

TDRM을 이용한 캐나다 자마광구 시뮬레이션 연구

이태훈*

한국지질자원연구원 석유해저연구본부

Simulation study of Canada Zama reservoir using TDRM

Taehun Lee*

Petroleum and Marine Research Division, KIGAM

요 약

인공지능은 인간의 삶에 다양한 분야에서 적용되고 있는 실정이며, 석유 분야에서도 활발하게 연구 및 적용이 되고 있는 중이다. 특히, 최근에 각광받고 있는 디지털 오일필드에는 인공지능을 이용한 저류층 시뮬레이션 기술이 필수적이다. 그러나 현재까지 이에 대한 연구는 거의 전무하다. 따라서 본 연구에서는 인공지능 기술을 이용한 TDRM을 이용하여 캐나다 육상에 위치한 자마광구에 적용하고자 하였다. 필요한 정적·동적 자료는 캐나다 유정 정보 S/W인 Accumap을 이용하였다. 적용 결과 성공적으로 저류층 모델을 구축하였으며, 이를 이용하여 단시간에 민감도 분석도 수행이 가능하였다.

핵심어: 인공지능, 디지털오일필드, TDRM, 캐나다 자마광구

ABSTRACT

Artificial intelligence is applied in various fields of human life and is being actively studied and applied in the oil fields. Especially, the digital oil field, which has recently been spotlighted, is required to simulate the reservoir using artificial intelligence. However, there is almost no research to date. Therefore, in this study, we applied TDRM using artificial intelligence technology to Zama field located on the land of Canada. The required static and dynamic data were obtained from Accumap, a Canadian well information S/W. As a result, the reservoir model was constructed successfully and the sensitivity analysis could be performed in a short time.

Keywords: artificial intelligence, digital oil field, TDRM, Canada Zama reservoir

1. 서론

인공지능이란 인간이 가지고 있는 지각, 인식, 이해, 기억, 판단, 학습, 사고, 발견, 창조 등과 같은 지적인 능력을 기계에 실현하고자 하는 분야이다. 국내에서는 인공지능에 대해서 큰 관심이 없었으나, 2016년 3월에 구글의 인공지능 알파고가 국내 바둑 고수인 이세돌을 꺾어서 매우 큰 파란을 일으켰다. 체스가 1997년 IBM이 개발한 딥블루에 의해서 인공지능에 의해서 정복된 지 거의 20년만이다. 그 이유는 컴퓨터가 고려해야 하는 경우의 수가 바둑이 체스에 비해 기하급수적으로 늘어나기 때문이다. 체스는 말을 움직이는 방법이 정해져 있지만, 바둑은 자유롭게 돌을 놓을 수 있을 뿐만 아니라, 바둑의 판이 체스에 비해서 더 크다. 실제로 바둑 경기의 경우의 수는 10의 170제곱에 이른다고 한다. 이것은 컴퓨터의 처리속도, 메모리, 병렬처리와 같은 컴퓨터의 하드웨어와 소프트웨어가 급속적으로 발전하였기 때문에 가능하였다. 인공지능은 이제 다양한 분야에서 이용 및 개발되고 있으며, 특히 IBM의 왓슨은 재무, 방송, 의료, 교육 그리고 쇼핑 등에서 활용되고 있는 실정이다.

석유공학 분야에서는 1990년 Allain과 Horne가 Pressure Derivative Type Curve로부터 해석모델을 결정하기 위해 문헌적 패턴인식 기법과 규칙을 이용한 기호접근법을 적용한 것이 첫 사례이다(1990, Allain and Horne). 그 이후 이러한 인공지능 기술은 석유 지질, 탐사, 매장량 평가, 시추, 생산, 수송, 정제 등 다양한 분야에서 활발히 연구 및 적용이 진행되고 있다(Chang, 1999). 특히, 세계적으로 에너지 요구량이 날로 증가함에 따라, 새로운 오일과 가스에 대한 탐사, 개발 및 생산에 필요한 기술들이 도전적인 과제로 부상하고 있다. 따라서 신석유자원 개발 및 생산을 위해서 신기술 개발 및 도입을 촉진시키고 있는데, 그에 따라서 유·가스전의 효율적이고 안정적인 운영을 위한 자동화 및 개발 통합화를 위한 노력이 계속되고 있다(Lim *et al.*, 2014). 이러한 노력은 디지털 오일필드로 나타났으며, 디지털 오일필드는 통합·자동화 시스템을 통해 유·가스전의 상황 변화를 실시간으로 관찰하고, 유·가스 생산 전기간에 걸쳐 유·가스 자산을 온라인으로 관리 및 운영하는 석유개발 산업 전반에 활용될 수 있는 ICT 융합기술을 말한다(Kim *et al.*, 2013). 디지털 오일필드에는 센서, 통신기반, 자료처리, 분

Manuscript received June 22, 2018; Revised July 3, 2018; Accepted July 6, 2018.

*Corresponding author: Taehun Lee, Tel: +82-42-868-3076, Fax: +82-42-868-3417, E-mail: thlee@kigam.re.kr

© 2018 Korean Society of Petroleum and Sedimentary Geology

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

석 및 모델링 분야, 사용자 화면 및 의사결정 지원 분야 그리고 원거리 작동 및 제어시스템 구축 분야 등으로 구분할 수 있다. 이때 자료 처리, 분석 및 모델링 분야에서는 인공지능을 이용한 저류층 시뮬레이션을 수행할 수 있는 기술 개발이 필수적이다. 그 이유는 전통적인 저류층 시뮬레이션에서는 하나의 시나리오에 대해서 시뮬레이션을 수행하기 위해서는 짧게는 수 시간, 길게는 수일이 걸릴 정도로 매우 많은 시간이 소요된다. 그러나, 디지털 오일필드에서는 실시간으로 얻어지는 현장 자료를 분석하여 생산량을 최적화하고 또한, 추가 시추 위치 및 개발계획을 수행해야 하므로 다양한 시나리오에 대해서 즉각적인 예상 결과를 얻는 것이 매우 중요하다. 인공지능을 이용한 저류층 시뮬레이션 기술은 초 단위의 실시간 시뮬레이션 수행이 가능하기에 디지털 오일필드 구축에 필수적인 요소라고 할 수 있다.

