해설

북해 Volve 유전 현장자료의 공공데이터화와 저류층 모델에 대한 분석

권서윤¹ · 지민수² · 박가영² · 민배현^{3*} · 정훈영⁴¹이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 박사과정, ²이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 석사과정,³이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 부교수, ⁴서울대학교 에너지자원공학과 조교수

Analysis of Data Disclosure and Reservoir Model of the Volve Oilfield in the North Sea

Seoyoon Kwon¹, Minsoo Ji², Gayoung Park², Baehyun Min^{3*} and Hoonyoung Jeong⁴¹Ph.D. Candidate, Climate and Energy Systems Engineering, Ewha Womans University, Seoul, Korea²MS Student, Climate and Energy Systems Engineering, Ewha Womans University, Seoul, Korea³Associate Professor, Department of Climate and Energy Systems Engineering, Ewha Womans University, Seoul, Korea⁴Assistant Professor, Department of Energy Systems Engineering, Seoul National University, Seoul, Korea

***Corresponding Author.** Baehyun Min, bhmin01@ewha.ac.kr, Department of Climate and Energy Systems Engineering, Ewha Womans University, Seoul, Korea

Received

20 July 2021

Final version Received

25 August 2021

Accepted

26 August 2021

Abstract

Equinor, a Norwegian multinational energy company, disclosed approximately 5 TB reservoir big data of the Volve oilfield in the North Sea for academic purposes in June 2018. This disclosure is the first for oilfield data worldwide acquired during the whole life cycle of an oilfield. This data disclosure has been highlighted in areas with limited field data for educational and research purposes. This review introduces the big data of the Volve oilfield and analyze the reservoir model based on reservoir simulation. In addition, we discuss the significance of reservoir data opening that can contribute to the E&P business in the Republic of Korea.

Key words : Reservoir Big Data, Volve, Open Data

요약

2018년 6월 노르웨이 국영에너지기업 Equinor는 북해 Volve 유전의 코어, 검층, 모델 등 약 5 TB 규모의 저류층 빅데이터를 학술연구용으로 공개하였다. Volve 유전은 석유·가스산업에서 광구의 탐사, 개발, 생산, 종료까지 광구 운영 전주기에서 취득한 현장자료를 공공데이터로 개방한 세계 최초의 사례이다. Volve 유전의 데이터 개방은 연구와 교육 목적에서 신기술 개발뿐만 아니라 우수 인력양성을 유도한다는 측면에서 자원강국 대비 한정적인 현장자료를 보유한 국내 자원개발 분야에 시사하는 바가 크다. 본 해설은 Volve 유전 현장자료를 소개하고 저류층 시뮬레이션을 수행하여 Volve 유전의 저류층 모델을 분석하였다. 이를 통해 향후 E&P 분야로의 연구 활용성을 검토하고 저류층 빅데이터의 공공데이터화가 국내 자원개발분야에 기여할 방안을 고찰한다.

주요어 : 저류층 빅데이터, Volve, 공공데이터

서 론

정보통신기술의 발전과 함께 석유·가스산업에서도 에너지 디지털화(energy digitalization)가 가속화되고 있다. 현장에서 발생 및 수집하는 측정자료의 종류는 다양해지고 자료량의 증가 속도는 빨라지고 있다. 석유·가스의 효율적인 생산을 위하여 유정 및 지상 설비에 센서를 설치하고 지속적으로 데이터를 수집함에 따라 일일 발생하는 현장 데이터의 양은 PB(petabyte) 수준에 육박하는 실정이다(Febowitz, J., 2012). 이와 같이 현장에서 수많은 데이터가 수집되고 있음에도 불구하고 유전의 상업성을 판단하는 기준이 되는 주요 정보들이 현장자료에 포함되어 있다는 이유로 광구권 혹은 운영권을 확보한 경우를 제외하고는 매우 제한적으로 현장자료가 연구자들에게 공개되어왔다. 석유·가스산업은 이러한 보안상의 이유로 자료를 제한적으로 공개하여왔기 때문에 연구자들은 현장자료를 활용하여 신기술을 검증하거나 현장지향적 시스템 개발에 어려움을 겪어왔다. 또한, 인력, 분석장비 등 자원의 부족으로 인하여 막대한 양의 자료들이 효율적으로 분석 및 활용되지 못하고 있는 실정이다.

