



석탄층 메탄가스 저류층의 생산방법 선정을 위한 지능형 시스템 개발

김창재 · 김정균* · †이정환

전남대학교 에너지자원공학과, *한국가스공사 연구개발원
(2013년 12월 13일 접수, 2014년 1월 21일 수정, 2014년 1월 23일 채택)

Development of Intelligent System to Select Production Method in Coalbed Methane Reservoir

Chang-Jae Kim · Jung-Gyun Kim* · †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 13, 2013; Revised January 21, 2014; Accepted January 23, 2014)

요 약

석탄층 메탄가스 저류층의 개발을 위해서는 석탄층 특성에 부합하는 생산방법을 적용하는 것이 중요하지만 대부분의 개발현장에서는 경험적인 판단에 의존하여 생산방법을 선정하고 있어 결과에 대한 신뢰도가 떨어질 뿐만 아니라 복잡한 시뮬레이션 해석을 통해 최적 생산방법을 규명해야 하는 등의 많은 시간과 노력이 필요하다는 문제점이 있다. 이에 본 연구에서는 인공지능경망을 활용하여 석탄층 메탄가스 최적 생산방법을 선정하기 위한 지능형 시스템을 개발하였다. 시스템 개발에 앞서 문헌 조사를 통해 석탄층 메탄가스 생산방법 선정 가이드라인을 분석하였고, 이를 활용하여 시추 방법과 유정완결법 선정 시스템, 수압파쇄공법 수행시 파쇄액 선정 시스템을 개발하였다. 개발된 생산방법 선정 시스템의 타당성 평가 결과, 높은 정확도를 나타냄으로써 본 연구에서 개발된 생산방법 선정 시스템은 향후 석탄층 메탄가스의 개발에 앞서 석탄층 특성에 부합하는 생산방법을 선정할 수 있는 효율적인 도구로 활용될 것으로 판단된다.

Abstract - To develop a coalbed methane(CBM) reservoir, it is important to apply production methods such as drilling, completion, and stimulation which coincide with coal properties. However, the reliability of the selected resulted in most of CBM field is not enough to accept because the selection of production method has been done by empirical decision. As the result, the empirical decision show inaccurate results and need to prove using simulation whether it was true exactly. In this study, the intelligent system has been developed to assist the selection of CBM production method using artificial neural network(ANN). Before the development of the system, technical screening guideline was analyzed by literature survey and the system to select drilling and completion method, and hydraulic fracture fluid was developed by utilizing the guideline. The result as a validation of the developed system showed a high accuracy. In conclusion, it has been confirmed that the developed system can be utilized as a effective tool to select production method in CBM reservoir.

Key words : coalbed methane, production method, artificial neural network

†Corresponding author:jhwan@jnu.ac.kr

Copyright © 2014 by The Korean Institute of Gas

I. 서론

비전통가스(unconventional gas) 중 전세계에 가장 광범위하게 분포하고 있는 석탄층 메탄가스(coal-bed methane; CBM)는 대부분 석탄을 구성하는 유기물질에 흡착되어 있는 형태로 존재하며, 그 밖에 석탄 내 절리(joint)나 탄리(cleat)에 자유가스(free gas) 상태로 존재하거나 석탄층 내의 지층수에 용해된 상태로도 존재한다[1]. 이러한 이유로 석탄층 메탄가스 개발 시에는 석탄층 특성에 부합하는 생산방법 적용이 중요하지만, 현재까지 대상 현장에서는 전문가의 경험적 판단에만 의존하여 생산방법을 선정하거나 복잡한 시뮬레이션 해석을 통해 최적 생산방법을 규명하는 등 많은 시간과 노력이 필요하다는 문제점을 안고 있다[1]. 이러한 문제점을 해결하기 위해, Ramaswamy[2]는 북미 지역의 석탄층 메탄가스 개발 사례를 바탕으로 생산기법 선정 차트를 개발하였으나, 적용 범위가 북미 지역에 한정되어 있어 다양한 현장 사례를 바탕으로 프로그램 개발에 활용될 필요가 있다.

현장특성에 부합하는 최적 생산방법을 선정하기 위해서는 석탄층 특성과 생산방법 간의 상관관계를 파악하는 것이 중요한데 이를 위한 방법 중의 하나로 인공신경망(artificial neural network; ANN)을 들 수 있다. 인공신경망은 인간의 신경조직을 모델로 하여 간단한 기능의 처리기 사이를 연결시킨 네트워크 형태의 정보처리 구조로서 학습을 통해 입력값과 출력값의 비선형적인 관계를 인식하여 복잡한 저류층 해석문제를 빠르고 정확하게 해결할 수 있는 장점이 있어 석유공학 분야에 널리 적용되고 있다[3].

