총설

최신 물리탐사 연구동향 분석: 탄성파탐사 중심으로

신성렬^{1*} · 김대철² · 정서제³ · 이다운² · 정우근¹¹한국해양대학교 해양에너지자원공학과 교수, ²한국해양대학교 해양에너지자원공학과 박사과정,³한국해양대학교 해양에너지자원공학과 석사과정

Recent Research Trend Analysis in Geophysical Exploration Focused on Seismic Exploration

Sungryul Shin^{1*}, Daechul Kim², Seoje Jeong³, Dawoon Lee² and Wookeen Chung¹¹Professor, Department of Ocean Energy and Resources Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea²Ph.D. Candidate, Department of Ocean Energy and Resources Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea³Master's Degree, Department of Ocean Energy and Resources Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea***Corresponding Author.** Sungryul Shin, srshin@kmou.ac.kr, Department of Ocean Energy and Resources Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea

Received

14 October 2021

Final version Received

25 October 2021

Accepted

26 October 2021

Abstract

Geophysical exploration, which is used in energy resource exploration, has evolved into a radically developed technology, and is rapidly changing the 4th industry landscape. Recently, extensive research using artificial intelligence (AI) has been conducted, and digital transformation is underway in the energy resource industry. In this study, the overall research trends of the latest geophysical explorations were analyzed with a focus on seismic exploration. A few examples of AI technologies used in seismic exploration have been introduced. For the analysis of the research trends, the papers published in domestic and international journals related to geophysical exploration were analyzed according to the exploration method, year, and keyword. The R programming language was used for the analysis. The results showed that the most actively performed studies on seismic exploration utilized geophysical exploration methods and within each method a study on inversion was included. Amongst the studies related to seismic exploration, the usage of AI technology has been prevalent within the various subject matters, such as inversion, signal processing, interpolation, and interpretation.

Key words : Geophysical exploration, Seismic exploration, R program, Artificial intelligence

요약

에너지자원 탐사에서 활발하게 활용되고 있는 물리탐사는 기술이 급진적으로 발전하였으며, 4차 산업 속에서 급변하고 있다. 최근에 각광 받고 있는 인공지능 기술을 활용한 연구가 활발하게 수행되고 있으며, 에너지자원 산업에서 디지털 전환이 진행되고 있다. 본 총설에서는 탄성파탐사를 중심으로 최신 물리탐사에 대한 전반적인 연구동향을 분석하였으며, 탄성파탐사에 활용되고 있는 인공지능 기술의 사례를 소개하였다. 연구동향 분석을 위하여 물리탐사 관련 국내 및 국외 학술지에 게재된 논문을 탐사방법, 연도, 키워드에 따라 분석하였고 분석방법으로 R 프로그램을 활용하였다. 분석결과, 물리탐사 방법 중에 탄성파탐사에 관한 연구가 가장 활발하게 수행되었으며, 각 탐사

에서 공통적으로 역산에 관한 연구가 활발하게 수행되었다. 탄성파탐사 관련 연구에서 인공지능 기술을 활용한 연구에 대해서 분석한 결과, 역산, 신호처리, 보간법, 해석 등 다양한 분야에서 인공지능 기술이 활용되었다.

주요어: 물리탐사, 탄성파탐사, R 프로그램, 인공지능

서 론

물리탐사(geophysical exploration)는 지질 구조 또는 지하 매질의 물리적 특성을 파악하기 위하여 지하 매질의 물성에 대한 반응을 측정하는 탐사이다. 탄성계수, 밀도, 전기전도도, 대자율 등의 물성에 따른 물리량을 측정하는 방법에 따라 탄성파탐사, 전기탐사, 전자탐사, 중력 탐사, 자력 탐사 등으로 구분할 수 있다. 물리탐사는 석유·가스 탐사, 광물 탐사, 지하수 탐사 등의 에너지자원 탐사에서 활발하게 활용되고 있으며, 지하 공동 탐지, 고고학 발굴 등 다양한 분야에서도 활용되고 있다(Hyun and Suh, 1997; Kearey *et al.*, 2002; Song, 2012).

전기탐사(electric survey)는 탐사 방법에 따라 분류하면 전기비저항 탐사, 유도분극 탐사, 자연전위 탐사가 있으며, 전기비저항 탐사는 전류 및 전위전극을 이용하여 전위차를 측정하는 탐사로 광물 및 지하수 탐사, 오염지역 조사, 지반 조사 등에 활용된다. 유도분극 탐사는 유도분극 현상으로 발생하는 과전압을 측정하는 탐사방법으로 광상 탐사, 탄화수소 및 지하수 탐사, 오염대 조사 등에 적용되고 있다. 자연전위 탐사는 자연적으로 발생하는 자연전위의 전위차를 측정하는 탐사방법이며, 지열 조사, 지하수 조사 등에 활용되고 있다(Kearey *et al.*, 2002; Lim *et al.*, 2007; Song, 2012; Kim *et al.*, 2017; Cho, 2020). 전자탐사(electromagnetic survey)는 전자기장의 전파로 인하여 매질에서 유기된 전류에 의한 2차장, 합성장을 측정하는 탐사법으로 광물 탐사, 석유·가스 탐사, 지하수 조사, 단층 및 파쇄대 조사 등에 활용된다(Hyun and Suh, 1997; Kearey *et al.*, 2002; Cho, 2006). 중력탐사(gravity exploration)는 지하매질의 밀도 차이로 인한 중력장 변화를 측정하는 탐사이며, 석유·가스 탐사, 광역적인 지하 구조 파악, 광물 탐사 및 매장량 추정 등에 활용된다. 중력계를 활용하여 중력값을 측정하고 중력 이상을 해석하기 위하여 중력 보정을 수행하여 자료를 처리한다(Nabighian *et al.*, 2005; Hinze *et al.*, 2013). 자력 탐사(magnetic exploration)는 자력계를 이용하여 총자기장 또는 자기장의 수평, 수직성분을 측정하는 탐사로 광물 탐사, 지질조사, 지열 및 지하수 탐사, 탄화수소 탐사 등에 활용되고 있다(Kearey *et al.*, 2002; Park, 2006; Hinze *et al.*, 2013).

