

연구논문

지능형 저류층 특성화 기법을 이용한 물리검증 자료 해석

임종세¹⁾

Well Log Analysis using Intelligent Reservoir Characterization

Jong-Se Lim¹⁾

요 약 : 석유/천연가스 저류층 특성화는 사용 가능한 현장자료를 이용하여 여러 저류층 물성의 공간적 특성을 정량적으로 추정하는 과정이다. 저류층 물성 중 특히 공극률과 유체투과율은 저류층 내의 유체 함유 공간의 크기와 유체 유동 능력을 나타내며, 저류층 평가와 운영에 있어 가장 중요한 특성변수이다. 불균질 저류층에 있어 코어가 채취되지 않은 구간이나 시추공에서 일반적인 물리검증 자료로부터 기준의 통계적 방법을 통해 공극률과 유체투과율을 추정하는 것은 매우 어렵고 복잡한 작업이므로, 이 연구에서는 물리검증 자료를 이용한 저류층 물성결정 방법으로 퍼지이론과 신경망을 이용한 지능형 기법을 제시하였다. 퍼지이론을 기초로 한 퍼지 곡선법으로 코어 공극률, 유체투과율 자료와 상관성이 높은 물리검증 자료를 선택하고, 선택된 물리검증 자료와 코어분석 자료를 이용한 신경망 학습을 통해 저류층의 공극률과 유체투과율을 추정하고자 하였다. 이 연구에서 제시한 지능형 저류층 특성화 기법을 이용하여 국내대륙붕 시추공의 유정자료를 분석하여 기준 방법 보다 정확하고 신뢰성 있는 해석 결과를 얻을 수 있었다. 이러한 지능형 저류층 특성화 해석 기법은 국내외 석유/천연가스 개발사업에 있어 보다 신뢰성 있는 물리검증 자료를 이용한 저류층 특성화 도구로 활용할 수 있을 것이다.

주요어 : 물리검증, 공극률, 유체투과율, 저류층 특성화, 퍼지, 신경망

Abstract : Petroleum reservoir characterization is a process for quantitatively describing various reservoir properties in spatial variability using all the available field data. Porosity and permeability are the two fundamental reservoir properties which relate to the amount of fluid contained in a reservoir and its ability to flow. These properties have a significant impact on petroleum fields operations and reservoir management. In un-cored intervals and well of heterogeneous formation, porosity and permeability estimation from conventional well logs has a difficult and complex problem to solve by conventional statistical methods. This paper suggests an intelligent technique using fuzzy logic and neural network to determine reservoir properties from well logs. Fuzzy curve analysis based on fuzzy logics is used for selecting the best related well logs with core porosity and permeability data. Neural network is used as a nonlinear regression method to develop transformation between the selected well logs and core analysis data. The intelligent technique is demonstrated with an application to the well data in offshore Korea. The results show that this technique can make more accurate and reliable properties estimation compared with previously used methods. The intelligent technique can be utilized a powerful tool for reservoir characterization from well logs in oil and natural gas development projects.

Keywords : well logs, porosity, permeability, reservoir characterization, fuzzy, neural network

서 론

에너지자원 개발을 위해 추진하고 있는 국내 대륙붕 천연가스전과 해외유전 사업에 있어 매장량 평가 및 생산량 예측 등과 관련된 정확한 저류층 해석은 개발 및 사업의 성공 여부를 가름하는 중요한 요소라고 할 수 있다. 특히 저류층 특성화 기술은 저류층 특성변수들의 공간적 분포의 결정으로부터 신뢰성 있는 저류층 물성 모델을 제공함으로써 보다 정확한 저류층 상태의 예측을 통해 석유 및 천연가스 개발 투자의 위험을 최소화함은 물론 유/가스전의 효율적인 개발, 생산, 회수 계획

수립에 필요한 기초 자료를 제공하여 저류층 가치를 극대화하는 것으로 신뢰성 있는 해석기술의 확보를 위해 지속적인 연구가 필요한 분야이다.