본 연구에서는 인공지능 기술을 이용한 Top down reservoir modeling(TDRM) 기술이 적용된 S/W인 Imagine을 이용하여 캐나다 육상광구에 적용하였다. 정적자료와 동적자료를 이용하여 저류층 모델을 구축하였으며, 이에 대한 민감도 분석 연구를 수행하였다. 실시간 의사 결정이 요구되는 디지털오일필드 시스템 구축에서 초단위의 매우 짧은 시간에 모델링이 가능한 TDRM 방법은 매우 유용하다고 판단되었다.

2. Top Down Reservoir Modeling (TDRM)

전통적인 저류층 시뮬레이션은 석유업계의 표준으로서 전체 운영 단계에서 널리 사용되고 있다. 이 방법은 지질모델을 구축하는 것으로부터 시작되며, bottom-up approach로 불린다. 지질모델은 가용한 지질, 지구물리, 석유물리 정보들을 통합하여 생성되며, 여기에 공학적인 유체유동 법칙이 더해져서 동적 저류층 모델링이 완성된다. 동적 저류층 모델은 다수의 생산정에서 취득되는 생산자료를 통해서 개선된다. 개선된 저류층모델은 회수율 증대를 위한 저류층 개발계획 수립에 이용된다. 전통적인 저류층 시뮬레이션의 특성은 다음과 같다.

- 저류층 시뮬레이션의 기초가 되는 지질모델을 구축하는데 많은 시간과 자본이 소요된다.
- 저류층 모델 개발과 히스토리 매칭과정은 복잡한 과정을 거치며, 모델러와 지구과학자들의 많은 경험이 요구된다.

TDRM은 기존 기술과는 전혀 다른 시각에서 전통적인 저류층 시뮬레이션 및 모델링의 대안으로 개발되었다. 이것은 잘 알려진 감퇴곡선법(Dcline Curve Analysis), 표준곡선분석법(Type Curve Matching), 히스토리매칭 등의 단일 생산정에서의 분석 방법과 매장량 부피 계산법과 회수율 계산 등의 기술들을 모든 생산정에 대해서 개별적으로 적용하는 것으로부터 시작되었다(Kalantari-Dahaghi *et al*, 2010). TDRM에서는 통계 기법을 이용하여 다수의 생산지

수(Production Indicators)(3, 6, 9개월 누적생산량과 1, 3, 5, 10년 누적 생산량)를 계산한다. 그리고 복잡한 시공간 데이터베이스를 구축하기 위해서 통계 자료를 통한 공학 분석이 수행된다. 이 데이터베이스들은 저류층에서 다수의 유체유동 스냅샷 세트로서 나타난다. 저류층 유체 유동의 특성들은 이 광대한 시공간 데이터베이스에 포함되어 나타난다. 이 막대한 데이터들은 인공지능(Artificial Intelligence)기법과 데이터 마이닝(data mining)(인공신경망, 유전자 알고리즘, 퍼지 패턴 인식) 등의 기법을 이용하여서 결합력 있는 전체 모델을 생성한다. TDRM의 예측모델에서는 개별 모델링 기술들 세트를 사용하여 생산량을 결정하며, 연속적인 퍼지 패턴 인식 알고리즘을 이용하여 전체적인 통합 모델로 개별 모델들이 결합되어진다.

TDRM을 이용한 모델은 저류층에서 가장 최근에 시추된 유정의 자료를 이용하여 개선되며, 회수율 향상과 관련된 저류층 개발계획 수립에 이용된다. Fig. 1은 저류층 운영 워크플로우에서 TDRM이 어떻게 이용되어지는지를 나타낸다.

TDRM은 다음과 같이 다섯 개의 주요 단계로서 이뤄진다(Intelligent Solutions, 2010).

① 1단계 : 시공간 데이터베이스 구축

TDRM을 이용한 저류층모델은 유정 기반 정적자료와 동적자료들을 이용하여 구축된다. 그러므로 TDRM 프로젝트의 1단계는 시공간 데이터베이스를 구축하는 것이다. 저류층 모델링의 주 목적은 저류층 어느 시점 어느 지점에서건 압력과 유체포화율 수치를 파악하는 것이다. 따라서, 압력과 유체포화율이 시간과 공간 함수에 따라 변화하는 스냅샷을 제공하는 데이터와 정보들은 반드시 수집 및 체계화하여야만 한다.

광대한 데이터 처리와 분석 과정에서 데이터들의 특성들을 충분히 이해하고 처리해야 한다. 데이터 편집, 큐레이션, 품질 조절과 전 처리는 TDRM을 개발하는데 있어서 가장 중요하고 시간이 많이 소요되는 단계 중의 하나이다.

