



인공신경망 시뮬레이터를 이용한 가스전 생산정 위치선정 연구

한동권 · 강일오* · †권순일

동아대학교 에너지자원공학과, *한국가스공사 연구개발원
(2013년 3월 18일 접수, 2013년 4월 23일 수정, 2013년 4월 23일 채택)

A Study on Production Well Placement for a Gas Field using Artificial Neural Network

Dong-Kwon Han · Il-Oh Kang* · †Sun-Il Kwon

Dept. of Energy and Resource, Dong-A University, Busan 604-810, Korea

*Korea Gas Research & Development Division, KOGAS, Ansan, 426-790, Korea

(Received March 18, 2012; Revised April 23, 2013; Accepted April 23, 2013)

요약

본 연구에서는 가스전의 추가 생산정 위치선정을 위해 고속의 연산이 가능한 인공신경망을 이용하여 저류 전 산시뮬레이터를 개발하였다. 입출력자료와 알고리즘을 설계하였으며, 개발한 시뮬레이터를 이용하여 가스전의 추가 생산정 위치선정을 위한 연구를 수행하였다. 입력값은 생산시간, 생산정간 상관관계, 추가 생산정 위치좌표, 생산성 잠재력, 함수적 연관관계, 저류층 압력으로 구성하였으며, 출력값은 생산량과 함께 공저압력을 동시에 사용하였다. 20가지의 생산정 위치 시나리오에 대해 학습을 수행한 결과, 생산량의 상관계수 값은 0.99, 공저압력은 0.98로 상관관계가 매우 높은 것으로 확인되어 인공신경망 시뮬레이터의 타당성이 검증되었다. 가스전에서 최대공급계약량 유지시점을 산출함으로써 생산정 위치에 따른 생산성을 분석하였다. 그 결과 시나리오 C-1이 최대공급계약량 유지기간이 가장 짧았으며, 시나리오 A-1이 가장 오랫동안 유지시킬 수 있는 것으로 산출되었다. 결론적으로, 시나리오 A가 생산성에 영향을 받는 인자를 포함한 시나리오 B, C보다 최대 21% 더 최대공급계약량을 유지시킬 수 있는 것으로 확인되었다. 따라서 생산성에 영향을 미치는 요소를 종합적으로 고려하여 생산정의 위치를 선정해야 생산량을 극대화 할 수 있다. 본 인공신경망 시뮬레이터를 이용 시 생산기간동안 생산량과 공저압력 변화를 동시에 비교 분석하는 것이 가능하여 다양한 최적화 모델에 전위모델로 사용하는 것이 가능하다.

Abstract - This study presents development of the ANN simulator for well placement of infill drilling in gas fields. The input data of the ANN simulator includes the production time, well location, all inter well distances, boundary inter well distance, infill well position, productivity potential, functional links, reservoir pressure. The output data includes the bottomhole pressure in addition to the production rate. Thus, it is possible to calculate the productivity and bottomhole pressure during production period simultaneously, and it is expected that this model could replace conventional simulators. Training for the 20 well placement scenarios was conducted. As a result, it was found that accuracy of ANN simulator was high as the coefficient of correlation for production rate was 0.99 and the bottomhole pressure 0.98 respectively. From the results, the validity of the ANN simulator has been verified. The term, which could produce Maximum Daily Quantity (MDQ) at the gas field and the productivity according to the well location was analyzed. As a result, the MDQ could be maintained for a short time in scenario C-1, which has the three infill wells nearby aquifer boundary, and a long time in scenario A-1. In conclusion, it was found that scenario A maintained the MDQ up to 21% more than those of scenarios B and C which include parameters that might affect the productivity. Thus, the production rate can be maximized by selecting the location of production wells in comprehensive consideration of parameters that may af

†Corresponding author:sikwon@dau.ac.kr

fect the productivity. Also, because the developed ANN simulator could calculate both production rate and bottomhole pressure, respectively, it could be used as the forward simulator in a various inverse model.

Key words : enhanced oil recovery, ANN, well placement, reservoir simulator, bottomhole pressure, MDQ

I. 서 론

생산 유·가스전에서 일반적으로 저류층 압력강하로 인하여 생산성이 저하되는데 추가 시추, 수압파쇄법, 회수증진법 등을 통해 생산성을 향상시킬 수 있다. 추가 생산정을 시추할 때는 최적의 생산정 위치선정 기술을 토대로 회수율을 극대화할 수 있는 위치를 선정해야 된다. 그러나 다수의 생산정 위치 시나리오에 대해 시뮬레이션을 수행하는 작업은 복잡한 유체유동식을 근거로 한 저류 전산시뮬레이터를 이용하기 때문에 연산시간이 과다 소요되며 비용 효율적이지 못하다. 이러한 문제를 개선하기 위해 고속의 연산이 가능한 인공신경망을 이용하여 다양한 저류층 조건에서 생산량 극대화를 위한 추가 생산정 위치선정 최적화 연구가 수행되어 왔다[1-4].

Doraisamy[1], Centilmen 등[2]은 최적 시추 위치 선정을 위해 인공신경망 기법을 적용한 뉴로시뮬레이션(Neuro-simulation)을 저류 전산시뮬레이션에 이용하였으며, 입·출력자료 선정에 대한 guideline을 제시하였다. He 등[3]은 텍사스 North Robertson 유전의 생산정 추가 시추문제에 대해 연구하였다. 민배현[4]은 입력자료 선정 시 연산속도를 향상시키며 생산량과 밀접한 관련이 있는 인자를 선정하기 위해 저류층 여러 지역의 상대적인 생산성을 반영하는 생산성 잠재력 분포도(Production Potential Map)를 이용하여 생산정별 생산량과 총 누적생산량을 예측하는 연구를 수행하였다. 또한 인공신경망 기법은 네트워크를 구성하는 설계 변수의 설정이 중요한데, Doraisamy 등[5]은 인공신경망을 이용한 추가 생산정 위치 최적화 문제에서 고려되는 설계 변수인 학습상수와 은닉층 뉴런의 개수에 대하여 민감도 분석 연구를 수행하였다.