이에 본 연구에서는 인공신경망을 활용한 석탄층 메탄가스 최적 생산방법 선정 시스템을 개발하고자 한다. 시스템을 개발하기 위한 흐름도는 Fig. 1과 같으며, 흐름도 순서에 따라 석탄층 특성과 생산방법 간의 상관관계를 분석한 후, 이를 바탕으로 CBM 생

산에 영향을 미치는 주요 영향인자 선정 및 생산방법 선정 가이드라인을 제안하였다. 제시된 생산방법 선정 가이드라인은 인공신경망의 학습(training) 자료로 활용되어 인공신경망 구성 및 최적 생산방법 선정 시스템 개발에 핵심적인 요소로 작용된다.

II. 석탄층 메탄가스 생산방법

석탄층 메탄가스 생산방법은 크게 시추(drilling method), 유정완결법(well completion method), 유정자극법(well stimulation method)으로 분류할 수 있다. 석탄층 메탄가스 생산방법을 선정하기 위해서는 주요 저류층 특성인자들의 영향을 고려해야 하며, 특성인자들의 영향정도에 따라 각 생산방법은 Table 1과 같다.

석탄층 메탄가스 개발을 위한 시추방법 선정에는 지층의 높은 투과도로 인한 시추액(drilling fluid)의 손실, 시추로 인한 지층 손상, 지층 내 가스 및 물의 유동, 유정의 안정성 등을 고려해야 한다[4]. 탄층 두께와 투과도에 의해 시추법은 수직정 및 수평정 시추로 구분할 수 있으며, 일반적으로 탄층이 두껍고 투과도가 높은 석탄층에는 수직정 시추를 적용한다. 수평정 시추는 탄층의 두께가 비교적 얇고 투과도가 낮은 석탄층에 적용되는 생산방법으로서 투과도와 탄층 두께에 의해 다양한 방식으로 적용된다[1].

유정완결법은 석유와 가스의 생산을 위해 모든 설비를 갖추는 작업으로 부존 심도와 탄층 두께, 투과도에 의해 나공완결법(open hole completion)과 케이싱완결법(cased hole completion)으로 분류할 수 있다. 나공완결법은 투과도가 높고 천부에 존재하는 석탄층에 대해 시추액으로 인한 탄층의 손상을 방지하기 위해 고안된 방법으로서 이를 통해 석탄층 메탄가스 생산량이 증대되기는 하지만, 적용범위가 한정적이며 탄층 붕괴로 인해 생산성이 감소될 수 있는 위험

Table 1. Drilling & completion methods for CBM reservoir

Drilling Method	Well Completion Method	H.F* Fluids
Vertical	Openhole cavity	Water, CO ₂ gas or foam, N ₂ gas or foam, Gel, Proppant, etc.
	Topset under-ream	
	Cased hole (Single stage)	
Horizontal	Cased hole (Multi stage)	
	Liner (Single lateral)	
	Liner (Multi lateral)	

* H.F : hydraulic fracturing

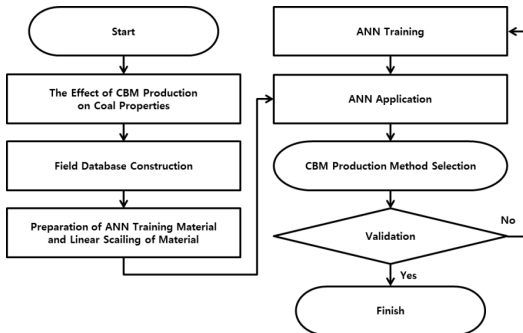


Fig. 1. Flowchart for developing the system.

을 가지고 있다[5]. 나공완결시에는 탄층 내 시추공을 확장시키는 작업이 수행되며 시추공 공간을 확장하는 방법에 따라 under-reaming tool을 사용하는 topset under-ream과 고압의 공기를 이용하여 시추공 직경을 확장하는 openhole cavity로 재분류할 수 있다[1]. 케이싱완결법은 투과도가 낮고 심부에 존재하는 석탄층 개발에 이용되는 생산방법으로서 탄층 붕괴로 인한 문제를 해결하고 안정성을 유지하면서 유정자극을 수행할 수 있다는 장점이 있지만 케이싱 천공 과정에서 생기는 분진이 유정자극을 위한 균열 발생을 막을 수 있다는 단점이 있다[6].

유정자극법은 인위적으로 저류층의 생산성을 향상시키기 위해 수행하는 작업으로 이러한 유정자극법의 한 종류인 수압파쇄공법(hydraulic fracturing method)은 유체 주입을 통해 탄층의 손상을 최소화하면서 인위적으로 균열을 발생시켜 석탄층 내 자연균열과 시추공의 연결성을 향상시키는 생산방법이다. 유정자극을 위한 수압파쇄공법의 적용은 탄층 내 물 및 가스의 생산량을 증대시킬 수 있지만 투과도가 높은 탄층에 적용시 수압파쇄액이 손실되는 문제가 발생한다[7]. 수압파쇄 설계시에는 수압파쇄액의 선택이 가장 중요하며, 일반적으로 프로판트(proppant) 운송력, 유체주입에 의한 지층 손상 정도를 고려하여 수압파쇄액의 종류와 수압파쇄공법의 적용방식을 선택한다. 석탄층 메탄가스 개발에 적용되는 수압파쇄액에는 담수, KCl 수용액, 젤(gel), 포말(foam), 산(acid), 가스 등이 있다[8].