2018년 6월 노르웨이 국영석유회사 Equinor(舊 Statoil)는 노르웨이 대륙붕(Norwegian continental shelf)에 위치한 Volve 유전에 대하여 세계 최초 정적 및 동적 모델, 실시간 시추, 생산 및 지구물리학적 데이터를 포함한 지하 및 운영 데이터(subsurface and operating data)를 대중에 공개하였다. 이는 SPE10, PUNQ-S3, Egg 등 기존 벤치마크 모델과는 다르게 현장 유전 자료를 공공에 공개한 첫 사례이다. 자료 공개 전 Volve 유전의 현장자료를 활용한 논문의 수는 8개이며 해당 논문들은 자료 보안 이슈로 인하여 저류층에 대한 자세한 설명을 생략하고 현장자료 사용 여부만을 언

급하였다(Morton *et al.*, 2003; Szydluk *et al.*, 2006; Cai and Tsvankin, 2013; Tsvankin and Wang, 2013; Ravasi *et al.*, 2015a; Ravasi *et al.*, 2015b; Ravasi *et al.*, 2015c; Ravasi *et al.*, 2016). 반면, 자료 공개 이후 Volve 현장자료는 시추인자 선정(Gupta *et al.*, 2020; Losoya *et al.*, 2020; Tunkiel *et al.*, 2021), 물리검층자료 합성(Feng *et al.*, 2021; Jiang *et al.*, 2020; Zhang and Alkhalifah, 2020; Feng, 2021; Park *et al.*, 2021), 저류층 특성화(Li *et al.*, 2019; Noshi *et al.*, 2019; Singh *et al.*, 2020; Zanjani *et al.*, 2020; Ji *et al.*, 2021; Otchere *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2021) 등 연구에 활발히 적용되고 있다. 특히, 유·가스전 공공데이터화는 석유·가스산업의 데이터 보안으로 인하여 신규 기법들의 성능을 가상 저류층 모델을 대상으로 검증하던 과거 추세(Jung *et al.*, 2017; Karkevandi-Talkhoonchah *et al.*, 2018)에서 벗어나 현장 저류층 모델을 대상에 검증하여 평가하는 추세이다.

본 해설은 교육 및 연구 목적에서 Volve 유전의 공공데이터화와 저류층 모델 분석에 대하여 기술한다. 세계 최초로 대중에 공개된 Volve 유전 데이터의 소개를 시작으로 Volve 유전 저류층 모델, 저류층 시뮬레이션 및 히스토리 매칭 결과를 분석하여 선진국의 자원개발 기술 수준을 간접적으로 검토하였다. 이를 토대로 유·가스전 공공데이터화의 필요성에 대하여 논하고자 한다.

Volve 유전에 대한 소개

Fig. 1은 Volve 유전의 위치를 나타내고 있다. 노르웨이 Stavanger에서 서쪽으로 약 200 km, Sleipner A platform에서 북쪽으로 8 km 떨어진 북해(North Sea) 남부에 위치하고 있으며 면적은 약 2 km × 3 km 이다(Karstens *et al.*,

Fig. 1. Location of Volve oilfield in the North Sea (modified from Ravasi *et al.*, 2015c).

2017). 저류층은 쥐라기 중기 Hugin formation의 사암층(sandstone layer)으로 석영(quartz), 미량의 점토(clay), 운모(mica)가 혼재되어 있다(Wang and Tsvankin, 2013). 오일 부존은 1993년에 확인되었다. Volve 유전의 불확실성은 서쪽에 위치하는 큰 단층으로 인해 탄성과 자료 해석과 심도 변환(depth conversion) 과정에서 증대되었을 가능성이 크다(Statoil, 2005). Volve 유전의 지분 구조는 Equinor 59.6%, 미국 ExxonMobil 30.4%, 노르웨이 Bayerngas Norge 10.0%이다(Zborowski *et al.*, 2018). 2017년 12월, Bayerngas Norge는 영국 에너지기업 Centrica의 자회사 Spirit Energy에 합병되었다.

Fig. 2는 Volve 유전에서의 연간 석유환산(oil equivalent) 생산량을 나타낸다. Volve 유전은 2008년 2월 12일 생산을 개시, 2016년 9월 17일 생산을 종료하여 약 8.5년간 유·가스를 생산하였다. 원시부존량(original oil in place)은 117 MMSTB으로 평가되었으며, 누적생산량은 63 MMSTB으로 약 54%의 회수율(recovery factor)을 기록하였다. 누적생산량의 절반에 가까운 28 MMSTB은 초기 2년간 생산하였으며, 최대 일일생산량은 약 56,000 STB/day이다(Zborowski *et al.*, 2018).

Fig. 2. Hydrocarbon production at Volve oilfield for nine years (2008–2016).

Fig. 3은 Volve 유전의 생산 및 저장 설비를 나타낸다. Volve 유전은 2004년에 건조된 Jackup 유형의 Maersk Inspirer를 이용하여 시추와 오일 생산을 병행(dual operation facility)하였으며 수송 전 원유를 보관하는 저장선(Floating Storage and Offloading, FSO)인 Navion Saga 2척을 사용하였다(Thompson *et al.*, 2007). Maersk Inspirer는 수심 약 85 m에 배치하였다. Maersk Inspirer와 첫 번째 Navion Saga는 2,500 m 간격으로, 2개의 Navion Saga는 최소 90 m 간격으로 배치하여 해양송유관(flowline)을 연결하였다. Navion Saga에 저장한 가스는 최종 처리 및 수출을 위해 파이프라인(pipeline)을 통해 Volve 유전 인근의 Sleipner Øst(Fig. 1)에 위치한 Sleipner A 플랫폼으로 가스를 수송하였다(Statoil, 2005). 구체적으로, Volve에서 Sleipner Øst에 위치한 Sleipner D 플랫폼까지 5.5 km 길이의 7.4 inch 수송관(flexible pipeline)으로 연결하였으며, Sleipner D를 통해 Sleipner A로 가스가 수송되었다.