위 연구들이 출력자료로 누적생산량이나 생산량식을 사용하였기 때문에 저류 전산 시뮬레이터와 같이 생산기간 동안의 공저압력과 생산량을 분석할 수 없는 한계가 있었다. 이에 본 연구에서는 출력자료로 생산량과 더불어 공저압력을 동시에 도출하였으며 추가 생산정의 유정 별 생산량도 분석이 가능하도록 하였다.

본 연구에서는 개발된 인공신경망 시뮬레이터의 예측성능을 검증하였으며 이를 이용하여 가스전의 추

가 생산정 위치선정에 대해 시뮬레이션을 수행하였다. 그 결과로 생산정 위치에 따른 최대공급계약량(Maximum Daily Quantity : MDQ) 유지기간, 생산정별 생산량 및 공저압력 등 가스전의 생산성에 대해 분석하였다.

II. 인공신경망 시뮬레이터 개발

2.1. 저류층 시스템

본 연구의 분석 대상 가스전은 천연가스와 물이 생산되는 2상 가스전이며, 배사구조의 형태를 띠고 있다. 저류층 상부는 전체적으로 가스가 포화되어 있는 지역이며, 대수층 지역은 하부에 분포하고 있다. 본 저류층은 서쪽에서 북동쪽방향으로 높아지는 돔 구조 형상을 띠고 있다. 이 가스전에서 배사구조 상부에 3개의 생산정을 통해 일일 200 MMscf/d로 생산하고 있다(Fig. 1). 저류층 크기는 가로 22,000ft이며, 세로 20,000ft, 두께는 1,000ft이며(저류층 최상부-6,200ft, 최하부-7,200ft) 유동분석을 위해 격자시스템은($X \times Y \times Z$) 33(670ft) \times 31(670ft) \times 12(20ft)로 구성하였다.

시뮬레이션에 입력되는 자료 및 저류층 물성은 Table 1과 같다. MDQ는 200 MMscf/d이며, 생산정당 최대 생산량은 70 MMscf/d이다. 저류층의 초기 압력 범위는 심도에 따라 2980~2988 psia이다. 대상 가스전은 수직정으로 생산을 수행하고 파이프라인을 이용하여 가스를 운송하므로 각 생산정의 정두압력은 파이프라인 이송압력을 고려하여 1900 psia 이상을 유지해야 한다.

2.2. 인공신경망 시뮬레이터 절차

일반적으로 추가 생산정의 생산성은 저류층의 불균질성, 유체투과도, 공극률, 가스 포화율, 생산층 두께 등의 저류층 물성, 생산정간 영향 그리고 저류층 압력 등이 복합적으로 고려되어 결정되며[6], 생산정간 거리, 저류층 경계와 불연속면, 대수층 지역, 전체 생산계획 등과 함께 고려하여 생산성을 극대화시킬 수 있는 위치에 시추해야 한다. Fig. 2는 인공신경망 시뮬레이션을 이용한 추가 생산정 위치선정의 흐름도로 먼저 대상 저류층 모델에 대해 격자시스템을 구성하고 훈련자료 선정을 위한 시추가능 지역을

Table 1. Simulation input data

Input data	
Maximum daily quantity (MMscf/d)	200
Maximum daily quantity per well (MMscf/d)	70
Initial reservoir pressure (psia)	2980~2988
Wellhead pressure (psia)	1900
Range of permeability (md) (Average)	20~300(67)
Range of porosity (%) (Average)	24~27
K_v/K_h	0.1
Constant depth to top of reservoir (ft)	6200

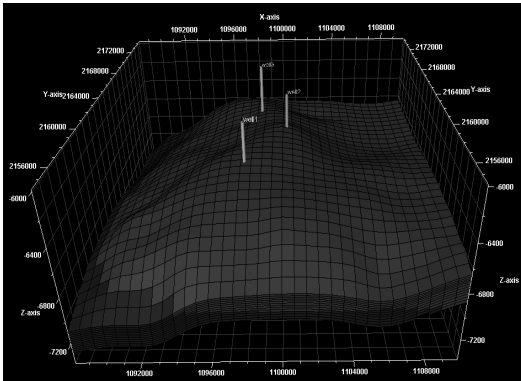


Fig. 1. Reservoir system.

결정한다. 훈련 생산정 선정이 중요하므로 학습에 사용되는 생산정은 생산정간 거리, 저류층 물성 등을 고려하고 어느 한 지역에 편중되지 않도록 선정해야 한다.

본 연구에서는 훈련자료를 생성하기 위하여 상용 시뮬레이터인 Schlumberger사 Petrel Re, Eclipse Black-oil 모델을 이용하였다. 그 결과를 바탕으로 저류층 물성, 생산정별 생산량, 공저압력, 정두압력 등과 같은 인공신경망 시뮬레이터에 필요한 입·출력 자료를 도출하였다. 또한 시뮬레이터의 예측성능에 영향을 미치는 요소인 은닉층 뉴런의 개수와 전달함수 알고리즘 선정 등과 같은 인공신경망 구조를 설계하였다.

입·출력 자료선정 및 인공신경망 구조 설계가 끝난 후 학습을 수행하여 학습결과가 오차범위 안에 존재할 경우 이를 이용하여 추가 생산정 위치선정을 위한 인공신경망 시뮬레이션을 수행한다. 그러나 오

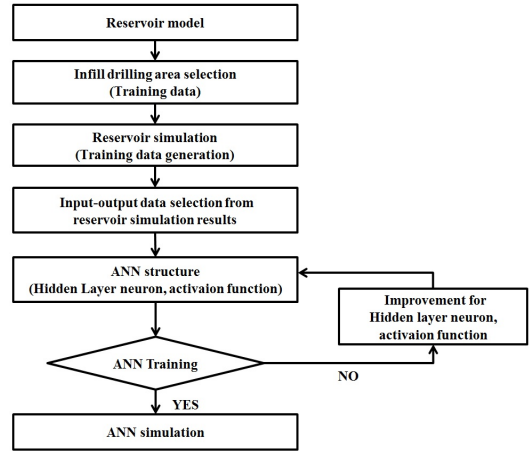


Fig. 2. Flow chart for ANN simulation.