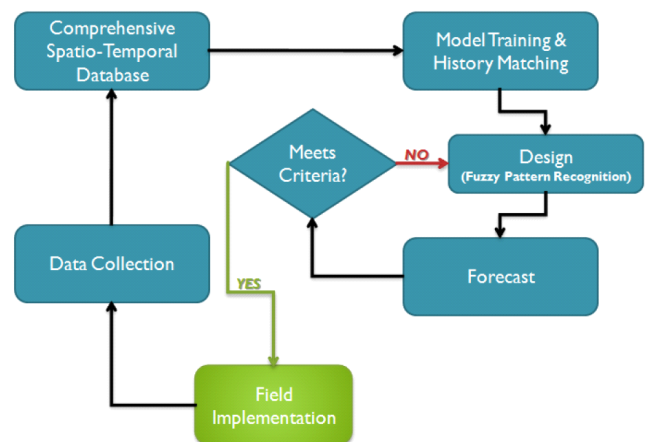


Fig. 1. Reservoir management workflow using TDRM.

② 2단계 : 저류층모델의 훈련 및 히스토리 매칭

2단계에서는 정적모델에 기반한 유동모델을 구축하고, 저류층 시뮬레이션은 그 과정의 결과로서 나타난다. 생산량 자료는 베이스 모델에 히스토리매칭하기 위해서 이용되며, 보통 정적모델에서 제공된 저류층 특성들을 수정함으로써 이뤄진다.

TDRM에서 정적모델의 물성들은 히스토리매칭 과정에서 수정하지 않는 대신에 정적모델의 불확실성을 정량화하고 분석하게 된다. 모델 구축과 히스토리매칭은 특정 저류층에서의 유체유동을 묘사할 수 있도록 저류층 모델의 훈련과정에서 연속적으로 수행된다. 이전 단계에서 제공되는 시공간 데이터베이스는 TRDM에서 모델 구축과 히스토리매칭을 위한 중요한 정보이다.

③ 3단계 : 저류층 개발전략 수립

TDRM 워크플로우의 유용한 기능 중의 하나는 저류층 개발전략 수립이 기능이다. 퍼지 패턴 인식 기능은 대규모 데이터의 처리 및 효율적인 의사결정을 가능케 하여 사용자는 최적의 저류층 개발계획을 수립할 수 있다. 또한, 사용자는 시간에 따른 저류층의 고갈 상태 및 잔류매장량을 확인한 후, 추가 유정설치 또는 복구에 대한 아이디어를 제시할 수 있다.

④ 4단계 : 민감도 분석 및 불확실성 정량화

2단계에서 언급된 모델 개발 및 히스토리매칭 과정동안 정적모델은 개선되지 않는다. 고유의 불확실성이 포함된 정적모델을 개선없이 사용하는 것은 TDRM의 단점이다. 이를 보완하기 위해서 TDRM 워크플로우에서는 민감도와 불확실성 분석을 할 수 있으며, 이를 통해 저류층 특성과 운영조건에 대해서 검증할 수 있다. 민감도 및 불확실성 분석과정은 개별 및 복합 변수의 민감도 분석과 몬테카를로 시뮬레이션을 통한 불확실성 정량화 분석을 포함한다.

⑤ 5단계 : 예측모드에서의 모델의 적용

TDRM 모델의 개발, 평가와 분석과정이 완료되면 모델은 “What If”문의에 대응하기 위해서 예측모드에서 이용된다.

TDRM 모델의 장점은 개발시간이 몇 주 정도로 상대적으로 짧다는 점이다. 물론 저류층이 복잡하다면 개발시간이 몇 달 정도로 증가할 수 있다. 그럼에도 불구하고 TDRM의 개발시간은 저류층 시뮬레이션 모델에서 요구되는 것보다 매우 적다. 또, 다른 장점은 컴퓨터 계산량이 적어서 노트북에서도 운영이 가능하다. 이 빠른 계산시간은 의사결정을 신속하게 할 수 있게 도와준다. TDRM 모델의 특성상 데이터의 양에 매우 의존하므로 많은 양의 데이터가 이용 가능할 때에는 새로운 데이터로부터 모델은 재훈련되고 능력을 강화한다. 반면에 단점으로는 TDRM은 생산이력이 있어야 하므로 기존 모델이나 저류층에서 구축이 가능하므로 순수한 저류층 시뮬레이션이나 모델링의 목적으로 독립적 운영이 불가능하다는 점이다.

3. TDRM 현장 적용

본 연구에서는 TDRM을 현장에 적용하기 위해서 미국 Intelligent Solutions에서 개발한 Imagine S/W를 이용하였으며, 현장 자료를 얻기 위해서 캐나다 유정 정보 제공 S/W인 Accumap을 이용하였다(Fig. 2).

3.1. 캐나다 자마 광구 개요

TDRM기법에 대한 현장 적용성을 분석하기 위한 자마광구는 캐나다 앨버타주 북서쪽에 위치하고 있으며, 중부 데본기 자마 소분지 중 300,000 acre 면적을 차지한다(Undeerc, 2009)(Fig. 3). 자마 소분지에서 퇴적층은 하부로부터 표층까지 선크스브리아기 결정질 기반암에서 중부와 상부 데보니안 탄산염암, 중발암과 셰일층, 미시시 피안 탄산염암, 하부 백악기 셰일 그리고 4기 미고결 빙하퇴적물 순으로 구성된다. 오일 생산은 주로 피나클 리프 구조의 중부 데비니안기에 형성된 Keg River 층에서 주로 이루어졌으며, 2009년 8월말까지 총 25천 배럴이 생산되었다(Smith *et al.*, 2011). 자마 소분지에서는 현재까지 400개가 넘는 피나클들이 발견되었으며, 피나클들은 평균 40 acre의 면적과 400 ft의 높이를 나타내고 있다. 이들은 다양한 공극률과 투과도를 가진 방해석과 경석고로 이뤄진 Muskeg 층

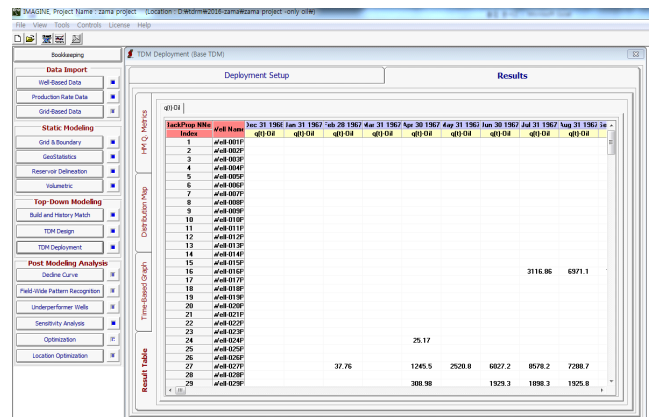


Fig. 2. Imagine S/W.