Fig. 4는 Volve 유전에서 회수율 증진을 위해 설계한 물주입법(downflank water injection)의 개념도를 나타낸다. 2005년 탐사 보고서(Statoil, 2005)에 따르면 개발 초기에는 Volve 유전의 회수율이 실제보다 낮은 43%로 예측되어 WAG(Water Alternating Gas) 또는 SWAG(Simultaneous Water Alternating Gas) 공법 등 가스-물 주입기법의 적용을 고려하였다. 그러나 가스-물 주입기법은 생산설비의 추가 구축에 따른 투자 대비 회수율 개선 효과가 미미한 것으로 평가되어 물주입법을 적용하였다. 물주입법은 물 주입정을 오일 생산정보다 깊은 심도에 시추 및 완결하여 물을 주입함으로써 저류층 압력을 보강한다. Volve 유전에 적용된 물주입법은 주입된 물이 저류층의 압력을 상승시킬 뿐만 아니라 저류층의 기울기를 따라 분산되어 오일이 빠르고 효율적으로 생산정을 향해 이동하도록 설계하였다.

Fig. 5는 Equinor에서 공개한 Volve 유전 현장자료의 종류별 저장용량을 나타낸다. 공개된 현장자료는 약 40,000 개의 자료를 담고 있다. 지구물리탐사자료, 생산자료, 저류

Fig. 3. Schematic of production and storage facilities for Volve oilfield.

Fig. 4. Schematic of downflank water injection designed for Volve oilfield.

④ Geophysical Interpretations (99MB) AZCOPY	④ GeoScience OW Archive (54.6GB) AZCOPY	④ Production Data (2MB) AZCOPY	④ Reports (162MB) AZCOPY	④ Reservoir Model (Eclipse) (390MB) AZCOPY
④ Reservoir Model (RMS) (2.1GB) AZCOPY	④ Seismic ST0202 (1.2TB) AZCOPY	④ Seismic ST0202 vs ST10010 4D (330.4GB) AZCOPY	④ Seismic ST10010 (2.6TB) AZCOPY	④ Seismic VSP (95MB) AZCOPY
④ Well Logs (6.9GB) AZCOPY	④ Well Logs (Per Well) (7GB) AZCOPY	④ Well Technical Data (212MB) AZCOPY	④ WITSML Real-Time Drilling Data (5GB) AZCOPY	

Fig. 5. Subsurface and production dataset of the Volve oilfield disclosed by Equinor.

층 모델자료, 검층자료 등 다양한 유형의 자료를 무료 제공하고 있으며 총 용량은 약 5 TB이다. Volve 유전의 저류층 모델은 Schlumberger의 ECLIPSE와 US Emerson의 Reservoir Management Software(RMS) 두 가지 소프트웨어의 입력자료 양식으로 제공되고 있다. 각 소프트웨어의 입력자료들은 생산 초기부터 종료까지 8.5년간의 히스토리 매칭이 완료된 상태로 공개되었다. 본 해설은 선진국의 히스토리 매칭 수준에 대한 분석에 초점을 맞추기 위해 공개된 자료 중 Volve 저류층 모델을 중심으로 분석하였다.

Volve 저류층 모델의 구성

본 해설은 Volve 저류층 모델의 수치 시뮬레이션 입력자료를 해석하여 광구 생산인력을 분석한 후, 직접 저류층 시뮬레이션을 수행하여 히스토리 매칭 성능을 다각도로 분석

하였다. 이를 통해 운영사인 Equinor의 기술수준을 간접적으로 평가하고자 한다. Fig. 6은 Volve 저류층 모델의 유체 투과율과 공극률 분포를 나타내며 유정의 이름과 위치를 함께 표시하였다. 저류층 모델의 격자 크기는 X 방향 50 m × Y 방향 50 m × Z 방향 1~3 m으로 설정되어 있다. 108(X) × 100(Y) × 63(Z), 총 680,400개의 격자로 구성되어 있으며 활성 격자(active cell)의 개수는 180,545개이다. 저류층 모델에는 11개의 활성단층이 존재한다. 시뮬레이션 기간은 약 8.8년(3,197일)이며 총 10개의 유정(생산정 7개, 주입정 3개)로 석유를 생산하였다.