탄성파 탐사(seismic exploration)는 인공적으로 발생시

킨 탄성파가 지하 매질에서 굴절 또는 반사되어 돌아오는 신호를 취득하여 석유·가스 및 광물 등의 지하자원의 부존 지역을 파악하는 탐사방법으로 지층 구조와 유사한 단면을 획득할 수 있다는 장점이 있다. 굴절법 탐사와 반사법 탐사로 구분할 수 있으며, 굴절법 탐사는 지하 매질에 전파한 탄성파가 경계면에서 굴절되어 돌아오는 굴절파를 취득하는 탐사방법으로 지반 조사, 풍화 단층대 조사 등에 활용되고 있다. 반사법 탐사는 전파한 탄성파가 지층 경계면에서 반사되어 되돌아오는 반사파를 취득하는 탐사방법이며, 광범위한 지역과 깊은 심도까지 탐사가 가능하고 단층, 트랩, 배사구조 등의 지층 구조 파악에 용이하기 때문에 석유·가스 탐사에 주로 활용된다. 석유 산업 분야의 발전 및 확대, 탐사장비의 성능 등의 요인으로 인하여 2차원 탄성파 탐사에서 3차원 탐사, 4차원 탄성파 탐사로 발전해왔으며, 탄성파탐사 자료취득 기술도 다성분 탄성파탐사(multi-component seismic), 광대역 탄성파탐사(broadband seismic), 광각 탄성파탐사(wide-azimuth seismic), simultaneous sources seismic 등 다양한 방법이 활용되고 있다(Sengbush, 1983; Kearey *et al.*, 2002; Gadallah and Fisher, 2008; Kim *et al.*, 2008; Lee *et al.*, 2019). 또한, 컴퓨터 성능의 향상으로 인하여 자료처리 과정에서도 완전파형역산(FWI; full waveform inversion), 역시간 구조보정(RTM; reverse time migration) 등 자료처리 기법이 개발되었다. 특히, 지하매질의 속도정보를 도출할 수 있는 완전파형역산의 경우, 현장 자료의 저주파수 성분 부족 문제로 인하여 현장 자료 적용에 어려움이 존재하였으나 Shin and Cha(2008)는 라플라스 영역 파형역산을 개발하여 저주파수 성분이 존재하지 않는 현장 자료에 완전파형역산 알고리즘 적용을 성공하였다. 라플라스 영역 파형역산에 대한 연구는 세계적으로 많은 연구가 수행되고 있으며, 전 세계적으로 인정받아 메이저 석유 기업에서도 활용하고 있다(Hyun *et al.*, 2017).

산업의 고도화 및 에너지자원의 무기화로 인하여 에너지 자원에 대한 중요성이 대두되고 있기 때문에 에너지자원 탐사에서 탐사 성공률 제고는 매우 중요하다. 최근에는 4차 산업혁명으로 인하여 인공지능(AI; artificial intelligence) 기술을 접목한 탐사와 에너지자원 개발 분야의 디지털 전환이 진행되고 있으며, 4차 산업혁명으로 급변하고 있는 에너지자원 개발 산업에서 적응하고 성과 창출을 위해서는 적절한 방향설정이 필요하다. 따라서 본 총설에서는 다양

한 분야에서 활용되고 있는 물리탐사 분야 중 에너지자원 탐사 분야에 대하여 중점적으로 조사하였으며, 중요한 에너지자원인 석유·가스 탐사에 활발하게 활용되는 탄성파탐사를 중심으로 물리탐사에 대한 국내·외의 전반적인 연구동향을 분석하였다. 이를 바탕으로 탄성파탐사에서의 인공지능 기술 적용사례와 4차 산업혁명 시대에서의 탄성파탐사의 전망에 대하여 서술하였다.

연구내용 및 방법

최신 물리탐사의 연구동향을 분석하기 위하여 물리탐사의 대표적인 학술지인 GEOPHYSICS, Geophysical Prospecting, Exploration Geophysics, 한국자원공학회지(Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers), 지구물리와 물리탐사(Geophysics and Geophysical Exploration)에서 최근 5년간(2016.01~2021.06) 총 3,255편의 논문을 조사하였다(Table 1). 조사한 논문을 분석하기 위하여 탐사방법, 연도, 국가, 키워드로 분류하였으며, 탄성파탐사의 경우 추가적인 분석을 수행하기 위해 자료취득, 자료처리, 자료해석 과정으로 분류하였다. 분석방법으로 다양한 통계 분석을 제공하고 데이터 시각화 프로그램인 R을 사용하였다.

물리탐사 연구동향 분석

탐사방법에 따른 분석

탐사방법에 따른 연구동향을 분석하기 위하여 탄성파탐사(seismic exploration), 중력·자력탐사(gravity exploration, magnetic exploration), 전기·전자탐사(electric survey, electromagnetic survey), 복합탐사(joint exploration), 기

타(etc.)로 나누어 분류하였다. 복합탐사는 2개 이상이 탐사방법이 결합하여 수행된 탐사로 정의하였으며, 기타는 검증, rock physics 등으로 구성되어 있다. 탐사방법에 따라 분석한 결과, 탄성파탐사가 1,962편으로 전체 3,255편 논문 중 60.3%로 탄성파탐사에 관한 연구가 가장 많이 수행되었으며, 기타(17.2%), 전기·전자탐사(14.4%), 중력·자력탐사(6.5%), 복합탐사(1.6%) 순으로 나타났다(Fig. 1(a)). 추가적으로 국내의 동향을 파악하기 위하여 국내 학술지에 게재된 논문을 탐사방법에 따라 분석하였다. 국내에 경우, 탄성파탐사(51.7%), 전기·전자탐사(21.2%), 기타(13.5%), 중력·자력탐사(10.2%), 복합탐사(3.4%) 순으로 나타났으며, 전기·전자탐사가 탄성파탐사 다음으로 많은 연구가 수행되었다(Fig. 1(b)).

탐사방법별 국가 현황을 파악하기 위하여 국외 학술지에 게재된 논문의 국가를 분석하였으며, 국가는 1저자가 소속된 기관의 국가로 정의하였다. Fig. 2는 탐사방법에 따른 점유율 상위 5개와 한국의 점유율을 나타낸 그림으로 전반적으로 중국과 미국에서 활발하게 물리탐사에 대한 연구가 수행된 것을 확인할 수 있다. 탄성파탐사는 중국, 미국, 사우디아라비아, 노르웨이, 캐나다 순으로 연구가 수행되었으며, 한국은 0.7%를 차지하였다(Fig. 2(a)). 상위 5개 국가는 석유·가스 산유국으로 석유·가스 탐사에 주로 사용되는 탄성파탐사에 대한 연구가 활발하게 수행된 것으로 판단된다.

