심부 대염수층 CO₂ 격리 메커니즘에 관한 효율성 평가 모델 개발

김정균 · 이영수* · †이정환

전남대학교 에너지자원공학과, *한국가스공사 연구개발원
(2012년 12월 3일 투고, 2012년 12월 26일 수정, 2012년 12월 26일 채택)

Development of the Efficiency-Evaluation Model for the Mechanism of CO₂ Sequestration in a Deep Saline Aquifer

Jung-Gyun Kim · Young-Soo Lee* · †Jeong-Hwan Lee

Dept. of Energy and Resources Engineering, Chonnam National University, Gwang-Ju
500-757, Korea

*R&D Division, Korea Gas Corporation, Ansan 426-790, Korea

(Received December 3, 2012; Revised December 26, 2012; Accepted December 26, 2012)

요약

CO₂ 감축은 최근 문제되고 있는 온실가스를 감축시킬 수 있는 직접적인 수단이 되고 있으며, 이러한 방법으로는 CCS 기술이 현실적인 대안기술로 부상하고 있다. 특히 전 세계적으로 널리 분포되어 있고 많은 양의 CO₂를 격리할 수 있는 심부 대염수층을 대상으로 활발한 연구가 진행 중이다. 이에 본 연구에서는 심부 대염수층에 대한 CO₂ 지중격리시 예비 타당성 평가 수행을 위하여 인공신경망을 이용한 효율성 평가 모델을 개발하였다. 모델 개발에 앞서 심부 대염수층을 대표할 수 있는 기본 모델을 선정하고 상용시뮬레이터 GEM을 활용하여 민감도 분석을 수행하였으며, 분석 결과를 바탕으로 심부 대염수층에 영향을 미치는 주요 인자 및 영향범위를 선정하였다. 인공신경망 학습을 위한 격리 시나리오 구성 결과 용해트랩과 잔류트랩에 의한 CO₂ 격리를 확인할 수 있었으며, 인공신경망 모델 자체 검증 결과 0.99이상의 높은 상관계수를 나타내어 심부 대염수층에서의 CO₂ 지중격리 효율성 평가에 활용 가능성을 확인하였다.

Abstract - The practical way to minimize the greenhouse gas is to reduce the emission of carbon dioxide. For this reason, CCS(Carbon Capture and Storage) technology, which could reduce carbon dioxide emission, has risen as a realistic alternative in recent years. In addition, the researcher is recently working into ways of applying CCS technologies with deep saline aquifer. In this study, the evaluation model on the feasibility of CO₂ sequestration in the deep saline aquifer using ANN(Artificial Neural Network) was developed. In order to develop the efficiency-evaluation model, basic model was created in the deep saline aquifer and sensitivity analysis was performed for the aquifer characteristics by utilizing the commercial simulator of GEM. Based on the sensitivity analysis, the factors and ranges affecting CO₂ sequestration in the deep saline aquifer were chosen. The result from ANN training scenario were confirmed CO₂ sequestration by solubility trapping and residual trapping mechanism. The result from ANN model evaluation indicated there is the increase of correlation coefficient up to 0.99. It has been confirmed that the developed model can be utilized in feasibility of CO₂ sequestration at deep saline aquifer.

Key words : CCS, Deep saline aquifer, ANN, Carbon dioxide

†Corresponding author: jhwan@jnu.ac.kr

I. 서론

산업혁명 이후 화석연료의 사용으로 인한 온실가스 배출은 홍수·폭염 등 인류의 생존에 심각한 위협이 되는 지구온난화 및 기후변화를 야기하고 있어 온실가스로부터 지구를 지키기 위한 국제 사회의 노력이 확산되고 있다. 이에 대한 일환으로 CO₂ 감축이 온실가스를 감축시킬 수 있는 직접적인 수단이 되고 있는데, 이러한 기술이 CCS(Carbon Capture and Storage) 기술이다[1]. CCS란 산업공정 등에서 발생된 대량의 CO₂를 고농도로 포집한 후 압축·수송하여 안전하게 저장하는 기술을 총칭하며, 청정·대체에너지원이 안정적으로 확보되기 전까지 현재의 화석 연료 경제를 유지하면서 온실가스를 감축할 수 있는 현실적인 대안기술로 부상하고 있다. CO₂ 저장기술은 크게 지중격리, 해양격리, 육상격리기술로 구분할 수 있다. 해양격리와 육상격리의 경우 생태계에 미치는 화학적 반응을 정확히 예측할 수 없으며, 격리량이 적다는 단점이 있다. 그에 비해 지중격리는 오랜 기간 동안 석유나 가스를 부존하고 있던 검증된 지질구조 또는 안전한 지질구조에 CO₂를 격리시키므로 누출 위험 없이 짧은 시간 내에 많은 양의 CO₂를 안전하게 격리할 수 있다 [2].