차범위 안에 존재하지 않으면 은닉층 뉴런 개수와 전달함수 알고리즘을 개선하여 최적의 연결강도 (Weight function) 값을 찾는 과정을 반복함으로써 인공신경망의 예측성능을 향상시켜 오차를 줄인다. 구성된 이 인공신경망 시뮬레이터를 이용하여 간단한 산술연산을 통해 생산정 위치선정 문제를 고속으로 해결할 수 있다.

2.3. 인공신경망 구조설계

인공신경망 최적화 기법은 도함수를 기반으로 하여 광역오차가 발생하기 때문에 오차지역의 최소점에 빠지게 되어 예측성능이 저하될 수 있다[7]. 이에 시뮬레이터의 예측성능을 높이기 위해 민감도 분석을 통하여 뉴런개수와 역전파 알고리즘의 함수를 결정하였다. 모델의 층 개수는 은닉층과 입·출력층을 포함하여 일반적으로 3~4개가 적당한데 본 모델은 3개 층으로 구성하였다. 일반적으로 은닉층의 뉴런 개수가 증가할수록 오차값이 줄어들고 정확성이 증가하게 되나 학습시간이 오래 걸리며 과대적합(Over-fitting)을 유발할 가능성이 있다고 알려져 있다[5].

정확한 결과값 예측을 위해 출력자료와 상관관계가 높은 입력변수를 선정해야 하는데 불필요한 입력변수는 학습시간을 지연시키며 인공신경망 시뮬레이션의 예측 성능을 저하시킨다. 본 시스템의 입력변수는 시간자료, 추가 생산정의 위치좌표, 생산정간 상관관계로 저류층 경계와 추가 생산정간 거리, 기존 생산정과 추가 생산정간 거리, 추가 생산정간 거리, 신경망의 민감도를 향상시키는 입력값의 제공인 함수적 연관관계, 저류층의 투과도와 공극률, 포화도에 따른 생산정의 상대적 생산성을 나타내는 생산

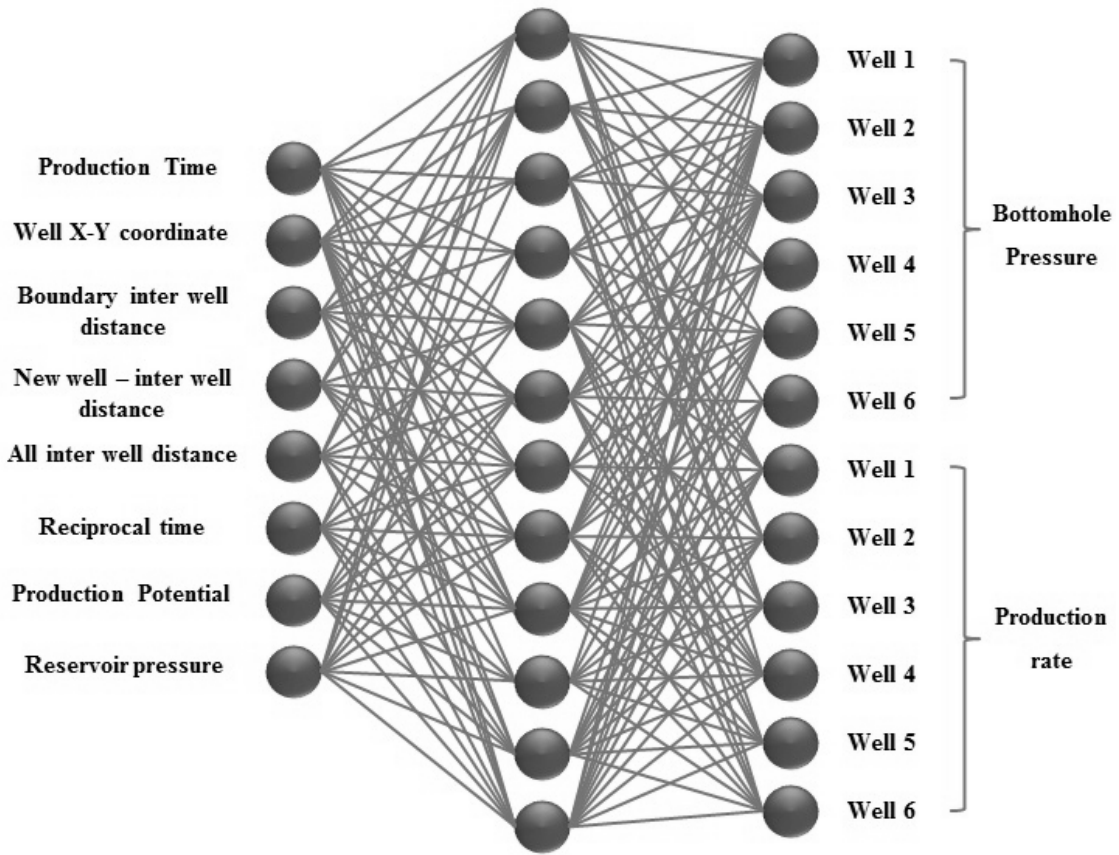


Fig. 3. The structure of Input-ouput data.

성 잠재력, 저류층 압력 등이 사용되었다. 출력변수는 생산정별 생산기간 동안의 공저압력과 생산량을 동시에 사용하였다(Fig. 3).

본 연구에서는 뉴런개수에 따른 상대오차 값과 학습시간을 고려하여 최적의 뉴런수를 선정하였다. Fig. 4는 뉴런의 개수에 대한 상대오차와 학습시간을 나타낸 그래프로 뉴런개수가 증가할수록 학습시간이 증가하며 10개 이상일 때 점차 수렴하는 양상을 보이며 1% 내외의 상대오차 값이 도출되었다. 그리하여 오차값과 학습시간을 고려한 결과 시뮬레이터의 은닉층 뉴런개수는 10개로 선정하였다. 학습 알고리즘은 정확도가 우수한 것으로 알려진 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용하였으며[8] 인공신경망 시뮬레이터 개발과 성능 검증은 Matlab R2010a 버전의 프로그램 Neural Network Toolbox를 사용하였다.