전기·전자탐사는 중국이 20.5%로 가장 큰 비율을 차지하였으며, 미국, 독일, 캐나다, 오스트레일리아 순으로 연구가 진행되었고 한국은 1.8%를 차지하였다(Fig. 2(b)). 상위에 포함된 국가들은 광물자원이 풍부하고 광산업이 발달한 국가들로 구성되어 있으며, 광물 탐사에 활용되는 전기·전자탐사에 대한 연구가 중점적으로 수행된 것으로 생각된다.

중국, 브라질, 미국, 캐나다, 오스트레일리아 순으로 중

Table 1. Journals used in researching about geophysical exploration

Period	Journals		Number of papers
2016.01 ~ 2021.06	Domestic	KSMER Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers	17
		KSEG Geophysics and Geophysical Exploration	101
		Total	118
	International	SEG GEOPHYSICS	2,161
		EAGE Geophysical Prospecting	701
		ASEG, SEGJ, KSEG Exploration Geophysics	275
		Total	3,137
		Total	3,255

력·자력탐사에 대한 연구가 수행되었고 한국은 전체의 1%를 차지하였다(Fig. 2(c)). 상위 국가들은 철광석, 납, 아연, 우라늄과 같은 광물자원이 매장되어 있으며, 넓은 국토를 보유하고 있는 국가들이기 때문에 매장된 광물자원을 탐사와 넓은 국토에 대한 광역적인 지질조사에 유리한 중력·자력탐사가 활발하게 수행된 것으로 판단된다.

복합탐사는 중국, 미국, 덴마크, 캐나다, 오스트레일리아 순으로 연구가 수행되었고 한국은 2.1%로 분류한 다른 물

리탐사 방법과 비교하였을 때, 물리탐사 방법 중 가장 높은 비율을 차지하였다(Fig. 2(d)).

기타는 미국, 중국, 오스트레일리아, 노르웨이, 캐나다 순으로 검층, rock physics 등과 같은 연구가 수행되었고 한국은 0.4%를 차지하였다(Fig. 2(e)). 상위 5개 국가는 지하자원이 풍부한 국가들이며, 지하자원을 탐사 및 생산하기 위하여 지층의 특성을 파악하기 위한 검층이나 rock physics에 대한 연구가 활발하게 수행된 것으로 생각된다.

Fig. 1. The ratio of papers according to the exploration published in (a) international and domestic journals and (b) domestic journals.

Fig. 2. The ratio of papers published in international journals according to the nations about (a) seismic exploration, (b) electric survey, electromagnetic survey, (c) gravity exploration, magnetic exploration, (d) joint exploration and (e) etc. (well logging, rock physics ...).

Fig. 3. The number of papers published by the year in (a) international and domestic journals and (b) domestic journals.

연도별 분석

국내·외 물리탐사 관련 학술지에 게재된 논문에 대해서 연도별로 게재수를 나타냈다(Fig. 3(a)). 탄성파탐사의 경우, 전체적으로 증가하는 양상을 보였으며, 전기·전자탐사는 증가와 감소를 반복하였다. 2018년 GEOPHYSICS에 3차원 전자기 관련 특별호가 발행되었고 2020년 Geophysical Prospecting에 광물탐사에 대한 특별호가 발행되었기 때문에 광물탐사에 활발하게 활용되는 전기·전자탐사의 논문 게재수가 2018년과 2020년에 증가한 것으로 판단된다. 중력·자력탐사는 점차 증가하는 추세를 보였으며, 기타는 2016년도와 2019년도에 증가하였다. 기타에 포함되어 있는 rock physics에 대한 특별호가 2016년과 2018년도에 Geophysical Prospecting에서 발행되었기 때문에 논문 게재수가 증가한 것으로 생각된다. Fig. 3(b)는 국내 학술지에 게재된 논문을 연도별로 분석한 그림이며, 전체적으로 물리탐사에 대한 연구가 2020년까지 증가하는 추세로 나타났지만 2021년 1월부터 6월까지는 미비한 것으로 나타났다.

의미망 분석

연구동향을 분석하기 위하여 탐사방법별 의미망 분석을 수행하였으며, 국내·외 학술지에 게재된 논문에서 명시되어 있는 키워드 및 제목을 바탕으로 분석하였다. 의미망 분석(semantic network analysis)은 단어의 의미와 단어 사이에 형성되는 의미적 관계를 분석하는 방법이다. 의미망 분석을 수행하기 위하여 동시 출현 단어 분석(co-occurrence analysis)과 동시 출현 네트워크(co-occurrence network)기법을 사용하였다. 동시 출현 단어 분석은 단어 사이의 관계를 분석하는 기법이며, 분석하는 대상에서 두 단어가 동시에 출현하였을 때 두 단어가 서로 연관성이 있다고 판단하는 기법이다. 동시 출현 네트워크는 동시 출현 단어 분석을

통해 분석된 동시 출현 빈도를 활용하여 단어 사이의 관계를 네트워크 형태로 표현한 것이다(Liu *et al.*, 2012; Kim and Song, 2014; Lee, 2014;).

Fig. 4는 탐사방법에 따라 의미망 분석을 수행한 결과로 선은 키워드 사이의 연결성을 표현한 것으로 선이 굵으면 두 키워드가 동시에 언급되는 빈도가 높은 것을 의미한다. 원형의 크기는 키워드의 출현 빈도를 나타낸 것이며, 원형의 색은 키워드 간의 관련성을 의미한다.

Fig. 4(a)는 탄성파탐사에서 의미망 분석을 수행한 결과이며, 탄성파(seismic)와 역산(inversion)을 중심으로 네트워크가 형성되어있다. 감쇠(attenuation), 신호처리(signal processing), 모델링(modeling) 등의 키워드가 탄성파와 연관된 것으로 나타났으며, 감쇠에는 Q-factor가 연결되어 있으므로 탄성파 감쇠 관련 연구는 주로 Q-factor를 활용한 연구가 수행된 것으로 판단된다. 신호처리에는 잡음(noise) 관련 연구가 중점적으로 수행된 것으로 보이며, 탄성파 모델링에는 유한차분법(finite difference method)이 주로 활용된 것으로 생각된다. 역산에는 이방성(anisotropy), 탄성(elastic), 영상화(imaging) 등의 키워드가 연결되어 있으며, 이방성을 고려한 역산과 탄성 매질에서 역산이 주로 수행된 것으로 생각된다. 탄성파 영상을 획득하기 위하여 구조보정이 활용된 것으로 나타났으며, 구조보정 방법으로는 역시간 구조보정(reverse time migration), least square migration이 활용된 것으로 판단된다. 또한, network, neural 단어들로 유추해 보았을 때, 탄성파탐사에서 인공지능 기술을 활용한 연구가 활발하게 수행된 것으로 생각된다.