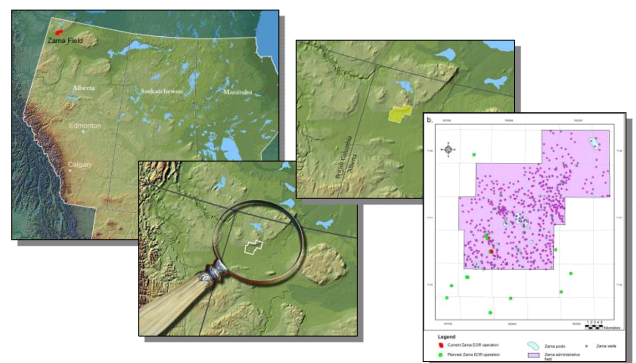


Fig. 3. Zama field.

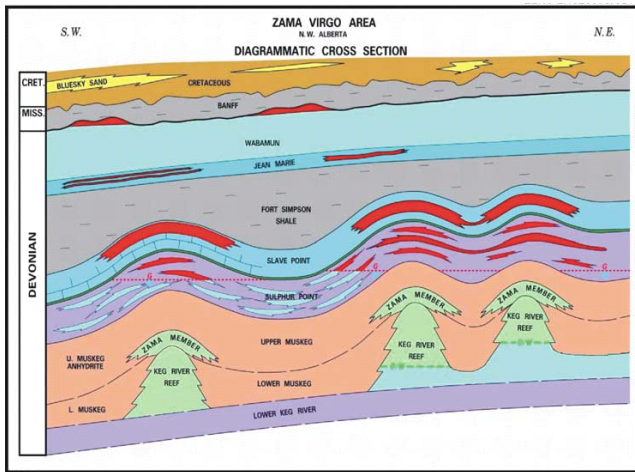


Fig. 4. Schematic cross section illustrating the sedimentary succession in northwestern Alberta.

으로 이루어져 있다(Fig. 4). 저류층 심도는 5,000 ft, 초기 저류층 압력은 2,175 psi이고, 저류층 온도는 160~180 °F이다. 구체적인 저류층 초기 조건은 Table 1에 나타내었다(Smith *et al.*, 2009).

3.2. TDRM 적용 절차

자마광구에 TDRM을 적용하기 위해서 먼저 캐나다의 저류층 정보 제공 S/W인 Accumap을 이용해서 자마광구에 위치한 유정 정보를 획득하였다. 자마광구에는 500여개가 넘는 생산정, 평가정 그리고 주입정 등이 존재하였으며, 이 중에서 생산이력이 5년 이상 존재하는 283개의 생산정 그리고 배기가스와 물 등을 주입한 총 31개 주입정 데이터를 이용하였다. 이 때 Accumap에서 제공하는 데이터에서는 모델링을 수행하기 위한 필수적인 정보인 각 유정의 유체포화율, 공저압력 등이 존재하지 않았다. 따라서, 유체포화율은 앞서 Table 1에서 보듯이 저류층 초기 압력이 기포압력보다 높게 존재하기 때문에 가스포화율을 0으로 설정하였으며, 공저압력은 이용하지 않았다.

총 314개의 생산정 및 주입정에서의 공극률, 투과도, 저류층 두께 등의 정적 자료와 오일/물/가스 생산량, 생산일 수 그리고 물/배가스 주입량 등의 동적자료를 이용하여 모델 구축을 수행하였다. 그러나

이 때 각 유정들의 정적자료들 중에서 값들이 존재하지 않는 유정이 총 107개가 존재하였으며, 이러한 유정들이 존재하면 모델링을 수행하기가 제한된다. 따라서, 이들 유정들을 위해서 지구통계기법을 이용해서 각 변수들에 대해서 분포를 시키게 된다. 이 때 이용될 수 있는 지구통계 기법으로는 inverse distance weighting, nearest point 그리고 크리깅 기법이 있다. 본 연구에서는 공극률, 유체투과도 등에 대한 분포를 위해서 일반적으로 많이 사용되는 크리깅 기법을 사용하였으며, 그 결과는 Fig. 5에 나타내었다.

지구통계기법으로 물성 값들을 분포시킨 이후 저류층을 유정 기반으로 구획화하였다. 그 이유는 앞으로 수행하게 되는 모델링에서 유정 기반으로 저류층모델의 최적화 작업이 수행되기 때문이다. 저류층 구획화는 voronoi 기법을 적용하여 결과를 나타내었다(Fig. 6). Fig. 6에서 보시다시피 자마광구의 북동부는 유정 개수가 부족하여 각 유정당 저류층 면적이 크게 할당되나, 서남부는 유정 개수가 많아서 저류층 면적이 적게 할당됨을 알 수가 있고, 이것은 앞서 Fig. 5의 지구통계기법을 이용한 정적물성 분포에서 공극률과 유체투과도가 자마광구의 북동부쪽이 남서부쪽보다 상대적으로 낮음을 통해서 유추할 수 있다.