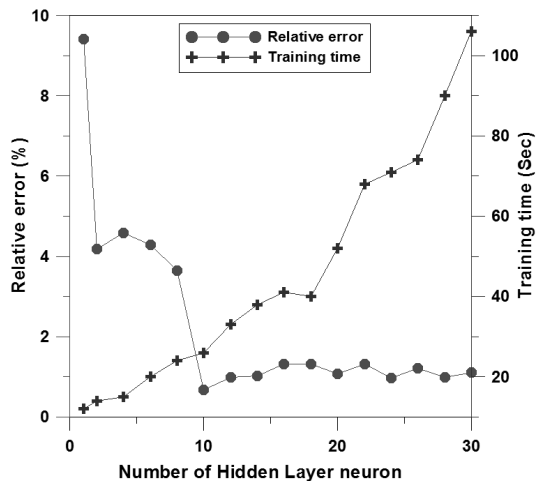


Fig. 4. Effect of the CPU time or relative error required to train for different number of neurons.

2.4. 추가 생산정 훈련 시나리오

일반적으로 파이프라인을 통한 가스전 개발 시 일정량의 가스를 수요처로 공급하는 계약이 전제가 된다. 가스전의 생산 공급계획은 수요자와의 MDQ에 따라 결정되므로 이 양을 지속적으로 공급하는 것이 매우 중요하다. 따라서 어느 시점의 생산량이 계약량을 충족시키지 못할 경우 추가 생산정을 시추하여 생산량을 증대시킬 필요가 있다.

Fig. 6은 대상 저류층을 격자시스템화 한 것으로 초기 배사구조의 상부에 투과도와 가스 포화율이 높을 것으로 예상되는 지역을 선정, 3개의 생산정에서 가스를 생산하였다. Eclipse 시뮬레이터를 이용한 생산 거동 예측 결과 약 1500일이 경과한 시점에서 생산량이 감퇴되기 시작하여 최대공급계약량을 유지할 수 없는 것으로 예측되었다(Fig. 5). 그 결과 MDQ를 유지시키지 못하는 시점인 1500일 부터 3개의 생산정을 추가 시추하기로 생산계획을 수립하였다.

추가 시추 가능한 생산정 위치는 총 695개이며 이 중 인공신경망 학습에 이용할 훈련 생산정은 저류층, 대수층 경계, 생산정간 간섭효과를 고려하여 전체 저류층의 유동 양상을 반영할 수 있도록 6개 지역(W1-W6)을 선정하였다(Fig. 6). 학습자료로 사용될 생산정의 위치선정에 대한 제한요소로 생산정과 저류층, 대수층 경계와의 거리, 생산정간 거리를 최소 1300 ft 이상으로 설정하였다[9]. 추가 생산정 시추 시나리오는 기존 생산정 3개와 추가 생산정 3개를 1set으로 하여 총 20개로 구성하여 이에 대해 시뮬레이션을 수행하였다. 총 생산기간은 1500일부터

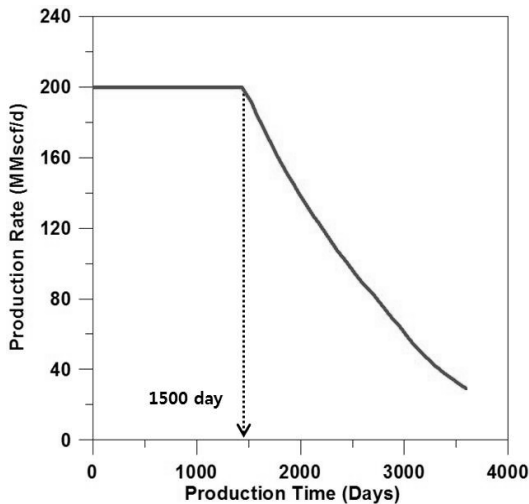


Fig. 5. Production rate of existing well.

3600일까지이며 측정간격은 1500일부터 2400일까지는 50일 간격으로 2400일부터 3600일까지는 300일 간격으로 설정하였다.

2.5. 시뮬레이터 타당성 검증

인공신경망 시뮬레이터의 타당성을 검증하기 위하여 앞서 선정한 20개 시나리오에 대해 Eclipse를 이용한 시뮬레이션과 인공신경망 시뮬레이션의 결과를 비교하였다. 아래의 식 (1)과 (2)는 인공신경망의 예측성능을 평가하기 위한 통계인자로 상관계수, 상대오차백분율이다.

$$Error_i = Measured_i - Estimated_i \quad (1)$$

$$Relative\ error = 100\% \times \left| \frac{Error}{Measured} \right| \quad (2)$$

20개 시나리오 비교 결과 상관계수 값은 생산량 0.99, 공저압력 0.98로 상관관계가 매우 높은 것으로 확인되었으며(Fig. 7, 8) 상대오차 백분율은 생산량이 최소 0.00008%, 최대 2.15%, 평균 0.61%이며, 공저압력은 최소 0.0008%, 최대 10.13%, 평균 0.37%로 양호한 결과가 도출되었다(Table 2). 따라서 인공신경망 시뮬레이터의 예측성능이 우수한 것으로 확인되었다. Fig. 9와 10은 20개 학습시나리오 중 생산정 W1, W2, W5의 생산기간 동안의 각 생산정의 공저

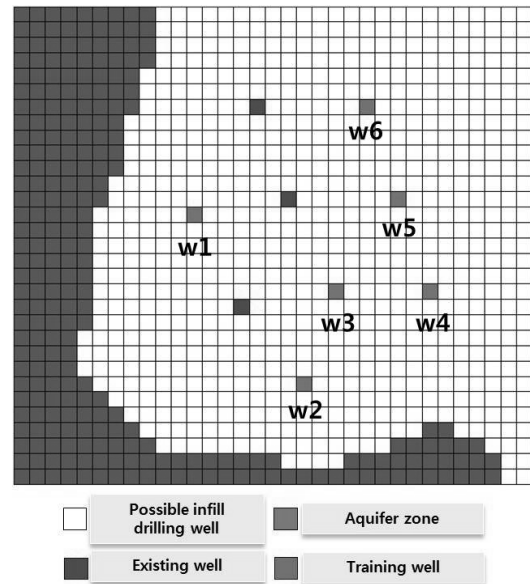


Fig. 6. Well pattern for production well.