이 해설의 저류층 시뮬레이션에는 공개된 2가지 모델 중 Schlumberger의 ECLIPSE 100을 활용하였다. Equinor가 공개한 Volve 저류층 모델의 시뮬레이션은 약 7.5 시간이 소요되었다. 본 해설에서 사용한 컴퓨터 사양은 Intel i7-7700@3.60 GHz 헥사코어 CPU, 16 GB RAM이며 시

Fig. 6. Spatial distribution of porosity and permeability of Volve reservoir model.

Table 1. Reservoir properties used for Volve reservoir model

Parameter	Units	Value
Reservoir depth	m	2,750-3,120
Reference depth	m	3,060
Initial reservoir temperature	°C	110
Initial reservoir pressure	bar	337
Initial oil saturation	Fraction	0.00-0.97
Initial water saturation	Fraction	0.00-0.68
Average porosity	Fraction	0.14
Average horizontal permeability	mD	690.91
Average vertical permeability	mD	260.25
Initial gas-oil ratio	Sm ³ /Sm ³	120-170
Oil formation volume factor	m ³ /Sm ³	1.33-1.45
Oil density	kg/m ³	882.0-885.2
Oil viscosity	cp	1.27

물레이션에는 싱글코어를 사용하였다.

Table 1은 Volve 저류층 모델의 암석 및 유체 물성을 나타낸다. Volve 유전은 심도 2,750-3,120 m이며 오일의 비중은 27-29 °API 이다. 또한, 평균 공극률(porosity)은 0.21, 평균 유체투과율(permeability)은 1.5 Darcy, 111-157 Sm³/Sm³의 생산 가스-오일비(Gas-Oil Ratio, GOR) 값을 가지는 것으로 보고되었다(Statoil, 2005). 그러나 저류층 모델에서 실제 사용한 값은 평균 공극률은 0.14, 평균 수평 유체투과율은 690.91 mD이며 초기 온도와 압력은 심도 3,060 m에서 각각 110°C, 337 bar이다. GOR과 석유용적계수(Oil formation volume factor)의 범위는 각각 120-170, 1.33-1.45이며 저류층 내 오일의 밀도는 약 882.0-885.2 kg/m³ (28.20-28.78 °API), 점성도는 1.27 cp이다. 이는 탐사 초기 보고된 저류층 물성값은 유정 인근 물리검층자료

에 근거하기 때문에 저류층 모델에 사용된 값과 일부 차이를 보이는 것으로 확인하였다.

Table 2는 Volve 저류층 시뮬레이션 모델에 입력된 물주입정과 오일 생산정 등 유정의 정보를 나타내고 있다. 유정 이름 앞의 접두사 I와 P는 각각 주입정과 생산정을 의미한다. 유정들은 모두 경사정이며 각 유정의 최대 경사각(maximum inclination)은 Table 2에 제시되어 있다. 생산정 4개(P-F-1C, P-F-11B, P-F-14, P-F-15D)는 수평정으로 간주할 수 있다. 물 주입정 I-F-5와 오일 생산정 P-F-5는 동일 위치에 설정되어 있는데, 이는 유정 F-5가 시뮬레이션 시작 후 약 8년 동안은 물 주입정, 시뮬레이션 종료 6개월 전 1개월 동안에는 오일 생산정으로 전환됨에 따라 유정의 역할이 변화했기 때문에 시뮬레이션 모델 상에서 동일 위치에 구현되어 있는 것이다. 다만 물 주입정에서 오일 생산정으로 전환되면서 시뮬레이션 모델상에서는 수평주입정이었던 유정이 수직생산정이 되었으며, 천공(perforation) 심도 또한 이전보다 얕아졌다. 또한, I-F-4와 동일한 유정인 I-F-4G는 8.5년의 광구 운영 기간 동안 비활성상태로 생산이 종료된 시점에만 가스리프트(gas lift)가 입력되어 있다. 이는 운영 종료 후 예측(prediction) 과정에서 가스 주입에 따른 생산량 변화를 확인하기 위하여 입력된 것으로 확인하였다. 따라서, Volve 저류층 모델은 활성상태 유정 총 10개(물 주입정 3개, 오일 생산정 7개)로 구성되어 있음을 확인하였다. Table 2는 ECLIPSE 모델에 입력된 값을 기준으로 작성하였기 때문에 함께 공개된 물리검층자료(well logging data)의 수치와 차이가 있을 수 있다. 각 유정의 운영 기간 또한 Table 2에 제시되어 있으며 운영 기간은 기간 내 유정 폐쇄 등의 이벤트를 고려하지 않고 운영 개시일과 종료일 기준으로 계산되었다. 가장 오래된 유정은 주입정 I-F-4로 약 8.4년 동안 운영되었다.