할당된 유정별 물성치를 바탕으로 원시오일부존량 및 원시가스부존량을 계산하였다. Fig. 7에서 보면 각 유정별 원시오일매장량과 원시가스매장량이 나타나 있으며, 가스부존량은 0으로 계산되었다. 그 이유는 앞서 저류층 초기압력이 기포압력보다 높아, 가스포화도를 0으로 설정하였기 때문이며, Table 1의 GOR 값을 이용하여 가스부존량을 계산하였다. 자마광구의 총 원시오일부존량은 194 MMbbl로 계산되며, 총 원시가스부존량은 56.6 bcf이다.

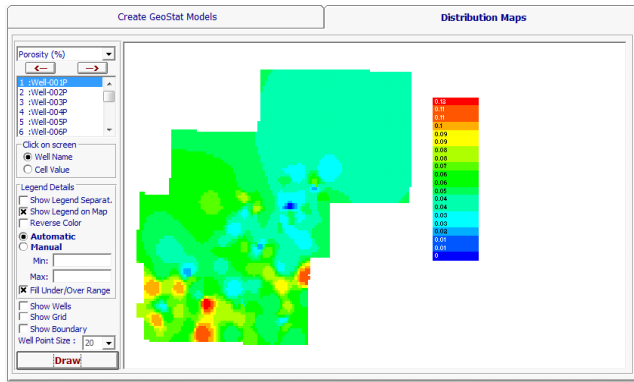
다음으로 저류층모델을 최적화하기 위해서 각 입력 변수에 대해서 훈련을 시켜야되며, Fig. 8과 같이 인공신경망 기법에 대해서 설계하였다. 이후 Fig. 9(a)와 같이 훈련 과정을 거치게 되며, 그에 따라서 Fig. 9(b)와 같이 양호하게 수렴을 확인할 때 훈련을 마친다.

최적화 과정을 거치면 특정 기간 동안에서의 히스토리매칭 결과와 생산량에 대한 예측이 가능하며, 이에 대한 결과를 Fig. 10에 나타내었다. 그림에서 보시다시피 초반에 총 오일 생산량이 급격한 증가를 보일 시에는 다소 결과가 미흡하게 나타났지만, 전체적으로 양상이 비슷하게 나타남을 확인함으로써 최적 저류층 모델이 구축된 것으로 판단하였다. 각 개별 유정에서의 생산량 매칭 결과도 전체 필드에서의 결과와 마찬가지로 양호하게 매칭함을 확인할 수 있었다(Fig. 11). 특히 4번 유정에서 실제 생산량 결과와 시뮬레이션에서의 생산량 결과에 대해서 최소자승오차를 구한 결과 67.2로 나타났으며, 이는 생산량이 대체적으로 600 배럴이 이상인 것을 감안하면 양호한 결과라고 할 수 있겠다. 다만 동적자료에서 초크밸브에 대한 실제 결과 값이 있었다면 보다 양호한 매칭이 되었으리라고 판단된다.

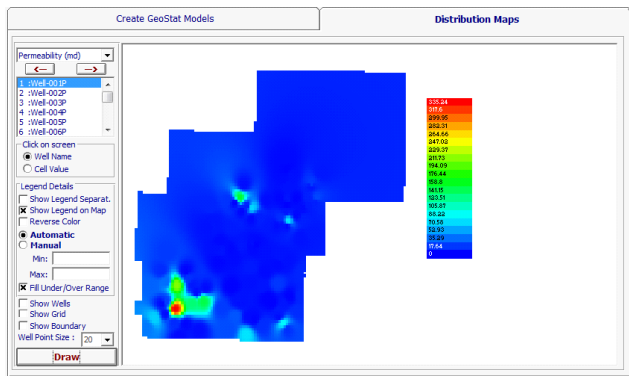
다음으로 유정 4개에 대해서 공극률에 대한 민감도 분석을 수행하였다(Fig. 12). 한 번 완성된 저류층모델을 이용하게 되면 초 단위의 단시간에 각 변수에 대한 민감도 분석에 대한 수행이 가능하였으며, 이를 통해 일반적인 저류층 유동 모델을 이용하는 것보다 계산시간

Table 1. Reservoir initial condition.

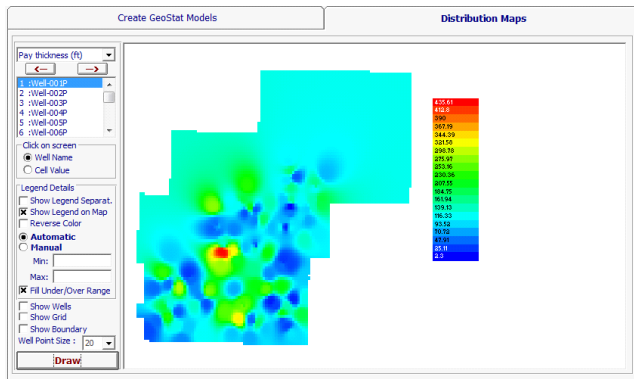
Initial pressure	2,095 psi
Temperature	160 °F
Initial water saturation	15% (from log)
Porosity	10% (from log)
Initial GOR	292.0 SCF/STB
Oil formation volume factor	1.183 bbl/STB
Bubble point pressure	1275 psi
API gravity	35.2 ° API



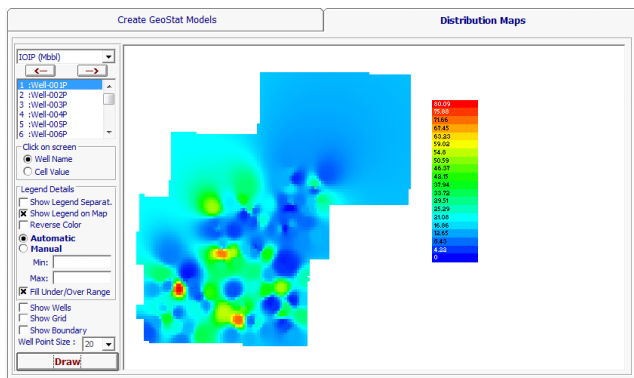
(a) Porosity



(b) Permeability



(c) Thickness



(d) Initial oil in place

Fig. 5. Results of attribute distribution using geostatistics.