III. 인공신경망

일반적으로 인공신경망을 활용한 시스템 개발시, 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성된 다층 신경망(multilayer perceptron; MLP)이 사용된다. 신경망의 학습방법은 크게 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning), 경쟁식 학습(competitive learning)으로 분류할 수 있으며, 본 연구에서는 지도학습의 일종으로 패턴 인식 등 비선형적인 문제 해결에 유용하여 신경망 학습에 가장 널리 사용되는 탐색기법 중 하나인 오류 역전파 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 이용하였다. 오류 역전파 알고리즘은 식(1)을 이용하여 입력값과 연결강도의 선형 결합으로 연결 가중합을 계산한다.

$$v_j = \sum_{k=1}^n x_{kj} w_{kj} \quad (1)$$

이를 식(2)의 활성화 함수에 대입하여 출력값을 결정하며, 본 연구에서는 역치 함수와 선형 함수의 특징을 모두 가지고 있어 오류 역전파 알고리즘에 적용가능한 시그모이드(sigmoid) 함수를 활성화 함수로 사용하였다.

$$f(v_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda v_j)} \quad (2)$$

인공신경망 학습 과정은 신경망의 출력값과 목표값의 차이에 대한 오차를 최소화하는 과정으로서 식(3)과 같이 활성화 함수를 통과한 시스템의 출력값과 정해진 목표값의 차이를 오차로 정의한다.

$$E = \sum_{i=1}^{np} (y_{ij} - d_{ij})^2 \quad (3)$$

오차를 최소화하는 방향으로 연결강도를 조정하는데 식(4)와 같이 오차함수에 연쇄법칙(chain rule)을 이용하여 연결강도의 변화량을 계산하고 이 과정을 훈련패턴의 개수만큼 반복계산 한다.

$$\begin{aligned} w_{j+1} &= w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad (4) \\ \Delta w_{ij} &= -\eta \nabla E = -\eta \frac{\delta E}{\delta w_{ij}} = -\eta \frac{\delta E}{\delta(v)} \frac{\delta(v)}{\delta w_{ij}} \\ &= -\eta \frac{\delta E}{\delta y} \frac{\delta[f(v)]}{\delta(v)} \frac{\delta(v)}{\delta w_{ij}} \\ &= \eta(1-y) y f'(v) x_{ij} \end{aligned}$$

반복 계산 과정에서 오차의 최소점을 찾지 못하는 현상을 방지하기 위해 모멘텀(momentum) 항을 도입하면 연결강도 변화량을 식(5)와 같이 정리할 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = \eta(1-y) y f'(v) x_{ij} + \beta \Delta w_{j-1} \quad (5)$$

이러한 과정을 신경망의 학습(learning)이라 하며 신경망의 구조를 나타내는 층의 수, 단위 간의 연결 상태 및 강도의 변화를 통해 설계된다.

IV. CBM 생산방법 선정 시스템 개발

4.1. 인공신경망 구성

석탄층 메탄가스 생산방법 선정 시스템은 Fig. 2와 같이 구성하였다. Fig. 2의 (a)는 시추방법과 유정완결법을 선정하기 위한 시스템으로서 총 9개의 석탄층 특성인자인 탄층 부존 심도, 투과도, 탄층 두

계, 석탄 등급, 가스 함유량, 공내 압력, 탄층 범위, 탄층 경사도, 탄층 개수를 입력 자료로 활용하도록 입력층에 9개의 뉴런(neuron)을 배치하였다. 또한 은닉층을 2개로 설정하고 각 층에 12개 뉴런이 존재하도록 하였으며, 출력층에는 1개의 뉴런이 존재하여 시추 방법과 유정완결법이 병합된 총 6개 유형의 결과 중 대상 현장에 가장 적합한 생산방법을 도출할 수 있도록 하는 9-12-12-1의 다층 신경망으로 구성하였다.

시추 방법과 유정완결법 선정 시스템의 경우, 시추 방법은 탄층 두께와 투과도에 의해 크게 수직정과 수평정으로 분류할 수 있으며, 수평정은 석탄층 투과도와 탄층 개수에 의해 single lateral과 multi lateral로 세분화할 수 있다. 유정완결법은 투과도, 압축 강도 등에 의해 나공완결법과 케이싱홀완결법으로 구분지을 수 있으며, 나공완결법은 탄층 두께, 부존 심도에 의해 openhole cavity와 topset under-ream으로 분류할 수 있다. 또한 케이싱홀 완결법이 적용된 수직정에 대해서는 탄층 개수에 따라 single stage와 multi stage로 분류할 수 있다.