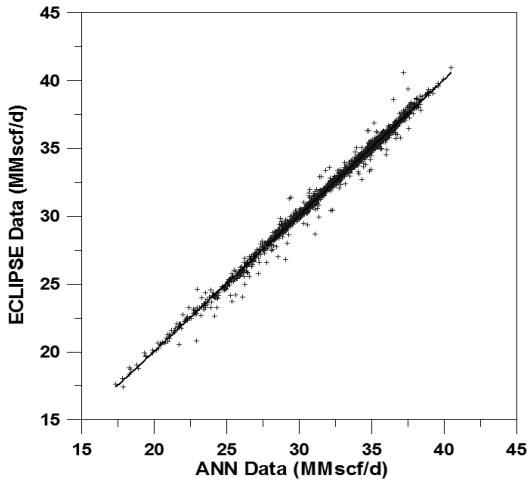


Fig. 7. Cross plot of output data for production rate.

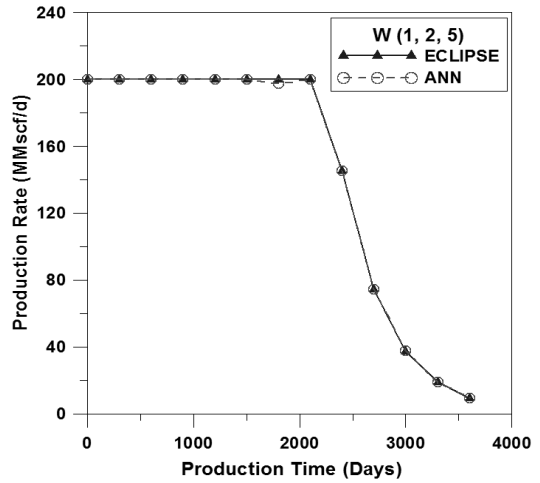


Fig. 9. Comparison of production rate for scenario.

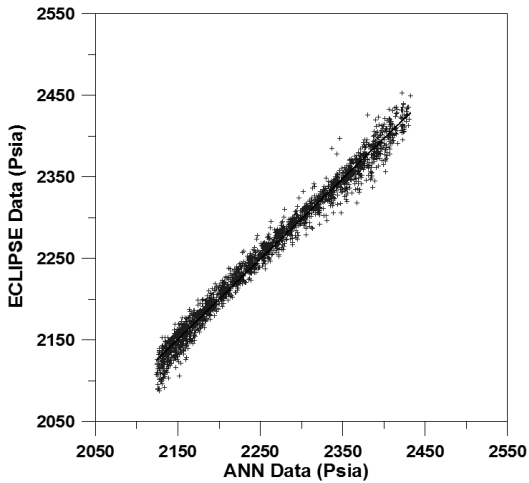


Fig. 8. Cross plot of output data for bottomhole pressure.

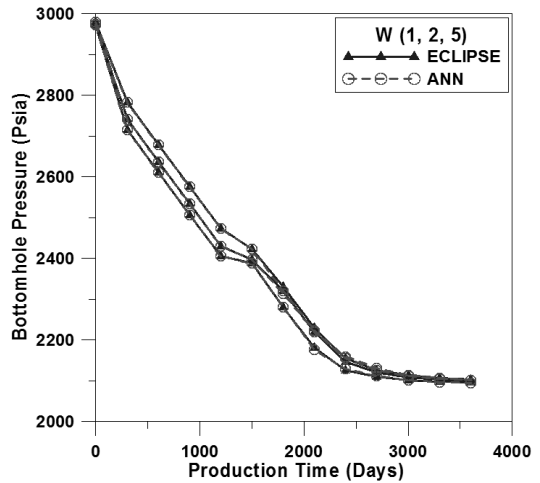


Fig. 10. Comparison of bottomhole pressure for scenario.

Table. 2. Statistical parameter of Artificial neural network-simulator

Statistical parameter	Value	
	Production rate	Bottomhole pressure
Correlation coefficient	0.99	0.98
Relative error (%)	0.61	0.37

압력과 전체 생산량을 비교한 그래프이다. 공저압력 그래프 비교를 통해 학습결과가 양호한 것으로 확인 되었으며 생산량 그래프 또한 예측값이 우수한 것으로 나타났다.

III. 추가 생산정 위치에 따른 생산성 분석

앞서 언급한 바와 같이 기존 생산정을 이용하여 MDQ를 공급하는 것이 불가능한 시점에서는 추가

생산정을 시추하여 생산량을 유지해야 한다. 이때에는 저류전산 시뮬레이터를 통해 시추 위치에 따른 생산량 유지기간을 분석하고, 생산성이 우수한 지역에 생산정을 시추할 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 인공신경망 시뮬레이터를 활용하여 추가 생산정 시추 시 대상 가스전의 MDQ 유지기간을 비교분석하였다. 기존 생산정과 가까운 추가 생산정은 생산정간 간섭효과가 발생한다. 그리고 대수층의 영향이 클수록 저류층 압력강하가 상대적으로 약화되어 가스 팽창에 의한 영향이 감소되므로 저류층에 잔류하

는 가스의 양이 증가되어 생산성이 저하될 수 있다 [10]. 가스전의 MDQ를 유지하기 위해 생산량이 감퇴되기 시작하는 1500일부터 선정한 추가 시추 시나리오(A, B, C)에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다. Fig. 11~13은 세 시나리오의 각 case 별 추가 생산정 위치를 나타내며 각 시나리오 당 3개 case를 선정하였다. 시나리오 A의 경우 생산성을 저하시키는 인자(생산정간 근접성 및 저류층, 대수층 경계의 근접성)가 포함되지 않았으며, 저류층 물성, 생산정간 간섭효과, 저류층, 대수층 경계와 거리를 고려하여 선정한 3개 case 별 생산정 추가 시추 시나리오 결과를 비교하였다. 시나리오 B는 기존 생산정과의 근접성을 고려하여 생산정 위치를 선정하였다. Case 1은 기존 생산정과 근접한 생산정의 수가 2개이며, case 2는 1개, case 3은 근접한 생산정이 없다. 마지막 시나리오 C는 저류층, 대수층 경계와의 근접성을 고려하여 생산정 위치를 선정하였다. Case 1은 경계와 근접한 생산정의 개수가 3개이며, case 2는 2개, case 3은 근접한 생산정이 없다.

