



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



**저작자표시.** 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



**비영리.** 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



**변경금지.** 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

인공신경망을 이용한  
석유 회수증진기법 선정 연구

*Selection of Enhanced Oil Recovery Method  
Using Artificial Neural Networks*

지도교수 임종세

2008년 8월

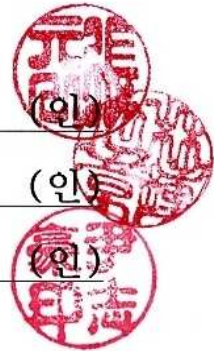
한국해양대학교 대학원

해양개발공학과

이 종 용

본 논문을 이종용의 공학석사 학위논문으로 인준함.

위원장	<u>장 원 일</u>	(인)
위 원	<u>임 중 세</u>	(인)
위 원	<u>윤 지 호</u>	(인)



2008년 7월

한국해양대학교 대학원

# 목 차

Abstract .....	1
제 1 장 서론 .....	3
제 2 장 석유 회수증진기술 현황 .....	7
제 1 절 석유 회수증진기법 정의 .....	7
제 2 절 석유 회수증진기법 적용대상 .....	10
제 3 절 석유 회수증진기법 분류 및 기술적 특성 .....	11
제 3 장 석유 회수증진기법 선정을 위한 인공신경망 모델 개발 .....	34
제 1 절 인공신경망 개요 .....	34
제 2 절 학습자료 및 자료처리 .....	38
제 3 절 학습 알고리즘 .....	47
제 4 절 인공신경망 모델 구조 및 학습 결과 .....	48
제 4 장 인공신경망 모델 평가 및 적용 .....	53
제 1 절 인공신경망 모델 평가 .....	53
제 2 절 현장적용 결과 .....	55
제 5 장 결론 .....	58
참고문헌 .....	60
감사의 글 .....	67

## *List of Tables*

Table 2.1. Ranges of reservoir parameters of polymer projects .....	14
Table 2.2. Technical screening guides for micellar solution flooding .....	16
Table 2.3. Technical screening guides for CO <sub>2</sub> flooding .....	22
Table 2.4. Technical screening guides for hydrocarbon miscible flooding	24
Table 2.5. Technical screening guides for nitrogen miscible flooding .....	25
Table 2.6. Technical screening guides for steam EOR .....	29
Table 2.7. Technical screening guides for in-situ combustion .....	31
Table 2.8. Technical screening guides for MEOR .....	33
Table 3.1. Classification of ANN models in terms of learning method .....	37
Table 3.2. Classification of worldwide EOR projects by project evaluation	39
Table 3.3. Number of EOR projects after pre-screening .....	40
Table 3.4. Data sampling by grouping variable .....	44
Table 3.5. Distribution of training data by their type .....	45
Table 3.6. Ranges of reservoir parameters after data sampling .....	45
Table 3.7. Ranges of input parameters used for training .....	46
Table 3.8. Prediction performance according to convergence criteria .....	51
Table 4.1. Prediction performance of the ANN model for the new data ..	53
Table 4.2. Reservoir characteristics for model application .....	55

## *List of Figures*

Figure 2.1. U.S oil resources .....	10
Figure 2.2. EOR classification according to oil recovery mechanisms .....	12
Figure 2.3. CO <sub>2</sub> MMP and fracture pressure with depth for a 40 °API oil of Permian Basin reservoirs .....	21
Figure 3.1. Schematic diagram of the biological neuron .....	34
Figure 3.2. Schematic diagram of a three-layer neuron network .....	35
Figure 3.3. Schematic of a processing element .....	36
Figure 3.4. Area vs depth of producing EOR projects .....	41
Figure 3.5. Temperature vs depth of producing EOR projects .....	41
Figure 3.6. Porosity vs oil saturation of producing EOR projects .....	42
Figure 3.7. Porosity vs log permeability of producing EOR projects .....	42
Figure 3.8. API gravity vs depth of producing EOR projects .....	43
Figure 3.9. API gravity vs log viscosity of producing EOR projects .....	43
Figure 3.10. Sensitivity on the no. of neurons in the hidden layers .....	50
Figure 3.11. Error performance of the ANN model during the training ...	52
Figure 4.1. Accuracy performance of the noise test .....	54

## *Abstract*

High oil prices and concerns about future oil supply are leading to a renewed emphasis on the unconventional hydrocarbon and the remaining oil in mature fields. These resources could be recovered by EOR, Enhanced Oil Recovery, which is defined as the reservoir treatment process to inject certain substances, usually not included in the reservoir, to improve the oil recovery. These processes have gained more attention as a result of increasing costs of exploring the new oil fields and reducing opportunities of discovering the high reserve and good quality reservoirs.

Since the oil production by EOR is a rather difficult, risky and expensive, the selection of proper EOR method according to the reservoir condition is important to attain a successful and profitable project. The main tool for predicting reservoir performance after EOR application, hence selecting a proper method, is a reservoir simulation which requires extensive information about the reservoir that may not be available or can be unreliable at the initial evaluation stage and also extensive time. Another method is using an expert opinion, but it tends to be biased by operational experience of the expert.

In this study, the Artificial Neural Network model is developed to solve the technical problem in selecting the EOR method. The model is composed of the four layers which consist of one input layer of the seven neurons, one output layer of the five neurons, the first hidden layer of the ten neurons, and the second hidden layer of the eight neurons. The input neurons contain the main reservoir parameters, and the output neurons contain the EOR methods to be evaluated. The tangent-sigmoid function is

used as an activation function of the first hidden layer, the log-sigmoid is used in the second hidden layer, and the pure linear function is used in the output layer. The data used in training and testing the networks are extracted from the special report of *Worldwide EOR Survey* published by the *Oil&Gas Journal* at 2006. The network is trained by the scaled conjugate gradient algorithm.

After trained successfully, the noise test is performed to examine whether the model overcomes the error that may be included in the data. After that, the model is tested by data which are not used for training to evaluate the model applicability. Finally, the model is applied to the most successful producing EOR projects. The noise test and applicability test show that the ANN model developed in this study can be used to select the most appropriate EOR process based on the basic reservoir properties in a very short and cost effective way. Technical characteristics, limitations in application, and application ranges of each EOR method presented in the previous literatures are also discussed here as a basis for the model development.



# 제 1 장 서 론

인구증가 및 BRICs의 산업화로 인한 급격한 석유수요 증가와 산유국의 자원국유화정책, 신규 대형유전 탐사의 어려움 등으로 인하여 중질유 및 오일샌드 등의 비재래형 탄화수소(unconventional hydrocarbon)와 기생산유전의 잔존 석유에 대한 관심이 증가하고 있다. 이들은 기존의 1·2차 생산기법에 의해서는 거의 생산이 어려우며 석유 회수증진기법(Enhanced Oil Recovery)에 의해 생산될 수 있다. 석유 회수증진기법이란 저류층에 일반적으로 존재하지 않는 물질을 주입하여 저류층 석유의 회수율을 향상시키는 작업으로 주입물질 및 회수 메커니즘에 따라 다양한 기법이 개발되어 왔다(Lake, 1989). 2006년 현재 전 세계적으로 약 300여 곳의 현장에서 다양한 석유 회수증진기법이 적용되고 있으며(Moritis, 2006) 향후 유가상승 및 기술발달 등으로 인하여 사업의 수는 보다 증가할 것으로 예측된다.

석유 회수증진기법을 현장에 적용하기 위해서는 다양한 평가기법을 이용한 저류층 특성화(reservoir characterization)를 수행한 후 기법 적용에 따른 저류층 거동을 예측하고 이에 대한 경제성 평가를 통하여 최적의 시나리오를 선정하는 일련의 과정이 수행된다(Goodlett *et al.*, 1986). 일반적으로 기법 적용에 따른 저류층 거동 예측방법으로는 저류층 시뮬레이션과 전문가 의견에 의한 방법이 있으나, 저류층 시뮬레이션은 방대한 양의 자료와 연산시간을 필요로 하고 사업초기에는 그 정확성을 검증할 수 없는 단점이 있으며(Surguchev and Li, 2000), 전문가의 의견은 전문가의 경험에 치우칠 수 있고(Albarado *et al.*, 2002) 전문가의 수가 제한되어 있다는 단점이 있다. 이러한 이유로 사업초기 가용한 저류층의 기초물성만으로 적합한 회수증진기법을 선정하기 위한 다양한 연구가 선행되어 왔다.

석유 회수증진기법 선정을 위한 초기 연구는 이미 회수증진기법이 적용된 기존 현장 자료를 바탕으로 각 기법의 적용 가능한 저류층 물성범위를 제시하

는데 집중되었다. 1976년과 1984년 미국의 National Petroleum Council(이하 NPC)은 석유 회수증진기법의 현황 및 가능성에 관한 연구를 실시하였으며 연구과정에서 수집된 데이터베이스를 바탕으로 각 기법이 적용 가능한 저류층 물성범위를 제시하였다. 이 연구에서는 6가지 주요 회수증진기법(증기주입법, 지하연소법, 폴리머주입법, 계면활성제주입법, 알칼리주입법, 혼합화유체주입법)이 적용된 저류층 유체와 암석 물성의 상·하한값을 제시하여 현장 적용전 특정 기법 선정을 위한 참고자료로의 활용을 가능케 했다(King *et al.*, 1984; Broome *et al.*, 1986; Robi *et al.*, 1986; Doe *et al.*, 1987).

비슷한 시기에 Taber와 Martin(1983)도 다양한 자료를 통해 수집된 데이터베이스를 바탕으로 유사한 연구결과를 발표하였다. 이 연구에서는 NPC와 달리 8가지 주요 기법(탄화수소주입법, 질소/배출가스(flue gas)주입법, 이산화탄소주입법, 증기주입법, 지하연소법, 폴리머주입법, 계면활성제주입법, 알칼리주입법)의 적용 가능한 저류층 물성범위를 단순히 절대적인 값으로 제시하는데 그치지 않고 세부 등급(very good, good, difficult, more difficult, not feasible 등)으로 구분하여 제시하였으며 2차원 막대그래프를 이용하여 이를 시각화하였다. 또한 각 기법의 적용에 있어 유의해야 할 주요 기술적 특성에 대하여 설명함으로써 관련 기술자의 회수증진기법 선정을 보다 용이케 했다.

Goodlett 등(1986)도 9가지 주요 회수증진기법(탄화수소주입법, 질소/배출가스주입법, 이산화탄소주입법, 증기주입법, 지하연소법, 폴리머주입법, 계면활성제주입법, 알칼리주입법, 미생물공법)의 저류층 물성범위를 발표하였다. 이 연구 결과는 당시까지 발표된 다양한 자료를 정리한 것으로 NPC 연구결과와 유사하게 각 기법이 적용 가능한 저류층 물성범위를 단순한 수치로 제시하였으나 보다 다양한 기법과 저류층 물성을 고려하였다는데 의의가 있다.

기존 자료를 이용하여 주요 회수증진기법의 적용 가능한 저류층 물성범위를 제시하고자 한 최근의 연구는 Taber 등(1996)의 연구이다. 이 연구는 기존의 발표된 다양한 자료와 회수증진기법에 관한 이해를 바탕으로 보다 현실적인 값을 제시하였으며, 이미 적용된 대부분의 기법과 다양한 저류층 물성을 고려하

여 향후 회수증진기법 선정을 위한 컴퓨터 기반의 모델개발을 가능케 했다.

그러나 이러한 연구들은 단순히 각각의 기법이 적용 가능한 저류층 물성범위를 제시한 것으로 기법 선정을 위한 참고자료로의 활용은 가능하나 많은 기법들의 적용범위가 중복되는 현장에서는 주 기법을 판단하기 어려우며, 제시된 물성범위가 절대적인 값이 아니므로 물성범위의 경계치 부근에서 판단이 어렵다는 단점을 가지고 있다.

1980년대 이후 컴퓨터의 발달과 함께 회수증진기법 현장자료를 이용하여 최적의 회수증진기법을 제시하기 위한 컴퓨터 기반의 인공지능 모델이 개발되어졌다. Guerillot(1988)은 경계치 부근에서의 보다 효율적인 판단을 위하여 퍼지이론을 이용한 전문가시스템을 개발하였다. 이 모델은 주요 저류층 물성을 수학적 변수와 비수학적 변수로 구분한 후 각각의 변수를 퍼지이론을 통해 정량화하고 이를 다시 결합하는 구조로 이루어져 있으며, 저류층 물성의 경계치 부근에서 효율적인 판단이 가능하고 각 기법의 적합성 여부를 예측할 수 있는 장점이 있으나 하나의 주 기법을 제시하기 어렵다는 한계가 있다.

Elemo와 Elmtalab(1993)은 회수증진기법에 관한 이해를 바탕으로 if/then 구조를 이용한 FORTRAN 기반의 전문가시스템을 개발하였다. 이 모델은 기술적으로 최적의 기법을 선정하기 위한 기술 모듈(SADA)과 기법 적용에 따른 증진 회수율을 예측하기 위한 경제성 모듈(NAVA)로 구성되어 있어 특정 저류층에 적합한 최적의 회수증진기법을 선정할 뿐 아니라 기법 적용에 따른 증진 회수율까지 예측할 수 있는 장점이 있으나 30여 개 가량의 많은 입력자료가 필요하다는 한계가 있다.

Alvarado 등(2002)은 베네주엘라 일대의 중질유 생산을 목적으로 기계학습(machine learning) 클러스터링 기법을 제시하였다. 이 모델은 회수증진기법이 적용된 저류층을 물성에 따라 if/then 구조를 이용하여 분류하고 분류된 일련의 저류층 그룹에서 적용된 회수증진기법을 비율로 제시하여 적용하고자 하는 현장에 적합한 주요 회수증진기법을 예측할 수 있다.

2000년대 들어 최적 회수증진기법을 예측하기 위하여 인공신경망(artificial

neural network) 모델을 이용한 연구가 진행되었다. Surguchev와 Li(2000)는 다양한 회수증진기법의 적용 가능성을 평가하기 위하여 입력층(input layer)과 출력층(output layer), 1개의 은닉층(hidden layer)으로 구성된 3계층 인공신경망 모델을 개발하였다. 이 모델은 입력층은 12개의 주요 저류층 물성 뉴런으로, 출력층은 18개의 회수증진기법 뉴런으로 구성되며 학습 알고리즘은 BP(Back Propagation) 알고리즘과 SCG(Scaled Conjugate Gradient) 알고리즘을 이용하였다. 이 모델은 각 기법의 적용 가능성을 0에서 1사이의 값으로 정량화하여 제시하였으나 평가된 여러 기법이 유사한 값을 보여 주 기법을 판단하기 어렵다는 단점이 있다.

Shokir 등(2002)은 기술적으로 적합한 회수증진기법을 선정하고 이의 경제성을 평가할 수 있는 BP 알고리즘 기반의 인공신경망 모델을 개발하였다. 그들의 모델은 7개 뉴런으로 구성된 입력층(주요 저류층 물성)과 5개 뉴런으로 구성된 출력층(회수증진기법), 각각 17개와 15개의 뉴런으로 구성된 2개 은닉층이 결합한 기술적 모델과 7개 뉴런으로 구성된 입력층(주요 저류층 물성)과 1개 뉴런으로 구성된 출력층(경제성), 21개 뉴런으로 구성된 은닉층이 결합한 경제성 모델로 구성된다. 이 연구에서는 개발된 모델의 오차시험(noise test)을 통해 다소 오차를 포함한 입력자료(기술적 모델은 15% 오차 이내, 경제성 모델은 6% 오차 이내)에도 최적 회수증진기법을 판단할 수 있음을 입증하였다.

이 연구에서는 이러한 기존 연구결과들을 바탕으로 사업초기 가용한 최소한의 기초 저류층 물성만을 이용하여 저류층 조건에 적합한 최적 회수증진기법을 예측할 수 있는 인공신경망 모델을 개발하였다. 모델의 학습자료는 2006년 *Oil&Gas Journal*에서 발표한 *Worldwide EOR survey* 중 성공적으로 평가되는 현장의 자료를 이용하였으며 학습알고리즘은 다층 신경망 학습에 효과적인 SCG 알고리즘을 이용하였다. 학습이 종료된 후 학습에 사용되지 않은 자료에 대한 모델의 적용성을 평가하였으며 입력자료의 오차시험을 통해 저류층 특성 변수의 불확실성에 대한 모델의 민감도를 평가하였다. 또한 회수증진기법이 적용된 대표적인 현장에 적용하여 모델의 예측성능을 평가하였다.

## 제 2 장 석유 회수증진기술 현황

1, 2차 석유과동으로부터 야기된 고유가로 인하여 1970년대 말부터 미국을 중심으로 석유 회수증진사업이 활발하게 진행되었다. 이후 1980년대 중반의 유가안정으로 인하여 한동안 제한된 지역에서만 수행되던 회수증진사업은 2000년대의 지속적인 유가상승으로 인하여 최근 캐나다 오일샌드와 베네주엘라 일대 중질유에 대한 관심이 증가하면서 다시 활기를 띠고 있다.