유정자극법의 경우, 석탄층 메탄가스 개발 현장에서 널리 활용하고 있는 수압파쇄공법을 대상으로 Fig.

2의 (b)와 같이 수압파쇄액 선정 시스템을 구축하였다. 수압파쇄액 선정 시스템은 입력층에 총 5개의 석탄층 특성인자인 탄층 심도, 투과도, 탄층 두께, 물 포화도, 저류층 압력을 입력 자료로 활용하도록 5개의 뉴런을 배치하였다. 은닉층과 출력층은 시추방법 및 유정완결법 선정 시스템과 동일한 구조로서 15개, 10개, 1개의 뉴런을 배치하여 5-15-10-1의 다층 신경망으로 구성하였다. 수압파쇄액 선정 시스템은 석탄층 특성인자들의 변화를 고려하여 담수, 가스, 포말, 교차결합 젤(cross linked gel)과 프로판트(propellant)의 혼합 유무에 따라 구분된 총 6개의 수압파쇄액 중 대상 현장에 가장 적합한 수압파쇄액을 선정할 수 있도록 설계하였다. 또한 신경망 구현을 위한 도구로 MathWorks 사의 MATLAB(V. 7.0)을 이용하여 시스템 개발을 위한 인공신경망을 구성하였다.

4.2. 인공신경망 학습 자료 구축

석탄층 메탄가스 생산방법 선정 시스템 개발을 위해서는 석탄층 특성이 반영된 생산방법 적용 사례가 필요하다. 석탄층 메탄가스의 생산방법 적용 사례는 인공신경망의 학습 자료로 활용되며, 인공신경망은 입력층에 훈련 패턴을 제시하고 신경망 내의 연산을 거쳐 출력값을 산출하게 된다. 그리고 산출된 출력값이 목표값과 일치하도록 연결 가중치를 수정하는 동안 학습 자료가 목표값의 역할을 담당한다. 따라서 신경망의 학습에 쓰이는 자료는 입력값과 출력값으로 구성된 여러 예제들을 포함하고 있는 훈련세트로 표현된다.

인공신경망의 학습자료 구축을 위해서는 다양한 석탄층 특성을 모두 반영한 석탄층 메탄가스 생산방법 적용 사례가 필요하지만, 실제 사례가 충분하지 않기 때문에 본 연구에서는 Ramaswamy[1]의 석탄층 메탄가스 생산방법 선정에 관한 가이드라인 제시 연구와 Ayers[9], Palmer[10], Olsen[11], Adams[12], Williams[13], Thomson[14] 등의 선행 연구 결과를 바탕으로 Table 2, Table 3과 같이 인공신경망 학습 자료 즉, 석탄층 메탄가스 생산방법 적용 가이드를 제시하였다.

Table 2는 시추 방법과 유정완결법 선정 가이드로서 인공신경망의 입력층에 활용한 총 9개의 석탄층 특성인자를 이용하였다. 탄층 부존 심도와 투과도는 시추 방법과 유정완결법을 구분하기 위한 기준이 되는 영향인자로서, Ramaswamy[1]에 따르면 심도 500~4,000 ft, 투과도가 0~1 md인 석탄층에서는 수평정 시추가 효과적이다. 그리고 투과도가 1~1,000 md이며, 석탄층 부존 심도가 400~1,800 ft인 Powder River Basin에서는 생산방법으로 수직정 시추와

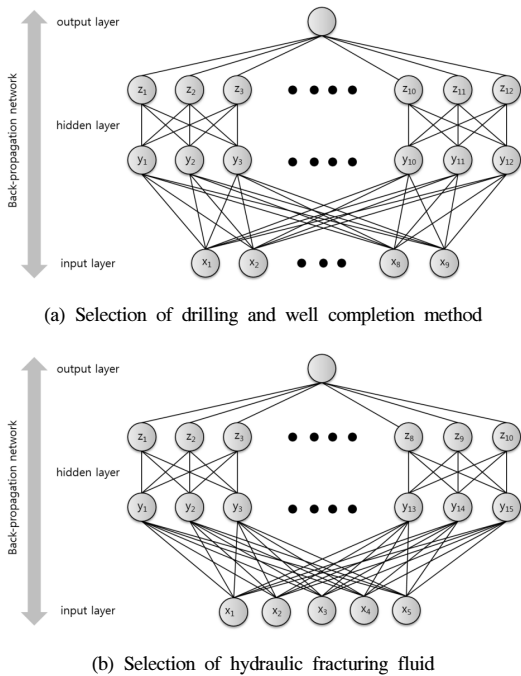


Fig. 2. ANN architecture.