Table 2. Summary of well data for Volve reservoir model

Well Name*	Operation			Total vertical depth (TVD) (m)	Measured depth (MD) (m)	Maximum inclination (degree)	Well type	Fluid type
	Start date	End date	Months (days)					
I-F-1B	2013-10-01	2014-02-08	0.8 (130)	3,260.0	3,185.2	30.0	Injector	Water
I-F-4	2008-04-20	2016-09-15	102.4 (3,071)	3,036.0	3,230.1	31.1		
I-F-5	2008-08-18	2016-04-08	93 (2,790)	3,144.1	3,307.5	20.0		
P-F-1C	2014-04-19	2016-04-28	24.6 (740)	3,027.7	4,437.9	151.0		
P-F-5	2016-04-18	2016-04-28	0.3 (10)	3,012.8	3,013.5	16.5	Producer	Oil
P-F-11B	2013-08-12	2016-09-20	37.8 (1,135)	3,038.2	4,285.2	172.7		
P-F-12	2008-02-10	2010-09-24	31.9 (957)	2,890.1	2,971.8	11.6		
P-F-14	2008-07-09	2016-06-27	97 (2,910)	3,044.7	3,612.4	168.2		
P-F-15C	2009-03-06	2013-10-21	56.3 (1,690)	2,925.3	2,968.0	7.4		
P-F-15D	2014-01-09	2016-07-27	31 (930)	3,043.6	4,238.2	166.8		

*I and P represent the water injection well and oil production well, respectively.

Volve 저류층 모델의 시뮬레이션 결과 분석

Fig. 7은 Volve 유전의 필드 일일 오일생산량(oil production rate), 누적 오일생산량(cumulative oil production), 물생산비(water cut)의 시뮬레이션 결과를 저류층 히스토리 자료와 비교하고 있다. 그림에서 실선과 점선은 저류층 모델의 시뮬레이션 결과를 나타내고 기호는 저류층의 히스토리 자료를 나타낸다. Volve 저류층 모델의 히스토리 매칭이 이루어진 과정을 정확히 알 수 없으나, 시뮬레이션 결과와 히스토리의 그래프가 보여주는 생산거동의 양상이 매우 유사하고, Fig. 8에 나타난 것처럼 물생산비의 시뮬레이션과 히스토리 매칭 결과의 결정계수(coefficient of determination, R^2)가 0.9888인 것으로 보아 Volve 저류층 모델은 비교적 히스토리 매칭이 잘 이루어진 것으로 보인다. 그럼에도 불구하고, Fig. 7(b)와 Fig. 8에서 물생산비가 0.2~0.6 구간은 상대적으로 오차가 증가하는 경향을 보이므로 추가적인 히스토리 매칭 작업의 필요가 있다. 또한, 개별 유정에 대한 제공된 저류층 모델의 시뮬레이션 결과와 히스토리 자료의 차이가 크지만 필드 수준에서 오차가 상쇄되는 경우에도 필드 수준의 히스토리 매칭은 겉보기에 향상되는 것처럼 보일 수 있다. 따라서 필드 수준의 결과를 바탕으로 히스토리 매칭 수행 능력을 단순 평가하기 보다는 개별 유정에 대한 제공된 저류층 모델의 시뮬레이션 결과와 히스토리 자료의 차이를 비교할 필요가 있다.

Volve 저류층 모델은 히스토리 매칭이 완료된 상태로 공개되어 제공된 저류층 모델의 시뮬레이션 결과와 히스토리 자료의 차이에 대한 평가가 필요하다. 그러나 히스토리

매칭이 이루어진 과정이 공개되지 않았고, 필드 전체에 대한 결과로 그 차이를 판단하기에는 무리가 있다. 이에 본 해설은 Volve 저류층 모델에 존재하는 생산정들에 대해 제공

Fig. 7. Comparison of actual and simulated responses at Volve oilfield: (a) Oil production rate and (b) Water cut.

된 저류층 모델의 시뮬레이션 결과와 히스토리 자료의 차이를 계산해 Volve 저류층 모델의 전반적인 히스토리 매칭의 품질을 평가해보았다. 제공된 저류층 모델의 시뮬레이션 결과와 히스토리 자료의 차이는 식 (1)과 같이 Mean Absolute Percentage Error(MAPE)를 이용하여 정량화하였다(Miah *et al.*, 2020).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{Y} - Y|}{\hat{Y}} \times 100\% \quad (1)$$

이 때, N은 Volve 저류층 모델에 입력된 히스토리 자료의 수, $\hat{Y}$ 는 Volve 저류층에 입력된 히스토리 자료의 값, Y는 Volve 저류층 모델 시뮬레이션을 통해 계산된 값을 의미한다.

Table 3은 각 생산정의 일일 오일생산량, 물생산비, 공저

Fig. 8. Scatter plot of actual and simulated water cut data at Volve oilfield.