CO₂ 지중격리가 가능한 지질구조로는 고갈 유가스전, 심부 대염수층, 석탄층 등이 있다[3-5]. 이 중 고갈 유가스전은 석유 또는 가스가 부존되어 있던 구조로서 CO₂를 안정적으로 격리할 수 있으며 생산중인 유가스전의 경우 탐사과정이나 생산기간 동안의 저류층 특성규명 작업을 통해 지층의 불균질 정보가 파악되어 있으므로 그 비용을 줄일 수 있다는 장점이 있으나 유가스전의 분포가 특정 지역에 편중되어 있다는 단점이 있다[7-9]. 석탄층에서의 CO₂ 격리는 메탄가스의 회수율을 증진시키며 메탄보다 2~3배 이상 많은 양을 저장할 수 있는 것으로 알려져 있지만 석탄층에서의 누출가능성이 높아 연구가 진행 중에 있다. 반면 심부 대염수층은 유가스전이나 석탄층과는 달리 석유 또는 가스의 부산물은 없으나 전 세계적으로 널리 분포되어 있고, IEA의 보고서에 의하면 최소 400 Gton에서 최대 10,000 Gton까지 대량의 CO₂를 격리할 수 있다는 장점을 갖고 있다[6]. 또한 배출원으로부터 가까이 위치할 경우가 많아 수송비용을 절감할 수도 있다. 특히 고갈 유가스전이 없는 한국의 경우 탄소배출권 거래에 따른 경제적 부담을 경감하기 위해 심부 대염수층을 대상으로 하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [10,11].

일반적으로 CO₂ 지중격리를 위해 수행되어야 하는 사전 예비 타당성 평가는 복잡한 시뮬레이션 결과와

탐사 및 지질자료 등을 종합적으로 판단하여 격리 가능성 여부를 결정한다. 이는 많은 시간과 노력이 소요되는데, 최근 들어 이러한 문제점들을 해결하기 위해 제시된 방법 중 하나가 인공신경망(artificial neural network: ANN) 기법이다. 인공신경망 구축을 위해서는 정확한 기초자료가 제공되어야 하며 환경변수 등은 고려되지 않는다는 단점이 있지만, 복잡한 저류층 특성화, EOR 기법 선정 등의 다양한 분야에서 응용이 가능하며 체계적 순서에 따른 결과도출의 정확도가 뛰어나다[12,13].

이에 본 연구에서는 인공신경망을 이용한 심부 대염수층 CO₂ 지중격리 사전 예비 효율성 평가 모델을 개발하였다. 모델 개발에 앞서 상용시뮬레이터 GEM을 활용하여 CO₂ 지중격리에 영향을 미치는 인자를 파악하고자 민감도 분석을 수행하였으며, 이 결과에 기반하여 영향인자를 선정하고 심부 대염수층의 조건에 맞는 영향범위를 선정하였다. CO₂ 격리 시나리오는 영향범위 내의 난수를 발생시켜 심부 대염수층에서의 격리 가능한 조건을 모두 포함시켰으며, 격리 시나리오 결과는 인공신경망의 학습(training) 자료로 활용하여 효율성 평가 모델을 개발하였다.

II. CO₂ 지중격리 메커니즘

CO₂는 Fig. 1과 같은 주요 4가지 격리 메커니즘을 통해 격리된다. 각각의 포획 메커니즘에서 격리가 진행되는 기간은 서로 다르게 나타나며, 격리기간과 저장부지의 안정성은 비례관계로 알려져 있다[14]. 상대적으로 단기간의 작용에 의해 형성된 구조 및 층서 트랩의 경우 가장 낮은 안정성을 보여주며, 수백 년에서 천 년 이상의 기간 동안 작용하여 이루어지는 광화트랩은 안정적이고 영구적인 저장 가능성을 보여준다[15]. 구조트랩은 단기적인 관점에서 보면 가장 주요한 격리 메커니즘이며, 격리초기에는 다른 메커니즘에 비하여 많은 양을 격리할 수 있지만 시간이 경과할수록 구조트랩에 의한 격리 효율은 감소하는 경향이 나타난다. 잔류트랩은 지층내 정수압에 의해 CO₂가 미세공극의 표면에 흡착되어 고정되는 것을 말하며, 용해트랩은 지층 내로 주입된 CO₂가 염수층에 의해 용해되어 저장되는 메커니즘이다. 광화트랩은 주입된 CO₂가 지층 내 존재하는 광물과 화학적으로 반응하여 탄산염암과 같은 안정적인 고체상의 화합물을 만드는 것을 의미한다. Fig. 1에서 보듯이 광화트랩에 의한 격리량은 용해트랩과 잔류트랩에 비교하여 적으며, 격리 시간 또한 주입 종료 후 1000년 이상이 소요된다. 따라서 본 연구에서는 대염수층에 CO₂ 격리시 주요하게 나타나는 격리 메커니즘인 잔류트랩과 용해트랩에 관하여 안정

Fig. 1. Increase in CO₂ storage security with time.