저류층 물성 중 특히 공극률(porosity)과 유체투과율(permeability)은 저류층 평가와 운영에 있어 가장 중요한 특성변수로 저류층 내의 유체 함유 공간의 크기와 유체 유동 능력을 나타낸다. 대상 저류층의 지층 특성 파악, 매장량 평가 및 생산 예측 등을 위해서는 정확하고 신뢰성 있는 공극률 및 유체투과율 분포 즉, 저류층 물성 모델이 반드시 필요하다. 그러나 이러한 저류층 물성은 코어가 채취되지 않은 구간이나 시추공에

*2004년 2월 4일 접수

1) 한국해양대학교 해양개발공학부

서 신뢰성 있는 값을 추정하기 어려운 면이 있다. 일반적으로 코어 자료 분석 과정에서 공극률 및 유체투과율을 측정하였으나, 이 방법은 상당한 비용이 들뿐 아니라, 모든 유정에서 수행하는 것이 아니라 제한적으로 선택된 유정에서 특정 구간만에서 행하여진다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 물리검증(well logging) 자료를 직접 사용하는 방법이 제시되었다. 물리검증은 거의 모든 유정에서 전 구간에 걸쳐 실시하고 있으며, 이 자료들은 저류층의 유용한 정보를 담고 있어 비용면에서도 상당한 장점이 있다.

일반적으로 제한된 코어 해석 자료를 이용하여 코어가 채취되지 않은 구간에 대한 저류층 물성 추정은 주로 여러 물리검증 자료와 코어분석 자료의 결합을 통해 이루어져 왔다. 그러나 기존의 석유개발 현장에서 사용해온 경험적, 통계학적 저류층 해석 기법은 예측하고자 하는 저류층 특성변수와 관련된 인자들 간의 관계가 알려져 있지 않거나 부정확한 경우에 가정된 모델의 회귀분석으로 잘못된 해석 결과를 제시할 수 있다. 특히 비균질 저류층의 경우에서 부정확한 분석 결과를 제공하는 등의 문제점과 해석에 있어 비효율성을 나타내고 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 이 연구에서는 차세대 저류층 특성화 분야로 주목 받고 있는 퍼지 및 신경망 해석기법을 이용한 지능형 저류층 특성화(intelligent reservoir characterization) 방법을 제시하고자 한다. 이러한 해석법은 저류층 분석 및 해석 시 주관적인 판단을 최소화하고 가능한 많은 자료들을 결합하여, 보다 신뢰성 있고 객관적인 해석 결과로부터 정확한 평가는 물론 개발 계획 수립에 있어 불확실성을 줄이는 데 활용할 수 있다.

퍼지 곡선 분석을 이용한 자료선택

시추공에서 측정된 다양한 물리검증 자료를 이용하여 효율적으로 저류층 물성 정보를 추정하기 위해서는 먼저 저류층 물성자료와 상관관계가 양호한 물리검증 자료를 선별하여 선택하는 과정이 필요하다. 이를 위해 퍼지 순위 알고리즘(fuzzy ranking algorithm)을 이용한 퍼지 곡선 분석(fuzzy curve analysis) 기법을 이용할 수 있다. 이 분석법을 이용하여 여러 물리검증 자료 중 코어분석 결과 얻어진 저류층 물성 정보(유체투과율, 공극률 등)와의 관련성 여부를 알아보는 방법을 제시하고자 한다. 독립변수의 변화에 따른 종속변수의 값을 예측하는 경우, 독립변수의 변화에 따른 종속변수의 변화를 측정하기 위해 퍼지 소속 함수(membership function) $F_i(x)$ 를 계산한다. 이 때, 소속 함수란 각 자료가 가지는 집합의 형태로 식 (1)을 이용해 얻을 수 있다.

$$F_i(x) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - x}{b}\right)^2\right] \cdot y_i \quad (1)$$

여기서 x_i 는 n 개의 물리검증 자료 중 i 번째 자료이며, y_i 는 저

류층 물성값의 i 번째의 해당하는 자료이다. b 는 정규분포 함수의 편차로 입력 값 범위(range)의 10~20%의 값을 의미한다. 식 (1)의 퍼지 소속 함수를 각각의 자료에 대하여 적절히 합한 후, 식 (2)에 따라 퍼지 곡선 $FC(x)$ 를 생성할 수 있다(Weiss *et al.*, 2001).

$$FC(x) = \frac{\sum_{i=1}^n F_i(x)}{\sum_{i=1}^n F_i(x)/y_i} \quad (2)$$

저류층 물성 자료와 물리검증 자료들 간의 연관성은 각각의 퍼지 곡선에 의해 결정할 수 있다. 만약 퍼지 곡선이 연속적인 특징을 가지며, 퍼지 곡선의 범위가 상대적으로 큰 물리검증 자료일수록 저류층 물성 정보에 상관성이 큰 자료라고 할 수 있다.