2006년 현재 전 세계 303개의 석유 회수증진사업을 통해 하루 약 1.7백만 배럴에 달하는 원유가 생산되고 있다(Moritis, 2006). 현재 적용되고 있는 주요 회수증진기법은 분류기준에 따라 그 수가 달라질 수 있으나 약 15개 정도로 분류할 수 있으며 향후 유가상승 및 기술발달 등으로 인하여 보다 많은 기법이 개발될 것으로 예측된다.

이 장에서는 인공신경망 모델 개발에 앞서 모델의 적용대상인 석유 회수증진기술 현황에 대해 정리하고자한다. 이를 위하여 먼저 일반적으로 통용되는 석유 회수증진기법의 정의에 대하여 정리하고 회수증진기법의 적용대상 및 현재까지 적용된 주요 회수증진기법들과 각 기법의 기술적 특성을 요약하여 모델 개발에 필요한 기반지식을 정리하고자 한다.

### 제 1 절 석유 회수증진기법 정의

일반적으로 석유는 저류층 유체의 팽창이나 주입유체의 추진력에 의하여 생산되며 생산과정에 따른 전통적 분류에 따라 1차생산(primary recovery), 2차생산(secondary recovery), 3차생산(tertiary recovery)으로 구분되어 왔다.

1차생산은 생산 초기단계에 저류층이 가진 자체 에너지(주로 압력) 혹은 gas lift 등의 인공채유법을 이용하여 석유를 생산하는 방법이다. 저류층 자체에 에너지를 이용한 주요 메커니즘으로는 용해가스 메커니즘(solution gas drive), 자

유가스 메커니즘(gas-cap drive), 지층수 메커니즘(water drive), 저류층 수축에 의한 생산(compaction drive), 중력배유(gravity drainage) 등이 있다. 저류층 석유의 생산량 증가 및 생산기간의 연장을 위해서는 저류층 압력의 장기적인 유지가 필수적이거나, 생산에 따른 압력강하는 필연적이므로 1차생산에 의한 회수율은 총 원시부존량의 30%를 넘지 못하며 일반적으로 10~15% 정도이다.

2차생산은 1차생산으로 인한 저류층 자체 에너지의 감소로 인해 다량의 석유가 저류층에 남아 있음에도 불구하고 생산이 불가능한 경우 주입정을 통해 물이나 가스를 주입하여 회수율을 증가시키는 방법이다. 가스주입(gas injection)의 경우 가스는 자유가스층 압력 유지와 팽창을 위하여 자유가스층에 직접 주입되거나, 석유에 용해되지 않고 석유를 직접 밀어내기 위하여 석유층으로 주입될 수 있는데, 후자의 경우 일반적인 효율이 물에 의한 경우보다 떨어지므로 최근에는 거의 이용되지 않고 있다. 가스를 이용한 다른 추가적인 생산 메커니즘, 이를테면 석유의 팽창(oil swelling), 석유 점성도 감소(oil viscosity reduction) 및 석유생산에 용이한 상거동 변화(phase behavior) 등을 통한 석유생산은 회수증진기법으로 분류되며, 이러한 이유로 최근 일반적인 2차생산의 의미는 물주입법(waterflooding)과 거의 동일한 의미로 여겨지고 있다 (Green and Willhite, 1998). 일반적으로 1차생산과 2차생산을 통한 회수율은 총 원시부존량의 35~50%에 달한다.

3차생산은 2차생산, 주로 물주입법에 의한 석유 생산이 진행된 이후 2차생산으로는 더 이상의 경제적인 생산이 어렵다고 판단될 경우 실시되는 석유 생산을 말하며 주로 열에너지나 혼합화가스(miscible gas) 또는 다른 화학에너지를 이용한다.

그러나 이러한 전통적 분류는 석유 생산단계를 일반적인 생산과정에 따라 분류한 것으로써 최근 부각되고 있는 오일샌드 및 중질유 등의 특수 저류층 생산과정을 묘사하기에는 다소 어려운 면이 있다.

점성도가 매우 높은 중질유층은 자체 생산 메커니즘에 의해서는 거의 생산이 어려우며 1차생산 과정이 생략된다. 또한 이 경우에는 물주입법에 의한 경

체적인 석유생산도 기대할 수 없으므로 1차생산과 2차생산 과정을 생략한 채 생산 초기단계부터 열공법(thermal recovery)이 적용된다. 이와 같이 1차생산 과정이나 2차생산 과정이 생략된 경우에는 전통적인 분류에 따라 석유생산과정을 묘사하기 부적절하며 이러한 이유 때문에 최근에는 3차생산보다는 회수증진 기법이라는 용어를 주로 사용하고 있다(임중세, 2007).

회수증진기법이란 일반적으로 저류층에 존재하지 않는 물질을 주입하여 석유를 회수하는 기법으로 정의되며 다양한 종류의 석유 회수 메커니즘이나 주입 물질을 이용한 석유회수기법 등이 이용되고 있다. 회수증진기법의 정의에 있어서 회수 메커니즘과 주입물질에 특별한 제약을 두지는 않으나 일반적인 압력유지기법(pressure maintenance process)이나 물주입법 등은 회수증진기법의 범위에 포함되지 않는다(Green and Willhite, 1998).

회수증진기법에 사용되는 유체로는 기상 탄화수소, 이산화탄소, 질소, 배출가스 등의 기체와 폴리머, 계면활성제, 탄화수소 용매 등의 액체가 있으며, 주입된 유체는 생산정을 통해 석유를 생산할 수 있도록 저류층에 필요한 에너지를 공급한다. 또한 주입된 유체는 저류암 및 저류층 유체와 반응하여 생산에 용이한 조건을 만들기도 하는데 이러한 작용으로는 계면장력(interfacial tension)의 감소, 석유팽창, 석유 점성도 감소, 습윤성(wettability) 변화, 상변화 등이 있다.

회수증진기법과 유사한 기술적 용어로서 회수향상기법(IOR, Improved Oil Recovery)이라는 용어도 사용되나 이는 회수증진기법 외에도 저류층 특성화(reservoir characterization)와 저류층 관리(improved reservoir management), 추가시추(infill drilling) 등 회수율 증진과 관련된 모든 기법들을 포함하는 보다 넓은 범위를 일컫는 말로 사용되고 있다(Green and Willhite, 1998).

최근의 석유 생산과정 분류는 기존의 시간적 분류에서 발생하는 이러한 어려움으로 인하여 생산기법에 의한 분류를 많이 사용하고 있다. 이에 대한 명확한 분류체계는 아직 확립되지 않았으나 기존의 연대순 분류와 회수증진기법을 혼합한 1차생산, 2차생산, 회수증진 순의 분류가 많이 사용되고 있다.

## 제 2 절 석유 회수증진기법 적용대상

1970년대 들어 석유 회수증진기법이 활발하게 진행되기 시작하면서 1·2차생산 이후에도 지하에 남아있는 석유 자원의 양을 평가하기 위한 많은 연구가 수행되어 왔다. Figure 2.1은 이중 한 결과를 나타낸 것으로, 2004년 말 현재 미국 내 총 석유 자원량 1조 3350억 배럴 중 이미 생산이 이루어진 1,830억 배럴과 확인매장량(proved reserves) 220억 배럴을 제외한 1조 1,300억 배럴의 석유가 회수되지 않고 남아 있으며, 이중 1,480억~2,100억 배럴의 석유가 회수증진기법에 의해 생산될 것으로 기대하고 있다. 회수증진기법의 적용 대상인 석유는 높은 API gravity와 낮은 점성을 갖는 휘발성 원유(volatile crudes)로부터 낮은 API gravity와 매우 높은 점성을 갖는 중질유에 이르기까지 그 물리적·화학적 특성이 다양하게 분포한다. 또한 저류암의 암종과 지층의 형태, 석유의 분포 및 포화도와 1·2차생산 형태에 따라 적용되는 회수증진기법의 종류도 달라진다. 이러한 다양성으로 인하여 다양한 회수증진기법이 개발되어 왔다.

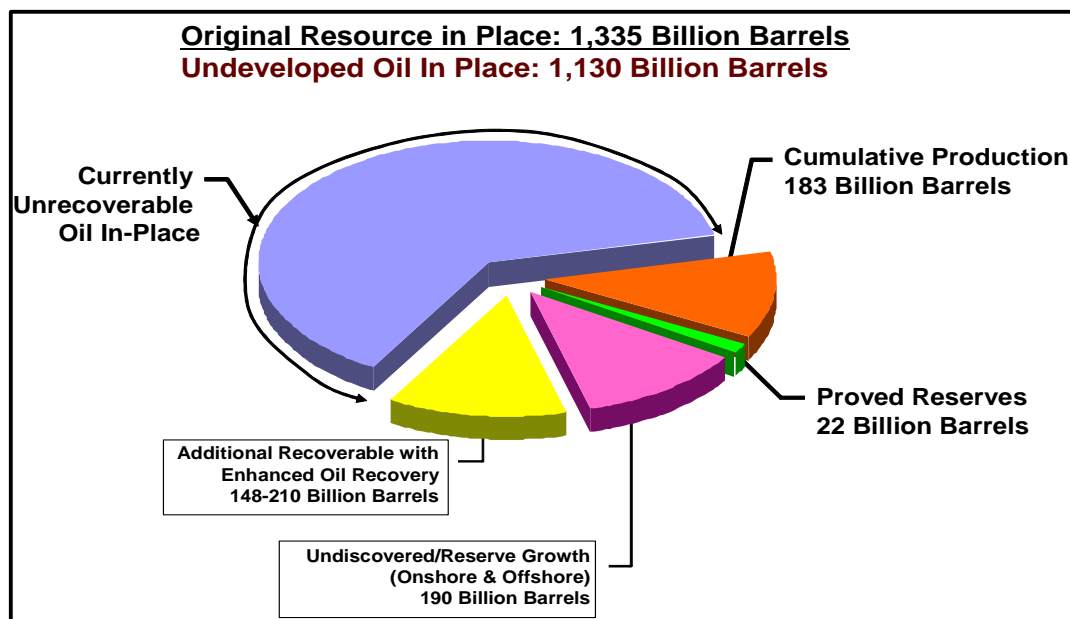


Figure 2.1. U.S oil resources(Kuuskras, 2006).



### 제 3 절 석유 회수증진기법 분류 및 기술적 특성

회수증진기법에 의한 석유 회수는 크게 접촉효율(sweep efficiency)과 치환 효율(displacement efficiency)의 관점에서 설명할 수 있다(Hyne, 2001; Hite, *et al.*, 2004; Bondor *et al.*, 2005).

접촉효율이란 저류층 총 공극부피와 주입유체에 접촉한 공극부피의 비로 정의되며 주로 주입유체와 저류층 원유 사이의 유동도비(mobility ratio)에 의해 결정된다. 접촉효율 증가를 통한 회수증진기법으로는 주입유체의 유동도를 감소시켜 유동도비를 제어하는 유동도제어법(mobility-control processes)과 저류층 원유의 유동도를 증가시키는 열공법 등이 있다.

치환효율은 총 원시부존량과 회수증진기법에 의해 치환된 원유의 비로 정의되며 주로 저류층 원유와 암석 사이의 계면장력에 의해 결정된다. 치환효율 증가를 통한 회수증진기법으로는 계면활성제 및 알칼리 주입 등의 화학공법(chemical processes)과 기상 탄화수소 및 이산화탄소 주입 등의 혼합화유체주입법(miscible fluid flooding), 지하에서 계면활성제 등을 생성하는 미생물공법(microbial-based methods) 등이 있다.

따라서 현재까지 개발된 주요 회수증진기법은 주입물질과 회수 메커니즘에 따라 유동도제어법, 화학공법, 혼합화유체주입법, 열공법, 미생물공법 등으로 분류할 수 있다(Figure 2.2). 문헌에 따라 폴리머주입법으로 대표되는 유동도제어법을 화학공법에 포함시키기도 하나 유동도제어법의 주된 메커니즘이 계면장력의 제어보다는 유동도의 제어에 있으므로 위와 같이 분류하는 것이 적절할 것이다(한국해양대학교, 2006).

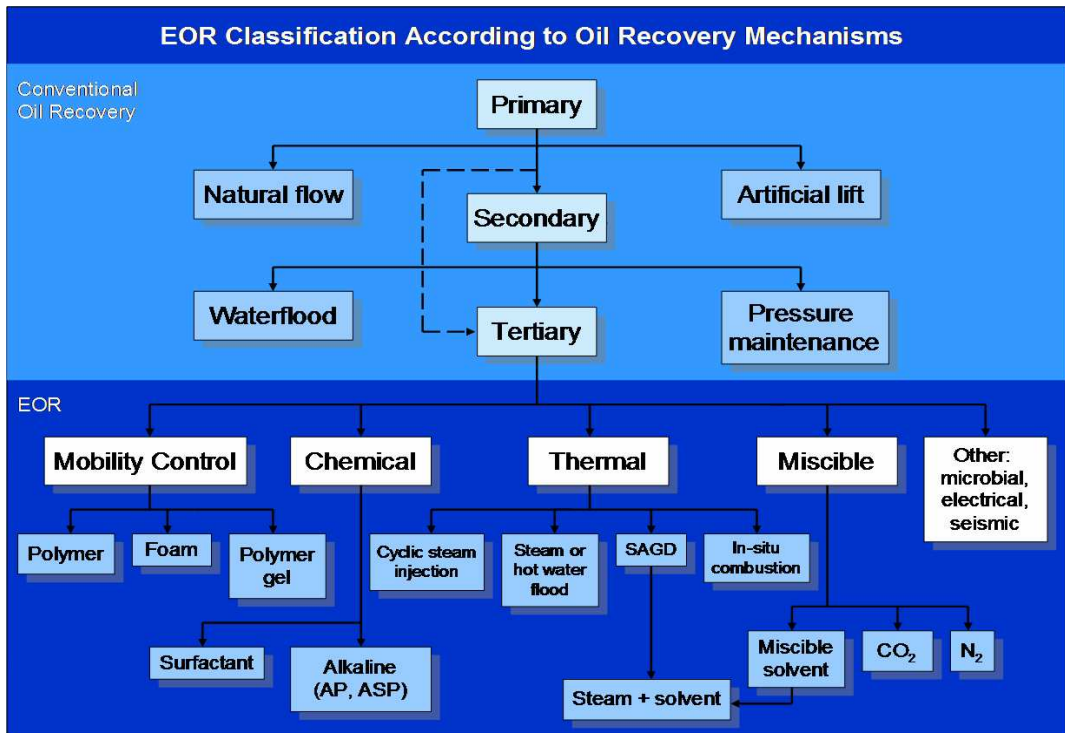


Figure 2.2. EOR classification according to oil recovery mechanisms (Korea National Oil Corporation and University of Texas, 2007).

## 1. 유동도제어법

자연적으로 발생한 저류암의 균열이나 높은 유체투과율을 갖는 투수층에서는 물이 석유를 뒤에서 밀어내기보다는 유동에 대한 저항이 작은 주변지역으로 흘러가려는 경향을 보인다. 또한 점성이 매우 높은 중질유 지역에서도 물의 흐름에 대한 중질유의 강력한 저항으로 인하여 비슷한 현상이 발생한다. 이러한 문제들을 극복하기 위한 기법이 유동도제어법이다.

유동도제어법은 주입유체의 점축효율을 증가시키기 위하여 주입유체와 치환유체 사이의 상대적인 유동도를 제어하는 기법으로 주입유체와 치환유체사이의 유동도비가 1보다 작을 경우 효율적인 치환과정으로 평가되며 체적 치환효율은 유동도비가 감소할수록 증가하는 경향을 보인다. 대표적인 유동도제어법으로 폴리머주입법(polymer flooding)을 들 수 있다.

폴리머주입법에 영향을 미치는 첫 번째 요인으로 저류암의 유체투과율을 들 수 있다. 일반적으로 저류암의 유체투과율이 감소할수록 주입된 폴리머의 침투속도는 감소하며 유체투과율이 50 md 이하일 경우 폴리머가 균열을 통해서만 이동할 위험이 있다(Taber *et al.*, 1996). 이는 상대적으로 가벼운 성분의 폴리머를 사용함으로써 개선될 수 있으나 이 경우 폴리머에 의한 치환력이 감소하여 보다 많은 양의 폴리머를 주입해야하는 문제가 발생할 수도 있다.

두 번째 요인으로 폴리머의 주입도(injectivity)를 들 수 있다. 폴리머의 점성도가 증가할수록 폴리머의 주입은 보다 어려워지며 균열이 없는 주입정에서 일정 수준 이상의 폴리머 주입을 유지하기 위해서는 고압의 압축설비가 요구된다. 이와 반대로 균열이 존재하는 주입정의 경우 주입된 폴리머의 channeling과 같은 위험요소가 존재하므로 각별한 주의가 필요하다.

세 번째 요인으로 저류층 온도를 들 수 있다. 저류층의 온도가 175°F 이상일 경우 HPAM(Hydrolyzed Polyacrylamide)이나 xanthan 폴리머 등은 불안정할 위험이 있다(Sorbie, 1991). 이는 고온에서도 안정적인 scleroglucan-acrylamide copolymer나 terpolymer 등의 폴리머를 이용함으로써 극복될 수 있으나 이들은

상대적으로 고가라는 단점이 있다.