성 평가모델을 개발하였다.

III. 심부 대염수층 CO₂ 격리 결과

3.1. 기본모델 선정

본 연구에서는 CMG사(社)의 상용모델인 GEM을 활용하여 대염수층 특성에 따른 CO₂ 격리양상을 분석하였다. 저류층의 물성조건에 따라 CO₂는 초임계 상태로 주입되며 주입된 CO₂는 지층수에 용해되고, 가스상내 CO₂(g)와 지층수에 용해된 CO₂(aq)는 아래 식 (1)의 화학 반응식으로 나타낼 수 있다.

CO₂의 용해속도가 빠르기 때문에 가스상과 수용상내 플러그시티(fugacity)는 동일하며, 가스상의 플러그시티는 상태방정식으로부터, 물에 용해된 CO₂ 가스 성분의 플러그시티($f_{CO_{2(aq)}}$)는 식 (2)의 헨리법칙으로부터 각각 계산된다.

$$f_{CO_{2(aq)}} = y_{CO_{2(aq)}} \cdot H_{CO_2} \quad (2)$$

3차원 지질시스템은 Fig. 2와 같이 구성하였다. 모델에 적용된 입력 자료는 Table 1과 같고, 상대투과도 자료는 정상유동측정법에 의해 측정된 배출과정의 상대투과도 실험결과(Fig. 3)를 이용하였다. 이

Fig. 2. Schematic view of aquifer system.

Fig. 3. Relative permeability curves.

는 베레아 사암에서 초임계 상태 CO₂의 유량을 증가시키고, 물의 유량을 감소시키며 주입실험을 수행하여 물포화율이 최소불포화율 (S_{wir} : irreducible water saturation)로 감소될 때까지 시행한 실험 결과이다[16,17].

대염수층의 수평투과도는 50 md이며, 수직-수평 투과도비는 일반적으로 심부 지층에 적용하는 0.1로 설정하였다. 수직-수평투과도비는 낮을수록 대염수층내 용해되거나 잔류되는 CO₂의 양이 증가하는데,

Table 1. Input data for aquifer system

Aquifer Properties	Values	
Length, m	6,000	
Width, m	6,000	
Thickness, m	160	
Depth at top layer, m	2,000	
Temperature at top layer, °C	60	
Initial pressure at top layer, MPa	20	
Salinity, ppm	100,000	
Permeability, md	50 ($k_v/k_h=0.1$)	
Porosity	0.2	
Residual water saturation	0.15	
Residual gas saturation	0.2	
Maximum injection pressure, MPa	38	
Surface injection rate, m ³ /day	18,926,515	
Component	CO ₂	H ₂ O
Critical pressure, MPa	7.377	22.048
Critical temperature, °C	31.05	374.15
Critical volume, m ³ /kg-mole	0.0094	0.056
Molecular weight, g/g-mole	44.01	18.015
Acentric factor	0.22394	52

본 연구에서는 CO₂ 격리메커니즘 효율성 평가 모델의 특성상 보수적인 수직-수평투과도비를 적용할 필요가 있어 0.1로 설정하였다. 모델의 격자수는 30×30×40으로써 총 36,000개이다. 수직방향으로 각 층의 두께는 4 m로 총 160 m의 두께를 갖으며, Fig. 2에서 보는 바와 같이 균열이 없는 다공질 투과성 지층이 2,000 m부터 2,160 m 구간에 걸쳐 있는 시스템으로써 x-축 격자의 크기는 200 m이다. 주입정은 x-축 방향으로 15번째, z-축 방향으로 37번 층에서 39번 층까지 12 m에 걸쳐 천공하였다. CO₂ 주입량은 18,926,515 m³/day씩 20년간 주입하여 시스템 전체 공극 부피의 30%를 차지하게 설정하였으며, 그 이후 480년 동안 주입된 CO₂의 격리효율을 모니터링 하였다. 미국의 지층내 유체주입규제에 따르면 대염수층의 경우 최대 주입압력은 암석파괴압력의 70 내지 80%이하로 설정하는 것이 일반적이다[18]. 따라서 설계한 모델의 암석파괴압력은 CO₂ 주입심