전기·전자탐사에서 의미망 분석을 수행한 결과, 전자기(electromagnetic)를 중점적으로 네트워크가 형성되어 있으며, 역산(inversion), 3D, 모델링(modeling), 전기비저항(resistivity) 등이 연관되어 나타났다(Fig. 4(b)). 역산 수행

시, 3차원 공간에서 주로 수행된 것으로 판단되며, 모델링은 대체로 시간 영역에서 수행된 것으로 생각된다. 항공 및 해상과 관련된 단어들의 노출된 것으로 보아 항공 또는 해상에서 전자탐사에 대한 연구가 수행된 것으로 판단된다. 또한, 유도분극(induced polarization), 지표투과레이더

(GPR; ground penetrating radar), 자기 공명 탐사(MRS; magnetic resonance sounding)와 관련된 단어들이 각각 네트워크를 구성되어 나타났으며, 유도분극 탐사, GPR 탐사와 자기 공명 탐사가 수행된 것으로 판단된다.

중력·자력탐사에 대한 의미망 분석을 수행하였을 때, 중

Fig. 4. Semantic network analysis of (a) seismic exploration, (b) electric survey, electromagnetic survey, (c) gravity exploration, magnetic exploration, (d) joint exploration and (e) etc. (well logging, rock physics ...).

력(gravity)과 자력(magnetic)을 중심으로 역산(inversion), 3D, 모델링(modeling) 등이 연결되어 나타났다(Fig. 4(c)). 중력 및 자력탐사에서 역산 또는 3차원 탐사가 활발하게 수행된 것으로 생각되며, gradient, tensor, potential, field가 서로 연결되어 있으므로 중력 변화율 텐서 또는 자력 변화율 텐서를 측정하고 해석하는 방법이 주로 활용된 것으로 생각된다.

Fig. 4(d)는 복합탐사로 분류된 논문들의 의미망 분석 결과이며, 역산(inversion)을 중심으로 탄성파(seismic), 전자기(electromagnetic), 전기비저항(resistivity), 중력(gravity), 자력(magnetic) 등이 연결되어 있다. 탄성파탐사와 전기·전자탐사가 연결된 것으로 보았을 때, 탄성파탐사 자료와 전기·전자탐사의 자료를 활용하여 복합 역산을 수행한 것으로 판단되며, 중력·자력탐사와 전기·전자탐사가 연결되어 있기 때문에 중력·자력탐사 및 전기·전자탐사 자료를 사용한 복합 역산에 대한 연구가 진행된 것으로 생각된다. 또한, reservoir, reservoir characterization, petrophysical과 같은 석유·가스과 연관된 단어가 역산과 연결되어 있는

것으로 보아 복합 역산이 석유·가스 탐사에 주로 활용되고 있는 것으로 판단된다.

기타로 분류된 탐사에 대한 의미망 분석 결과는 rock physics를 중심으로 나타났으며, 암석의 공극(porous), 균열(fracture) 등에 따른 속성(properties)을 파악하기 위한 연구가 주로 수행된 것으로 판단된다(Fig. 4(e)). 암석의 속성을 파악하기 위하여 탄성파(seismic)와 초음파(ultrasonic) 자료를 활용한 것으로 생각된다. 또한, 탄성파는 borehole geophysics와 연결된 것으로 보아 검증에서도 활발하게 활용된 것으로 생각된다.

탄성파탐사 연구동향 분석

탄성파탐사는 자료취득, 자료처리, 자료해석의 과정으로 구분할 수 있다. 각 과정에 따른 연구동향을 분석하기 위하여 국내·외 학술지의 탄성파탐사 논문을 취득, 처리, 해석으로 분류하였고 과정별 의미망 분석을 수행하였다.

Fig. 5(a)는 탄성파탐사 자료취득에 대한 의미망 분석을

Fig. 5. Semantic network analysis of (a) acquisition, (b) processing and (c) interpretation.

수행한 결과로 주로 탐사기술 및 탐사장비와 관련된 단어 들로 구성되어있다. 탐사기술과 관련된 단어로는 multi-component, broadband, 3D, 4D, monitoring 등이 있으며, 다성분 탄성파탐사(multicomponent seismic), 광대역 탄 성파탐사(broadband seismic), 3D 및 4D탐사에 대한 연구 가 중점적으로 수행된 것으로 판단된다. 탐사장비에 관련 된 연구는 주로 해상탐사에서 음원으로 사용되는 에어건 (air-gun)과 광케이블을 이용하는 distributed acoustic sensing에 대한 연구가 수행된 것으로 보인다.

자료처리에서는 역산(inversion), 구조보정(migration), 모델링(modeling)을 중심으로 연구가 수행되었다(Fig. 5(b)). 역산은 속도(velocity), 파형(waveform), 3D 등과 연결되 어 있으며, 완전파형역산(full waveform inversion)과 연관 된 단어인 속도, 파형이 연결된 것으로 보아 완전파형역산 에 대한 연구가 수행된 것으로 보인다. 또한, 구조보정은 역 시간 구조보정과 least square migration이 주로 수행되었

다. 모델링은 유한차분법을 활용한 모델링과 탄성과 전파 (wave propagation), 이방성에 대한 모델링이 수행된 것으 로 생각되며, 이방성과 연결된 단어들을 바탕으로 분석해 보면 VTI(vertical transversely isotropic)매질과 사방정계 (orthorhombic) 매질을 고려한 모델링이 수행된 것으로 판 단된다. 인공지능 기술과 관련된 단어인 network, neural이 나타난 것으로 보아 자료처리 과정에 인공지능 기술이 활 용된 것으로 생각된다.