신경망을 이용한 저류층 물성 해석

신경망의 주요 특징은 특정 목적을 위해 사용되기 전 특수한 식이나 알고리즘의 형태가 아닌 ‘학습’이란 과정을 통해 문제를 해결할 수 있도록 설계된다는 것이다. 모델을 수식화하는데 너무 복잡하거나 문제 해결에 상당히 많이 시간이 소요되는 경우에는 일반적인 방법보다는 신경망을 사용하는 방법이 훨씬 능률적이다. 신경망은 패턴인식(pattern recognition), 오차가 섞인 데이터의 분류(classification of noisy data), 비선형적으로 나타나는 특징들을 탐지(nonlinear feature detection), 시장 예측(market forecasting) 등에 강한 장점들을 보이고 있으므로 석유/천연가스 개발의 전반적인 분야에서 응용이 가능하다.

신경망 기법 중 오류 역전파(back propagation) 알고리즘의 구조는 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)과 동일하며, 학습 알고리즘은 다층구조에 적용시킨 델타학습법인 일반 델타 학습법(generalized delta rule)을 사용한다. 보통 오류 역전파 알고리즘은 학습하는 과정에서만 오차에 관련된 출력이 역방향으로 전파될 뿐, 학습이 완료되어 실제 응용할 때에는 입력이 순방향으로만 진행되면서 출력이 나오는 순방향 신경망 구조이다. 오류 역전파 알고리즘에 의한 신경망의 학습에 상당한 시간이 소요되지만 일단 학습이 종료되고 나면 응용단계에서는 매우 빠른 속력으로 결과가 출력되는 특징이 있다(Tamhane *et al.*, 2000; Lim, 2003).

입력과 연결강도를 각각 x, w 로 벡터 형태로 표시할 때, 입력 가중합(NET)은 다음 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$NET = \sum_{i=1}^p x_i w_i = \mathbf{x} \mathbf{w}^T \quad (3)$$

이때, p 는 입력 뉴런의 수이다. 뉴런 y 의 출력은 식 (4)와 같다.

$$y=f(NET)=f(\mathbf{x}\mathbf{w}^T) \quad (4)$$

$f(x)$ 는 활성화 함수로 뉴런의 반응여부를 결정하며 계단함수, 항등함수, 시그모이드(sigmoid) 함수 등이 있으며, 이 함수에 따라 뉴런이 활성화되거나 그렇지 못하게 된다. 오류 역전파 알고리즘은 다층 퍼셉트론의 구조로 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있다. 출력값을 y 라 할 때, 입력 벡터 \mathbf{x} , 은닉층 출력 벡터 \mathbf{z} , 입력층과 은닉층 값의 연결강도 \mathbf{v} , 은닉층과 출력층간의 연결강도 \mathbf{w} 로 나타내면, 엘타학습법은 출력값과 목표치와의 제곱오차를 최소화하는 방향으로 연결강도를 변경시키는 학습법이다. 연결 강도의 변화량은 학습률(α)과 오차신호(δ)에 의해서 결정되며 $k+1$ 번째 학습단계에서의 연결강도는 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^{k+1} &= \mathbf{w}^k + \Delta \mathbf{w}^k = \mathbf{w}^k + \alpha \delta_y \mathbf{z}^k \\ \mathbf{v}^{k+1} &= \mathbf{v}^k + \Delta \mathbf{v}^k = \mathbf{v}^k + \alpha \delta_z \mathbf{x}^k \end{aligned} \quad (5)$$

일반적으로 학습률은 작은 값을 설정하기 때문에 각 학습단계에서의 연결강도 변화량은 상대적으로 줄어들게 되므로 학습이 느려지는 현상이 나타난다. 이런 오류 역전파 알고리즘의 문제를 해결하기 위해 이 연구에서는 모멘텀(momentum) 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 이 방법은 학습단계에서 연결강도를 변화시킬 때 이전 학습단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 방법이다. 학습방법으로 오류 역전파 알고리즘과 동일하며, 연결강도의 변화량의 계산식에 모멘텀 항이 부가되는 점이 다르다. 따라서 $k+1$ 번째 연결강도의 변화량은 식(6)과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{v}^k &= \alpha \delta_z \mathbf{x}^k + \beta \Delta \mathbf{v}^{k-1} \\ \Delta \mathbf{w}^k &= \alpha \delta_y \mathbf{z}^k + \beta \Delta \mathbf{w}^{k-1} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, β 는 모멘텀 상수이다.