또 다른 요인으로 물의 염도를 들 수 있다. 일반적으로 물의 염도가 증가할수록 폴리머의 점성도는 감소하며 높은 염도를 가진 폴리머 수용액은 유동도 제어에 있어 효율적이지 못한 것으로 알려져 있다.

이러한 제약조건에도 불구하고 지난 40여 년 동안 다양한 현장 조건하에서 많은 폴리머주입 사업들이 수행되어왔다. 그러나 과거 수행된 많은 폴리머주입법 중 성공적인 폴리머주입법의 수는 그리 많지 않으며 최근에는 상대적으로 적은 수의 사업들이 제한된 현장 조건하에서 수행되고 있다. 과거 폴리머주입법이 적용된 주요 저류층 조건과 적용이 가능한 조건 및 최근 적용되고 있는 조건들이 Table 2.1에 요약되어 있다.

Table 2.1. Ranges of reservoir parameters of polymer projects  
(modified Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Past	Recommendation	Current
<b>Crude oil</b>			
Gravity, °API	-	>15	13.6 to 34
Viscosity, cp	0.01 to 1,494	<150	7 to 80
Composition	-	Not critical	-
<b>Reservoir</b>			
OIP at project startup, % OOIP	36 to 97.1	>50	60 to 82
Formation	-	Sandstone preferred	-
Net pay thickness, ft	4 to 432	Not critical	-
Average permeability, md	0.6 to 15,000	>10	173 to 5,000
Depth, ft	-	<9,000	400 to 9,500
Temperature, °F	46 to 235	<200	74 to 185
Brine salinity, % TDS	0.3 to 21.3	-	-
Producing WOR at project startup	0 to 100	-	-

## 2. 화학공법

화학공법은 계면활성제나 알칼리(alkaline)와 같은 화학물질을 주입하여 저류층 유체의 상변화를 유도하거나 물과 석유 사이의 계면 장력을 감소시킴으로써 석유 회수율을 높이는 기법이다. 화학공법을 통한 석유회수과정은 폴리머주입법과 그 과정이 유사하며, 이러한 이유 때문에 많은 문헌에서 폴리머주입법을 화학공법으로 분류하기도 한다.

화학공법의 주요 대상은 물주입법 이후 트랩된 원유(trapped oil)이며 이는 일반적인 흐름형 원유(continuous oil)의 회수보다 10배 이상 어려운 것으로 알려져 있다. 일반적으로 화학공법을 이용한 회수율은 잔존 부존량의 40% 정도로 높은 편이나 화학물질이 고가이기 때문에 많은 비용이 소모된다는 단점이 있다(Hyne, 2001). 화학공법을 이용한 원유 생산 메커니즘과 생산에 유리한 조건 등은 실험실 실험 등을 통해 비교적 잘 규명되어 있으며 실제로 화학공법을 이용한 기술적 성공 사례도 많이 발표되었다(Maerker and Gale, 1990; Reppert *et al.*, 1990). 그러나 주입되는 화학물질이 고가이기 때문에 경제적으로 성공한 사례는 흔치 않다. 화학공법에서 주로 사용되는 주입유체는 교질용액(micellar solution)으로 불리는 다성분 화학제인데 여기에는 계면활성제(주로 anionic surfactants)와 보조 계면활성제(cosurfactant, 주로 알코올), 전해질 및 물 등이 포함되며 교질용액의 점성도를 높이기 위해서 소량의 폴리머가 첨가되기도 한다. 최근에는 교질용액 대신 저류층 석유의 특정성분(petroleum acids)과 반응하는 알칼리를 계면활성제와 같이 주입함으로써 계면활성제의 효과를 증대시키는 방법도 개발되었다.

화학공법의 가장 큰 제약조건은 주입물질의 비용과 관련된 경제성이다. 이를 극복하기 위하여 고가인 계면활성제의 양을 줄이고 이를 대신하여 상대적으로 저가인 알칼리를 첨가하는 Alkaline-Surfactant Polymer(ASP) 형태의 주입에 관한 연구들이 수행되었으며 이 기법을 이용하여 배럴당 US\$1.60~3.50의

단가로 증진회수가 이루어진 경우도 보고된 바 있다(Wyatt *et al.*, 1995).

두 번째 제한조건으로 저류층의 비균질성(heterogeneity)을 들 수 있다. 물론 저류층의 비균질성 및 이와 관련된 접촉효율은 모든 회수증진기법에 있어 중요한 문제이나 특히 주입물질이 고가인 화학공법의 경우 보다 중요한 의미를 갖는다. 당연히 균질한 저류층일수록 침투효율이 좋으며 일반적으로 단순 물주입법에 의한 접촉효율이 50% 이상인 지역에서 적합한 것으로 알려져 있다(Taber *et al.*, 1996).

세 번째 제한조건으로는 저류암의 암종을 들 수 있다. 화학공법은 대부분 사암 저류층에서만 이루어지는데 이는 탄산염암의 경우 암석과 유체의 경계면에서 계면활성제의 흡착(adsorption)이 발생하기 때문이다. 또한 지층 내에 경석고(anhydrite) 및 석고(gypsum)와 점토성분이 적을수록 효율적이며 지층수의 염화물(chloride)이 20,000 ppm 이하이고 칼슘이나 마그네슘과 같은 2가 이온이 500 ppm 이하인 지역에서 효율적인 것으로 알려져 있다(Taber *et al.*, 1996). 문헌에 제시된 화학공법의 적용범위를 Table 2.2에 요약하였다.

Table 2.2. Technical screening guides for micellar solution flooding  
(Taber *et al.* 1996).

Parameters	Recommendation
<b>Crude oil</b>	
Gravity, °API	>20
Viscosity, cp	<35
Composition	Light intermediates are desirable.
<b>Reservoir</b>	
OIP at project startup, % OOIP	>35
Formation	Sandstones preferred
Net pay thickness, ft	Not critical
Average permeability, md	>10
Depth, ft	<9,000ft
Temperature, °F	<200

### 3. 혼합화유체주입법

혼합화유체주입법은 적절한 저류층 조건하에서 석유와 쉽게 혼합하는 탄화수소 용매나 이산화탄소, 질소 및 배출가스 등을 주입함으로써 석유의 유동성을 증가시키는 기법이다. 이 기법은 증기주입법과 함께 가장 오래된 기법 중 하나로서 현재 적용되고 있는 회수증진기법 중 열공법 다음으로 많은 현장에서 적용되고 있다.

이 기법에서 주입된 유체와 저류층 석유가 혼합하는 성질은 크게 두 가지로 분류할 수 있는데 하나는 주입유체가 저류층 석유와 접촉 후 바로 혼합하는 FCM(First Contact Miscible) 형태이며 다른 하나는 주입유체가 석유와 바로 혼합하지는 않으나 적절한 압력조건하에서 유동 중 각 성분간 성분전이(mass transfer)가 일어난 후 혼합하는 MCM(Multiple Contact Miscible) 형태이다. MCM 형태의 혼합을 동적 혼합(dynamic miscibility)이라고도 하며 이는 성분전이 경로에 따라 다시 두 가지로 분류되는데 하나는 저류층 석유의 중간성분(intermediate molecular-weight hydrocarbon)이 주입유체로 이동하는 기화혼합(vaporizing gas drive or high pressure gas drive) 형태이며 다른 하나는 중간성분이 주입유체로부터 저류층 석유로 이동하는 액화혼합(condensing gas drive or enriched gas drive) 형태이다. 대표적인 FCM 형태의 주입유체로는 LPG가, 기화혼합 형태의 주입유체로는 이산화탄소와 질소, 배기가스, 원유의 중간성분이 혼합된 천연가스 등이 있으며 액화혼합 형태의 주입유체로는 LPG가 혼합된 enriched gas가 있다(Stalkup, 1983).

혼합화유체주입법에서 주입유체와 석유의 혼합성(miscibility)과 기법 적용에 따른 효율성은 주로 MMP(Minimum Miscibility Pressure)의 관점에서 설명되는데 이는 한 실험에서 주입유체(이산화탄소)의 breakthrough 시점에 원시부존량의 80% 회수 가능하고 40,000 scf/bbl의 GOR 조건에서 최대 회수율이 원시부존량의 94%에 달하는 압력조건으로 정의되었다(Holm and Josendal, 1982). 문헌에 따라 상기 수치가 다소 다르게 정의되기는 하나 일반적으로 MMP는 최

대 원유회수가 가능한 압력으로 정의되며 이는 저류층 온도와 원유의 성분 및 주입유체의 특성에 따라 결정된다(Holm and Josendal, 1974; Yellig and Metcalfe, 1980; Holm and Josendal, 1982; Stalkup, 1983; Heller and Taber, 1986). 대표적인 혼합화유체주입법으로는 이산화탄소주입법과 LPG, 천연가스가 혼합된 탄화수소주입법, 질소주입법 등이 있다.

## 가. 이산화탄소주입법

이산화탄소주입법은 주입정을 통해 공극부피의 약 30% 정도인 이산화탄소를 주입하여 저류층 석유와 혼합시킴으로써 석유의 유동성을 증가시키는 기법이다. 주입된 이산화탄소는 MMP 이상의 압력조건에서 저류층 석유가 유동성을 가질 때까지 반복적으로 석유 내  $C_5 \sim C_{30}$ 의 성분을 추출한다. 이러한 반복과정에 의해 이산화탄소의 침투가 이루어진 지역은 회수율이 90% 이상으로 매우 높은 편이다(Holm and Josendal, 1974). 이 기법은 이산화탄소의 MMP가 다른 혼합화유체주입법에 사용되는 탄화수소나 질소보다 낮기 때문에 상대적으로 낮은 주입압력을 요구한다는 장점이 있다. 일반적인 이산화탄소주입법의 회수율은 총 잔존 매장량의 35% 이상인 것으로 알려져 있다(Hyne, 2001).

이러한 이산화탄소주입법의 적용에 있어 가장 먼저 고려되어야 할 요소는 주입된 이산화탄소가 저류층 석유와 혼합하여 석유의 유동성을 증가시킬 수 있는 압력조건인 MMP이며 이에 영향을 미치는 요소들을 분석하기 위해 다양한 연구들이 수행되었다(Holm and Josendal, 1974; Yellig and Metcalfe, 1980; Holm and Josendal, 1982; Stalkup, 1983; Taber and Martin, 1983; Heller and Taber, 1986). 연구결과 이산화탄소의 MMP는 이산화탄소의 밀도와 저류층 석유의 성분, 저류층 온도 등의 조건에 의해 결정됨이 밝혀졌으며 이들에 의한 영향을 다음과 같이 요약할 수 있다.

저류층 내에서 이산화탄소는 그 밀도가 클수록 저류층 석유와 쉽게 혼합하지만 이산화탄소의 밀도는 온도가 증가함에 따라 감소하는 경향을 갖는다. 일



반적으로 지열에 의해 지층의 심도가 증가할수록 온도도 증가하므로 이산화탄소와 석유의 혼합성은 저류층 깊이가 증가할수록 감소하며 따라서 저류층의 깊이가 증가할수록 이산화탄소와 석유의 혼합을 위해서는 보다 높은 압력조건이 요구된다.

또한 이산화탄소와 석유의 혼합성은 저류층 석유의 특성에 의해서도 영향을 받는데 이산화탄소가 반복 접촉에 의해 주로 저류층 석유의 중간 탄화수소 성분(C<sub>5</sub>~C<sub>30</sub>)을 추출하므로 저류층 석유 내 이들 성분이 많이 분포할수록 쉽게 혼합한다. Holm과 Josendal(1982)은 이를 설명하기 위하여 Holm & Josendal ratio(C<sub>5</sub> to C<sub>30</sub> / C<sub>5</sub><sup>+</sup>)를 도입하기도 하였다. 일반적으로 저류층 석유 내 Holm & Josendal ratio가 클수록, 즉 C<sub>5</sub><sup>+</sup> 성분의 분자량이 작을수록, 저류층 석유의 밀도가 작을수록 낮은 압력조건에서도 저류층 석유와 이산화탄소가 쉽게 혼합하는 경향을 갖는다. 이러한 관계들로부터 Heller와 Taber(1986)는 이산화탄소의 MMP를 예측하는 방법을 식 (2.1)과 같이 제시하였다.

$$MMP = P_o + \gamma \cdot (T_s + G \cdot d) \quad (2.1)$$

P<sub>o</sub> : MMP at zero temperature which depends on oil composition, psi

γ : MMP gradient which depends on oil composition, psi/°F

T<sub>s</sub> : reservoir temperature, °F

G : geothermal gradient, °F/ft

d : reservoir depth, ft

앞에서 언급한 바와 같이 MMP는 이산화탄소가 석유와 혼합하여 효율적으로 석유를 생산할 수 있는 압력이므로 식 (2.1)과 같이 계산된 MMP 이상의 조건에서 이산화탄소주입법을 통하여 효율적인 석유 생산이 이루어질 수 있다. 그러나 주입압력이 지나치게 클 경우 지층의 파쇄가 발생하며 이로 인하여 주입된 이산화탄소의 channelling이 발생할 수 있다. 따라서 이산화탄소주입법이

효율적으로 수행되기 위해서는 MMP보다는 크고 지층의 파쇄압보다는 작은 압력조건이 요구된다. 지층의 파쇄압은 식 (2.2)와 같이 계산할 수 있다.

$$P_f = g_f \cdot d = \{1 - B \cdot \exp(-A \cdot d)\} \cdot d \quad (2.2)$$

$P_f$  : formation fracturing pressure, psi

$g_f$  : fracture gradient, psi/ft

A, B : local fitting parameters

일반적으로 천부에서는 지층의 파쇄압이 MMP보다 작아 이산화탄소주입법의 적용이 어려우나 심도에 따른 지층의 파쇄압 구배는 MMP 구배보다 크므로 특정 심도 이상에서는 지층의 파쇄압이 MMP보다 큰 값을 나타내며 이 심도가 이산화탄소주입법을 적용할 수 있는 제한심도가 된다. Figure 2.3에 문헌에 제시된 지층의 파쇄압과 MMP의 예가 제시되어 있다. Figure 2.3과 같은 조건의 저류층의 경우 2,000 ft 이하에서는 MMP가 지층의 파쇄압보다 커 이산화탄소주입압력을 MMP 이상으로 유지할 수 없으나 2000 ft 이상의 심도에서는 지층의 파쇄압이 MMP보다 크므로 이산화탄소를 MMP 이상의 압력으로 주입하여 효율적으로 석유를 생산할 수 있다. 따라서 Figure 2.3의 저류층에서는 2,000 ft 가 이산화탄소주입법의 제한심도가 된다.

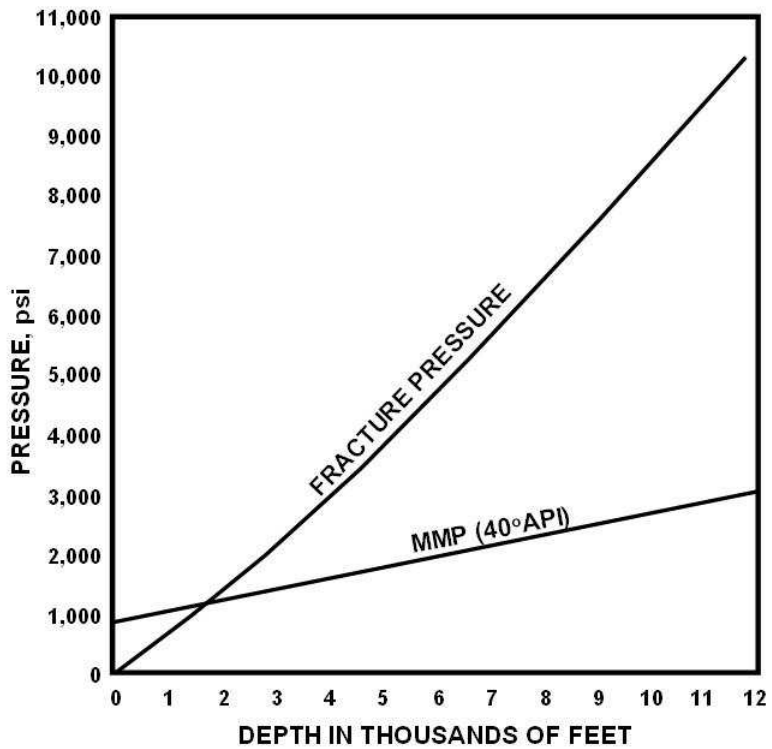


Figure 2.3. CO<sub>2</sub> MMP and fracture pressure with depth for a 40 °API oil of Permian Basin reservoirs(Heller and Taber, 1986).

이산화탄소주입법에서 발생할 수 있는 가장 큰 문제점은 이 기법이 적용되는 저류층 조건에서 0.06 cp에서 0.1 cp 사이의 낮은 점성도를 갖는 이산화탄소의 유동도가 상대적으로 석유나 물보다 커 수지현상이 발생한다는 점이며 이는 치환효율의 감소로 이어진다. 이를 개선하기 위하여 물과 가스가 혼합된 WAG (Water-Alternating-Gas) 형태로의 주입이 이루어지기도 한다. WAG법은 유동도 제외 이외에도 이산화탄소의 주입량을 줄일 수 있다는 장점이 있다.