시뮬레이션 결과를 통해 먼저 MDQ 유지기간을 비교분석 하였으며, 두 번째로 생산정별 생산량과 공저압력을 도출해 대상 저류층의 생산성이 높은 지역과 생산정간 근접성, 저류층, 대수층 경계가 생산량과 압력강하에 미치는 영향을 분석하였다. 본 분석에 쓰인 세 가지 시나리오의 각 case 별 생산정의 표기는 Table 3와 같다(예를 들어, 시나리오 A case 1의 (13, 12)에 위치한 생산정은 A-1-1로 표기하였다).

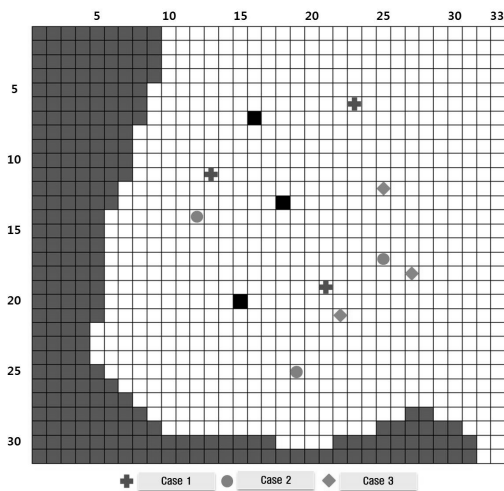


Fig. 11. Scenario A for infill drilling well.

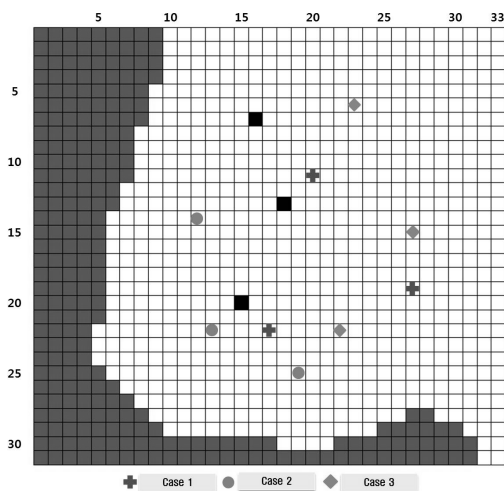


Fig. 12. Scenario B for infill drilling well.

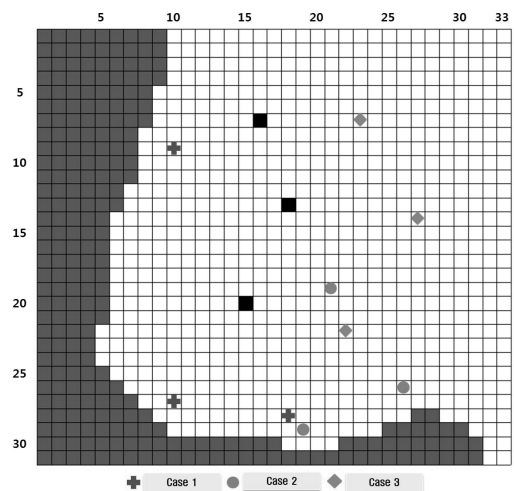


Fig. 13. Scenario C for infill drilling well.

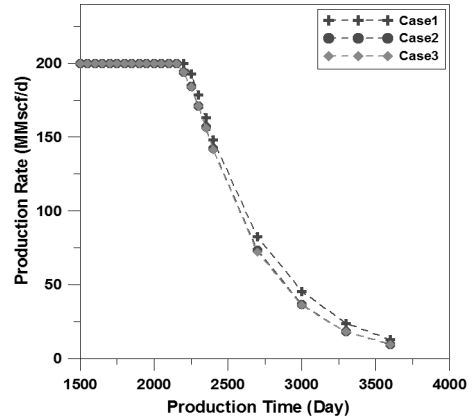
Table 3. X-Y coordinate for well location

	case 1 (x, y)	case 2 (x, y)	case 3 (x, y)
scenario A	A-1-1 (13, 12)	A-2-1 (12, 14)	A-3-1 (22, 22)
	A-1-2 (21, 19)	A-2-2 (19, 25)	A-3-2 (27, 19)
	A-1-3 (23, 7)	A-2-3 (25, 13)	A-3-3 (25, 13)
scenario B	B-1-1 (20, 11)	B-2-1 (12, 14)	B-3-1 (23, 6)
	B-1-2 (17, 22)	B-2-2 (13, 22)	B-3-2 (22, 22)
	B-1-3 (27, 19)	B-2-3 (19, 25)	B-3-3 (28, 14)
scenario C	C-1-1 (10, 9)	C-2-1 (21, 19)	C-3-1 (23, 7)
	C-1-2 (10, 27)	C-2-2 (19, 29)	C-3-2 (22, 22)
	C-1-3 (18, 28)	C-2-3 (26, 26)	C-3-3 (27, 14)