압력(bottomhole pressure)에 대한 MAPE를 정리하였다. Volve 저류층 모델의 유정들 가운데 일일 오일생산량을 대상으로 P-F-11B의 MAPE가 6.81%로 가장 작았고 P-F-5의 MAPE가 77.64%로 가장 컸다. 물생산비에 대한 MAPE는 P-F-15C에서 14.47%로 가장 작았고, P-F-5에서 291.23%로 가장 컸다. P-F-5의 경우 운영 기간이 10일로 매우 짧아(Table 2) 생산자료 수가 7개로 제한적이었다. 공저압력의 경우, P-F-15C가 3.47%로 가장 작은 MAPE를 나타냈고, P-F-1C에서 28.95%로 가장 높은 MAPE를 보였다.

P-F-5는 공저압력에 대한 MAPE가 제외되어 있는데, 이는 저류층 모델에 공저압력에 대한 히스토리 자료가 입력되어 있지 않기 때문이다. 또한, 일일 오일생산량, 물생산비, 공저압력에 대해 Volve 저류층 모델 전체 생산정 7개의 히스토리 매칭 오차의 평균은 각각 33.87%, 88.08%, 11.77%로 산정되었다. 따라서 Volve 저류층 모델은 200%의 오차가 넘는 물생산비를 제외하면 MAPE 기준 약 34% 이내 수준으로 히스토리 매칭이 진행되었다.

Fig. 9와 10은 생산정 P-F-14과 P-F-1C에서의 일일 오일생산량, 물생산비, 공저압력을 나타낸다. 두 유정은 각각 공저압력의 관측자료 수가 가장 많은 사례와 적은 사례에 해당한다(Table 3). 그림에서 각각 실선은 저류층 모델의 시뮬레이션 결과를 나타내고 점은 저류층의 히스토리 자료를 나타낸다. P-F-14의 일일 오일생산량, 물생산비, 공저압력을 보면 Volve 저류층 모델이 히스토리 자료의 변동양상을 잘 모사하는 것으로 판단된다. 반면에 P-F-1C의 일일 오일생산량은 Volve 저류층 모델이 히스토리 자료를 잘 모사하는 것으로 보이나, 물생산비는 과소예측, 공저압력은 과대예측을 하는 것으로 나타났다.

Table 3. History matching errors for oil production rate, water cut, and bottomhole pressure

Well Name	Oil production rate		Water cut		Bottomhole pressure	
	Number of data points	MAPE (%)	Number of data points	MAPE (%)	Number of data points	MAPE (%)
P-F-1C	60	66.98	54	106.98	82	28.95
P-F-5	14	77.64	14	291.23	-	-
P-F-11B	126	6.81	125	17.61	126	10.06
P-F-12	317	14.61	308	34.91	105	6.55
P-F-14	304	21.27	304	16.29	293	5.65
P-F-15C	7	29.54	7	14.47	171	3.47
P-F-15D	94	20.22	61	135.09	102	15.94
Average	-	33.87	-	88.08	-	11.77

Fig. 9. Comparison of actual and simulated responses at production well P-F-14: (a) Oil production rate; (b) Water cut; (c) Bottomhole pressure.

유·가스전 공공데이터화의 필요성

공개된 Volve 유전 현장자료를 이용한 연구는 가상 저류층 모델을 이용한 연구들보다 높은 현장적용성과 신뢰성을 확보할 수 있을 것으로 기대된다. 이와 더불어 Volve 유전의 정적 모델링, 저류층 시뮬레이션, 시추, 생산 및 지구물리학적 데이터 등의 필드 데이터 전체가 공개되었기 때문에 그동안 석유·가스산업의 엄격한 데이터 보안으로 제한적인 현장 적용연구를 진행했던 과거에서 벗어나 연구의 현장 적용성을 증대시킬 수 있다(Zborowski *et al.*, 2018). 특히, 한국지질자원연구원은 2021년 6월부터 2021년 지질

Fig. 10. Comparison of actual and simulated responses at production well P-F-1C: (a) Oil production rate; (b) Water cut; (c) Bottomhole pressure.

자원 데이터 활용 및 인공지능 경진대회를 개최하여 Volve 유전 물리검층 자료를 활용하는 공모 부문을 진행하는 등 지질자원 연구 데이터 공유 및 활용 활성화를 위해 노력하고 있다. 이와 같이 현장자료의 공공데이터화는 향후 석유·가스산업의 확장성은 물론 산업 발전 가속에 큰 원동력이 될 것으로 기대한다.

한국의 동해가스전은 2004년 상업 생산을 시작하여 2022년 생산 종료를 계획하고 있다. 동해 가스전의 현장자료들은 보안상의 이유로 아직 대중에 공개되지 않고 있다. 한국 지질자원연구원은 2021년 1월 지오빅데이터 오픈플랫폼을 구축하여 지질자원분야 연구과정에서 생산된 연구데이

터를 공개하였다. 다만, 여전히 공개된 데이터양은 매우 제한적일뿐더러 아직 접근성이 낮은 실정이다. 향후 한국에서 보유하고 있는 현장자료들이 학술연구용으로 공개되어 국내 연구진들이 활용할 수 있다면 관련 우수인재 양성, 현장적합성 향상, 신기술 개발 등 국내 기술수준 제고를 통하여 선진국 대비 기술 격차를 좁히는데 크게 기여할 것이다. 또한, 산학연관 등 유관기관들의 유기적 협력을 바탕으로 한국이 보유한 저류층 빅데이터의 공동 활용과 성과 창출 방안을 모색할 때이다.