도 1,000 m이상을 기준으로 하는 CO₂ 격리 연구사례를 종합하여 48 MPa로 가정하였고, 파괴압력은 80% 기준을 적용하여 최대 주입압력이 38 MPa를 초과하지 않게 설정하였다[8,10,11]. 주입정의 반경은 CO₂의 원활한 주입을 위해 일반 생산정에 비해 크게 설정하는 것이 일반적이므로 주입정 반경을 0.1524 m로 설정하였으며, 염도는 일반적으로 적용하는 100,000 ppm을 적용하였다[10]. 모델의 경계조건은 상부는 덮개암으로 닫혀있고, 수평방향으로는 무한한 대염수층이 있다고 가정하여, 상부지층은 불투수층으로 폐쇄경계 (no-flow boundary) 조건이며, 수평방향으로의 외곽경계조건은 모델 내에서 CO₂ 격리 메커니즘에 관한 효율만을 관찰하기 위하여 Cater 와 Tracy [19]가 제안한 대염수층 모델을 사용하여 외곽경계를 무한경계 (infinite acting) 조건으로 설정하였다. 초기조건은 지층의 일반 지압구배 및 지열구배를 적용하여 최상단 층에서 각각 20 MPa과 60°C이다. 이

Fig. 4. Mass of sequestered CO₂ in saline aquifer.

Fig. 5. The change of average reservoir pressure with time.

때 CO₂는 임계압력인 7.4 MPa, 임계온도인 31 °C 이상의 조건에서 초임계상으로 존재하는데 심도에 따른 지층의 압력구배인 10.5 MPa/km를 고려한다면 대략 750 m 이상 심도의 지층에서는 CO₂가 초임계상으로 존재하게 된다.

3.2. 기본모델 CO₂ 격리 해석 결과

심부대염수층을 대상으로 CO₂ 주입 분석 결과 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리된 양은 Fig. 4와 같다. 용해트랩에 의한 격리는 CO₂ 주입과 동시에 일어나며, 잔류트랩에 의한 격리는 CO₂ 주입이 종료된 이후부터 관찰되었다. 이는 CO₂ 주입 종료 후 물에 의해 CO₂가 밀려나가게 되는데 이때 모세관력에 의해 공극내에서 빠져나오지 못하는 CO₂를 잔류트랩에 의한 격리라고 보며, CO₂ 주입이 종료된 시점

Fig. 6. The change of CO₂ saturation with time.

Fig. 7. The change of trapping index with time.

부터 이러한 현상이 관찰된다. Fig. 6은 시간이 경과됨에 따른 주입정 부근에서의 CO₂ 포화도를 나타낸다. 주입 종료 후 2020년에 CO₂가 최상부까지 상승하였고, 2350년에 CO₂는 상부지층에서 주입정 반경으로 약 1,800 m 까지 분포하였다. 이 때의 CO₂ 포화도는 0.79 이며, 시간이 지남에 따라 CO₂는 주입

정에서 시스템의 최상부까지 점차 상승하여 폐쇄경계인 상부에서 수평방향으로 점차 유동되어 격리되었다. CO₂ 주입 전과 후의 심부 대염수층 평균압력은 Fig. 5와 같으며, CO₂ 주입과 동시에 압력이 증가하여 외곽경계까지 압력전달이 이루어졌으나, Fig. 6에서 CO₂는 모델 내에서 잔류 또는 용해되어 CO₂의 영향반경이 본 연구에서 설정한 모델의 경계조건 범위 내에서 이루어짐을 확인하여 본 연구에서 설정한 경계조건이 적절함을 확인하였다.

Nghiem etc.[14]은 대염수층에 CO₂ 격리 시 용해트랩과 잔류트랩 메커니즘에 의한 CO₂ 격리량을 정량화하여 표현하였다. 본 연구에서도 STI(Solution Trapping Index), RTI(Residual Trapping Index) 지표를 이용하여 시스템 내에 격리된 CO₂를 정량화하여 표현하였다. 이를 위해 총 주입된 CO₂의 양과 용해트랩에 의해 격리된 양의 비를 용해트랩 지표라 하며 식 (3)과 같이 STI로 표현된다. 잔류트랩에 의해 격리된 양과의 비를 잔류트랩 지표라 정의하며

식 (4)의 RTI로 표현된다. 총 격리효율 지표는 STI와 RTI의 합으로 식 (5)와 같이 TEI(Total Efficiency Index)로 표현된다[14]. Fig. 7에서 관찰할 수 있듯이 주입 종료 후 2020년의 STI와 RTI 격리효율 지표는 16%미만이다. 이는 주입 초기 구조트랩에 의해 격리되는 양이 많아 상대적으로 STI와 RTI 격리 지표가 낮게 측정되었기 때문이며, 주입 종료 후 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리되는 양이 증가하여 2500년 시점에는 RTI가 30.39%, STI는 22.12%로서 TEI는 52.51%를 나타내고 있다. 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리 되지 않은 CO₂는 지층 상부의 경계조건이 폐쇄경계이기 때문에 구조트랩에 의해 안전하게 격리된 것으로 판단한다.

$$STI = \frac{\text{Total mass of CO}_2 \text{ soluble into brine (kg)}}{\text{Total mass of CO}_2 \text{ injected (kg)}} \quad (3)$$

(a) 100 m

(a) 1,000 m

(b) 200 m

(b) 3,000 m

Fig. 8. The change of trapping index with time for reservoir thickness.