Fig. 5(c)는 자료해석으로 분류된 논문에서 의미망 분석 을 수행한 결과이며, 탄성과 속성(seismic attribute), 진폭 (amplitude) 등을 바탕으로 해석을 수행한 것으로 판단된 다. 탄성과 속성분석을 통하여 단층(fault)과 같은 층서 및 지질구조를 파악한 것으로 생각되며, 탄성과 상(facies)을 분석하여 층서 해석이 수행된 것으로 보인다. 오프셋 (offset) 또는 각도에 따른 진폭 값의 변화를 분석하여 탄화 수소 부존을 판별하는 분석방법인 AVO(amplitude versus

Fig. 6. The number of keywords in (a) 2016, (b) 2017, (c) 2018, (d) 2019, (e) 2020 and (f) 2021 (Jan - Jun).

offset), AVA(amplitude versus angle)와 관련된 단어들이 나타난 것으로 보아 저류층 해석에 AVO, AVA 분석이 수행된 것으로 판단된다. 인공지능 기술과 연관된 단어들이 다수 나타난 것으로 보아 인공지능 기술이 탄성과 자료 해석에 활발하게 사용되는 것으로 생각된다.

연도에 따른 연구동향을 분석하기 위하여 연도별 키워드 분석을 수행하였다. 국내·외 학술지에 게재된 논문을 연도별로 분류하였고 논문에 명시되어있는 키워드를 바탕으로 분석하였으며, 노출된 키워드의 빈도수에 따라 상위 10개의 키워드를 추출하였다(Fig. 6). 2016년부터 2021년 6월 까지 전반적으로 역산과 이방성의 키워드가 최상위에 분포되어 있는 것을 확인할 수 있으며, 역산과 이방성 매질에 대한 연구가 활발하게 진행되는 것으로 생각된다. 또한, 감쇠, 3D 키워드가 지속적으로 노출되는 것으로 보아 탄성과 감쇠와 3차원 공간에서의 연구도 지속적으로 수행되는 것으로 판단된다. 2020년도부터 인공지능(artificial intelligence)과 신경망(neural network) 키워드가 상위 10개 안에 노출되었으며(Fig. 6(e)), 인공지능 기술을 접목한 탄성파탐사에 대한 연구가 활발하게 수행된 것으로 판단된다.

최근 인공지능 기술이 급진적으로 발달하였고 많은 분야에서 활용되고 있다. 탄성파탐사에서 인공지능 기술의 활용과 연구동향을 분석하기 위하여 국내·외 학술지에 게재된 탄성파탐사 관련 논문의 키워드에서 인공지능과 관련된 키워드를 검색하였다. 설정한 인공지능 관련 키워드는 Table 2와 같다. 인공지능 관련 키워드로 검색된 논문을 연도에 따라 정리하였고 2018년부터 인공지능 기술을 활용한 탄성파탐사 연구가 본격적으로 수행되었으며, 2019년에 16편이었던 논문 게재수가 2020년도에는 50편으로 비약적으로 증가하였다(Fig. 7). 추가적으로 탄성파탐사에서 인공지능 기술의 활용을 분석하기 위하여 키워드 분석을 수행하였다. 국내·외 학술지에 게재된 논문의 키워드를 분석하였고 빈도수에 따라 상위 10개의 키워드를 나타내었다(Fig. 8). 역산(inversion), 해석(interpretation), 신호처리

(signal processing), 보간법(interpolation), 탄성과 속성(seismic attribute)이 상위 키워드로 나타났으며, 인공지능 기술이 해당 키워드 분야에서 활용되고 있는 것으로 판단된다.

탄성파탐사에서의 AI 기술 활용 사례

탄성파탐사에서 인공지능 기술 활용 사례를 파악하기 위하여 Fig. 8의 분석 결과를 활용하였으며, 상위에 노출된 키

Fig. 7. The number of papers about seismic exploration related to artificial intelligence by the year.

Fig. 8. The number of keywords in seismic exploration papers related to artificial intelligence.

Table 2. Artificial intelligence keywords for analysis of the use of artificial intelligence technology in seismic exploration papers

Keywords			Keywords		
1	Artificial intelligence (AI)	9	Neural network		
2	Machine learning (ML)	10	Convolutional neural network (CNN)		
3	Deep learning (DL)	11	Recurrent neural network (RNN)		
4	Supervised learning	12	Generative adversarial network (GAN)		
5	Unsupervised learning	13	Long short term memory (LSTM)		
6	Semi supervised learning	14	Encoder		
7	Reinforcement learning	15	U-net		
8	Transfer learning				

위드인 역산, 해석, 신호처리, 보간법 키워드가 명시된 논문들 중에서 사례를 분석하였다.

역산(inversion)

He and Wang(2021)은 완전파형역산의 불충분조건 문제와 계산 효율을 개선하기 위하여 심층 신경망(DNN; deep neural network)을 활용하였으며, 심층 신경망을 통해 모델 매개변수를 재매개화(reparameterization)하여 완전파형역산을 수행하였다. 제안한 심층 신경망을 통해 재매개화된 변수는 가중치로 구성된 다항식으로 표현되며, 최적화 기법을 통하여 가중치를 결정하여 기존의 완전파형역산 기법보다 효율적으로 역산을 수행하였다. 훈련된 심층 신경망으로 급속 광선이 존재하는 모델에서 실험한 결과, 초기속도모델의 조건이 우수한 경우에 제안된 기법이 기존의 완전파형역산 기법보다 안정적이고 경계면을 잘 도출하는 것을 확인하였다(Fig. 9).

Fang *et al.*(2020)은 완전파형역산 수행 시, 저주파수 성분의 부족으로 인한 국소 최치지에 수렴하는 문제를 개선하기 위하여 합성곱 신경망(CNN; convolutional neural network)을 활용하였다. CNN을 활용하여 저주파수 성분

이 부족한 탄성과 자료에 저주파수 성분을 복원시켰으며, 저주파수 성분이 복원된 자료를 완전파형역산에 사용하였다(Fig. 10). 신경망 학습을 위하여 중심 주파수가 30Hz인 탄성과 자료에 컷오프 필터(cut-off filter)를 적용하여 6Hz 미만의 주파수 성분이 0이 되도록 하였으며, 총 23,113개의 자료를 이용하여 학습을 수행하였다. 제안된 방법을 인공 합성자료와 현장자료에 적용하였고 현장자료에 적용한 결과, 복원된 저주파수 성분으로 인하여 깊은 심도에 대한 지층 정보가 저주파수 성분이 부족한 자료를 이용한 역산 결과보다 개선된 것을 확인하였다(Fig. 11).