결 론

본 해설은 교육 및 연구 목적에서 활용할 수 있도록 노르웨이 국영에너지기업 Equinor가 2018년 6월 석유·가스산업 최초로 유전 빅데이터를 대중에 공공데이터로 개방한 북해 Volve 유전의 사례를 소개하고, 저류층 시뮬레이션을 수행하여 Volve 저류층 모델의 생산거동양상을 실제 관측 데이터와 비교하여 Equinor의 기술수준을 분석하였다. Volve 저류층 모델은 물생산비를 제외하고 MAPE 기준 약 34% 이내 수준으로 히스토리 매칭을 진행하였다. Volve 유전은 소규모이고 광구 운영 기간이 약 8.5년 정도로 짧았기 때문에 자료 공개가 가능했을 수 있다. 수공법만 적용되었다는 점에서 증진회수기법(Enhanced Oil Recovery, EOR) 관련 신기술의 적용 및 검증에는 한계가 있다. 그럼에도 불구하고 운영이 종료된 광구 현장자료의 공개는 4차 산업혁명 시대를 맞아 빅데이터 분석을 위한 자료 공유화와 에너지 디지털화의 흐름 속에서 긍정적으로 평가할 수 있다.

사 사

이 해설은 한국연구재단 중점연구소(No. 2018R1A6A1A08025520), 신진연구지원사업(No. 2019R1C1C1002574), 박사과정생연구장려금지원사업(No. 2021R1A6A3A13046159)의 지원을 받았습니다. 또한 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받았습니다(No. 20214710100060). 저류층 해석 소프트웨어는 Schlumberger의 지원을 받았습니다. 이에 감사드립니다.

References

Cai, P. and Tsvankin, I., 2013. Tomographic velocity analysis of PP-and PS-waves for VTI Media: field data application, *SEG Annual Meeting*, Houston, Texas, USA, p.22-27.
Febowitz, J., 2012. *The big deal about big data in upstream oil*

and gas, IDC Energy Insights, Needham, Massachusetts, USA, p.1-11.
Feng, R., 2021. Improving uncertainty analysis in well log classification by machine learning with a scaling algorithm, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 196, 107995p.
Feng, R., Grana, D., and Balling, N., 2021. Imputation of missing well log data by random forest and its uncertainty analysis, *Computers & Geosciences*, 152, 104763p.
Gupta, I., Tran, N., Devegowda, D., Jayaram, V., Rai, C., Sondergeld, C., and Karami, H., 2020. Looking ahead of the bit using surface drilling and petrophysical data: machine-learning-based real-time geosteering in Volve field, *SPE Journal*, 25(2), p.990-1006.
Ji, M., Kwon, S., Park, G., Min, B., and Huy, N.X., 2021. Prediction of water saturation from well log data using deep learning algorithms, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 58(3), p.215-226.
Jiang, L., Castagna, J. P., and Russell, B., 2020. Porosity prediction using machine learning, *SEG International Exposition and Annual Meeting*, Virtual, October 11-16, SEG-2020-W13-04.
Jung, H., Jo, H., Kim, S., Lee, K., and Choe, J., 2017. Recursive update of channel information for reliable history matching of channel reservoirs using EnKF with DCT, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 154, p.19-37.
Karkevandi-Talkhooncheh, A., Sharifi, M., and Ahmadi, M., 2018. Application of hybrid adaptive neuro-fuzzy inference system in well placement optimization, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 166, p.924-947.
Karstens, J., Ahmed, W., Berndt, C., and Class, H., 2017. Focused fluid flow and the sub-seabed storage of CO₂: evaluating the leakage potential of seismic chimney structures for the sleipner CO₂ storage operation, *Marine and Petroleum Geology*, 88, p.81-93.
Li, Y., Sun, R., and Horne, R., 2019. Deep learning for well data history analysis, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Calgary, Canada, September 30-October 2, SPE-196011-MS.
Miah, M.I., Zendejboudi, S., and Ahmed, S., 2020. Log data-driven model and feature ranking for water saturation prediction using machine learning approach, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 107291p.
Morton, A., Woje, G., Berg, E. W., Vuillermoz, C., and Rollet, A., 2003. Evaluation and impact of sparse-grid, wide-azimuth 4C-3D node data from the north sea, *SEG Annual Meeting*, Dallas, Texas, USA, October 26-31, SEG-2003-0826.
Noshi, C.I., Eissa, M.R., and Abdalla, R.M., 2019. An intelligent data driven approach for production prediction,

