관과의 협력을 통해 다양한 암종 데이터 확보&학습

References

- [1] International Energy Agency. The Role of C ritical Minerals in Clean Energy Transitions. Int
- [2] U.S. Geological Survey. Critical Minerals. U.S. Geological Survey Report, 2023.
- [3] Jentzen, A., Lüthi, R., and Maeder, M. Deep learning for lithological classification of drill cores using RGB images: A case study from Switzerland. Computers & Geosciences, Vol. 155, pp. 104876, 2021.
- [4] Tate, M., Johnstone, R., and Kaur, J. Automated drill core scanning and machine learning for mineralogical analysis. Ore Geology Reviews, Vol. 143, pp.104719, 2022.
- [5] Lindsay, J. M., and Van der Walt, M. C. G. "Automated lithological classification of drill core imagery using deep convolutional neural networks." Computers & Geosciences, Vol. 155, pp.104880, 2021.
- [6] 한국광해광업공단. 광물자원 보고서 2022. 한국광해광업공단, 2022.
- [7] Yong, K., Choi, E., Han, G., and Oh, J. "Machine Learning for Non-destructive and Quantitative Mineral Analysis from Drill Core Images." Minerals, Vol. 10, No. 12, pp.1090-1105, 2020.
- [8] U.S. Geological Survey. Sediment core datafrom offshore southern Cascadia during field activity 2019-643-FA. U.S.Geological Survey Data Release, 2024.
- [9] Boiger, R., Churakov, S. V., Ballester Llagaria, I., Kosakowski, G., Wüst, R., et al. Direct mineral content prediction from drillcore imagesvia transfer learning. Swiss Journal of Geosciences, Vol. 117, pp.1–15, 2024.
- [10] Wang, J., et al. Deep High-Resolution Representation Learning for Visual Recognition. IEEE Transactions on PatternAnalysis and Machine Intelligence, Vol. 43, No. 10, pp.3351–3352, 2021.
- [11] Chen, L. C., et al. Encoder-Decoder withAtrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. EuropeanConference on Computer Vision (ECCV), LNCS, Vol. 11211, pp.833–842, 2018.
- [12] Achanta, R., et al. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods. IEEE Transactions on PatternAnalysis and Machine Intelligence, Vol. 34, No. 11, pp.2275–2277, 2012.
- [13] Kirillov, A., et al. Segment Anything. arXivpreprint, arXiv:2304.02643, 2023

References

- [1] British Geological Survey (BGS), "Core scanning facility".
- [2] DATACON, "Alpha and Beta Angles" technical documentation.
- [3] General example image for Image Segmentation techniques.
- [4] Getty Images (Stock photo).
- [5] Achanta, R., et al. "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 34.11 (2012): 2274-2282.
- [6] Meta AI, "Segment Anything Model (SAM)" official demonstration.
- [7] Standard mathematical formula for Non-Negative Least Squares (NNLS).
- [8] Helmholtz Institute Freiberg for Resource Technology (HIF), presentation materials on automated mineralogy.
- [9] Dobson, P. F., et al. "Physical properties and petrographic descriptions of crystalline rock samples from the Utah FORGE site." Geoscience Data Journal 7.1 (2020).
- [10] General stock photo from platforms such as Pexels or Adobe Stock.



Thank you

시추 코어 색상 기반 광물 분포 예측