Table 2. The technical screening guideline to select drilling and completion methods

Drilling and completion method Coal properties	Vertical										Horizontal			
	Openhole cavity		Topset under-ream		Cased hole (Single stage)		Cased hole (Multi stage)				Liner (Single lateral)		Liner (Multi lateral)	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
Depth (ft)	0	500	0	1,800	0	500	1,800	6,000	0	500	500	4,000	500	4,000
Permeability (md)	10	100	100	120	1	100	1	100	1	100	1	100	0	1
Coalbed thickness (ft)	3	20	30	68	30	68	30	68	30	68	2	20	2	20
Coal rank*	HV	LV	L	SB	HV	LV	HV	LV	HV	LV	HV	LV	HV	LV
Gas content (scf/ton)	140	548	0	140	140	548	140	548	140	548	140	548	140	548
In-situ stress (psi)	0	1,000	0	1,000	1,000	2,000	1,000	2,000	1,000	2,000	1,000	2,000	1,000	2,000
Extent of coal (ft)	0	1,500	0	1,800	0	1,500	0	1,500	0	1,500	≥ 1,500		≥ 1,500	
Dip. of coal seam	0	45	0	45	0	45	0	45	0	45	0	15	0	15
No. of coal seams	1	1	1	1	1	2	1	2	2	6	2	6	3	12

* Coal rank : HV(high-volatile bituminous coal), LV(low-volatile bituminous coal), L(lignite), SB(sub-bituminous coal)

topset under-ream을 적용하였으며, San Juan Basin의 Fairway 지역은 투과도가 10~60 md인 석탄층이 분포하고 있어 openhole cavity가 적용되었다[9,10]. 이를 바탕으로 openhole cavity가 적용되는 석탄층의 심도 범위는 0~500 ft로 설정하였다. 석탄 등급은 탄소 함량, 비트리나이트(vitrinite) 반사도 등에 의해 결정되는 인자로서 석탄 등급에 따라 생성되는 메탄가스의 양이 결정된다[1,11]. 석탄은 탄화 정도에 따라 특성을 달리하며 토탄(peat), 갈탄(lignite), 역청탄(bituminous coal), 무연탄(anthracite) 등의 순으로 탄화가 진행된다[15]. Adams[12]는 석탄층 메탄가스 매장량 평가를 위해 Appalachian Basin 내 개발사례에 대한 자료조사를 실시한 결과 다양한 종류의 역청탄이 분포하고 있는 생산 분지 내에 여러 종류의 시추방법과 유정완결법이 적용되고 있는 것을 확인하였다. 따라서 아역청탄(sub-bituminous coal)과 갈탄(lignite)이 분포한 Powder River Basin에만 적용된 topset under-ream을 제외한 모든 생산방법들은 low vola-

tile bituminous coal, medium volatile bituminous coal, high volatile bituminous coal에 적용 가능한 것으로 설정하였다. 가스 함유량은 석탄층 메탄가스의 상업성을 평가하기 위한 인자로 Ramaswamy[1]는 생산방법 분류를 위한 가스 함유량의 기준값을 140 scf/ton으로 선정하였다. 이를 바탕으로, topset under-ream을 제외한 모든 생산방법에 대해 가스 함유량 적용범위의 최소값을 140 scf/ton으로 선정하였으며, 다양한 현장자료 조사결과를 바탕으로 548 scf/ton을 가스 함유량 적용범위의 최대값으로 설정하였다. 탄층 부존 심도, 압축강도, 탄층 범위, 탄층 경사도, 탄층 개수의 경우 Ramaswamy[1]의 생산방법 선정 흐름도 및 선행 연구 조사 결과를 반영하여 본 연구에서 제시한 석탄층 메탄가스 생산방법 적용 가이드라인의 적용범위를 설정하였다.

유정자극공법 중 석탄층 메탄가스 개발에 널리 사용되는 수압파쇄공법의 파쇄액 선정 가이드라인은 Table 3과 같다. 탄층 부존 심도, 투과도, 탄층 두께,

Table 3. The technical screening guideline to select hydraulic fracturing fluids

Stimulation method	Min/Max	Coal properties				
		Depth (ft)	Permeability (md)	Coalbed thickness (ft)	Water saturation (%)	Reservoir pressure (psi)
Water without proppant	Min	400	100	14.8	0	72
	Max	1,800	120	100	5	324
CO ₂ or N ₂ gas without proppant	Min	490	0	5	0	88.2
	Max	2,800	100	32	5	504
CO ₂ or N ₂ foam with proppant	Min	0	0	65.6	0	1,500
	Max	5,000	100	131.2	50	2,500
Water fracturing with proppant	Min	720	0	6.6	50	252
	Max	2,096	1	39.4	100	733.6
Cross linked gel fracturing with proppant	Min	1,200	10	49.2	50	540
	Max	4,400	100	114.8	100	1,980
Cross linked gel or water fracturing with proppant	Min	2,000	1	3.3	50	900
	Max	3,497	10	32.8	100	1,575

물 포화율, 저류층 압력을 포함하는 총 5개의 석탄층 특성인자들을 이용하여 영향범위를 설정함으로써 담수, 가스, 포말, 교차결합 젤과 프로판트(proppant)의 혼합 유무에 따라 구분된 6개의 수압파쇄액을 구분지을 수 있도록 구성하였다.