이산화탄소주입법에서 발생할 수 있는 또 다른 문제점으로는 이산화탄소의 밀도가 석유에 비해 매우 작기 때문에 저류층 상부로 이동하려는 경향을 갖는다는 점이다. 간혹 경사가 심한 저류층(dipping reservoir)에서 이를 이용하여 생산이 이루어지기도 하나 이는 저류층의 구조가 특수한 경우로 제한된다.

이러한 문제점들은 저류층 석유의 점성도와 밀도 등에 있어 제한조건이 된다. Table 2.3에 이산화탄소주입법의 일반적인 적용범위를 요약하였다.

Table 2.3. Technical screening guides for CO<sub>2</sub> flooding  
(modified Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Recommendation	Current projects
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	>22	28 to 44
Viscosity, cp	<10	0.3 to 6
Composition	High percentage of intermediate hydrocarbons (especially C <sub>5</sub> to C <sub>12</sub> )	
<b>Reservoir</b>		
OIP at project startup, % OOIP	>20	30 to 89
Formation	Sandstones or carbonate and relatively thin unless dipping	
Average permeability, md	Not critical if sufficient injection rates can be maintained	
Depth and Temperature	Must be enough to allow injection pressures greater than the MMP	

## 나. 탄화수소주입법

이산화탄소 주입을 통한 석유 생산 메커니즘 및 MMP의 개념이 이해되기 전 사실상 대부분의 혼합화유체주입법은 탄화수소 주입을 통해 이루어졌다. 탄화수소주입법은 상대적으로 분자량이 작은 성분의 탄화수소가 분포하는 지역에서 주로 적용되며 주입되는 탄화수소의 성분에 따라 FCM과 MCM 형태로 모두 적용될 수 있다. FCM 형태의 탄화수소로는 LPG가 주로 이용된다. 이 기법은 공극부피의 5% 가량의 LPG를 슬러그 형태로 주입한 후 상대적으로 가격이 저렴한 천연가스나 물 등을 주입하는 형태로 이루어진다. 이 기법의 핵심은 석유와 LPG, LPG와 건성가스 사이의 혼합성에 있는데, 이는 석유와 LPG가 쉽게 혼합하여야 석유의 유동성이 증가하여 보다 많은 양의 석유가 회수되고, LPG와 건성가스가 쉽게 혼합하여야 상대적으로 많은 양의 LPG가 회수되기 때문이다.

MCM 공법 중 기화혼합 형태의 탄화수소로는 고압의 건성가스가 이용된다. 주입된 건성가스는 고압의 조건하에서 석유 내  $C_2$ 에서  $C_6$  사이의 성분을 기화시키며 혼합이 이루어진다. 이 기법은 탄화수소주입법 중 가장 많이 이용되고 있는 형태이기도 하다.

MCM 공법 중 액화혼합 형태의 탄화수소로는  $C_2$ 에서  $C_6$  사이의 성분이 풍부한 천연가스가 이용된다. 이 기법은 공극부피의 10%에서 20% 정도의 천연가스를 슬러그 형태로 주입한 후 건성가스나 물 등을 주입하는 형태로 이루어지며 주입된 천연가스로부터  $C_2$ 에서  $C_6$  사이의 성분이 원유로 전이되면서 석유와 천연가스가 혼합성을 갖게 된다. 많은 현장에서 기화혼합과 액화혼합이 결합된 형태로 이루어지고 있다.

이산화탄소주입법과 마찬가지로 탄화수소주입법의 적용에 있어 가장 중요한 고려요소는 MMP이다. 효율적인 탄화수소주입법의 적용을 위해서는 FCM 형태의 LPG주입법은 1,200 psi 이상, 액화혼합은 1,500 psi 이상, 기화혼합은 4,000 psi 이상의 압력조건이 필요한 것으로 알려져 있으며 이는 현재 적용되고 있는

주요 혼합화유체주입법과 비교하였을 때 이산화탄소주입법보다는 높고 질소주입법보다는 낮은 범위에 분포한다. Table 2.4에 탄화수소주입법의 적용 가능 범위와 최근 적용 범위 등이 제시되어 있다.

Table 2.4. Technical screening guides for hydrocarbon miscible flooding  
(modified Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Recommendation	Current projects
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	>23	19 to 57
Viscosity, cp	<3	0.1 to 73.5
Composition	High percentage of light hydrocarbons	
<b>Reservoir</b>		
OIP at project startup, % OOIP	>30	30 to 98
Formation	Sandstones or carbonate with a minimum of fractures and high permeability streaks	
Net thickness	Relatively thin unless formation is dipping	
Average permeability, md	Not critical if uniform	20 to 3,100
Depth, ft	>4,000	4,040 to 13,750

## 다. 질소주입법

저류층 내 석유가 API도가 35° 이상인 경질유이거나 저류층 조건하에서 가스 흡수율이 높아 높은 용적계수를 가지는 경우, 또는 질소가 쉽게 용해되도록 높은 주입압력을 가해도 지층의 파쇄가 발생하지 않는 5000 ft이상의 심해 등지에서 이산화탄소를 대신하여 질소주입법이 이용될 수 있다. 이 기법은 주입 유체인 질소가 이산화탄소나 탄화수소보다 저렴하고 광범위하게 분포한다는 장점이 있으나 효율적인 석유 회수를 위해서 상기 기법들보다 높은 압력조건을 요구한다는 단점이 있다. 이러한 이유로 이산화탄소주입법과 질소주입법의 장점을 혼합한 질소-이산화탄소주입법이 적용되기도 한다. 이 기법은 상대적으로 낮은 압력조건에서도 석유와 쉽게 혼합하는 이산화탄소를 먼저 주입한 후 질소를 주입하여 이를 회수하는 순으로 진행된다. Table 2.5에 질소주입법의 적용 가능 범위와 최근 적용 범위 등이 제시되어 있다.

Table 2.5. Technical screening guides for nitrogen miscible flooding  
(modified Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Recommendation	Current project
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	>35	51
Viscosity, cp	<0.4	0.2
Composition	High percentage of light hydrocarbons	
<b>Reservoir</b>		
OIP at project startup, % OOIP	>40	Not available
Formation	Sandstones or carbonate with few fractures and high permeability streaks	
Net thickness	Relatively thin unless formation is dipping	
Average permeability, md	Not critical	
Depth, ft	>4,000	15,400
Temperature	Not critical due to the deep reservoirs	

#### 4. 열공법

열공법은 중질유 및 오일샌드와 같이 점성이 매우 높은 저류층의 석유 생산을 목적으로 열에너지를 주입하거나 저류층 심도에서 열을 발생시키는 기법으로 현재 사용되고 있는 회수증진기법 중 가장 많이 사용되는 기법이다. 주입된 열은 저류층의 온도를 높여 석유의 점성도를 감소시키며 석유를 생산정으로 밀어내는 역할을 한다.

열공법에 의한 석유회수는 치환과정과 열자극과정(thermal stimulation process)에 의해 이루어지는데 치환과정은 생산정 주변의 석유를 밀어내어 생산하는 과정으로 그 원리는 물주입법과 유사하다. 일반적으로 치환과정은 주입정과 생산정 사이 저류층 전 구간에 열을 전달하며 열원은 열수주입이나 증기주입과 같이 지상에서 주입하거나 지하연소와 같이 저류층 심도에서 발생시킨다. 열자극과정은 열에너지를 주입하여 생산정 주변 석유의 점성도를 감소시키거나 생산정 주변의 아스팔트 등을 제거하여 저류층 유체투과율을 증가시키는 방법이다. 치환과정에 의한 대표적인 기법으로는 증기주입법을, 열자극과정에 의한 대표적인 기법으로는 주기적증기자극법을 들 수 있다.

초기 열공법은 열수주입이나 증기주입과 같이 단순히 저류층에 열에너지를 주입하는 형태로 적용되었으나 이후 열자극을 이용한 주기적증기자극법이나 지하에서 열을 발생시키는 지하연소법의 형태로 발전하였다. 1990년대 후반 이후 엄청난 매장량으로 인하여 그 중요성이 부각된 오일샌드 개발을 목적으로 두개의 수평정을 통한 중력배유 형태의 SAGD(Steam Assisted Gravity Drainage) 기법이 활발히 적용되고 있으며 최근에는 이를 변형한 ES-SAGD(Expanding SAGD)와 VAPEX(Vapor Extraction), 지하연소법의 변형된 형태인 THAI(Toe to Heel Air Injection)와 CAPRI(Catalytic THAI), 주기적증기자극법의 변형된 형태인 LASER(Liquid Addition to Steam for Enhancing Recovery) 등 다양한 형태의 기법들이 개발되고 있다(Lèauté, 2002; Turta, 2005; Nasr and Ayodele, 2005; 임종세 등, 2006).



## 가. 증기를 이용한 회수증진기법

가장 고전적인 열공법으로 열수주입법(hot water flooding)을 들 수 있다. 이 기법은 열수를 사용한다는 점을 제외하고는 전통적인 물주입법과 같으며 열수 주입에 의하여 저류층 온도가 증가하면 상대적으로 물에 비해 점성 감소가 큰 중질유의 생산이 이루어진다. 그러나 이 기법은 에너지 효율이 낮으며 회수율이 높지 않기 때문에 최근에는 잘 이용되지 않고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 증기주입법(steam flooding)이 개발되었다.

증기주입법은 저류층의 온도를 상승시키기 위하여 고온의 증기를 주입하는 기법으로 주입된 고온의 증기에 의해 점성도가 감소하거나 부분적으로 기화된 석유의 부피가 팽창하면서 석유가 생산되는 기법이다. 증기주입법은 점성도가 매우 높아 상업적인 생산이 어려운 중질유 저류층에서 많이 적용되며, 경우에 따라서는 경질유의 추가 생산을 위한 방법으로 사용되기도 한다. 이 기법은 열수주입법에 비해 에너지 효율이 크고 주기적증기자극법에 비해 접촉효율이 좋다는 장점이 있다. 일반적으로 이 기법을 이용한 회수율은 원시부존량의 20~65%에 달한다.

한 개의 주입정과 생산정을 이용하는 증기주입법과 다른 형태로 주기적증기 자극법(cyclic steam stimulation)이 이용되기도 한다. 이 기법은 주로 중질유의 1차생산 과정이나 증기주입법의 회수율 향상을 목적으로 수행되며 기법의 특성으로 인해 ‘huff-and-puff’ 또는 ‘steam soaking’ 등으로도 불려진다.

이 기법을 이용한 석유 생산과정은 고온·고압의 증기를 저류층에 주입하는 주입기간(1~2주 이상)과 주입된 증기를 저류층에 흡수(soak)시키는 흡수기간(1주 이상), 이후 석유를 생산하는 생산기간(1~2주 이상)으로 구성된다. 경제성을 고려하여 상기 과정이 반복적으로 이루어지며 그 효율은 과정이 반복될수록 감소한다. 경우에 따라 상기 과정이 20회 이상 수행되기도 한다(Hyne, 2001). 이 기법은 증기주입법에 비해 생산이 빠르다는 장점이 있으나 증기의 접촉효율

이 작아 회수율이 원시부존량의 15~20%로 낮다는 단점이 있다.

또 다른 형태의 증기를 이용한 회수증진기법으로 SAGD 기법을 들 수 있다. 이 기법은 증기주입법과는 달리 두 개의 수평정을 이용하며 최근 캐나다 일대의 오일샌드 생산을 활발하게 적용되고 있다. 기법의 명칭에서 알 수 있듯이 이 기법은 일종의 증력배유 형태의 기법으로 두 개의 수평정 중 상부 수평정은 주입정으로, 하부 수평정은 생산정으로 이용하며 따라서 증기와 저류층 석유의 밀도 차와 수직 유체투과율이 주된 고려요소가 된다.

증기주입법, 주기적증기자극법, SAGD 기법 등의 증기를 이용한 회수증진기법들은 이미 다양한 현장 적용을 통해 그 기술적 효율성이 입증되었으며 최근에는 기술적인 측면이 아닌 경제성 향상 측면에 그 관심이 집중되고 있다. 일반적으로 생산되는 석유의 1/3 가량이 증기 제조에 이용되며 이는 상대적으로 석유 생산단가를 증가시킨다. 뿐만 아니라 상기 기법들이 주로 적용되는 중질유 및 오일샌드 등의 품질이 일반적인 원유에 비해 낮다는 점도 기법의 경제성에 있어 감소 요인이 된다. 경제성과 관련된 이러한 이유들은 상대적으로 높은 잔존 석유포화도에 있어 제한조건이 된다.

또 다른 문제점으로 주입된 증기의 열손실을 들 수 있다. 주입된 증기의 열손실은 주입경로 상에서 또는 저류층 주변 지층에 의해서 발생할 수 있는데 전자는 저류층 심도에, 후자는 저류층 두께에 있어 제한조건이 된다. 효율적인 기법의 적용을 위해서는 주입된 증기의 열손실을 최소화할 수 있도록 가능한 천부에 위치한 20 ft 이상 두께의 지층이 적합한 것으로 알려져 있다(Taber *et al.*, 1996).

또 다른 문제점으로 주입된 증기가 석유나 물보다 가볍기 때문에 저류층 상부로 이동하려는 경향(gravity segregation)과 주입된 증기와 물 또는 석유의 점성도 차이에서 발생할 수 있는 유동도 제어의 어려움 등을 들 수 있으며 이들은 저류층 석유의 비중 및 점성도에 있어 제한조건이 된다. 이러한 이유로 상대적으로 가볍고 점성도가 작은 경질유층이 증기를 이용한 회수증진기법에 보다 적합할 것이나 이러한 저류층에서는 회수증진기법보다는 물주입법이 수행

되는 것이 일반적이다. 따라서 물주입법에 앞서 물주입법과 증기를 이용한 회수증진기법의 경제성에 대한 면밀한 검토가 선행되어야 할 것이다. Table 2.6에 증기를 이용한 회수증진기법의 일반적인 범위와 최근 적용범위를 요약하였다.

Table 2.6. Technical screening guides for steam EOR  
(modified Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Recommendation	Current projects
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	8 to 25	8 to 29
Viscosity, cp	<100,000	20 to 5,000,000
Composition	Not critical but some light ends for steam distillation will help	
<b>Reservoir</b>		
OIP at project startup, % OOIP	>40	40 to 90
Formation	Sand or sandstone with high porosity and permeability preferred	
Net thickness	>20	
Average permeability, md	>200	0.1 to 10,000
Transmissibility, md-ft/cp	>50	
Depth, ft	<5,000	200 to 5,411
Temperature, °F	Not critical	45 to 150

## 나. 지하연소법

지하연소법(in-situ combustion)은 전통적인 방법으로 생산이 어려운 점성이 매우 높은 중질유의 회수를 위하여 저류층 석유를 연소시키는 방법으로 'fire flooding'이라고도 불린다. 저류층 유체의 연소는 지층을 통해 생산정으로 이동하는 연소면(combustion zone)을 만들며, 이 연소면은 석유회수에 필요한 증기 및 가스의 추진을 가능하게 한다. 열원으로는 전기적 열원이나 가스버너가 사용되며 자발적인 산화반응에 의한 경우도 있다. 열원이 주입되면 발화가 이루어질 때까지 열원을 가동하며 이후 연소를 위해 연속적으로 공기가 주입된다. 간혹 물이 공기와 함께 주입되기도 하는데 이는 열 침투효율을 높이고 필요한 공기의 양을 감소시키는 역할을 하는 증기를 생성시키기 위해서이다. 이러한 지하연소법은 진행경로에 따라 전방향연소법(forward combustion)과 역방향연소법(reverse combustion)으로 구분할 수 있다. 전방향연소법은 앞에서 설명한 바와 같이 주입정에서 열원이 주입되어 생산정 방향으로 연소면이 이동하면서 석유를 생산하는 기법이며 역방향연소법은 열원은 생산정으로 주입하고 공기를 주입정으로 주입하여 유체의 흐름과 반대방향으로 연소를 진행시키는 기법이다. 일반적으로 전방향연소법이 주로 이용된다.

지하연소법은 주입유체에 따라 건식연소(dry combustion)와 습식연소(wet combustion) 또는 COFCAW(Combination Of Forward Combustion And Waterflooding)로 분류하기도 하는데 건식연소의 경우 단순히 공기만을 주입하는 반면 습식연소의 경우 물과 공기를 함께 주입하는 방식이다. 이 기법에서 물은 연소면의 뒤에서 효율적으로 에너지를 흡수, 기화하여 연소면의 온도를 냉각시키거나 석유를 생산정 방향으로 밀어내는 역할을 한다.

연소를 진행하기 위해 원시부존량의 약 30%에 해당하는 석유가 소비되며, 이 비율은 석유의 성분과 포화도, 연소상태와 저류암의 물성에 따라 다르게 나타난다. 일반적으로 지하연소법을 통한 생산량은 잔존 부존량의 30%에서 40% 정도인 것으로 알려져 있다(Hyne, 2001).