Fig. 9. The change of trapping index with time for reservoir depth.

(a) 0.1

(a) 10 %

(b) 0.4

(b) 30

Fig. 10. The change of trapping index with time for residual gas saturation.

$$RTI = \frac{\text{Total mass of CO}_2 \text{ trapped as residual gas (kg)}}{\text{Total mass of CO}_2 \text{ injected (kg)}} \quad (4)$$

$$TEI = STI + RTI \quad (5)$$

3.3. 민감도 분석

심부 대염수층에서의 CO₂ 격리에 미치는 영향인자를 파악하고 인공지능망 학습 자료 구성에 있어 필요한 영향범위를 선정하기 위하여 민감도 분석을 실시하였다. 민감도 분석 인자는 저류층 두께, 주입 심도, 잔류가스포화율, 공극률, 수평투과도이다. 저류층 두께에 대한 민감도 분석 수행결과 Fig. 8과 같이 저류층의 두께가 두꺼울수록 CO₂가 유동할 수 있는 공간이 커져 단위면적당 유동량이 감소하여 잔류되는 양이 증가하며, 시간이 경과할수록 지층수에 용해되어 밀도가 증가하면서 하부로 가라앉아 용해트랩에 의한 격리량이 상대적으로 많이 나타난다.

Fig. 11. The change of trapping index with time for porosity.

주입 심도에 따른 분석 결과는 Fig. 9와 같다. 주입 심도가 3,000 m일 경우 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리되는 양은 1,000 m보다 많다. CO₂의 상태가 초임계 상태일때 보다 안정적인 격리양상을 보이는데 초임계 상태의 CO₂ 격리 효율은 심도가 깊을수록 많은 양을 격리할 수 있다. 따라서 주입 심도가 3,000 m일 경우 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리되는 양이 1,000 m일 때 보다 많이 나타난다.

Fig. 10은 잔류가스포화율 (residual gas saturation)에 따른 민감도 분석 수행 결과이다. 잔류가스포화율이 크면 지층내 잔류하는 CO₂ 양이 증가하여 잔류트랩에 의해 격리되는 증가하고, 용해트랩에 의해 격리되는 양은 잔류가스포화율이 낮은 경우와 비교할 때 상대적으로 작게 나타난다. 따라서 Fig. 10과 같이 잔류가스포화율이 큰 (b)의 경우가 잔류트랩에 의한 격리량이 보다 더 크게 나타난다.

CO₂ 주입에 있어 공극률은 저장공간 (capacity) 역할을 한다. Fig. 11과 같이 공극률에 대한 민감도 분석

(a) 10 md

(b) 200md

Fig. 12. The change of trapping index with time for horizontal permeability.

Fig. 13. The projected distribution of permeability vs. porosity.

결과 공극률이 높은 지층에서 용해트랩에 의한 CO₂ 격리 효과가 더 크게 나타났는데, 이는 공극률이 클수

Table 2. Input data of CO₂ sequestration scenario using random function

Index	Porosity (%)	Thickness (m)	Permeability (md)		Depth (m)	S _{gr}
			Kh	Kv		
Min.	0.1	100	10	0.1	1,000	0.1
Max.	0.3	200	200		3,000	0.4

록 시간당 유동하는 면적이 커져 염수층에 용해되는 CO₂ 양을 상승시키는 것으로 판단된다. 이 뿐만 아니라 CO₂ 주입량 산정에 있어 공극률은 중요한 인자로서 CO₂ 지층격리시 반드시 고려해야 할 영향인자이다.

대염수층의 수직투과도가 크면 지층수와 CO₂ 밀도 차에 의한 부력에 의해 수직방향으로의 이동이 빨라 지므로 동일한 시점에서는 수직투과도가 클수록 CO₂ 가 지표로 향해 빠르게 이동할 위험이 있다. 이러한 수직이동 양상을 관찰하기 위해 수직-수평투과도 비를 심부 지층에 일반적으로 적용하는 0.1로 고정시키고 수평투과도를 10 md, 200 md로 설정하여 Fig. 12와 같이 민감도 분석을 수행하였다. 수평투과도가 클수록 상부로 이동하려는 경향이 커져 지층 상부에서 구조 트랩에 의해 격리 되었으며 투과도가 낮은 경우 단위 면적당 유동량이 감소하여 대염수층내 잔류되는 양이 점점 증가하여 잔류트랩에 의해 격리되는 양이 점차 증가한다.