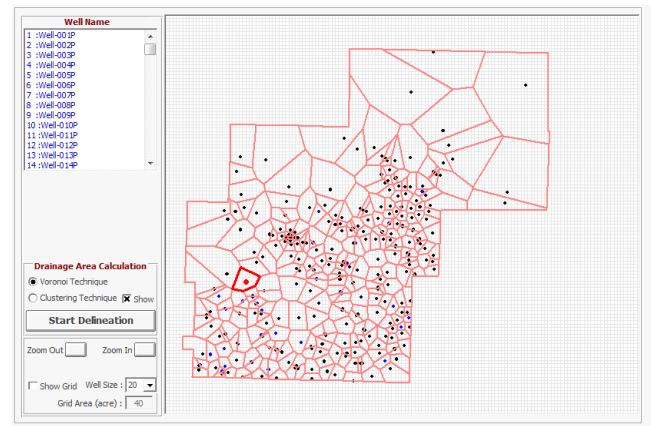


Fig. 6. Results of attribute distribution using geostatistics.

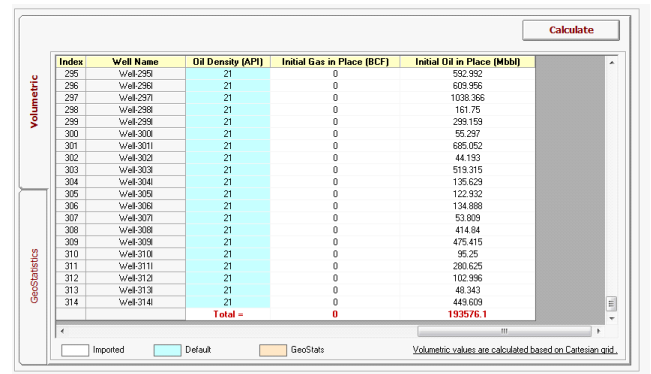


Fig. 7. Initial oil and gas place in Zama field.

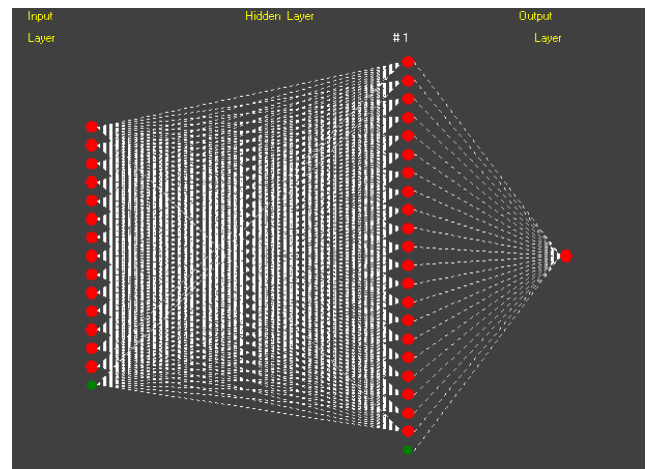
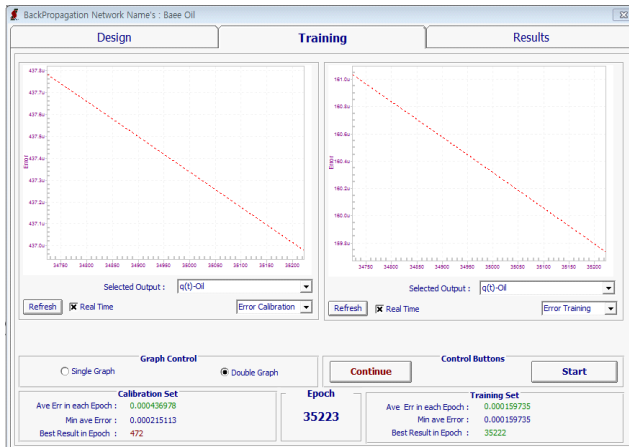
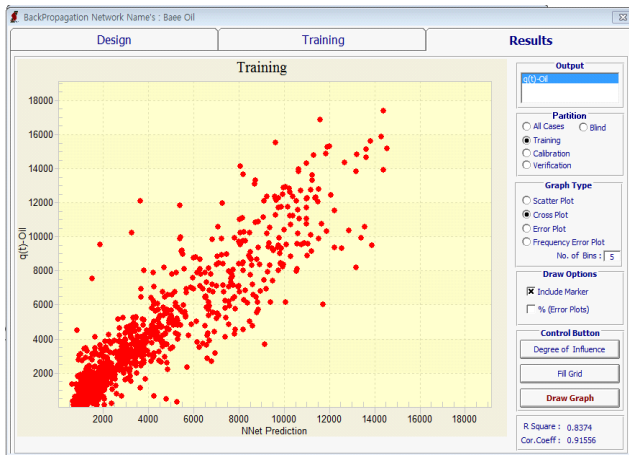


Fig. 8. Backpropagation for the TDRM.

이 급격하게 감소하는 큰 장점을 보임을 확인할 수 있었다. 이를 통해서 이 방법이 빠른 시간에 결정을 요구하는 디지털 오일필드로의 적용 가능성이 높음을 알 수 있었다. 하지만 공극률이 0인 경우에서도 생산이 가능함을 보였으며, 이것은 물리적인 법칙에 의해서 시뮬레이션 하는게 아니기 때문이며, 이는 이 모델의 단점이라고 할 수 있다.