지하연소법의 적용을 위해서는 적정량의 코크가 저류층에 부존되어야한다. 만일 충분한 양의 코크가 부존하지 않을 경우 연소가 진행되지 않으며 코크의 양이 지나치게 많을 경우 연소속도가 늦고 연소에 필요한 공기의 양이 많아지는 문제가 발생할 수 있다. 또한 암석 입자에 의한 열손실을 줄이기 위하여 석유포화도와 공극률이 높은 저류층 조건이 요구된다.

지하연소법에서 발생할 수 있는 문제점으로는 연소방향의 제어에서 오는 어려움을 들 수 있다. 저류층 특성과 유체분포에 따라 연소면은 불규칙하게 이동할 수 있으며 이는 효율을 떨어트리거나 연소를 멈추게 할 수도 있다.

또 다른 문제점으로는 연소 시 발생하는 고열로 인한 장비의 훼손과 연소에 의해 발생할 수 있는 오염물질 배출, 밀도가 가벼운 공기의 상승 등을 들 수 있다. Table 2.7에 지하연소법의 적용 가능범위와 최근 적용범위를 요약하였다.

Table 2.7. Technical screening guides for in-situ combustion  
(Taber *et al.*, 1996).

Parameters	Recommendation	Current projects
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	10 to 27	10 to 40
Viscosity, cp	<5,000	6 to 5,000
Composition	Some asphaltic components to aid coke deposition	
<b>Reservoir</b>		
OIP at project startup, % OOIP	>50	62 to 94
Formation	Sand or sandstone with high porosity	
Net thickness	>10	
Average permeability, md	>50	85 to 4,000
Depth, ft	<11,500	400 to 11,300
Temperature, °F	>100	100 to 122

## 5. 미생물을 이용한 회수증진기법

그리 많은 현장에서 적용되지는 않았으나 유망한 회수증진기법의 하나로 미생물을 이용한 회수증진기법을 들 수 있다. 이 기법은 미생물과 영양분을 주입하여 주입정 주변을 정화함으로써 주입유체의 주입효율을 높이거나 저류층 석유 중 파라핀 또는 아스팔트 계열의 성분을 제거하여 석유의 유동성을 증가시키는 기법으로 한 연구에 의하면 미국 내 저류층의 27%에 해당하는 저류층에 이 기법이 적용 가능한 것으로 예측되었다(Bryant, 1991). 미생물을 이용한 대표적인 기법으로는 미생물주입법(microbial flooding)과 주기적미생물자극법(cyclic microbial stimulation)을 들 수 있다.

미생물주입법은 주입정을 통해 미생물과 영양분의 혼합액을 연속적으로 주입하여 주입된 미생물의 신진대사에 의해 생성된 부산물(산, 계면활성제, 질소, 이산화탄소 등)과의 반응을 통해 유동성이 증가한 석유를 생산정을 통해 생산하는 기법이다.

주기적미생물자극법은 주입정과 생산정을 통해 석유를 생산하는 미생물주입법과 달리 하나의 유정을 이용하는 기법으로 수 시간에 걸쳐 미생물과 영양분의 혼합물을 저류층으로 주입하는 주입기간과 주입이 완료된 후 미생물의 질적·양적 성장이 가능하도록 수 일에서 수 주간 유정을 폐쇄하는 배양기간(incubation period), 미생물의 신진대사에 의해 생성된 부산물과의 반응을 통해 유동성이 증가한 석유를 생산하는 생산기간으로 구성된다.

미생물을 이용한 회수증진기법의 적용에 있어 주의해야 할 첫 번째 요소로 저류층 유체투과율 및 비균질성과 관련된 주입물질의 channeling을 들 수 있다. 만일 주입유체의 channeling이 발생할 수 있는 환경의 저류층에서 계면활성제를 발생시키는 미생물을 주입할 경우 대부분의 미생물은 유체투과율이 높은 지역으로만 흐르며 이는 이어 실시되는 물주입법에 있어 회수율의 감소로 이어질 수 있다. 이와 반대로 channeling이 전혀 발생하지 않는 저류층 환경에서 폴리

머를 발생시키는 미생물을 주입할 경우 plugging이 발생할 수 있으며 이는 주입도의 감소로 이어진다. 일반적으로 효율적인 미생물주입법을 위한 최소 유체 투과율은 75 md 이상인 것으로 알려져 있다.

미생물의 성장에 적합한 저류층 환경도 중요한 요소이다. 문헌에 따르면 미생물의 성장을 위한 생물학적 제한조건으로는 158 °F 이하의 온도와 20,000 psi 이하의 압력, 100,000 ppm 이하의 TDS인 것으로 알려져 있다.

저류층 석유의 특성 역시 미생물을 이용한 회수증진기법의 적용에 있어 중요한 요소이다. 간혹 약 20 °API의 중질유층에서 미생물을 이용한 회수증진기법이 성공적으로 적용된 사례가 있으나 저류층 석유의 비중과 점성이 낮을수록 생산이 용이한 것은 자명한 사실이다. 실제로 대부분의 미생물 회수증진기법은 30에서 40 °API 사이의 비중을 갖는 경질유층에서 적용되었다. Table 2.8에 미생물을 이용한 회수증진기법의 적용범위를 요약하였다.

Table 2.8. Technical screening guides for MEOR(modified Bryant, 1991).

Parameters	Recommendation	Application
<b>Crude oil</b>		
Gravity, °API	30 to 40	>20
Viscosity, cp	Lower values preferred	
<b>Reservoir</b>		
Average permeability, md	>75	1 to 1,000
Depth, ft	>6,800	
Temperature, °F	>158	
Pressure, psi	>20,000	
TDS, ppm	>100,000	

# 제 3 장 석유 회수증진기법 선정을 위한 인공신경망 모델 개발

2장에서 정리한 석유 회수증진기법에 대한 이론적 이해를 바탕으로 3장에서는 저류층 조건에 적합한 회수증진기법 선정을 위한 인공신경망 모델 개발과정에 대하여 설명하고자 한다. 이를 위하여 먼저 인공신경망의 특성에 대하여 간략히 설명하고 이 연구에서 개발한 인공신경망 모델의 입·출력 자료처리 과정 및 모델 설계, 학습과정 등에 대하여 설명하고자 한다.

## 제 1 절 인공신경망 개요

인간의 뇌는 뉴런(neuron)으로 불리는 수많은 신경세포로 이루어져 있으며 각각의 뉴런은 시냅스(synapse)로 불리는 연결부위를 통해 수백에서 수천 개의 다른 뉴런들과 연결되어 있다(Figure 3.1).

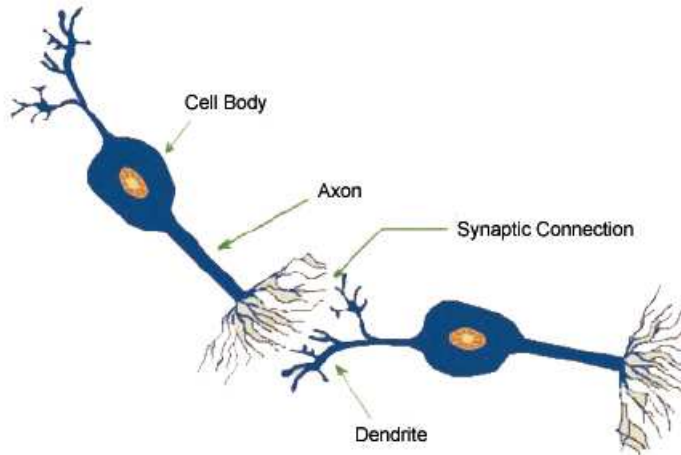


Figure 3.1. Schematic diagram of the biological neuron(Mohagheh, 2000).



하나의 뉴런은 수상돌기(dendrite)를 통해 자신과 연결된 다른 뉴런들로부터 전기·화학적 신호들을 받아들이며 이러한 신호들을 세포체(cell body)에서 종합한다. 종합한 값이 임계치(threshold), 즉 뉴런 고유의 한계치보다 커지면 뉴런은 활성화되며 축삭돌기(axon)를 통해 인접 뉴런에 자신의 출력을 전달한다. 뉴런간의 정보교환은 각각 병렬적으로 수행되며 이러한 정보교환 기능은 학습에 의하여 향상된다. 시냅스는 다른 뉴런을 활성화시키는 흥분성 시냅스(excitatory synapse)와 다른 뉴런이 활성 상태에 이르지 못하도록 억제하는 억제성 시냅스(inhibitory synapse)가 있다.

인공신경망은 이러한 생물학적 뉴런의 동작원리와 뉴런간의 연결 관계를 모사한 것으로 노드(node) 또는 처리요소(processing element)라고 하는 다수의 뉴런들이 층 구조 형태로 연결된 정보처리 시스템이다(Figure 3.2).

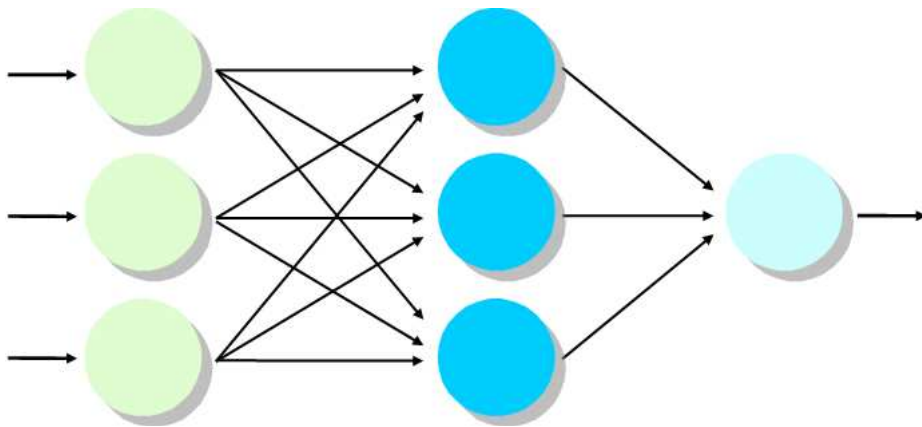


Figure 3.2. Schematic diagram of a three-layer neuron network.

일반적인 다층신경망은 입력층(input layer)과 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 이루어지며 각 층은 인접한 층과 모두 연결되어 있다. 입력층은 외부의 자료들을 받아들이는 층으로 입력층의 뉴런 수는 입력되는 변수의

수와 동일하다. 은닉층은 중간층(middle layer)으로도 불리는데 입력층으로부터 신호를 받아 특성을 추출하여 출력층으로 전달하며 출력층은 이를 받아 외부로 출력하는 역할을 한다. 대부분의 인공신경망은 입력층과 하나 또는 두 개의 은닉층, 출력층으로 구성된 3계층 또는 4계층의 구조를 갖는다.

뉴런간의 입력신호는 0에서 1 사이의 값을 갖는 각각의 연결강도와 곱해진 후 합산된다. 이 합이 뉴런의 임계치보다 크면 뉴런이 활성화되며 이는 활성화 함수를 통하여 출력값으로 구현된다(Figure 3.3).

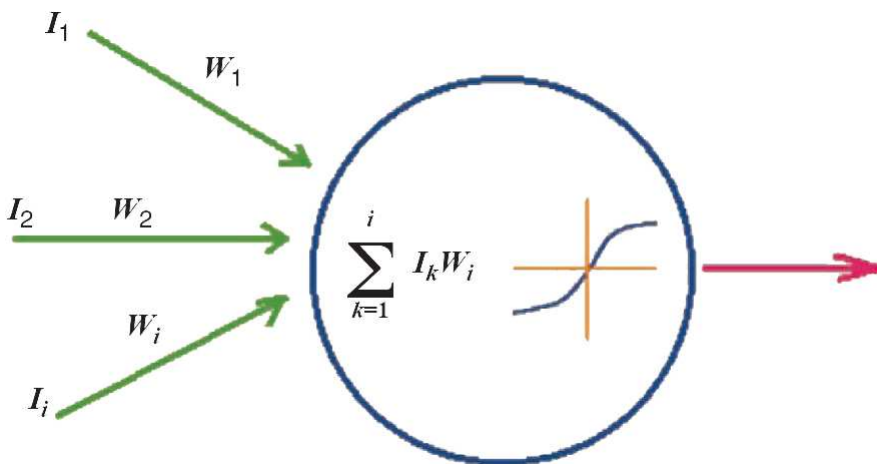


Figure 3.3. Schematic of a processing element(Mohaghegh, 2000).

가장 대표적인 활성화 함수로 계단함수와 시그모이드(sigmoid) 함수를 들 수 있다. 계단함수는 단극성 또는 양극성의 이진 함수로서 입력 값이 임계치 이상일 때는 출력이 1을 갖고 임계치 이하일 때는 0 또는 -1의 값을 갖는다. 계단함수는 주로 디지털 형태의 출력이 요구되는 경우에 사용된다.

시그모이드 함수는 단극성 또는 양극성의 비선형 연속 함수로서 어떠한 형태의 입력 값도 0과 1, 또는 -1과 1 사이의 값으로 표현할 수 있는 장점이 있

다(오창석, 2000). 시그모이드 함수는 주로 아날로그 형태의 출력이 요구되는 경우에 사용된다.

이러한 인공신경망을 특정 분야에 적용하기 위해서는 적용 목적에 적합하도록 뉴런간의 연결 강도를 적응시키는 과정이 선행되어야 한다. 입력 및 출력 환경에 따라 일정한 규칙에 의해 연결강도를 조절하는 과정, 즉 주어진 정보에 따라 자신의 정보처리 상태를 변경시키는 과정을 신경망의 학습(learning)이라고 한다. 인공신경망의 학습 방법은 크게 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)으로 분류할 수 있다.

지도학습이란 학습 자료의 입력과 그에 대응하는 출력을 목표치로 입력하여 학습시키는 방법으로, 출력값이 주어진 입력에 따른 목표치의 오차범위 이내로 산출될 때까지 연결강도를 조정한다. 이 형태의 대표적인 모델로는 Perceptron 과 Hopfield, BP 등이 있다.

자율학습이란 목표치 없이 학습 자료만을 입력하여 스스로 연결강도를 조정하는 학습법으로, 비슷한 입력패턴들이 같은 출력으로 학습되도록 연결강도를 변경한다. 대표적인 알고리즘으로는 Kohonen의 경쟁학습(competitive learning) 과 Grossberg의 ART(Adaptive Resonance Theory) 모델 등이 있다. Table 3.1 에 학습방법에 따른 대표적인 인공신경망 모델을 요약하였다.

Table 3.1. Classification of ANN models in terms of learning method.  
(Korea National Oil Corporation and Seoul National University, 2006).

<i>Learning Method</i>		<i>ANN Model</i>
<i>Supervised</i>	Hebb's rule	Boltzman machine
	Delta rule	Perceptron
	Generalized delta rule	Back propagation
.....		
<i>Unsupervised</i>	Competitive learning	ART
		Self-organizing model
		LVQ(Learning Vector Quantization)
		BAM(Bidirectional Associative Memory)

## 제 2 절 학습자료 및 자료처리

### 1. 학습자료 선정

인공신경망 모델의 학습에 이용될 학습 자료는 2006년 *Oil&Gas Journal*에 발표된 *Worldwide EOR Survey* 자료를 이용하였다. *Oil&Gas Journal*의 *Worldwide EOR Survey*는 1971년 최초 수행되었으며 1974년 이후 2년마다 한번씩 정기적으로 수행되고 있다(Moritis, 2006). 이 자료에는 회수증진사업의 간략한 사업개요와 주요 저류층 물성 외에도 사업의 진행정도(maturity) 및 성공 여부(project evaluation) 등이 포함되어 있다. 2006년 자료에 의하면 전 세계 303 곳의 현장에서 하루에 약 174만 배럴의 석유가 회수증진기법을 통해 생산되고 있으며 이를 세부 기법과 사업의 성공여부에 따라 Table 3.2와 같이 세분화할 수 있다.

인공신경망 모델의 학습 자료는 성공적인 회수증진사업을 대표할 수 있는 자료이어야 한다. 따라서 이 연구에서는 사업결과가 좋지 않거나 성공 여부를 판단할 수 없는 현장의 자료(TETT, discouraging, not evaluated)는 학습 자료에서 제외하고 성공적인 사업의 자료(success, promising)만을 이용하였다.

인공신경망 모델의 입력층 뉴런은 기법 선정에 있어 결정적인 요소인 저류층 특성 변수들로 구성하였다. 회수증진기법 선정에 영향을 미치는 주요 저류층 특성 변수들은 2장에서 검토한 바와 같이 저류층 심도와 온도, 공극률, 유체 투과율, 초기 원유포화도와 원유의 비중 및 점성도 등이므로 이들 변수 중 일부 변수가 누락된 현장의 자료는 학습 자료에서 제외하였다. 또한 일부 변수가 유일한 값이 아닌 최소-최대의 형태를 갖는 경우에는 최소-최대의 중간값을 이용하였다. 학습 효율의 향상을 위하여 적용 현장의 수가 10개 미만인 기법들은 학습 자료에서 제외하였다. 선처리 과정을 거친 자료의 분포는 Table 3.3과 같다.