- Offshore Technology Conference*, Houston, Texas, USA, May 6-9, OTC-29243-MS.
- Otchere, D.A., Ganat, T.O.A., Gholami, R., and Lawal, M., 2021. A novel custom ensemble learning model for an improved reservoir permeability and water saturation prediction, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 91, 103962p.
- Park, G., Kwon, S., Ji, M., Min, B., Huy, N.X., Kim, K., Kim, S., and Lee, K.B., 2021. A review on deep learning applications to logging data for modeling gas-hydrate-bearing sediments, *Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers*, 58(2), p.161-178.
- Ravasi, M., Vasconcelos, I., Kritski, A., Curtis, A., da Costa Filho, C. A., and Meles, G. A., 2015a. Marchenko imaging of Volve field, north sea, *77th EAGE Conference and Exhibition*, Madrid, Spain, June 1-4, 2015(1), p.1-5.
- Ravasi, M., Vasconcelos, I., Curtis, A., and Kritski, A., 2015b. Multi-dimensional free-surface multiple elimination and source deblending of Volve OBC data, *77th EAGE Conference and Exhibition*, Madrid, Spain, June 1-4, cp-451-00802.
- Ravasi, M., Vasconcelos, I., Curtis, A., and Kristi, A., 2015c. Vector-acoustic reverse time migration of Volve ocean-bottom cable data set without up/down decomposed wavefields, *Geophysics*, 80(4), p.S137-S150.
- Ravasi, M., Vasconcelos, I., Kritski, A., Curtis, A., Filho, C.A. D.C., and Meles, G.A., 2016. Target-oriented marchenko imaging of a north sea field, *Geophysical Supplements to the Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 205(1), p.99-104.
- Singh, A., Bhardwaj, P., and Biswas, S., 2020. Building a model for reservoir characterisation in GIS using machine learning. the international archives of photogrammetry, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, p.501-506.
- Statoil. 2005. Plan for utbygging og drift av Volve. Retrived from, 2020.09.11., <https://data-equinor-com.azurewebsites.net/dataset/volve>.
- Szydluk, T.J., Way, S., Smith, P., Aamodt, L., and Friedrich, C., 2006. 3D PP/PS prestack depth migration on the Volve field, *68th EAGE Conference and Exhibition incorporating SPE EUROPEC 2006*, Vienna, Austria, June 12-15, cp-2-00185.
- Thompson, M., Arntsen, B., and Amundsen, L., 2007. Full-azimuth imaging through consistent application of ocean-bottom seismic, *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, Society of Exploration Geophysicists, San Antonio, Texas, p.936-940.
- Tsvankin, I. and Wang, X., 2013. Tomographic inversion of p-wave data for TTI media-application to field data, *75th EAGE Conference and Exhibition incorporating SPE EUROPEC 2006*, London, United Kingdom, June 10-13, cp-348.
- Tunkiel, A.T., Sui, D., and Wiktorski, T., 2021. Reference dataset for rate of penetration benchmarking, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 196, 108069p.
- Wang, B., Sharma, J., Chen, J., and Persaud, P., 2021. Ensemble machine learning assisted reservoir characterization using field production data-an offshore field case study, *Energies*, 14(4), 1052p.
- Wang, X. and Tsvankin, I., 2013. Multiparameter TTI tomography of p-wave reflection and VSP data, *Geophysics*, 78(5), p.WC51-WC63.
- Z. Losoya, E., Vishnumolakala, N., Gildin, E., Noynaert, S., Medina-Cetina, Z., Gabelmann, J., Glowka, D., and Houston, R., 2020. Machine learning based intelligent downhole drilling optimization system using an electromagnetic short hop bit dynamic measurements, *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Denver, Colorado, USA, October 5-7, SPE-201572-MS.
- Zanjani, M.S., Salam, M.A., and Kandara, O., 2020. Data-Driven hydrocarbon production forecasting using machine learning techniques, *International Journal of Computer Science and Information Security*, 18(6).
- Zborowski, M., Boschee, P., Jacobs, T., and Whitfield, S., 2018. E&P Notes (August 2018), *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 70(8), p.24-27.
- Zhang, Z.D. and Alkhalifah, T., 2020. High-resolution reservoir characterization using deep learning-aided elastic full-waveform inversion: the north sea field data example, *Geophysics*, 85(4), p.WA137-WA146.

권 서 윤

현재 이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 박사과정수료
(本學會誌 第57卷 第2号 参照)

박 가 영

현재 이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 석사과정
(本學會誌 第57卷 第2号 参照)

정 훈 영

현재 서울대학교 공과대학 에너지시스템공학부 조교수
(本學會誌 第58卷 第2号 参照)

지 민 수

현재 이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과 석사과정
(本學會誌 第58卷 第2号 参照)

민 배 현

현재 이화여자대학교 엘텍공과대학 기후·에너지시스템공학과
부교수, 이화여자대학교 사회적경제협동과정 겸임교수
(本學會誌 第58卷 第2号 参照)