수압파쇄액 선정 가이드라인의 구축을 위해 생산 분지별 수압파쇄액 이용 사례에 대한 조사 결과를 반영하였다. Black Warrior Basin에서는 담수나 교차결합 젤이 사용되었으며, Appalachian Basin에서는 부존 심도에 따라 담수 또는 포말이 사용되었다[13]. 또한 EPA[8]와 Thomson[14]의 현장자료 조사 결과, Arkoma Basin과 Western Canada Sedimentary Basin에서는 각각 포말, 가스를 이용한 수압파쇄공법이 적용되었다. 수압파쇄액 선정 가이드라인은 현장 적용사례와 각 생산 분지별 특성값 분포를 바탕으로 영향인자별 적용범위를 결정하였으며, 프로판트(proppant)를 함유한 담수, 교차결합 젤을 적용하기 위한 부존 심도, 탄층 두께, 저류층 압력의 경우 Ramaswamy[1]의 생산방법 선정 흐름도를 이용하여 적용범위를 설정하였다.

4.3. 인공신경망 학습

시스템 개발을 위한 학습과정에서는 석탄층 메탄 가스 생산방법 선정 가이드라인을 구성하는 석탄층 특성인자들의 적용범위 내에서 난수(random num-

ber)를 발생시켜 영향범위 내에서 발생가능한 대부분의 경우를 포함하는 인공신경망의 학습 자료를 구성하였다. 이러한 방법을 통해 각 케이스별로 201개의 학습 자료를 생성한 결과, 시추 방법과 유정완결법 선정 시스템의 경우 1,407개, 수압파쇄액 선정 시스템은 1,206개의 학습 자료를 신경망 구성에 활용하였다. 학습자료를 구성하는 모든 입력변수들은 단위가 일치하지 않고 변수별로 범위 차이가 있어 -1과 1 사이로 선형 스케일링되는 과정을 거쳤으며, 출력변수 또한 이와 동일한 과정을 거쳤다.

최적의 학습 방법을 선정하기 위해 학습 알고리즘의 변화에 따른 목표값과 시스템의 예측값을 비교하였다. Fig. 3은 Levenberg-Marquardt, Scaled Conjugate Gradient, Bayesian Regularization 학습 알고리즘을 이용한 시스템의 목표값과 출력값의 민감도 분석 결과를 나타낸 것이다.

Levenberg-Marquardt 알고리즘과 Scaled Conjugate Gradient 알고리즘을 이용한 민감도 분석 결과, 상관계수가 각각 0.65, 0.47로 시스템의 출력값이 목표값에 잘 매칭(matching)되지 못하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 Bayesian Regularization 알고리즘을 사용한 시스템의 민감도 분석 결과, 상관계수가 0.72로 다른 학습 알고리즘보다 출력값이 목표값에 잘 매칭됨을 확인하였다. 따라서 인공신경망 학습을 위해 Bayesian Regularization 알고리즘을 이용

석탄층 메탄가스 저류층의 생산방법 선정을 위한 지능형 시스템 개발

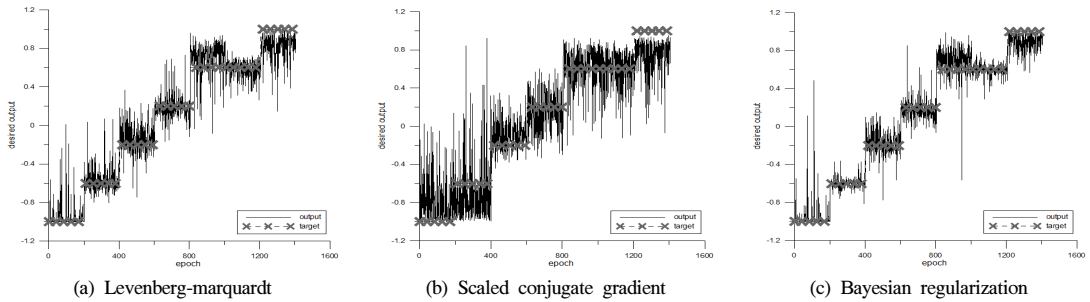


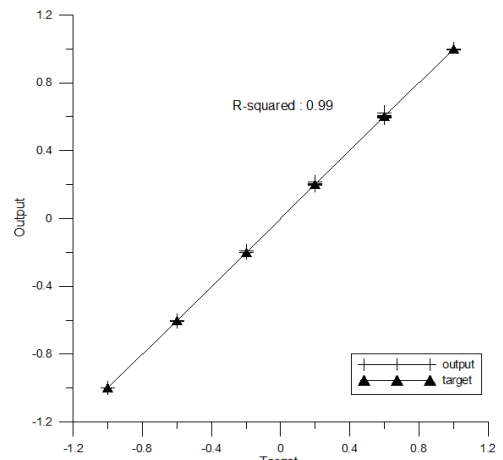
Fig. 3. Comparison analysis between desired output and estimated values by the training algorithms.