Table 3.2. Classification of worldwide EOR projects by project evaluation  
(Moritis, 2006).

<i>EOR Method</i>	<i>Project Evaluation</i>					<i>Total</i>
	<i>Succ<sup>1)</sup></i>	<i>Prom<sup>2)</sup></i>	<i>TETT<sup>3)</sup></i>	<i>Disc<sup>4)</sup></i>	<i>N.E<sup>5)</sup></i>	
<i>Hot water</i>	3	-	-	-	-	<i>3</i>
<i>Steam</i>	92	9	4	6	8	<i>119</i>
<i>Combustion</i>	10	5	2	4	-	<i>21</i>
<i>Polymer</i>	7	7	1	0	5	<i>20</i>
<i>CO<sub>2</sub> miscible</i>	57	16	7	5	1	<i>86</i>
<i>HC miscible</i>	30	4	2	0	1	<i>37</i>
<i>N<sub>2</sub> miscible</i>	1	-	-	-	-	<i>1</i>
<i>Acid gas miscible</i>	-	1	-	-	-	<i>1</i>
<i>CO<sub>2</sub> immiscible</i>	2	6	-	-	-	<i>8</i>
<i>HC immiscible</i>	1	-	-	-	-	<i>1</i>
<i>N<sub>2</sub> immiscible</i>	1	1	-	-	2	<i>4</i>
<i>Microbial</i>	1	-	-	-	1	<i>2</i>
<i>Total</i>	<i>205</i>	<i>49</i>	<i>16</i>	<i>15</i>	<i>18</i>	<i>303</i>

1) Succ = Success

2) Prom = Promising

3) TETT = Too Early To Tell

4) Disc = Discouraging

5) N.E. = Not Evaluated

Table 3.3. Number of EOR projects after pre-screening

EOR Projects	Number
Steam	85
Hydrocarbon miscible	31
CO <sub>2</sub> miscible	48
Combustion	14
Polymer	12
Total	190

입력변수로 사용될 저류층 특성 변수의 적합성을 검증하기 위하여 저류층 특성 변수의 변화에 따른 각 기법의 분포도를 Figure 3.4~3.9에 나타내었다. 사용된 특성 변수들로는 저류층의 면적과 심도, 온도, 초기 원유포화도, 공극률, 유체투과율, 원유의 점성도 및 비중 등이며 이중 값의 분포가 큰 유체투과율과 점성도는 로그를 취하였다. 그림에서 알 수 있듯이 경계를 명확히 하기는 어려우나 저류층 면적을 제외한 모든 특성 변수에 의해서 각각의 기법들이 군집화됨을 확인할 수 있다. 따라서 분석에 사용된 특성 변수 중 저류층 면적을 제외한 일곱 가지 변수들을 인공신경망 모델의 입력자료로 선정하였다.

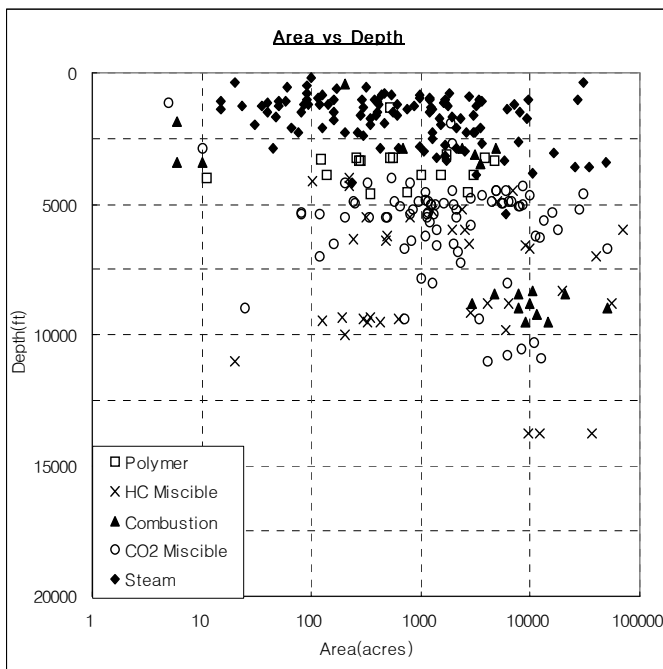


Figure 3.4. Area vs depth of producing EOR projects.

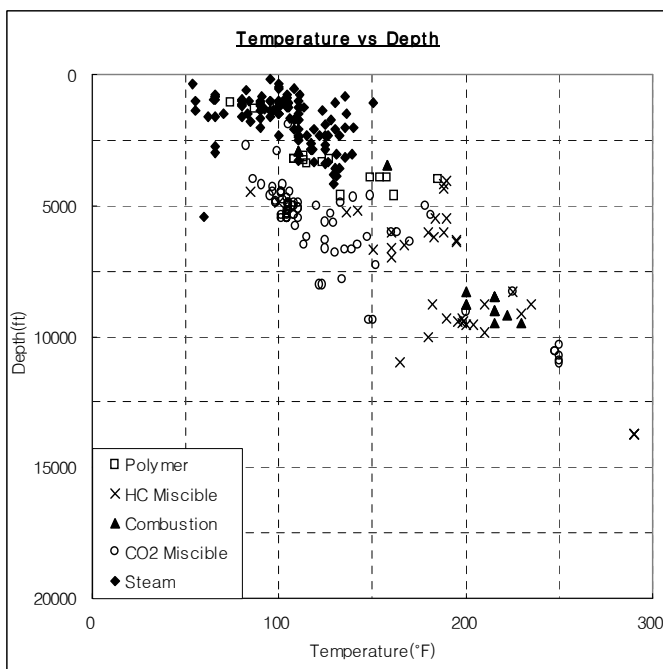


Figure 3.5. Temperature vs depth of producing EOR projects.

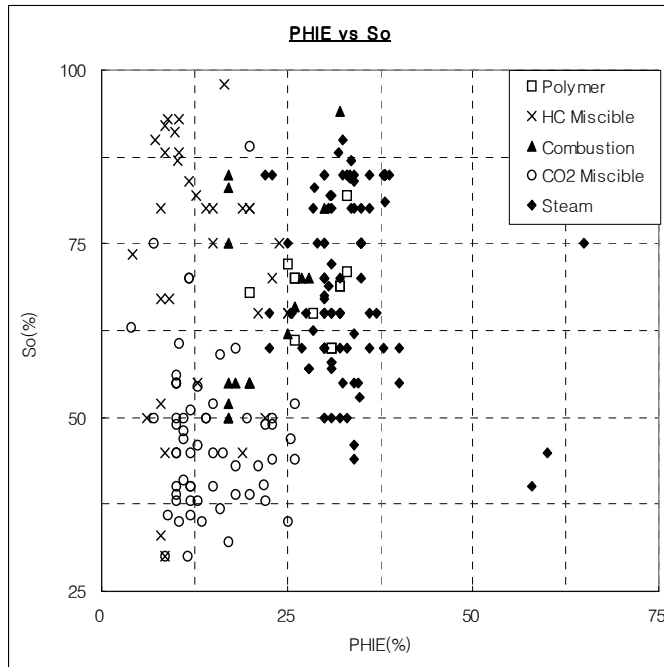


Figure 3.6. Porosity vs oil saturation of producing EOR projects.

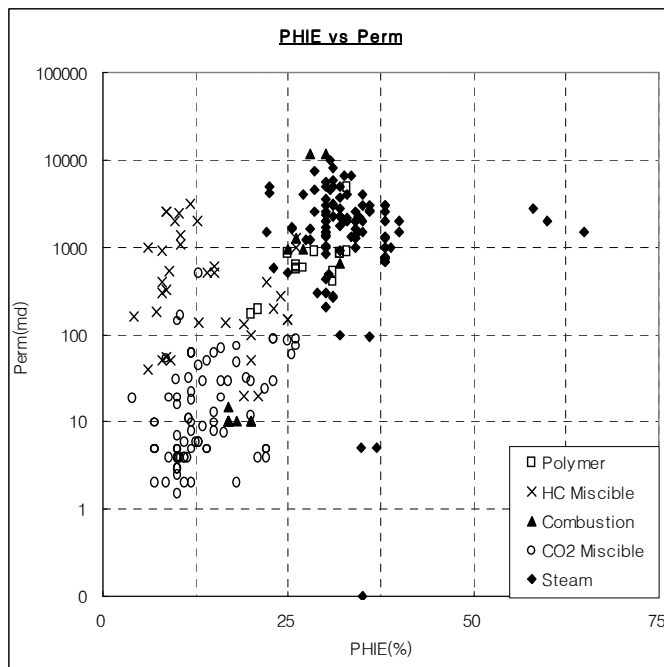


Figure 3.7. Porosity vs log permeability of producing EOR projects.



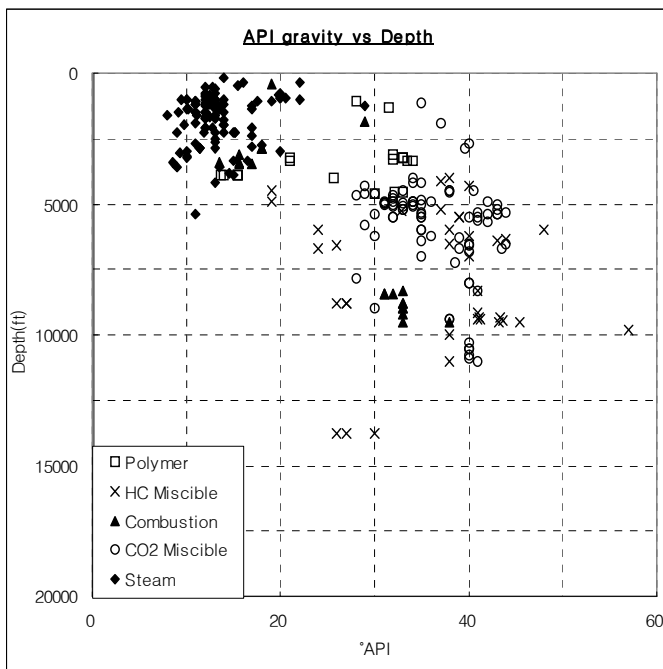


Figure 3.8. API gravity vs depth of producing EOR projects.

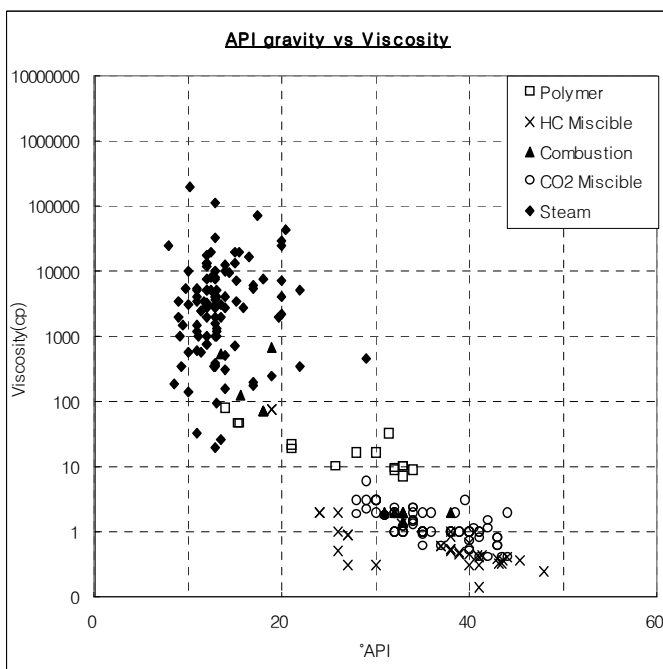


Figure 3.9. API gravity vs log viscosity of producing EOR projects.

학습에 이용될 자료를 선정하기 위하여 입력변수를 세분화한 후 값이 클수록 열공법이 우세한 분포를 갖는 특성들과 값이 작을수록 열공법이 우세한 분포를 갖는 특성들을 다시 조합하여 새로운 그룹화 변수를 생성하였다. 그룹화 변수를 이용한 학습 자료 선정과정은 Table 3.4와 같다.

Table 3.4. Data sampling by grouping variable

<i>STEP 1</i>	Divide the input variables as two sub-groups by their effects <ul style="list-style-type: none"> <li>· Group 1 : porosity, log permeability, oil saturation, log viscosity</li> <li>· Group 2 : depth, temperature, °API</li> </ul>
<i>STEP 2</i>	Multiply each group <ul style="list-style-type: none"> <li>· V1 : porosity × log permeability × oil saturation × log viscosity</li> <li>· V2 : depth × temperature × °API</li> </ul>
<i>STEP 3</i>	Generate the grouping variable dividing V1 by V2
<i>STEP 4</i>	Rank each data by grouping variable
<i>STEP 5</i>	Sample two per three data

Table 3.4의 방법을 이용하여 전체 자료의 약 2/3를 학습에 이용될 자료로 선정하였다. 충분한 학습을 위하여 선정된 자료의 수가 10개 미만인 기법들의 경우 학습에 이용될 자료의 수를 3/4까지 증가시켰다. 학습에 이용될 자료의 각 기법별 분포는 Table 3.5와 같으며 각 저류층 특성변수별 분포는 Table 3.6과 같다.

Table 3.5. Distribution of the training data by their type

EOR Projects	Before sampling	After sampling
Steam	85	56
CO <sub>2</sub> miscible	48	32
Hydrocarbon miscible	31	21
Combustion	14	10
Polymer	12	9
Total	190	128

Table 3.6. Ranges of reservoir parameters after data sampling

Parameters	Minimum	Average	Maximum
Reservoir depth, ft	200.0	4221.6	13,750.0
Reservoir temperature, °F	55.0	130.6	290.0
Porosity, %	4.0	23.7	65.0
Permeability, md	0.1	1,412.5	11,500.0
Initial oil saturation, % of OOIP	30.0	63.6	98.0
API gravity, °API	8.0	24.9	57.0
In-situ oil viscosity, cp	0.1	4170.3	100000.0

## 2. 학습자료 처리

인공신경망 모델의 입력자료는 주요 저류층 특성변수들을 이용하였다. 각각의 입력변수들은 학습과정 상의 수치적 안정성을 위하여 식 (3.1)에 의해 0과 1 사이로 정규화 하였다. 정규화된 각 변수들의 분포는 Table 3.7과 같다. 특별히 값의 분포가 큰 유체투과율과 점성도는 로그를 취하였다.

$$X_{new} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.1)$$

$X_{new}$  : Modified value of each parameter

$X$  : Real value of each parameter

$X_{min}$  : Minimum value of each parameter

$X_{max}$  : Maximum value of each parameter

Table 3.7. Ranges of input parameters used for training.

Parameters	Minimum	Average	Maximum
Reservoir depth	0.00000000	0.29679457	1.00000000
Reservoir temperature	0.00000000	0.32169215	1.00000000
Porosity	0.00000000	0.32263064	1.00000000
Log permeability	0.00000000	0.67197284	1.00000000
Initial oil saturation	0.00000000	0.49469210	1.00000000
API gravity	0.00000000	0.34587851	1.00000000
Log viscosity	0.00000000	0.44759620	1.00000000

학습에 이용될 출력층의 뉴런은 평가대상인 회수증진기법으로 구성하였다. 이 연구에서는 학습의 효율성을 위하여 Table 3.5와 같이 다섯 가지의 기법을 고려하였으므로 출력층 뉴런은 다섯 개로 설계하였다. 주어진 입력자료에 대하여 출력층의 목표치는 실제 적용된 기법에 해당하는 뉴런에서는 +1의 값을 갖고 다른 뉴런에서는 -1의 값을 갖도록 설계하였다. 초기 수렴기준은  $10^{-3}$ 으로 설계하였으며 이후 수렴기준에 따른 민감도를 분석하기 위하여  $10^{-6}$ 까지 변화시키며 학습을 수행하였다.

### 제 3 절 학습 알고리즘

인공신경망의 학습에 있어 가장 중요한 요소는 연결 강도의 갱신이다. 신경망이 학습을 한다는 것은 주어진 입력자료에 대한 전체 오차를 최소화시키는 연결강도의 최적화 문제로 생각할 수 있다(한학용, 2005). 이러한 신경망의 학습과정은 신경망의 구조와 학습 알고리즘에 의해 좌우된다.

이 연구에서는 다양한 공학 분야에서 널리 활용되는 역전파 신경망을 이용하였다. 역전파 신경망은 출력층의 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하는 한편, 출력층의 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결강도를 변경하는 신경망이다. 역전파 신경망을 이용한 신경망의 학습은 크게 1) 학습패턴을 입력하여 출력을 구하고, 2) 출력과 목표치의 오차를 구한 후, 3) 오차를 역방향으로 전파시켜 출력층과 은닉층의 연결강도를 변경하는 3단계로 진행된다. 이런 학습 오차의 역전파로 인하여 역전파 신경망을 순환 구조의 신경망으로 오해하기 쉬우나 단지 학습 과정에서만 오차가 역방향으로 전파될 뿐 학습이 완료된 후 시뮬레이션 단계에서는 입력이 순방향으로 진행되면서 출력을 구하는 순방향 신경망 구조이다(오창석, 2000).