IV. CO₂ 격리 시나리오 및 인공신경망 모델 개발

4.1. 영향인자 및 영향범위 선정

효율성 평가 모델 개발에 앞서, 심부 대염수층을 대상으로 하는 CO₂ 격리사례 조사에 한계가 있고, 효율성 평가모델 학습에 필요한 학습자료를 구하기란 쉽지 않다. 따라서 앞서 민감도 분석 결과를 바탕으로 심부 대염수층에 영향을 미치는 주요 5가지 인자를 Table 2와 같이 선정하고 영향범위를 설정하였다.

4.2. CO₂ 격리 시나리오 선정 결과

선정된 주요 영향인자를 바탕으로 심부 대염수층의 CO₂ 격리 시나리오를 구성하였다. 본 연구에서 설정한 인자별 영향범위에 대하여 발생할 수 있는 CO₂ 격리 가능 시나리오를 모두 모델링을 할 경우, 약 340억개의 시나리오를 구성하여야 한다. 이러한 모든 경우의 수에 대해 시뮬레이션을 수행하는 것은 현실적으로 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 각 영향인자별

Fig. 14. ANN structure.

Fig. 15. The optimal iteration number of MSE.

난수를 발생시켰으며, 그 결과 Fig. 13과 같이 투과도와 공극률 분포가 설정한 영향범위 내에 발생가능한 대부분의 경우를 포함하고 있는 것을 확인하였다. 이러한 방법으로 구성된 CO₂ 격리 시나리오는 총 150개이며, 다양한 경우의 수를 포함하면서 수행 가능한 합리적인 시나리오로 구성되어 있다. CO₂ 격리 시나리오는 인공신경망 학습자료로 활용하기 위해 수치해석을 실시하였으며, 150개의 시나리오적격성 분석 결과는 Table 3과 같이 저류층 물성특성 및 민감도 분석 결과에 부합하는 STI와 RTI 값을 나타내는 것을 확인하였다.

4.3. 인공신경망 구성

본 연구에서 사용된 인공신경망 모델은 CO₂ 지층 격리의 STI, RTI 데이터를 추출하기 위하여 1개의 입력층, 1개의 은닉층, 1개의 출력층이 존재하는 오

Fig. 16. The result of regression analysis.

류 역전파(back propagation) 네트워크[20,21]를 사용하였으며, 노드(node)의 개수는 입력층 6개, 은닉층 10개, 출력층 2개로 구성되어 있고, 신경망 구조를 도시하면 Fig. 14와 같다. 입력변수는 단위가 일치하지 않고, 각 변수별 범위 차이가 많이 나기 때문에 모든 입력 변수들은 -1과 1사이로 선형 스케일되었고, 출력도 입력과 동일하게 -1과 1사이의 값으로 매칭되었다.

각 층간 뉴런(neuron) 사이의 전달함수는 양극성 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였으며, S자 형태를 가지고 있는 시그모이드 함수는 연속 미분이 가능한 장점이 있고 오류 역전파 신경망에서 사용되는 함수로 출력은 0과 1사이에서 연속적인 값을 갖는다. 인공신경망 학습 방법은 레벤버그-마쿼트(Levenberg-Marquardt) 알고리즘을 사용하였으며, 이는 신경망의 경사기반 학습 알고리즘의 하나로써 수렴 속도가 빠르고 좋은 성능을 보이는 학습 기법으로 알려져 있다[21].

인공신경망은 6개의 입력변수로 인하여 6개의 입력 뉴런이 존재하게 되고 1개의 은닉층에는 10개의 뉴런이 존재하며, 출력층은 STI, RTI 2개의 뉴런이 존재하는 6-10-2의 다층 인공신경망을 구성하였다. 입력변수는 앞서 수행한 결과를 바탕으로 공극률, 저류층 두께, 수평투과도(kv/kh=0.1), 저류층 심도, 잔류 가스포화도, 시간으로 총 6개이다. 신경망의 구현은 MathWorks사(社)의 MATLAB 소프트웨어(V.7.11.0)

Table 3. The result of CO₂ sequestration scenario

Scenario	Porosity	Thickness (m)	K _h (md)	Depth (m)	S _{gr}	STI (%)	RTI (%)	TEI (%)
1	0.16	146	64	2183	0.39	15.60	51.95	67.55
2	0.13	168	135	2092	0.1	12.74	10.90	23.64
3	0.10	113	111	1744	0.29	9.08	24.08	33.16
4	0.24	113	138	1959	0.12	14.40	14.10	28.50
5	0.16	179	109	2817	0.22	18.00	34.82	52.82
6	0.22	191	178	2621	0.14	17.37	21.62	38.99
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
144	0.20	108	125	1485	0.11	11.98	9.78	21.76
145	0.26	147	138	1868	0.26	14.92	33.94	48.86
146	0.18	146	30	2740	0.21	25.37	38.75	64.12
147	0.21	120	87	1721	0.22	15.43	27.94	43.37
148	0.18	150	35	1648	0.37	17.99	51.59	69.58
149	0.22	161	22	2114	0.15	26.52	30.23	56.75
150	0.22	182	22	2602	0.35	26.34	56.61	82.95