신호 처리(signal processing)

Yuan *et al.*(2020)은 지표면에 위치한 수신기에서 취득된 자료의 초동 주시를 피킹(picking) 시, 신호 대 잡음비가 낮거나 지표면의 복잡한 구조로 인한 초동 주시 피킹 문제를 개선하기 위해 딥러닝(deep learning) 기반 네트워크를 제안하였다. 제안한 네트워크는 초동 분류를 위해 Lovasz 손실 함수를 이용한 CNN과 피킹된 초동 주시의 최적화를 위한 순환 신경망(RNN; recurrent neural network)으로 구성되어 있다(Fig. 12). 초동 주시 피킹 방법으로 인접 자료

Fig. 9. Comparison of DNN-FWI and conventional FWI results (a) true velocity model, (b) smooth initial velocity model, (c) the DNN-FWI method and (d) the conventional FWI method(He and Wang, 2021).

간의 상관관계를 이용하는 nearest-point picking(NPP)와 RNN을 제안하였으며, 두 방법을 현장 자료에 적용하여 성능을 검증하였다(Fig. 13). NPP는 영상 분할 정확도에 민감

하여 분할 정확도가 낮을 때, 초동 주시 피킹에 오류가 발생하였으나 RNN는 분할 정확도와 관계없이 초동 주시를 피킹하였다.

Fig. 10. CNN architecture (a) network architecture for low-frequency recovery (b) input patches and (c) predicted patches(Fang *et al.*, 2020).

Fig. 11. Comparison of FWI and LSRTM results using (a) field data (b) field data and the predicted low-frequency data (c) velocity model and (d) (b) velocity model (Fang *et al.*, 2020).

Fig. 12. The first-arrival picking network architecture using RNN and CNN(Yuan *et al.*, 2020).

Fig. 13. Picking difference illustration based on segmentation maps. The blue line is model picking and red line is the ground truth (a) wrong picking by NPP and (b) correct picking by RNN(Yuan *et al.*, 2020).

Fig. 14. Deep learning network architecture for denoising(Yu *et al.*, 2019).

Yu *et al.*(2019)는 탄성과 자료 취득 시 발생하는 잡음을 처리하기 위하여 딥러닝 기반 네트워크를 제안하였다. CNN을 활용하였으며, 효율적인 잡음 제거를 위해 컨볼루션 필터(convolutional filter)를 사용하여 잡음 제거를 위한 최적화 알고리즘을 제안하였다(Fig. 14). 무작위 잡음(random noise), linear noise, surface-related multiples에 대해서 학습한 결과, 잡음의 특징을 스스로 학습하여 잡음을 제거하는 것을 확인하였다. 추가적으로 현장 자료에 CNN을 적용하였을 때, 매개변수를 설정해야 하는 curvelet method와 다르게 매개변수를 자동으로 설정하여 잡음을 제거하였으며, 더 높은 품질의 결과를 확인하였다(Fig. 15).

보간법(interpolation)

Fang *et al.*(2021)은 탄성파탐사 수행 시, 손실된 탄성과 자료를 복원하기 위하여 기존에 제안된 U-net 기반의 보간법을 개선한 SUIT 알고리즘을 제안하였다. U-net 기반의 보간법으로 불규칙적으로 손실된 탄성과 자료를 복원할 경

우에 복원된 자료에서 지층의 경계에 대한 정보와 신호의 특징이 명확하지 않다는 문제가 존재한다. 이러한 문제를 개선하기 위하여 U-net 기반의 보간법으로 복원된 자료를 텍스처 손실함수를 적용한 U-net으로 학습시켜 손실된 자료를 복원하였다(Fig. 16). SUIT 방법을 활용하여 불규칙적으로 손실된 탄성과 자료에 적용한 결과, 기존 U-net 기반의 보간법보다 실제 데이터에 근접하게 복원된 것을 확인하였다(Fig. 17).

Greiner *et al.*(2020)은 높은 주파수와 샘플링 문제로 인하여 공간 알리아싱(spatial aliasing)이 존재하는 탄성과 자료를 재구성하기 위하여 CNN을 활용하였다. CNN 기반의 single image super resolution(SISR)을 사용하였으며, SISR은 하나의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 기술이다. 웨이블릿(wavelet) 변환을 이용하여 입력 자료의 크기를 축소시켜 네트워크 학습을 효율적으로 수행하였으며, 제안한 방법을 인공합성자료에 적용한 결과 매우 적은 수의 자료를 이용하여 재구성할 때, 안정적인

Fig. 15. Comparison of curvelet denoising and CNN denoising results (a) curvelet, sigma=0.2 (b) curvelet, sigma=0.3 (c) curvelet, sigma=0.4 and (d) CNN(Yu *et al.*, 2019).

Fig. 16. SUIT network architecture for interpolation(Fang *et al.*, 2021).

로 자료가 재구성된 것을 확인하였다(Fig. 18). 추가적으로 현장자료에 적용한 결과, 인공합성자료에 적용했을 때보다 적은 수의 자료를 활용하였지만 안정적인 결과를 확인하였다(Fig. 19).

자료 해석(interpretation)

탄성파 탐사 단면에서 단층 구조를 해석하는 것은 석유·가스 탐사에서 중요하며, 일반적으로 단층을 해석하기 위하여 수동적인 과정을 통해 단층을 해석하였다. Xiong *et al.*(2018)은 3차원 탄성파 자료에서 자동으로 단층을 해석

Fig. 17. The results of interpolation using synthetic data. The red rectangular box indicates the good performance of the SUIT model, and the blue box is the poorly reconstructed area of the weak signal (a) complete data (b) corrupted data with 50% of the traces missing randomly (c) recovered data after application of the SUIT method and (d) recovered data after application of the U-net method (Fang *et al.*, 2021).

Fig. 18. The migration results from a crossline section and a time slice through 450 ms (a) ground truth:crossline (b) ground truth:time slice (c) 3D Fourier interpolation:crossline (d) 3D Fourier interpolation:time slice (e) wavelet CNN:crossline and (f) wavelet CNN:time slice(Greiner *et al.*, 2020).

하기 위하여 CNN을 활용하였다. 단층 라벨(label)을 생성하여 네트워크 학습을 수행하였으며, 두 개의 합성곱 레이어(convolutional layer)와 두 개의 fully connected layer로 네트워크를 구성하였다(Fig. 20). 영상 불연속성을 확인하기 위한 탄성과 코히어런스(seismic coherence)와 비교하였을 때, 제안한 기법이 높은 해상도로 단층과 채널(channel)을 감지하는 것을 확인하였다(Fig. 21).