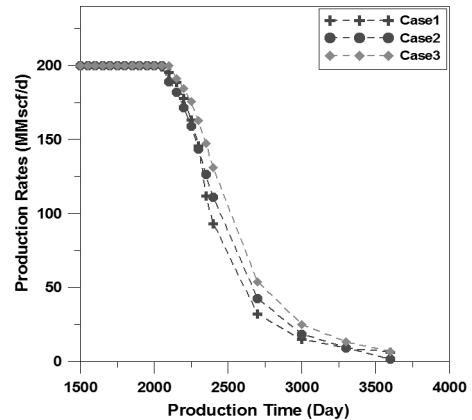
3.1. 생산성분석

각 시나리오에 대한 MDQ 유지기간을 분석하였다. 시나리오 A의 시뮬레이션 결과 case 1은 추가 생산정을 시추하기 시작한 1500일에서 700일 동안 더 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 나타났으며, case 2와 case 3은 650일로 case 1이 case 2, 3보다 50일 더 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 나타났다(Fig. 14a). 시나리오 B는 case 1과 case 2가 2050일까지 550일 동안 더 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 나타났으며, case 3은 2100일까지 600일로, case 3이 가장 오랫동안 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 확인되었다(Fig. 14b). 즉, case 3이 case 1, 2보다 50일 더 MDQ를 유지시킬 수 있었다. 시나리오 C 결과 case 1은 2050일까지 550일 동안 더 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 나타났으며, case 2는 2100일까지 600일, case 3은 2150일까지 650일로 case 3이 가장 오랫동안 유지시킬 수 있는 것으로 확인되었다(Fig. 14c). 따라서 case 3이 case 1보다 100일 더 MDQ를 유지시킬 수 있었다.

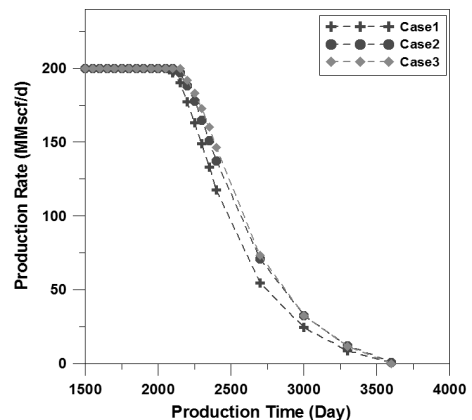
생산 후 2300일의 일일생산량은 시나리오 A의 경우 case 1이 179 MMscf/d이며 case 2, 3는 둘 다 171로 case 1의 일일생산량이 가장 높았으며, 시나리오 B는 case 1이 146 MMscf/d이며 case 2는 144, case 3은 163로 case 3이, 시나리오 C의 case 1은 149 MMscf/d, case 2는 165 case 3은 173로 case 3이 가



a. Scenario A



b. Scenario B



c. Scenario C

Fig. 14. Prediction of gas production rate.

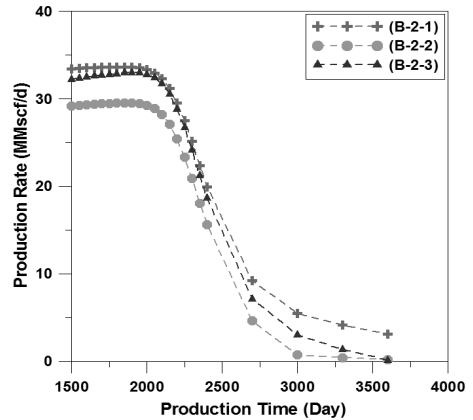
Table 4. Analysis for production data

Scenario		MDQ (day)	Maximum Cumulative production rate (Bscf)
A	case 1	700	527
	case 2	650	
	case 3	650	
B	case 1	550	501
	case 2	550	
	case 3	600	
C	case 1	550	517
	case 2	600	
	case 3	650	

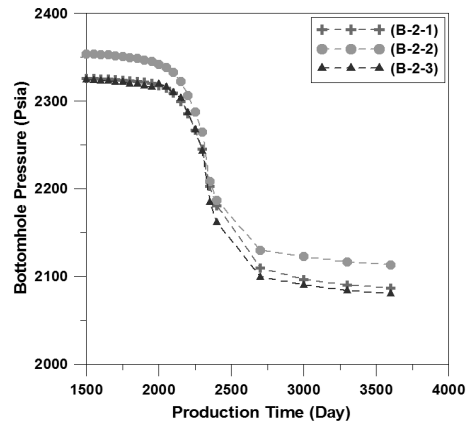
장 높았다. 세 가지 시나리오에 대한 case 별 시뮬레이션 비교결과 시나리오 A가 생산성에 영향을 주는 인자를 포함한 시나리오 B, C보다 MDQ를 최대 21% 정도 더 유지시킬 수 있는 것으로 확인되었다.

또한 대상 가스전의 경제적 최소 일일 생산량인 50 MMscf/d까지의 누적생산량 비교 결과 시나리오 A는 최소 517, 최대 527 Bscf이며 시나리오 B는 최소 481, 최대 501 Bscf, 그리고 시나리오 C의 경우 최소 496, 최대 517 Bscf로써 생산성에 영향을 주는 인자를 포함하지 않는 시나리오 A가 B, C보다 최대 9% 정도 더 많이 예측되었다. MDQ와 총 누적생산량을 비교한 결과 생산성에 영향을 주는 인자를 포함하는 생산정의 수가 많을수록 생산성이 저하되는 것으로 확인되었다.

본 시뮬레이터 이용 시 생산량과 더불어 공저압력의 도출 및 생산기간에 따른 압력거동도 분석이 가능하다. 세 가지 시나리오 중 대표 case에 대해 생산정별 일일생산량과 공저압력을 비교하여 대상 저류층의 생산성을 분석하였다. 분석시점은 MDQ 마지막 유지시점이며 시나리오 B-2의 결과를 도시하였다. 시나리오 B-2는 2050일까지 MDQ를 유지시킬 수 있었으며 이때 생산정 B-2-1의 생산량은 34.53 MMscf/d, 압력은 2217 psia이며, 생산정 B-2-2는 28.90 MMscf/d, 2231 psia, 생산정 B-2-3은 32.45 MMscf/d, 2231 psia이다. 생산정 B-2-1은 기존 생산정에 근접한 생산정 B-2-2와 비교하여 5.63 MMscf/d 더 생산 가능하다. 시나리오 B의 분석결과 기존 생산정과 근접하지 않은 생산정이 최대 11% 더 생산



a. Production rate



b. Bottomhole pressure

Fig. 15. Prediction of gas production rate and bottomhole pressure for well(B-2).