Table 4. Comparison between simulation data and ANN results

Year	Simulation			ANN		
	STI	RTI	TEI	STI	RTI	TEI
2020	42.95	0.49	43.44	44.51	0.23	44.74
2050	47.96	14.81	62.77	48.29	14.64	62.93
2100	49.54	15.21	64.75	48.97	15.85	64.82
2150	50.34	14.43	64.77	49.34	15.33	64.67
2200	50.98	13.91	64.89	49.74	14.81	64.55
2250	51.51	13.55	65.06	50.22	14.44	64.66
2300	52.01	13.16	65.17	50.78	14.30	65.08
2350	52.52	12.73	65.25	51.41	14.11	65.52
2400	53.01	12.32	65.33	52.10	13.51	65.61
2450	53.47	11.93	65.4	52.83	12.88	65.71
2500	53.94	11.53	65.47	53.95	11.87	65.82

신경망(NN;Neural Network) 툴박스(nftool)를 사용하였다.

4.4. 인공신경망 모델 평가

신경망이 학습할 수 있도록 하는 학습 데이터와 검증(validation)할 수 있는 데이터, 그리고 유용성을 판단(test)할 수 있는 데이터가 분리되어야 한다. 2,247개의 입력 데이터 중 1,573개는 신경망을 학습 시키는데 사용하고 나머지 데이터 중 각각 337개의 데이터를 검증 데이터, 유용성을 판단할 수 있는 데이터로 사용하였다. 인공신경망 학습 결과 반복(epoch) 횟수가 107번째일 때 평균제곱오차 값(Mean Square Error)이 2.0885 값을 가지면서 훈련, 검증, 유용성 판단 입력 자료가 모두 오차값에 유의한 수준으로 수렴되었다(Fig. 15). 검증 및 유용성 판단 데이터를 이용하여 훈련이 끝난 후 신경망의 예측 정확도를 인공신경망에 학습시킨 2,247개의 시뮬레이션의 결과와 회귀분석한 결과 Fig. 16과 같이 모두 0.99 이상의 높은 상관계수를 나타내었다.

본 연구를 통해 개발한 CO₂ 지중격리 효율성 평가 모델의 학습 결과는 시뮬레이션 결과만을 이용하여 검증한 결과로써 훈련, 검증 및 판단 데이터 회귀 분석 결과 높은 상관계수를 나타내었고, CO₂ 격리시 나리오에 대한 인공신경망 예측값과 시뮬레이션의 결과값을 Table 4와 같이 비교한 결과 매우 유사한 결과를 확인함으로써 모델의 정확성을 파악하였다.

V. 결 론

본 연구에서는 CO₂ 격리 가능 구조 중 전 세계에 가장 광범위하게 분포하고 있는 심부 대염수층을 대상으로 CO₂ 지중격리시 필요한 효율성 평가 모델을 개발하였다. 심부 대염수층을 대표할 수 있는 기본 모델을 설정하고, CO₂ 격리시 대염수층에 영향을 미치는 인자를 파악하기 위해 민감도 분석을 실시하였으며, 이 결과에 기반하여 심부 대염수층에서의 CO₂ 격리 시나리오 자료를 구성하였다. CO₂ 격리 시나리오 결과는 인공신경망의 학습자료로 활용하여 심부 대염수층에서의 CO₂ 지중격리 효율성 평가 모델을 개발하고 다음의 결과를 도출하였다.

(1) 주요 영향인자 5가지를 선정하고 민감도 분석 결과를 바탕으로 심부 대염수층의 특성에 맞는 영향 범위를 설정하여 150개의 CO₂ 격리 시나리오를 구성하였다. CO₂ 격리 시나리오는 난수 발생을 이용한 균일 분포 특징을 반영케 함으로써 심부 대염수층에 발생 가능한 범위를 나타낼 수 있도록 구성하였다.

(2) CO₂ 격리 시나리오 시뮬레이션 분석결과, 대부

분의 격리모델에서 용해트랩과 잔류트랩에 의해 격리되는 것을 확인하였으며, 각기 다른 저류층 조건에서의 TEI 값이 도출되었다.

(3) 심부 대염수층에서의 주요 영향인자를 입력자료로 활용한 인공신경망 모델의 예측 정확도를 분석한 결과 0.99이상의 높은 상관계수를 나타내었고, 인공신경망의 예측값과 시뮬레이션의 결과값을 비교한 결과 매우 높은 정확도를 확인함으로써 개발된 모델은 심부 대염수층에서의 CO₂ 지중격리 메커니즘에 관한 효율성 평가에 활용 가능함을 확인하였다. 그러나 실제 저류층에서의 CO₂ 격리 효율 평가를 위해서는 추가적인 입력 자료가 필요하며, 향후 추가 연구 및 현장자료와의 비교를 통해 신뢰도 있는 모델을 개발할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 2011년도 전남대학교 재원으로 학술연구 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다 (No. 2011-0556).