Zhang *et al.*(2021)은 딥러닝 기법에 따른 탄성과 면(seismic facies) 해석을 수행하였으며, 적용한 기법들을 정량적으로 비교 및 분석하였다. 비교 및 분석한 기법은 CNN, 인코더-디코더(encoder-decoder) 네트워크, 향상된 인코더-디코더 네트워크이며, 향상된 인코더-디코더 네트워크는 인코더-디코더 네트워크와 atrous convolution이 결합된 기법이다(Fig. 22). 네트워크 학습을 위하여 탄성과

Fig. 19. Reconstruction result (a) target data (b) subsampled data (c) reconstructed data (d) reconstruction error and (e) RMS amplitude spectrum(Greiner *et al.*, 2020).

Fig. 20. CNN network architecture for seismic fault detection(Xiong *et al.*, 2018).

Fig. 21. Comparison of fault detection results of (a) CNN prediction: 3D image cube (b) seismic coherence: 3D image cube (c) CNN prediction: time slice and (d) seismic coherence: time slice (Xiong *et al.*, 2018).

Fig. 22. Network architecture for automatic seismic facies interpretation of (a) conventional CNN, (b) conventional encoder-decoder and (c) enhanced encoder-decoder (Zhang *et al.*, 2021).

Fig. 22. Network architecture for automatic seismic facies interpretation of (a) conventional CNN, (b) conventional encoder-decoder and (c) enhanced encoder-decoder(Zhang *et al.*, 2021). (Continued)

Fig. 23. Comparison of classification results from three networks in (a) labels of testing (b) conventional CNN, (c) conventional encoder-decoder and (d) enhanced encoder-decoder(Zhang *et al.*, 2021).

면을 9개의 클래스로 구분하였으며, 현장 자료에 적용하여 탄성과 면을 해석하고 정량적으로 분석하였다(Fig. 23).

결론

본 총설에서는 탄성파탐사를 중심으로 물리탐사에 대한 전반적인 연구동향을 분석하였으며, 연구동향을 분석하기 위하여 최근 5년간 국내·외 물리탐사 관련 학술지에 게재

된 논문을 조사하였다. 총 3,255편의 논문을 탐사방법, 연도, 국가, 키워드에 따라 정리하였으며, 데이터 분석 및 시각화 프로그램인 R을 사용하여 분석한 결과 아래와 같은 결론을 도출하였다.

첫째, 국내·외 학술지에 게재된 논문을 탐사방법과 연도에 따라 분석하였을 때, 탄성파탐사가 가장 높은 비율을 차지하였으며, 연도에 따라 지속적인 증가 양상을 보였다. 탄성파탐사가 가장 높은 비율을 차지하고 지속적인 연구 중

가하는 것으로 보아 에너지자원 중에서 석유·가스에 대한 탐사가 중점적으로 수행된 것으로 보이며, 에너지자원 탐사에서 주로 사용되는 물리탐사 중에서 탄성파탐사가 중요한 부분을 차지하고 있다고 생각된다.

둘째, 국가에 따라 분석한 결과, 미국과 중국을 중심으로 물리탐사에 대한 연구가 수행되었으며, 탐사방법에 따라 약 34%(중력·자력탐사)에서 약 48%(탄성파탐사)까지 두 국가가 차지하고 있다. 미국과 중국은 에너지자원이 풍부한 국가로 물리탐사에 대한 연구가 활발하게 진행되었다고 생각되며, 물리탐사에서 주도적인 역할을 수행하고 있다고 판단된다.

셋째, 키워드를 통하여 의미망 분석을 수행한 결과, 탄성파탐사에서는 탄성파와 역산을 중심으로 네트워크가 형성되어 있었으며, 전기·전자탐사는 전자기기를 중심으로 역산, 모델링, 전기비저항과 같은 키워드가 연결되어 있었다. 중력·자력탐사는 중력과 자력을 중심으로 역산, 3D, 모델링 등의 키워드가 연결되어 있었으며, 복합탐사는 역산을 중심으로 네트워크가 형성되어 있었다. 공통적으로 역산 키워드의 노출 빈도수가 높은 것으로 나타났으며, 자료처리 및 해석 과정에서 역산에 대한 연구가 활발하게 수행된 것으로 판단된다.

넷째, 탄성파탐사에 대해서 자료취득, 처리, 해석 과정으로 분류하여 의미망 분석과 연도별 키워드 분석을 수행한 결과, 자료취득 과정에서는 해양관련 탐사 장비 및 기술에 대한 연구가 수행되었다. 자료처리에서는 역산, 구조보정에 관한 연구가 중점적으로 수행되었으며, 자료해석에서는 탄성파 속성과 AVO에 관한 연구가 수행되었다. 또한, 자료처리 및 해석 과정에서 인공지능 기술과 관련된 키워드가 노출된 것으로 보아 인공지능 기술을 접목한 연구가 수행된 것으로 생각된다.

다섯째, 탄성파탐사에서 인공지능 기술을 활용한 논문을 분류하여 분석하였으며, 인공지능 기술을 활용한 탄성파 연구는 2019년과 2020년도에 폭발적으로 증가하였으며, 역산, 신호처리, 보간법, 해석 등에 인공지능 기술을 접목한 연구가 수행되었다. 인공지능 기술을 활용한 연구가 학술지에 논문으로 게재되기까지 시간이 소요되는 것을 고려해 보았을 때, 현재까지 진행된 연구를 바탕으로 탄성파탐사 분야에서 인공지능 기술을 활용한 연구가 더욱 활발하게 수행될 것으로 생각되며, 역산, 신호처리, 보간법, 해석 이외에 다양한 주제로 확대되어 연구가 수행될 것으로 보인다.

본 총설을 통하여 에너지자원 탐사 분야에서 주로 활용되는 탄성파탐사를 중심으로 물리탐사에 대한 전반적인 연구동향을 파악하였고 탄성파탐사에서 인공지능 기술 활용 사례에 대하여 서술하였다. 4차 산업혁명 속에서 급변하는 에너지자원 개발 산업에 적응하고 산업을 주도하기 위해서

는 최근 각광을 받고 있는 AI 기술을 활용한 연구가 지속적으로 필요하다고 생각된다. 또한, 에너지자원 탐사 분야뿐만 아니라 최근 기후문제로 인하여 관심이 대두되고 있는 CCUS(Carbon Capture & Utilization and Storage) 분야, 대규모 신재생에너지 단지 조성을 위한 탐사 분야와 4차 산업혁명에서 ACIBM 기술이 활용된 스마트 시티 분야 등 환경 및 공학분야에서도 물리탐사가 확대되어 활용될 것으로 예상된다.