(a) Training process



(b) Training results

Fig. 9. Training process and results for the TDRM.

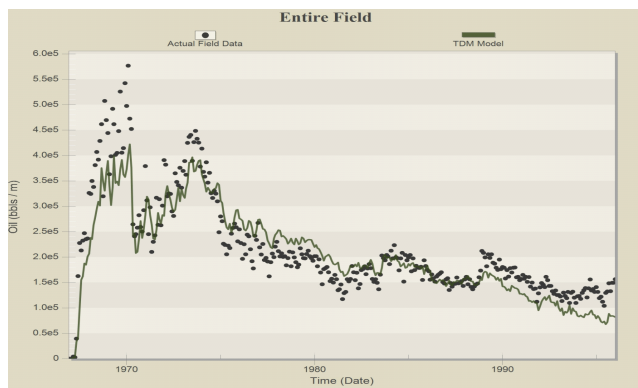
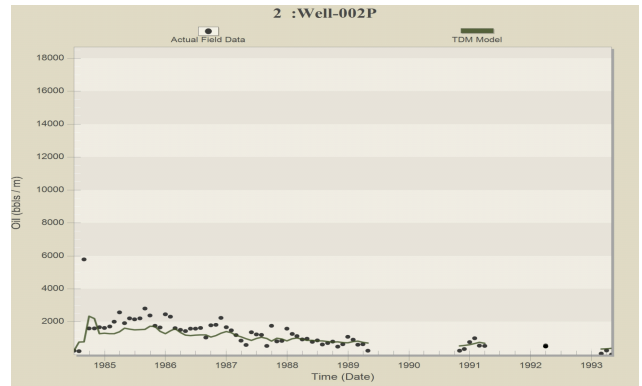


Fig. 10. History matching results of the entire field.

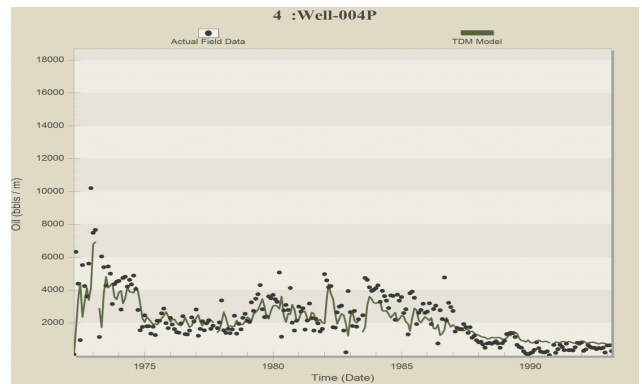
4. 결론

본 연구에서는 전통적인 저류층 시뮬레이션과 달리 디지털 오일 필드에 적용 가능한 TDRM에 기술에 대해서 알아보았으며, 이를 이용하여 캐나다 자마광구를 대상으로 현장 적용하였다.