참고문헌

- [1] Raj, P., Mathur, B., Kumar, S., Jhalani, S., "CCS: Opportunutues and Obstacles for India", *paper SPE 137717 presented at Canadian Unconventional Resources & International Petroleum Conference*, Calgary, Canada, (2010)
- [2] Basbug, B., and Gumrah, F., "Simulating the Effects of Deep Saline Aquifer Properties on CO₂ Sequestration", *paper SPE 07-10-03 presented at 2005 Petroleum Society's 6th, Calgary, Alberta, Canada*, (2007)
- [3] Bachu, S., "Sequestratio of CO₂ in Geological Media: Criteria and Approach for Site Selection in Response to Climate Change", *Energy Conversion & Management*, 41, 953-970, (2000)
- [4] Franklin, M., and Orr, Jr., "Storage of Carbon Dioxide in Geologic Formations", *paper SPE 88842 presented at 2004 Distinguished Author Series*, Stanford Univ, (2004)
- [5] Sengul, M., "CO₂ Sequestration-A Safe Transition Technology", *paper SPE 98617 presented at the SPE International Conference*, Abu Dhabi, UAE, (2006)
- [6] IEA(International Energy Agency), <http://www.iea.org/techno/essentials1.pdf>, (2009)

- [7] Kim, S. H., Lee, J. M., Yoon, E. S., "Reservoir Modelling for Carbon Dioxide Sequestration and Enhanced Oil Recovery", *Journal of the Korean Institute of Gas*, 16(3), 35-41, (2012)
- [8] Lee, Y. S., *A Simulation Study on the Analysis of CO₂-Water Flow for CO₂ Sequestration in Deep Saline Aquifer*, Doctoral Dissertation, Hanyang University, Seoul, (2009)
- [9] Son, H. Y., Kwon, S. I., Sung, W. M., "Analytical Approach of CO₂ Sequestration in a Deep Confined Aquifer", *Journal of Korean Society for Geosystem Engineering*, 43(4), 275-281, (2006)
- [10] Kumar, A., Noh, M., Pope, G.A., Sepehrnoori, K., Bryant, S., Lake, L.W., "Reservoir Simulation of CO₂ Storage in Deep Saline Aquifers," *paper SPE 89343 presented at 2004 SPE/DOE Fourteenth Symposium*, Tulsa, Oklahoma, USA, (2004)
- [11] Liner, C.L., Geng, P., Zeng, J., King, H., Li, J., "A CO₂ Sequestration Simulation Case Study at the Dickman Field, Ness Co., Kansas," *paper SPE 145 791 presented at 2011 SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Denver, Colorado, USA, (2011)
- [12] Lim, J. S., "Reservoir Permeability Determination using Artificial Neural Network", *Journal of Korean Society for Geosystem Engineering*, 40(4), 232-238, (2003)
- [13] Mohaghegh, S., "Virtual-Intelligence Applications in Petroleum Engineering: Part I-Artificial Neural Networks", *Journal of Petroleum Technology*, 52(9), 64-73, (2000)
- [14] IPCC, *IPCC Special Report on Carbon Dioxide Capture and Storage*, Cambridge Univ., Press., New York, (2005)
- [15] Nghiem, L., Yang, C., Shrivatave, V., Koshe, B., Hassam, M., Chen, D. and Card, C., "Optimization of Residual Gas and Solubility Trapping for CO₂ Storage in Saline Aquifer", *paper SPE 1190 80 presented at 2009 SPE Reservoir Simulation Symposium*, Woodlands, TX, (2009)
- [16] Kim, K. H., *The Analysis of CO₂ Injectivity in Saline Aquifer Using the Experimental Results of CO₂ Relative Permeability*, Master Dissertation, Hanyang University, Seoul, (2008)
- [17] Land, C.S., "Calculation of Imbibition Relative Permeability for Two- and Three-Phase Flow from Rock Properties", *Soc. Pet. Eng. J.*, 8(2), 149-156, (1968)
- [18] Law, D., and Bachu, S., "Hydrogeological and Numerical Analysis of CO₂ Disposal in Deep Aquifers in the Alberta Sedimentary Basin", *Energy Conversion & Management*, 37, 1167-1174, (1996)
- [19] Carter, R. D., and Tracy, G.W., "An Improved Method for Calculating Water Influx", *Petroleum Transactions, AIME*, 219, 415-417, (1960)
- [20] Park, H. Y., Lee, G. Y., *Pattern Recognition*, EHAN Media, Seoul, 241-251, (2011)
- [21] Kim, D. S., *Neural Network Theory and Background I*, Jinhan M&B, Seoul, 92-109, (1993)