사 사

본 연구는 한국지질자원연구원이 수행하고 있는 3D 해저 정밀영상화를 위한 복합 탄성파 탐사 및 실규모 고분해능 처리기술 개발사업의 ‘탄성파 축소모형 시스템을 활용한 3차원 해저면 다성분 탐사자료 특성분석(21-3312-1)’ 과제와 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 사회맞춤형 산학협력 선도대학(LINC+) 육성사업에서 지원되었습니다.

References

- Cho, D.H., 2006, Electromagnetic survey in Korea, *Economic and Environmental Geology*, 39(4), p.427-440.
- Cho, I.K., 2020. Recent Trend in Electrical Resistivity Method, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 57(5), p. 506-526.
- Fang, J., Zhou, H., Li, Y.E., Zhang, Q., Wang, L., Sun, P. and Zhang, J., 2020. Data-driven low-frequency signal recovery using deep-learning predictions in full-waveform inversion, *GEOPHYSICS*, 85(6), p.A37-A43.
- Fang, W., Fu, L., Zhang, M. and Li, Z., 2021. Seismic data interpolation based on U-net with texture loss, *GEOPHYSICS*, 86(1), p.V41-V54.
- Gadallah, M.R. and Fisher, R., 2008. *Exploration Geophysics*, Springer, Berlin, Germany, 292p.
- Greiner, T.A.L., Hlebnikov, V., Lie, J.E., Kolbjørnsen, O., Evensen, A.K., Nilsen, E.H., Vinje, V. and Gelius, L.J., 2020. Cross-streamer wavefield reconstruction through wavelet domain learning, *GEOPHYSICS*, 85(6), p.V457-V471.
- He, Q. and Wang, Y., 2021. Reparameterized full-waveform inversion using deep neural networks, *GEOPHYSICS*, 86(1), p.V1-V13.
- Hinze, W.J., Frese, R.R.B. and Saad, A.H., 2013. *Gravity and Magnetic Exploration: Principles, Practices, and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 512p.
- Hyun, B.K. and Suh, J.H., 1997. *Basic Principles of Geophysical Exploration(in Korean)*, Seoul National University Press,

- Seoul, Korea, 281p.
- Hyun, B.K., Kim, J., Kim, J.H., Shin, C. and Song, Y.H., 2017. *Development of Geophysical Exploration and Recent Research Trends In Korea's Mineral and Energy Resource Engineering(in Korean)*, The National Academy of Sciences, Republic of Korea, Seoul, Korea, 479p.
- Kearey, P., Brooks, M. and Hill, I., 2002. *An Introduction to Geophysical Exploration (3rd Ed.)*, Blackwell Science, London, UK, 262p.
- Kim, B., Nam, M.J., Jang, H., Jang, H., Son, J.S. and Kim, H.J., 2017. The Principles and Practice of Induced Polarization Method, *Geophysics and Geophysical Exploration*, 20(2), p.100-113.
- Kim, B.Y., Kim, Y.J., Koo, N.H., Yoo, D.G., Lee, H.Y. and Byun, J.M., 2008, Current State and Technologies of Active Ocean-bottom Seismic Survey, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 45(5), p.578-589.
- Kim, H.J. and Song, M., 2014. A Study on the Research Trends in Domestic/International Information Science Articles by Co-word Analysis, *Journal of the Korean society for information management*, 31(1), p.99-118.
- Lee, H.Y., Koo, N.H., Kim, B.Y., Kang, M.H. and Park, K.P., 2019. Status of Marine Seismic Exploration Technology, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 56(1), p. 86-106.
- Lee, S.S., 2014. A Content Analysis of Journal Articles Using the Language Network Analysis Methods, *Journal of the Korean society for information management*, 31(4), p.49-68.
- Lim, S.K., Song, Y.S., Kasumi, Y. and Song, Y.S., 2007. Three-Dimensional SP Modeling at a Geothermal Reservoir Site, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 44(1), p.9-19.
- Liu, G.Y., Hu, J.M. and Wang, H.L., 2012. A co-word analysis of digital library field in China, *Scientometrics*, 91(1), p.203-217.
- Nabighian, M.N., Ander, M.E., Grauch, V.J.S., Hansen, R.O., LaFehr, T.R., Li, Y., Pearson, W.C., Peirce, J.W., Phillips, J.D. and Ruder, M.E., 2005. Historical development of the gravity method in exploration, *GEOPHYSICS*, 70(6), p.63ND-89ND.
- Park, Y.S., 2006. A Review of Magnetic Exploration in Korea, *Economic and environmental geology*, 39(4), p.403-416.
- Sengbush, R.L., 1983. *Seismic Exploration Methods*, Springer, Berlin, Germany, 296p.
- Shin, C. and Cha, Y.H., 2008. Waveform inversion in the Laplace domain, *Geophysical Journal International*, 173(3), p.922-931.
- Song, Y.S., 2012. Geophysical Exploration Techniques - Today and Tomorrow, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 49(5), p.603-615.
- Xiong, W., Ji, X., Ma, Y., Wang, Y., AlBinHassan, N. M., Ali, M. N., and Luo, Y., 2018. Seismic fault detection with convolutional neural network, *GEOPHYSICS*, 83(5), p.O97-O103.
- Yu, S., Ma, J. and Wang, W., 2019. Deep learning for denoising, *GEOPHYSICS*, 84(6), p.V333-V350.
- Yuan, P., Wang, S., Hu, W., Wu, X., Chen, J. and Nguyen, H.V., 2020. A robust first-arrival picking workflow using convolutional and recurrent neural networks, *GEOPHYSICS*, 85(5), p.U109-U119.
- Zhang, H., Chen, T., Liu, Y., Zhang, Y. and Liu, J., 2021. Automatic seismic facies interpretation using supervised deep learning, *GEOPHYSICS*, 86(1), p.IM15-IM33.

신 성 렬

현재 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 교수
(本學會誌 第58卷 第4号 参照)

정 서 제

2021년 한국해양대학교 에너지자원공학과 공학사

현재 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 석사과정
(E-mail; jsj2739@g.kmou.ac.kr)

정 우 근

현재 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 교수
(本學會誌 第58卷 第4号 参照)

김 대 철

현재 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 박사과정
(本學會誌 第58卷 第4号 参照)

이 다 운

2016년 한국해양대학교 에너지자원공학과 공학사
2018년 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 공학석사

현재 한국해양대학교 해양에너지자원공학과 박사과정
(E-mail; dwlee@g.kmou.ac.kr)