하였다. Bayesian Regularization 알고리즘은 오차 제곱합(sum squared error; SSE)을 사용하는 함수로서 설정된 학습 반복 회수 이전에 학습이 종료되는 경우가 거의 없어 비교적 학습 시간이 길다는 것이 단점이지만, 규칙화 과정을 통해 다른 알고리즘보다 과대적합(over-fitting)을 적게 발생시키므로 정확한 예측력을 보인다[16].

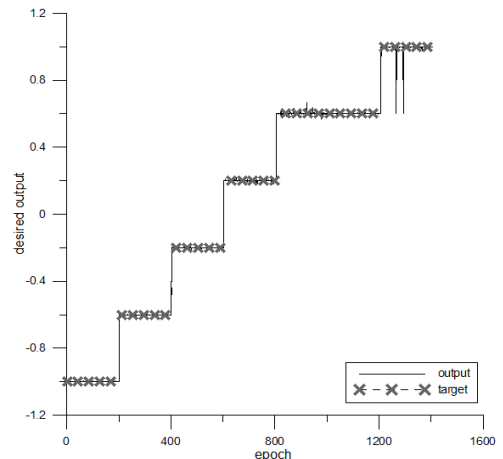
4.4. 개발모델의 타당성 평가

개발된 시스템의 타당성 검증을 위해서는 학습 전 시스템의 검증 및 유용성 판단을 위한 학습 자료를 분리하는 것이 일반적이지만, 본 연구에서는 최적 생산방법 선정 시스템의 회귀분석 결과와 학습 자료들을 이용한 시뮬레이션의 출력값과 목표값의 비교 결과를 통해 타당성 검증을 수행하였다.

Fig. 4와 Fig. 5는 본 연구에서 제시한 석탄층 메탄가스 생산방법 선정 가이드라인을 이용하여 개발된 최적 생산방법 선정 시스템에 대한 타당성 검증 결과를 나타낸 것이다. Fig. 4의 시추방법과 유정완결법 선정 시스템에 대한 회귀분석 결과 0.99 이상의 높은 상관계수를 나타내었으며, 목표값과 시스템의 출력값을 비교한 결과 몇 개의 경우를 제외하고는 출력값이 목표값에 잘 매칭됨을 확인하였다. 수압파쇄액 선정 시스템에 대한 회귀분석 결과 0.99 이상의 높은 상관계수를 나타내었으며, 목표값과 시스템의 출력값을 비교한 결과 y값이 0.6인 구간에서 예측 정확도가 비교적 낮은 것으로 확인되었지만, 약 1,200개의 자료 중에서 10여개에 지나지 않아 시스템 전체적으로 높은 예측 정확도를 나타내고 있는 것으로 판단된다(Fig. 5).

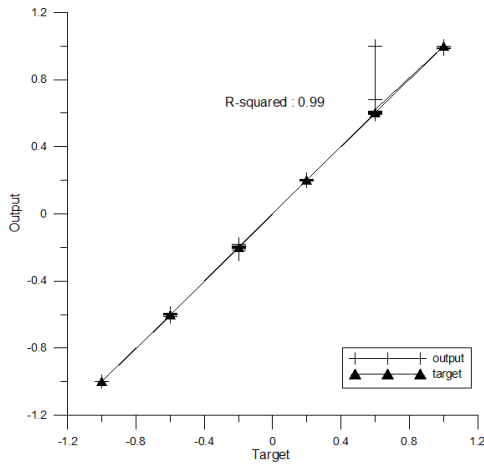


(a) Regression analysis

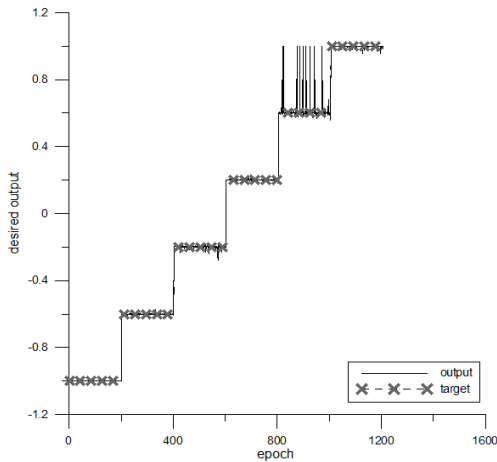


(b) Comparison analysis

Fig. 4. Validation results for the system to select drilling and completion methods.



(a) Regression analysis



(b) Comparison analysis

Fig. 5. Validation results for the system to select hydraulic fracturing fluids.