기본적으로 역전파 신경망의 연결강도 갱신은 오차의 역전파 과정에서 이루어지며 오차가 정해진 수렴 기준에 도달할 때까지 이를 반복하여 시스템을 안

정시킨다. 문제의 특성에 따라 다양한 형태의 알고리즘들이 개발되어 왔으며 이중 주어진 문제에 적합한 알고리즘을 선정하는 일은 여전히 어려운 일이다. 현재 다양한 공학분야에서 많이 사용되고 있는 대표적인 알고리즘으로는 Levenberg-Marquardt 알고리즘과 SCG을 들 수 있는데, 일반적으로 함수 근사화 문제에서는 Levenberg-Marquardt 알고리즘이, 패턴 인식 분야에서는 SCG 알고리즘이 효율적인 것으로 알려져 있다. 이 연구에서는 초기 연결강도에 의한 국부 최적해의 위험이 적은 SCG 알고리즘을 이용하였다.

## 제 4 절 인공신경망 모델 구조 및 학습 결과

### 1. 인공신경망 모델 구조

인공신경망의 구조는 신경망의 성능에 상당한 영향을 미친다. 단순히 생각하면 인공신경망의 구조가 복잡할수록, 즉 층의 수가 많거나 각각의 층에 많은 뉴런이 존재할수록 신경망의 성능이 개선될 것으로 여겨지나 실제로는 오히려 학습이 되지 않는 경우도 있으며 학습이 되었다고 하더라도 많은 연산으로 인해 처리시간이 느려지는 단점이 있을 수 있다.

특수한 경우를 제외하고 입력층과 출력층의 수는 하나이며 각 층의 뉴런수 역시 직관적으로 산출할 수 있다. 이 연구에서는 인공신경망 모델의 입력변수로 회수증진기법 선정에 있어 핵심요소인 주요 저류층 특성 변수로 설계하였다. 앞에서 살펴본 바와 같이 기법 선정에 영향을 미치는 주요 저류층 변수로는 저류층 심도 및 온도와 공극률, 유체투과율, 초기 원유포화도, 저류층 원유의 비중 및 점성도 등 총 7가지의 변수로 요약할 수 있으며 이에 따라 입력층 뉴런의 수는 7개로 설계하였다.

출력층의 뉴런은 적용된 기법들로 설계하였다. 현재 적용되는 기법들은 주입 물질 및 메커니즘에 따라 11개의 형태(Table 3.2)로 분류할 수 있으나, 이 연구

에서는 학습 자료의 수가 10개 미만인 기법들은 학습자료에서 제외하였다. 출력층 뉴런의 수는 다섯 개로 설계하였으며 세부 기법들은 Table 3.5와 같다.

인공신경망 모델 개발에 있어 적절한 은닉층의 수와 각각의 은닉층에 적절한 수의 뉴런을 배치하는 일은 매우 어려운 일이다. 이에 대한 명확한 해답은 아직 없으며 은닉층의 수와 각 층의 뉴런의 수를 변경하면서 최적의 값을 찾는 과정이 요구된다(오창석, 2000).

이 연구에서는 최적의 신경망 구조를 도출하기 위하여 은닉층의 수와 은닉층 뉴런의 수를 점차 증가시키면서 신경망의 성능을 비교하였다. 초기 모델로는 한 개의 은닉층에 5개의 뉴런을 배치하였으며 이후 뉴런의 수를 30개까지 5개씩 증가시켰다. 인공신경망 모델 설계 및 학습은 MathWorks사의 MATLAB 7.0을 이용하였다. 은닉층 내 뉴런의 수를 30개까지 증가시키며 신경망의 학습을 수행한 결과 은닉층의 수가 하나일 때 오차가 초기 연결강도인  $10^{-3}$ 에 도달하지 않았다.

은닉층의 수를 두 개로 증가시키며 각각의 은닉층에 뉴런을 5개씩 배치하였다. 활성화함수로는 입력층과 첫 번째 은닉층 사이에는 양극성 시그모이드 함수를, 첫 번째 은닉층과 두 번째 은닉층 사이에는 단극성 시그모이드 함수를, 두 번째 은닉층과 출력층 사이에는 선형 함수를 이용하였다. 각 층의 최대 뉴런 수를 각각 15개로 제한한 후 학습을 수행한 결과 두 은닉층 모두 뉴런의 수가 8개 이상일 때 초기 수렴기준인  $10^{-3}$ 에 도달하였다. 은닉층 뉴런 수 변화에 따른 민감도를 Figure 3.10에 나타내었다. 첫 번째 은닉층 뉴런의 수가 여덟 개 이상일 때 모델의 성능은 큰 변화를 보이지는 않으나 첫 번째 은닉층의 뉴런 수가 10개일 때와 두 번째 은닉층의 수가 8개일 때 모델이 비교적 안정적으로 수렴함을 확인할 수 있다. 이에 첫 번째 은닉층의 수가 10개, 두 번째 은닉층의 수가 8개인 인공신경망 모델을 기본 모델로 선정하였다.

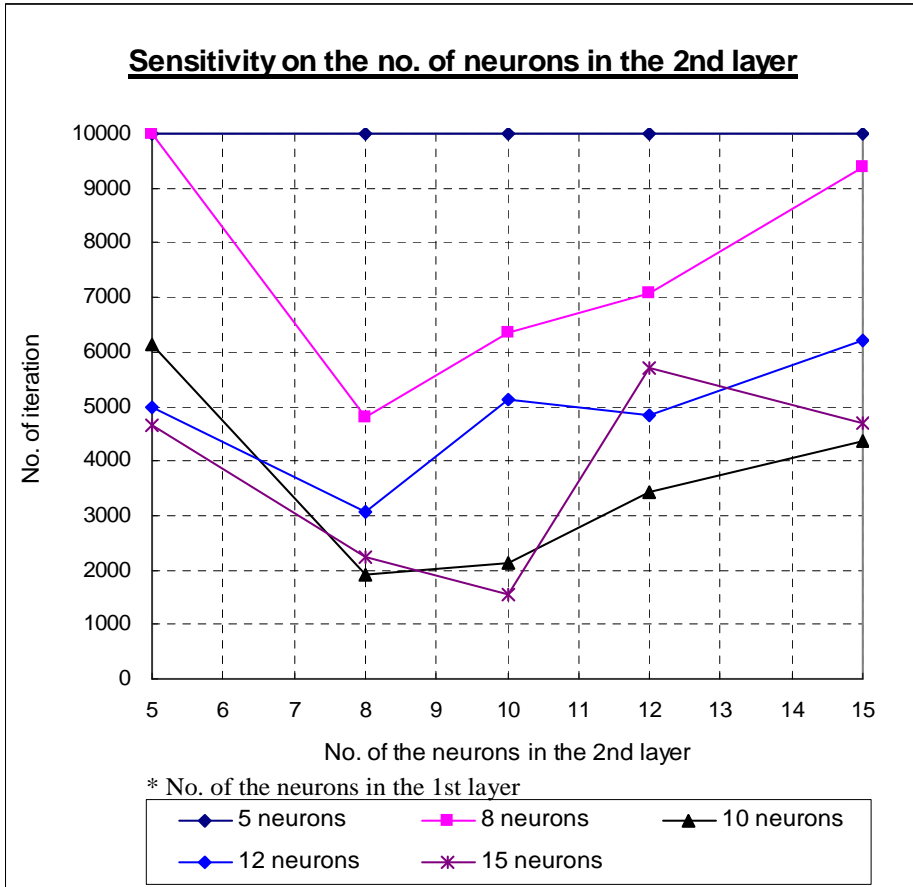


Figure 3.10. Sensitivity on the no. of neurons in the hidden layers.



인공신경망 모델의 구조를 결정한 후 학습 시 수렴기준 변화에 따른 인공신경망 모델의 예측성능을 비교하였다. 이는 학습 시 수렴기준을 지나치게 작게 설정할 경우 과도학습(over-training)의 결과가 발생하며, 지나치게 크게 설정할 경우 불충분학습(under-training)의 결과가 발생하기 때문이다.

수렴기준 변화에 따른 인공신경망 모델의 예측성능 비교를 위하여 수렴기준을  $10^{-3}$ 에서  $10^{-6}$ 까지 변화시키며 신경망의 학습을 수행한 후, 회수증진기법이 성공적으로 적용된 자료 중 학습에 이용되지 않은 62개 현장자료를 대상으로 실제 성공적으로 적용된 기법과 신경망의 예측결과를 비교하였다(Table 3.8). 주어진 수렴기준에 의해 학습된 신경망 모델은 모든 기준 범위 이내에서 약 87% 이상의 높은 예측성능을 나타내었으며 특히  $10^{-4}$ 으로 수렴기준을 설계하였을 때 모델이 예측성능이 가장 우수하게 나타났다.

Table 3.8. Prediction performance according to convergence criteria

Convergence criteria	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$
Total	62	62	62	62
Success	54(87%)	57(92%)	56(90%)	56(90%)
Failed	8(13%)	5(8%)	6(10%)	6(10%)

Figure 3.11은 최소 수렴기준인  $10^{-6}$ 까지 반복 학습에 따른 인공신경망 모델의 오차 거동을 나타낸 것이다. 오차가  $10^{-4}$ 까지는 신경망 모델이 급격히 수렴하였으나 이후 수렴속도가 점차 완만해짐을 확인할 수 있다. 학습되지 않은 자료에 대한 신경망의 예측결과와 학습 시 오차거동으로부터 수렴기준이  $10^{-4}$  이하일 때 신경망이 과도학습 될 수 있음을 예측할 수 있다. 이로부터 은닉층의 수가 2개이고 각각의 은닉층에 배치된 뉴런의 수가 첫 번째 은닉층에서는 10개, 두 번째 은닉층에서는 8개이며 수렴기준이  $10^{-4}$ 로 학습된 인공신경망 모델을 최종모델로 결정하였다.

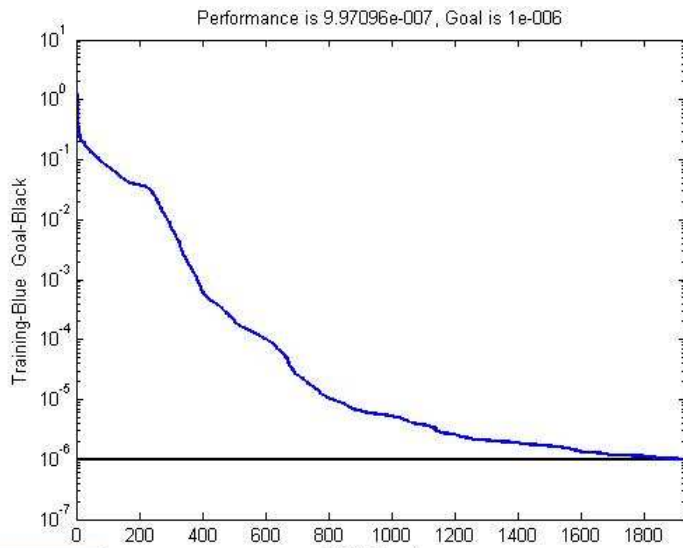


Figure 3.11. Error performance of the ANN model during the training.

## 제 4 장 인공신경망 모델 평가 및 적용

개발된 인공신경망 모델의 적용성을 평가하고자 한다. 개발된 모델은 4계층 인공신경망 모델로 입력층은 7개 뉴런으로, 첫 번째 은닉층은 10개, 두 번째 은닉층은 8개, 출력층은 6개 뉴런으로 구성되며, 학습 시 수렴기준은  $10^{-4}$ 으로 학습된 신경망 모델이다.

### 제 1 절 인공신경망 모델 평가

먼저 학습되지 않은 자료에 대하여 인공신경망 모델의 예측성능을 평가하였다. 이 연구에서 개발한 인공신경망 모델은 3장의 수렴기준에 따른 신경망 모델의 예측성능 비교 시 살펴본 바와 같이 학습되지 않은 자료에 대한 예측결과 약 92%로 매우 높은 예측성능을 나타내었다. 각 기법별 예측결과를 세분화하여 Table 4.1에 나타내었다. Table 4.1에서 알 수 있듯이 개발된 인공신경망 모델은 모든 기법에서 매우 우수한 예측성능을 나타내었다.

Table 4.1. Prediction performance of the ANN model for the new data.

Results	Successful	Failed	Total
Steam	26(90%)	3(10%)	29
CO <sub>2</sub> Miscible	16(100%)	0(0%)	16
Hydrocarbon Miscible	8(80%)	2(20%)	10
Combustion	4(100%)	0(0%)	4
Polymer	3(100%)	0(0%)	3
Total	57(92%)	5(8%)	62

입력자료의 불확실성에 대한 모델의 적용성을 평가하기 위하여 오차시험을 수행하였다. 이는 측정과정에서 발생한 오차 및 저류층의 공간적 비균질성 (heterogeneity) 등으로 인한 저류층 물성의 불확실성을 고려하기 위하여 수행하였으며 결과를 Figure 4.1에 나타내었다. 학습자료에 점진적으로 오차를 증가시키며 신경망 모델의 예측성능을 비교한 결과 개발된 신경망 모델은 30% 이내의 오차범위 내에서 80% 이상의 높은 적중률을 나타내었다. 이는 신경망 모델이 다수의 불확실성이 존재하는 입력자료 조건에서도 성공적으로 적합한 회수증진기법을 선정할 수 있음을 나타낸다.

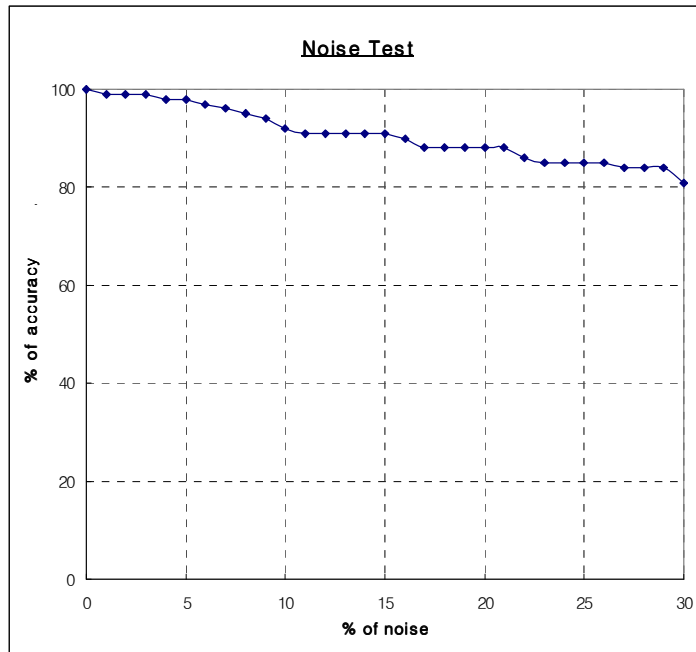


Figure 4.1. Accuracy performance of the noise test.

## 제 2 절 현장적용 결과

이 연구에서 개발된 인공신경망 모델을 전 세계적으로 성공적인 회수증진사업으로 평가받고 있는 현장 중 학습에 이용되지 않은 현장 자료를 대상으로 적용하여 적합한 기법을 예측하였다. 적용 지역은 세계 최대 오일샌드 생산지역인 Cold Lake와 대표적 이산화탄소주입법 적용지역인 Wason Denver, 미국 내 3대 원유 생산지역인 Midway-Sunset이다. 주요 저류층 특성은 Table 4.2와 같다. Cold Lake와 Wason Denver는 공극률을 불확실한 변수로 가정하였으며 Midway-Sunset은 원유의 점성도를 불확실한 변수로 가정하였다.

Table 4.2. Reservoir characteristics for model application

Field	Cold Lake <sup>[1]</sup>	Wason Denver <sup>[1]</sup>	Midway-Sunset <sup>[2]</sup>
Location	Canada	TX, USA	CA, USA
Operator	Imperial Oil	Occidental	Berry
Formation type	U.S	Dolomite	S
Depth, ft	1,509	5,200	1,000
Temperature, °F	55	105	101
Porosity, %	N.A	N.A	30
Permeability, md	1,500	8	2,500
Oil saturation, %	70	51	68
API gravity	10.2	33	12
Oil viscosity, cp	10,000	1.2	N.A

※ Data source

[1] Korea National Oil Corporation and University of Texas, 2006

[2] Moritis, 2006

## 1. Cold Lake

Cold Lake는 캐나다 앨버타주에 위치하는 세계 최대 오일샌드 매장지역으로 높은 원유 점성도 및 낮은 심도로 인하여 주로 주기적증기자극법에 의해 생산된다. 이외에도 SAGD, LASER 등이 꾸준히 시험 중에 있으며 현재까지 개발된 유정은 약 3,800개로 알려져 있다.

이 지역의 저류층 특성변수 중 공극률을 불확실 변수로 가정하고 일반적인 범위인 10%에서 50%까지 공극률을 변화시키며 적합한 기법을 예측하였다. 적용된 전 구간에서 개발된 인공신경망 모델은 증기를 이용한 열공법을 적합한 기법으로 예측하였다.