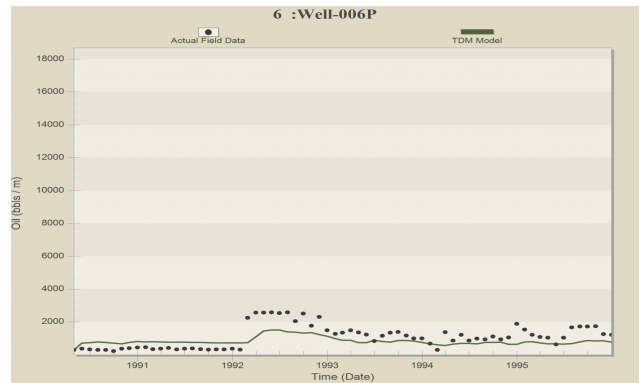
TDRM S/W인 Imagine을 이용해서 성공적으로 자마광구에 대



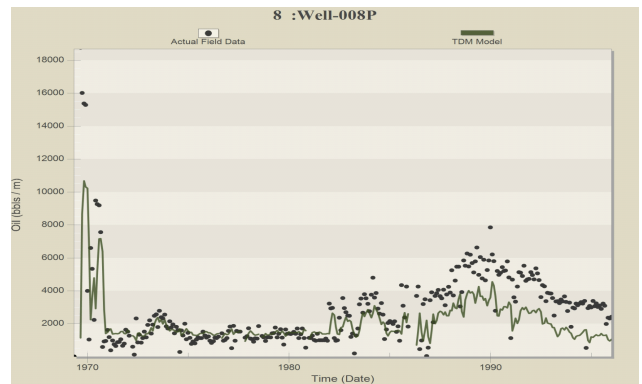
(a) Well No. 2



(b) Well No. 4

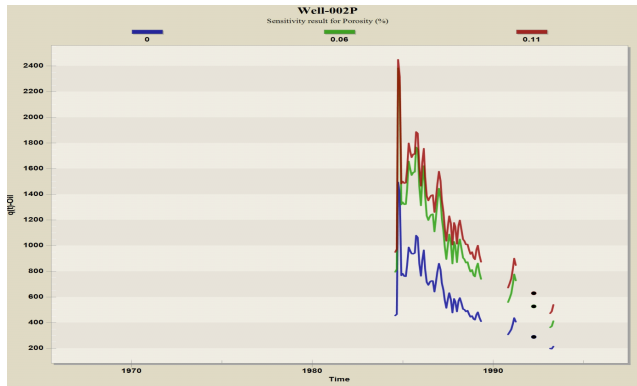


(c) Well No. 6

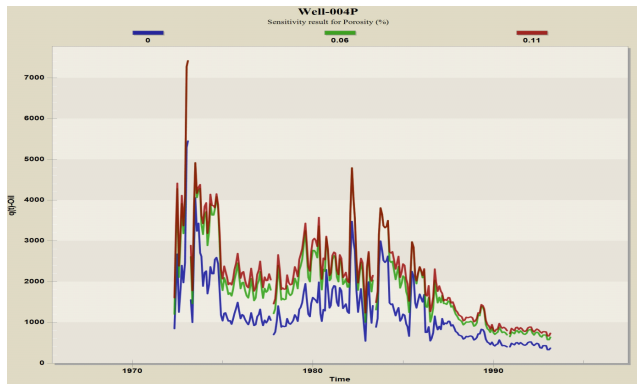


(d) Well No. 8

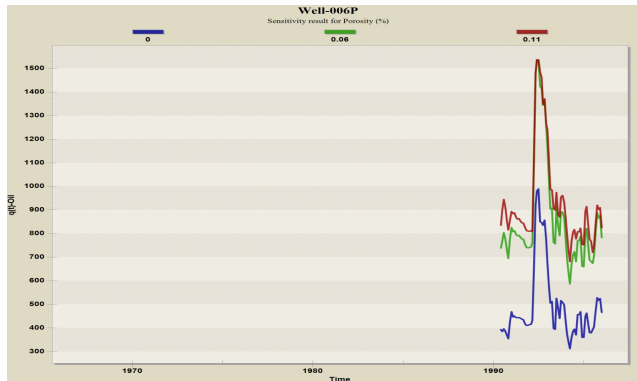
Fig. 11. History matching results for the each well.



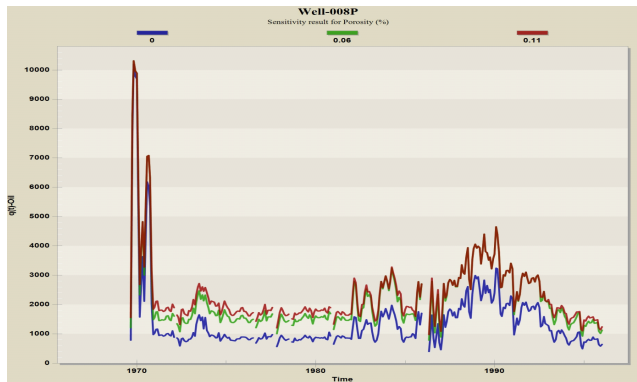
(a) Well No. 2



(b) Well No. 4



(c) Well No. 6



(d) Well No. 8

Fig. 12. Sensitivity results of porosity for the each well.

해서 최적 저류층 모델을 구축할 수 있었다. 기존의 전통적인 저류층 시뮬레이션에서는 복잡한 과정과 많은 시간을 통해서 만든 지질모델을 이용해서 저류층 시뮬레이션 수행이 가능할 뿐만 아니라, 동적 시뮬레이션 시간도 많이 소요된다. 반면에 TDRM을 이용한 시뮬레이션은 동적모델을 구축하는 과정도 단순하며 시간이 적게 걸릴 뿐만 아니라, 일단 모델 완성 후에는 초 단위로 시뮬레이션이 가능하다. 또한, 민감도 분석 및 추가 유정 위치 또는 최적 주입량 선정 등에 대한 최적화 등에 탁월하기에 디지털 오일필드 구축에 적합한 기술이라고 할 수 있다고 판단하였다.

사사

본 연구는 한국지질자원연구원의 주요 사업 “석유시스템-정적-동적자료 융합을 통한 유가스전 지능형 평가기술 개발”(GP2017-024)의 지원으로 수행되었습니다.

References

- Allanin, O.F. and Horne, R.N., 1990, Use of artificial intelligence in Well Test Interpretation. JPT, 342-349.
- Chang, S., 1999, Applications for Expert Systems in the Petroleum World: Present and Perspective. Korea Intelligent Information System Society Conference.
- Intelligent Solutions, 2010, AI-based reservoir management.
- Kalantari-Dahaghi, A., Mohaghegh, S.D, and Khazaeni, Y., 2010, New Insight into Integrated Reservoir Management using Top-Down, Intelligent Reservoir Modeling Technique; Application to a Giant and Complex Oil Field in the Middle East. SPE Western Regional Meeting, Anaheim, California, USA.
- Kim, S.S., Son, J.Y. and Park, J.H., 2013, IT convergence technology trends based on big data analytics in the digital oil field. ETRI, 28, 4, 1-9.
- Lim, J.-T., Park, H.-W. and Lim, J.-S., 2014, Classification and application of digital oil field system. Journal of Korean Society of Mineral and Energy Resource Engineers, 51, 750-756.
- Smith, S.A, Sorensen, J.A., Steadman, E.N., Harju, J.A., Jackson, B. and Nimchuk, D., 2009, Plains CO₂ Reduction (PCOR) Partnership (Phase II) – Zama Field Validation Test regional technology implementation plan. Report to U.S. Department of Energy, Grand Forks, North Dakota: Energy & Environmental Research Center, pp. 11.
- Smith, S.A., Sorensen, J.A., Steadman, E.N., Harju, J.A. and Ryan, D., 2009, Zama acid gas EOR, CO₂ sequestration,

and monitoring project. Energy Procedia 4, 3957-3964.
Undeerc, 2009, Plains CO₂ Reduction (PCOR) Partnership
(Phase II) - Zama Field Validation Test Regional Technology Implementation Plan. <http://www.undeerc.org/>

PCOR/newsandpubs/pdf/RTIP-Zama-Acid-Gas-EOR-CO₂-Sequestration-and-Monitoring-Project.pdf[accessed 1th July 2016]