V. 결론

본 연구에서는 석탄층 메탄가스를 대상으로 석탄층 특성에 부합하는 최적의 생산방법을 선정하기 위한 시스템을 개발하였다. 시스템 개발에 앞서, 문헌 조사를 통해 석탄층 메탄가스 생산방법 선정 가이드라인을 제시하였고 이를 활용하여 시추 방법과 유정 완결법 선정 시스템, 수압파쇄공법 수행시 파쇄액 선정 시스템을 개발하여 다음의 결과를 도출하였다.

(1) 선행연구 결과를 바탕으로 석탄층 특성과 생산방법의 영향을 분석함으로써 석탄층 메탄가스 생산방법 선정 가이드라인을 제시하였다.

(2) 석탄층 메탄가스 생산방법 선정 가이드라인을 활용하여 석탄층 메탄가스 최적 생산방법 선정 시스템을 개발하였으며, 시스템 개발을 위해 인공지능망을 이용하였다.

(3) 개발된 생산방법 선정 시스템의 타당성 평가 결과 높은 정확도를 나타냄으로써 본 연구에서 개발된 생산방법 선정 시스템은 향후 석탄층 메탄가스의 개발에 앞서 석탄층 특성에 부합하는 생산방법을 선정할 수 있는 도구로 유용하게 활용될 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 2012년도 지식경제부(現산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술평가관리원(KEIT)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(NO.10042625).

사용기호

- x : input value
- w : synapse weight
- v : weighted sum
- n : number of input
- λ : slope parameter
- y : output value
- d : target value
- np : number of training pattern
- η : learning rate
- f : activation function
- β : momentum constant

REFERENCES

- [1] Caballero, J., "Drilling and Completion Technique Selection Methodology for Coalbed Methane Wells," *6th International Petroleum Technology Conference*, Beijing, China, 2-3, (2013).
- [2] Ramaswamy, S., "Selection of Best Drilling, Completion and Stimulation Methods for Coalbed Methane Reservoirs," Thesis submitted Texas A&M Univ., The degree of master, USA, (2007).
- [3] Kang, P.S. and Lim, J.S., "Development of Artificial Neural Network Viscosity Model of pH-Sensitive Polymer for Enhanced Oil Recovery,"

- J. of the Korean Society for Geosystem Engineering*, 48(2), 190-198, (2011).
- [4] Hollub, V.A. and Schafer, P.S., *A Guide to Coalbed Methane Operations*, Gas Research Institute, Chicago, Illinois, USA, (1992).
- [5] Holditch, S.A., "Completion Methods in Coal Seam Reservoirs," *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, New Orleans, Louisiana, USA, (1993).
- [6] Palmer, I., Steve, W.L., and Jeff, L.S., "Coalbed Methane Well Completions and Stimulations," *American Association of Petroleum Geologists*, 38(14), 303-339, (1993).
- [7] Holditch, S.A., Ely, J.W., Carter, R.H. and Sempelbeck, M.E., *Coal Seam Stimulation Manual*, Gas Research Institute, Chicago, Illinois, USA, (1990).
- [8] Environmental Protection Agency, *Evaluation of Impacts to Underground Sources of Drinking Water by Hydraulic Fracturing of Coalbed Methane Reservoirs*, Office of Water, Washington, D.C, USA, (2004).
- [9] Ayers, W.B., "Coalbed Gas Systems, Resources, and Production and a Review of Contrasting Cases from the San Juan and Powder River Basins," *American Association of Petroleum Geologists*, 86(11), 1853-1890, (2002).
- [10] Palmer, I., Vaziri, H., Khodaverdian, M., McLennan, J., Prasad, K.V.K., Edwards, P., Brackin, C., Mike, K. and Fincher, R., "Completions and Stimulations for Coalbed Methane Wells," *International Meeting on Petroleum Engineering*, Beijing, China, 583-595, (1995).
- [11] Olsen, T.N., Brenize, G. and Frenzel, T., "Improvement Processes for Coalbed Natural Gas Completion and Stimulation," *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Denver, Colorado, USA, 1-16, (2003).
- [12] Adams, M.A., Hewitt, J.L. and Malone R.D., X, "Coalbed Methane Potential of the Appalachians," *SPE/DOE Symposium of Unconventional Gas Recovery*, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 125-134, (1982).
- [13] Williams, P., *Western Coalbed Methane*, Oil and Gas Investor, Houston, Texas (2001).
- [14] Thomson, J.D. and Leshchyshyn, T., "Optimized Natural Gas From Coal Stimulations in the Western Canadian Sedimentary Basin, Part I: Database Collection," *Canadian International Petroleum Conference*, Calgary, Canada, 1-10, (2004).
- [15] Jang, H.C., Lee, J.H., Shin, C.H., Lee, Y.S., Kwon, S.I. and Lee, W.S., "A Study on the Development Status and Key Technologies of Coalbed Methane," *J. of the Korean Society for Geosystem Engineering*, 49(4), 545-556, (2012).
- [16] Howard D., Mark B. and Martin H., *Neural Network Toolbox™ 6 User's Guide*, The MathWorks, Natick, Massachusetts, USA, (2008).