## 2. Wason Denver

Wason Denver는 미국 텍사스주에 위치하는 유전으로 Occidental사에 의해 운영되고 있다. 상대적으로 깊은 심도와 가벼운 원유 성분 등으로 인하여 이산화탄소주입법 또는 탄화수소주입법 등이 적용 가능할 것으로 예측되며 실제로 이 지역에서는 이산화탄소주입법에 의해 석유를 생산하고 있다.

이 지역의 저류층 특성변수 중 공극률을 불확실 변수로 가정하고 10%에서 50%까지 범위를 변화시키며 적합한 기법을 예측하였다. 인공신경망 모델은 적용된 전 구간에서 이산화탄소주입법을 적합한 기법으로 예측하였다.

## 3. Midway-Sunset

Midway-Sunset은 캘리포니아 내 최대 유전으로 미국 내 3대 유전 중 하나이다. 이 지역은 최초 1894년에 발견된 이래 총 약 30억 배럴의 원유가 생산되었으며 2006년말 매장량은 약 5억8천만배럴로 알려져 있다.

이 지역의 경우 원유 점성도를 불확실 변수로 가정하고 인공신경망 모델을 이용하여 적합한 기법을 예측하였다. 원유의 비중을 고려하여 최소 10 cp에서 100,000 cp까지 원유 점성도를 변화시키며 시뮬레이션을 수행한 결과 원유 점성도에 따라 10 ~ 100 cp 사이에는 지하연소법, 1,000 cp 이상에서는 증기를 이용한 열공법이 적합한 것으로 나타났다. 인근 지역의 자료로부터 이 지역의 점성도는 1,000 cp 이상인 것으로 추정되며 현장에서는 증기를 이용한 열공법이 적용되었다.

## 제 5 장 결 론

일반적으로 석유 회수증진사업의 잠재 대상이 결정되면 가용한 자료를 바탕으로 적합한 회수증진기법을 선정하기 위한 선별(screening) 작업을 수행한다. 필요할 경우 이후 추가적인 저류층 특성화 과정을 통해 특정 기법을 선정하며 선정된 기법에 대해서 저류암과 유체시료를 대상으로 한 실험실 유동실험을 수행한다. 이후 구축된 저류층 모델을 기초로 한 유동 시뮬레이션을 통해 회수량과 운영조건에 대한 민감도 분석 등을 수행하며 full-scale 규모의 생산을 수행하기 전에 pilot 시험을 수행하여 예측결과와 비교한다.

이 논문에서는 상기 과정을 보다 효율적으로 수행하기 위하여 사업초기 가용한 최소한의 저류층 정보만으로 저류층 특성에 적합한 기법을 예측할 수 있는 인공지능망 모델을 개발하였다. 이 논문의 연구결과는 크게 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. 인공지능망의 입력자료 선정을 위하여 현재까지 개발되어 온 회수증진기법의 종류와 각 기법의 기술적 특성을 요약하였다. 현재 적용되고 있는 주요 회수증진기법으로는 증기를 이용한 열공법과 지하연소법, 이산화탄소주입법, 탄화수소주입법, 폴리머주입법 등이 있으며 이에 영향을 미치는 주요 저류층 변수로는 저류층 심도와 온도, 공극률, 유체투과율, 초기 원유포화도, 원유의 점성도 및 비중 등이 있다.
2. 학습에 활용 가능한 전체 자료 중 약 ⅔의 자료를 학습자료로 선별하였다. 인공지능망의 입력층은 회수증진기법 선정에 영향을 미치는 7가지 주요 저류층 변수로 설계하였으며 출력층은 평가대상인 5가지 회수증진기법으로 설계하였다.



3. 다양한 조건을 대상으로 반복적인 학습 및 예측성능 비교에 의하여 하나의 입력층과 출력층, 두 개의 은닉층으로 구성된 4계층 신경망을 개발하였다. 은닉층 뉴런의 수는 각각 10개와 8개로 구성하였다. 신경망 구조는 다양한 공학 분야에서 널리 활용되고 있는 역전파 신경망을 이용하였으며, 학습 알고리즘은 SCG 알고리즘을 이용하였다.
4. 학습과정에서 수렴기준에 대한 민감도를 평가하기 위하여 수렴기준을  $10^{-3}$ 에서  $10^{-6}$ 으로 변화시킨 후 예측성능을 비교하였다. 수행결과 수렴기준이  $10^{-4}$ 인 모델의 예측성능이 약 92%로 가장 높게 나타났다.
5. 입력자료의 오차를 점차 증가시키며 오차시험을 수행하였다. 이는 사업초기 저류층 특성변수에 포함될 수 있는 오차에 대한 모델의 적용성을 평가하기 위함이며 오차시험 결과 인공신경망 모델은 약 30%의 오차를 포함한 입력자료에 대해서도 80% 이상의 높은 적중률을 나타내었다.
6. 개발된 인공신경망을 토대로 대표적인 회수증진사업 현장자료에 적용하였다. 불확실 변수를 포함한 현장 자료에 대해서 개발된 인공신경망 모델은 실제 현장에서 성공적으로 적용된 회수증진기법을 정확하게 예측하였다.

이 논문에서 개발한 인공신경망 모델은 사업 초기 적합한 회수증진기법을 선정하기 위한 일부 과정을 대신하거나 혹은 유동실험 및 시뮬레이션 결과와 비교하기 위한 유용한 도구로 활용할 수 있다. 향후 사업수가 부족한 기법의 자료를 추가적으로 확보하여 개발된 모델을 지속적으로 보완한다면 석유 회수증진기법 선정을 위한 도구로 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

## 참고문헌

오창석, 2000, *뉴로 컴퓨터 개론*, 제1판, 내하출판사, 서울, pp. 20-22, 274-290.

임종세, 2007, “석유회수증진(EOR) 기술 동향,” 석유, 한국석유공사, 제23권 제1호, pp. 123-142.

임종세, 이종용, 이원규, 2006, “열공법을 이용한 석유 증진회수기술 현황,” 제87회 한국지구시스템공학회 추계학술발표회 논문집, 한국지구시스템공학회, 강원랜드, 강원, 11월 14일, pp. 207-212.

한국석유공사, 서울대학교, 2007, *인공신경망을 이용한 추가 시추위치 최적화 기법 연구*, 한국석유공사, 경기, p. 16.

한국석유공사, 텍사스주립대, 2007, *CO<sub>2</sub> 및 폴리머를 이용한 회수증진 연구(I)*, 한국석유공사, 경기, p. 52, p.187.

한국해양대학교, 2006, *비재래 에너지원 기술현황 분석*, 산업자원부, 경기, pp. 279-329.

한학용, 2005, *패턴인식 개론: MATLAB 실습을 통한 입체적 학습*, 한빛미디어, 서울.

Alvarado, V., Ranson, A., Hernández, K., Manrique, E., Matheus, J., Liscano, T., and Prospero, N., 2002, “Selection of EOR/IOR Opportunities Based on Machine Learning,” paper SPE 78332 presented at the *SPE 13th European Petroleum Conference*, Aberdeen, Scotland, UK, October 29-31.

Bondor, P.L., Hite, J.R., and Avasthi, S.M., 2005, "Planning EOR Projects in Offshore Oil Fields," paper SPE 94637 presented at the *Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference*, Rio de Janeiro, Brazil, June 20-23.

Broome, J.H., Bohannon, J.M., and Stewart, W.C., 1986, "The 1984 Natl. Petroleum Council Study on EOR: An Overview," *JPT*, Volume 38, Number 8, pp. 869-874.

Bryant, R.S., 1991, "MEOR Screening Criteria Fit 27% of U.S Oil Reservoirs," *Oil & Gas Journal*, Volume 89, Issue 15.

Doe, P.H., Carey, B.S., and Helmuth, E.S., 1987, "The 1984 Natl. Petroleum Council Study on EOR: Chemical Processes," *JPT*, Volume 39, Number 8, pp. 976-980.

Elemo, R.O., and Elmtalab, J., 1993, "A Practical Artificial Intelligence Application in EOR Projects," *SPE Computer Applications*, October.

Goodlett, G.O., Honarpour, F.T., Chung, F.T., and Sarathi, P.S., 1986, "The Role of Screening and Laboratory Flow Studies in EOR Process Evaluation," paper SPE 15172 presented at the *Rocky Mountain Regional Meeting*, Billings, Montana, USA, May 19-21.

Green, D.W. and Willhite, G.P., 1998, *Enhanced Oil Recovery*, SPE Textbook Series, Richardson, Texas, USA, pp. 1-11, 100-101, 186-187, 239-240, 301-302.

Guerillot, D.R., 1988, "EOR Screening With an Expert System," paper SPE 17791 presented at the *Symposium on Petroleum Industry Applications of Microcomputers*, San Jose, California, USA, June 27-29.

Heller, J.J., and Taber, J.P., 1986, "Influence of Reservoir Depth on Enhanced Oil Recovery by CO<sub>2</sub> Flooding," paper SPE 15001 presented at the *Permian Basin Oil & Gas Conference*, Midland, Texas, USA, March 13-14.

Hite, J.R., Avasthi, S.M., and Bondor, P.L., 2004, "Planning EOR Projects," paper SPE 92006 presented at the *International Petroleum Conference*, Puebla, Mexico, November 8-9.

Holm, L.W., and Josendal, V.A., 1974, "Mechanisms of Oil Displacement By Carbon Dioxide," *JPT*, Volume 26, Number 12, pp. 1427-1438.

Holm, L.W., and Josendal, V.A., 1982, "Effect of Oil Composition on Miscible-Type Displacement By Carbon Dioxide," *JPT*, Volume 22, Number 1, pp. 87-98.

Hyne, N.J., 2001, *Non Technical Guides to Petroleum Geology, Exploration, Drilling and Production*, 2nd Edition, Pennwell Books, Tulsa, Oklahoma, USA.

King, J.E., Blevins, T.R., and Britton, M.W., 1984, “The National Petroleum Council EOR Study: Thermal Processes,” paper SPE 13242 presented at the *59th Annual Technical Conference and Exhibition*, Houston, Texas, USA, September 16–19.

Kuuskräa, V., 2006, “Undeveloped US Oil Resources: A Big Target for Enhanced Oil Recovery”, *World Oil*, Volume 277, Number 8.

Lake, L.W., 1989, *Enhanced Oil Recovery*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA.

Lèautè, R.P., 2002, “Liquid Addition to Steam for Enhancing Recovery of Bitumen with CSS: Evolution of Technology from Research Concept to a Field Pilot at Cold Lake,” paper SPE 79011 presented at the *International Thermal Operations and Heavy Oil Symposium and International Horizontal Well Technology Conference*, Calgary, Alberta, Canada, November 4–7.

Maerker, J.M., and Gale, W.W., 1990, “Surfactant Flood Process Design for Loudon,” paper SPE 20218 presented at the *SPE/DOE Joint Symposium for Enhanced Oil Recovery*, Tulsa, Oklahoma, USA, April 22–25.

Mohaghegh, S., 2000, “Virtual-Intelligence Applications in Petroleum Engineering: Part1-Artificial Neural Networks,” *JPT*, Volume 52, Number 9, pp. 64–73.

Moritis, G., 2006, "Worldwide EOR Survey," *Oil&Gas Journal*, Volume 104, Issue 15, pp. 45-57.

Nasr, T.N. and Ayodele, O.R., 2005, "Thermal Techniques for the Recovery of Heavy Oil and Bitumen," paper SPE 97488 presented at the *International Improved Oil Recovery Conference in Asia Pacific*, Kuala Lumpur, Malaysia, December 5-6.

Reppert, T.R., Bragg, J.R., Wilkinson, J.R., Snow, T.M., Maer Jr., N.K., and Gale, W.W., 1990, "Second Ripley Surfactant Flood Pilot Test," paper SPE 20219 presented at the *SPE/DOE Joint Symposium for Enhanced Oil Recovery*, Tulsa, Oklahoma, USA, April 22-25.

Robi, F.W., Emanuel, A.S., and Van Meter Jr., O.E., 1986, "The 1984 Natl. Petroleum Council Estimate of Potential EOR for Miscible Processes," *JPT*, Volume 38, Number 8, pp. 875-882.

Shokir, E.M., Goda, H.M., Sayyoub, M.H., and Fattah, Kh.A., 2002, "Selection and Evaluation EOR Method Using Artificial Intelligence," paper SPE 79163 presented at the *26rd Annual International Technical Conference and Exhibition*, Abuja, Nigeria, August 5-7.

Sorbie, K.S., 1991, *Polymer-Improved Oil Recovery*, Blackie, CRC Press Inc.

Stalkup Jr., F.I., 1983, "Status of Miscible Displacement," *JPT*, Volume 35, Number 4, pp. 815-826.

Surguchev, L., and Li, L., 2000, "IOR Evaluation and Applicability Screening Using Artificial Neural Networks," paper SPE 59308 presented at the *SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium*, Tulsa, Oklahoma, USA, April 3-5.

Taber, J.J., and Martin, F.D., 1983, "Technical Screening Guides for the Enhanced Recovery of Oil," paper SPE 12069 presented at the *58th Annual Technical Conference and Exhibition*, San Francisco, California, USA, October 5-8.

Taber, J.J., Martin, F.D., and Seright, R.S., 1996, "EOR Screening Criteria Revisited - Part1: Introduction to Screening Criteria and Enhanced Recovery Field Projects," paper SPE 35385 presented at the *SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium*, Tulsa, Oklahoma, USA, April 21-24.

Taber, J.J., Martin, F.D., and Seright, R.S., 1996, "EOR Screening Criteria Revisited - Part2: Application and Impact of Oil Prices," paper SPE 39234 presented at the *SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium*, Tulsa, Oklahoma, USA, April 21-24.

Turta, A., 2005, "Toe to Heel Displacement Process: Novel Oil Recovery for Heavy Oil and Oil Sands," presented at the *CHOA Technical Lunch*, October 12.

Wyatt, K., Pitts, M.J., and Surkalo, H., 1995, "Alkaline-Surfactant-Polymer Technology Potential of the Minnelusa Trend, Powder River Basin," paper SPE 29565 presented at the *Rocky Mountain Region/Low Permeability Reservoirs Symposium*, Denver, Colorado, USA, March 20-22.

Yelling, W.F. and Metcalfe, R.S., 1980, "Determination and Prediction of the CO<sub>2</sub> Minimum Miscibility Pressures," *JPT*, Volume 32, Number 1, pp. 160-168.



## 감사의 글

일과 병행하여 논문을 진행한다는 것이 제게는 아직 쉬운 일이 아님을 논문을 작성하면서 많이 느꼈습니다. 최선을 다했다고 스스로 위로해보지만 돌아보면 여전히 아쉬움이 많이 남습니다. 많은 분들의 격려와 도움이 있었기에 부족하나마 한 편의 논문을 작성할 수 있었습니다. 도움을 주신 많은 분들께 진심으로 감사드립니다.

처음 실험실에 들어온 이후 지난 5년 여 동안 열정적인 가르침과 따뜻한 배려로 부족한 제자를 지도해주시는 임종세 교수님께 진심으로 감사의 인사를 드립니다. 바쁘신 와중에도 심사를 맡아주시고 세심한 지도와 배려를 아끼지 않으신 장원일 교수님과 윤지호 교수님, 학부 및 대학원 생활동안 큰 가르침을 주신 신성렬 교수님과 김성운 교수님께도 진심으로 감사드립니다.

논문을 작성하도록 배려와 격려를 아끼지 않으신 이성숙 박사님께 깊은 감사를 드립니다. 즐거운 마음으로 업무에 전념하도록 힘이 되어주시는 심재현 박사님께 깊은 감사를 드립니다. 두 분 팀장님의 배려로 논문을 작성할 수 있었습니다. 진심으로 감사드립니다. 어려운 문제를 만날 때면 늘 해결책을 알려주실 것 같은, 영원한 멘토 남상호 과장님께 깊은 감사를 드립니다. 바쁘신 와중에도 세심한 조언을 아끼지 않으신 장일식 박사님, 작은 일 하나에도 진심으로 공감해주시는 박재한 대리님께 감사드립니다. 여전히 배울 점이 너무 많은 유쾌한 유상훈 박사님, 1년이 넘는 시간동안 늘 옆에서 큰 힘이 되어주시는 손봉기 박사님, 곧 박사가 될 예멘사무소 이상일 님께도 감사의 마음을 전합니다.

한참 어린 후배와 동기가 되어 기쁠 때나 힘들 때나 함께해 온 승룡이형, 늘 옆에서 후배의 푸념과 주사를 받아주는 지영누나, 항상 밝은 미소로 반겨주는

고생 많은 정주누나에게도 고마움을 전합니다. 함께 논문쓰느라 고생이 많았던 민혁이형에게 축하와 고마운 마음을 보냅니다. 어려운 여건속에서도 학업에 전념하고 있는 후배들, 선아, 광원, 판상, 기하, 지훈, 순일에게도 고마움을 전하며 부족한 이 논문이 조금이나마 힘이 되었으면 합니다. 특별히 부족한 저를 믿고 굳은 일도 싫은 기색 한 번 없이 따라 준 든직한 후배 현종이와 동건이에게 이제야 고맙다는 말을 전하며 글을 마칩니다.