가능함이 확인되었다.

Fig. 15a의 생산정별 생산량 그래프에서 1500일 시점에서 생산량이 각기 다른 이유는 생산정의 저류층 심도차이에 의해 저류층의 잔류 가스포화율과 투과도 차이 때문이며 Fig. 15b의 공저압력 그래프에서 압력이 강해지기 전 3개 생산정의 압력이 다른 이유는 저류층 심도 차이로 인해 생산 시 각 생산정의 요구되는 압력이 상이하기 때문이다. 공저압력은 MDQ 유지시점까지 압력이 점점 감소되나 유지시키지 못하는 시점부터 급격한 압력강하가 발생한다. 그리고 2400일 이후 생산량이 급격히 감퇴되는 시점부터 공저압력이 일정하게 유지되는데 이는 가스 수송을 위한 최소 정두압력 이하로는 생산이 불가능하

기 때문이다.

본 연구에서는 생산기간의 측정간격을 50일, 300일 간격으로 선정하였다. 그러나 정확한 생산간격에 대한 분석 요구 시 생산시간을 조정할 수 있다.

IV. 결 론

본 연구에서는 생산정 위치선정 문제에 대한 다양한 생산 시나리오의 생산성을 분석하기 위하여 고속의 연산이 가능한 인공신경망 시뮬레이터를 개발하였다. 인공신경망 입·출력변수를 설계하였으며 개발한 인공신경망 시뮬레이터를 상용 시뮬레이터와 비교하여 타당성을 검증하였다. 인공신경망 시뮬레이터를 이용하여 가스전 추가 생산정 위치선정 문제에 대한 다양한 시나리오의 시뮬레이션 결과를 분석하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. 시뮬레이터의 타당성 검증을 위한 통계적 분석을 한 결과 생산량에 대한 상관계수 값은 0.99, 공저압력은 0.98로 상관관계가 매우 높은 것으로 확인되었다. 그리고 상대오차는 생산량의 경우 평균 0.61%, 공저압력은 평균 0.37%로 매우 우수한 결과값이 도출되어 개발한 시뮬레이터의 타당성이 검증되었다.

2. 본 연구에서 개발한 인공신경망 시뮬레이터를 이용하여 가스전의 MDQ 유지시점을 산출함으로써 생산정 위치에 따른 생산성을 분석하였다. 그 결과 시나리오 B-1이 2050일까지, 시나리오 A-1은 2200일까지 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 산출되었다. 시나리오 A가 생산성에 영향을 미치는 인자를 포함한 B, C보다 최대 21% 더 MDQ를 유지시킬 수 있는 것으로 확인되었다.

3. 시나리오 B의 분석결과 기존 생산정과 근접하지 않은 생산정이 최대 11% 더 생산 가능성이 확인되었다. 이 결과로부터 기존 생산정, 저류층, 대수층 경계와 근접한 추가 생산정의 경우 생산성이 저하되는 것으로 확인되었다. 결론적으로 생산성에 영향을 미치는 요소를 종합적으로 고려하여 생산정의 위치를 선정해야 생산량을 극대화 할 수 있다.

4. 본 연구에서 개발된 인공신경망 시뮬레이터는 출력값으로 생산량과 함께 공저압력을 도출하였다. 이로 인해 일반 저류 전산 시뮬레이터와 같이 생산기간 동안 생산량과 공저압력 변화를 비교분석하는 것이 가능하다.

감사의 글

본 연구는 2010년도 지식경제부의 재원으로 한국 에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 과제입니다. (No.2010T100200133)

참고문헌

- [1] H. Doraisamy, "Methods of Neuro-Simulation for Field Development", Paper SPE 39962, presented at the Rocky Mountain Regional/Low-Permeability Reservoirs symposium held in Denver, Colorado, April 5-8, (1998).
- [2] A. Centilmen, T. Ertekin., and A. S. Grader., "Applications of Neural Networks in Multiwell Field Development", Paper SPE 56433, presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in Houston, Texas, October 3-6, (1999).
- [3] Z. He., L. Yang., J. Yen., and C. Wu., "Neural-Network Approach To Predict Well Performance Using Available Field Data", Paper SPE 68801, presented at the Western Regional Meeting held in Bakersfield, California, March 26-30, (2001).
- [4] B.H., Min, "Well Placement Optimization Using Artificial Neural Network" Thesis submitted Seoul National Univ., The degree of master, (2011)
- [5] H. Doraisamy., T. Ertekin., and A.S. Grader., "Key Parameters Controlling the Performance of Neuro-Simulation Applications in Field Development", Paper SPE 51079, presented at the Eastern Regional Meeting held in Pittsburgh, PA, November 9-11, (1998).
- [6] Cheng, Y., McVay, D.A., Wang, J., and Ayers, W.B., "Simulation-Based Technology for Rapid Assessment of Redevelopment Potential in Marginal Gas Fields-Technology Advances and Validation in Garden Plains Field, Western Canada Sedimentary Basin," SPE Reservoir Evaluation & Engineering, Vol. 11, No. 3, pp. 521-534, (2008).
- [7] B. Guyaguler, "Optimization of Well Placement in a Gulf of Mexico Waterflooding Project", Paper SPE 63221, presented at the Annual Technical Conference and Exhibition held

- in Dallas, Texas, October 1-4, (2000).
- [8] I. Uraz, "Optimization of Well Placement in complex carbonate reservoirs using Artificial Intelligence", A thesis submitted Middle East Technical Univ, The degree of master of Science in Petroleum and Natural Gas Engineering, December, (2004)
- [9] I.O., Kang, "A Study on Numerical Simulation for Production Well Placement Optimization" Thesis submitted Dong-A Univ., The degree of master, (2011)
- [10] W.S., Lee, S.J., Kim, and S.H., Nam, "Simulation Study on Water-Drive Gas Reservoir Performance" Journal of Korean Society for Geosystem Engineering, Vol. 43, No. 4, pp. 282-292, (2006)