신경망 해석 기법을 이용한 저류층 물성 해석은 코어분석을 통해 얻은 공극률, 유체투과율 등의 저류층 물성과 물리검증 자료를 대상으로 학습과정을 거쳐 일정한 패턴을 얻고 이를 통해 저류층 물성을 예측하는 방법이다. 이 해석법은 최근 연구를 통해 물리검증 자료를 이용한 저류층 유체투과율 결정 시 코어 공극률과의 상관관계를 이용한 해석방법이나 중회귀 분석법에 비해 공간적 불균질적 특성과 유체투과율 분포를 보다 정확히 나타내며 상대적으로 신뢰성 있는 해석 결과를 제시함을 알 수 있다(Balan *et al.*, 1995; Malki *et al.*, 1996; Wong *et al.*, 1997; Wang *et al.*, 1999; Mohaghegh, 2000; Lim, 2003).

이 연구에서는 현장에서 얻을 수 있는 여러 물리검증 중 펴지 곡선 기법으로부터 연관성 높은 자료를 선택하고, 코어분석을 통해 얻은 공극률과 유체투과율 자료 모두를 이용하여 선택된 물리검증 자료와의 학습으로부터 일정한 패턴을 얻어 코어분석 자료가 없는 구간에 대해 물리검증 자료만으로 저류층

물성값인 공극률과 유체투과율을 추정하고자 한다.

국내대륙붕 물리검증 해석

이 연구에서 제시한 지능형 저류층 특성화 해석 방법의 적용을 위해 국내대륙붕 시추공의 물리검증 자료와 시추 코어분석 자료의 데이터베이스를 구축하고 해당 자료를 분석하였다. 분석을 위해 선정된 시추공은 A광구 B-Well이며, 분석 구간은 저류층 구간 중 코어가 회수된 2415.00m에서 2428.5m에 이르는 13.5m 구간이다.

저류층 물성 해석에 있어 보다 많은 물리검증 및 코어해석 자료를 사용하는 것이 바람직하나 측정된 자료의 질, 시추공 상태, 자료 상호간의 상관도 등을 충분히 고려해 분석 대상 자료를 취사, 선택함으로써 신뢰성 있는 해석결과를 얻을 수 있다. 해석에 사용된 시추공 자료는 코어분석 결과 얻어진 51개의 유체투과율, 공극률 자료와 구간 내에서 0.125m마다 측정된 감마선 검증(gamma ray log), 음파 검증(sonic log), 밀도 검증(density log), 중성자 검증(neutron log), 장거리지향 검증(laterolog deep resistivity), 단거리지향 검증(laterolog shallow resistivity), 공경 검증(caliper log), 자연전위 검증(spontaneous potential log) 등의 각각 107개의 자료이다(Table 1, Fig. 1).

분석에 사용된 물리검증 및 코어분석 자료의 특성을 파악하기 위해 우선 기술통계 분석을 실시하였다. 물리검증 및 코어분석 자료의 기술통계 처리는 다변량 분석 등을 위한 기본 자료로 활용될 뿐만 아니라 펴지 곡선 분석 및 신경망 해석 기법에 사용될 자료의 특성 파악 등에 활용된다. Fig. 2는 시추 공 코어분석 자료 중 공극률과 유체투과율 자료의 히스토그램과 기술통계 분석 결과이며, 물리검증 자료의 기술 통계량과 히스토그램은 Fig. 3과 같다. 각 자료들의 히스토그램과 기술통계량을 통해 각 자료의 산포 정도와 분포 형태, 이상점(outlier) 유무 등을 파악할 수 있다.

물리검증 자료와 저류층 물성 자료와의 연관성을 알아보기 위해 저류층 물성값인 공극률과 유체투과율 변화에 따른 물

Table 1. Available data list of Well-B.

	Reservoir Data	Unit
Core analysis data (51 data)	Core porosity	dimensionless
	Core permeability	milli darcy (md)
Well log data (107 data)	Neutron log	corrected limestone porosity
	Sonic log	μs/ft
	Gamma ray log	API
	Caliper log	in
	Laterolog deep resistivity	ohm-m
	Laterolog shallow resistivity	ohm-m
	Density log	g/cm ³
	Spontaneous potential log	mV

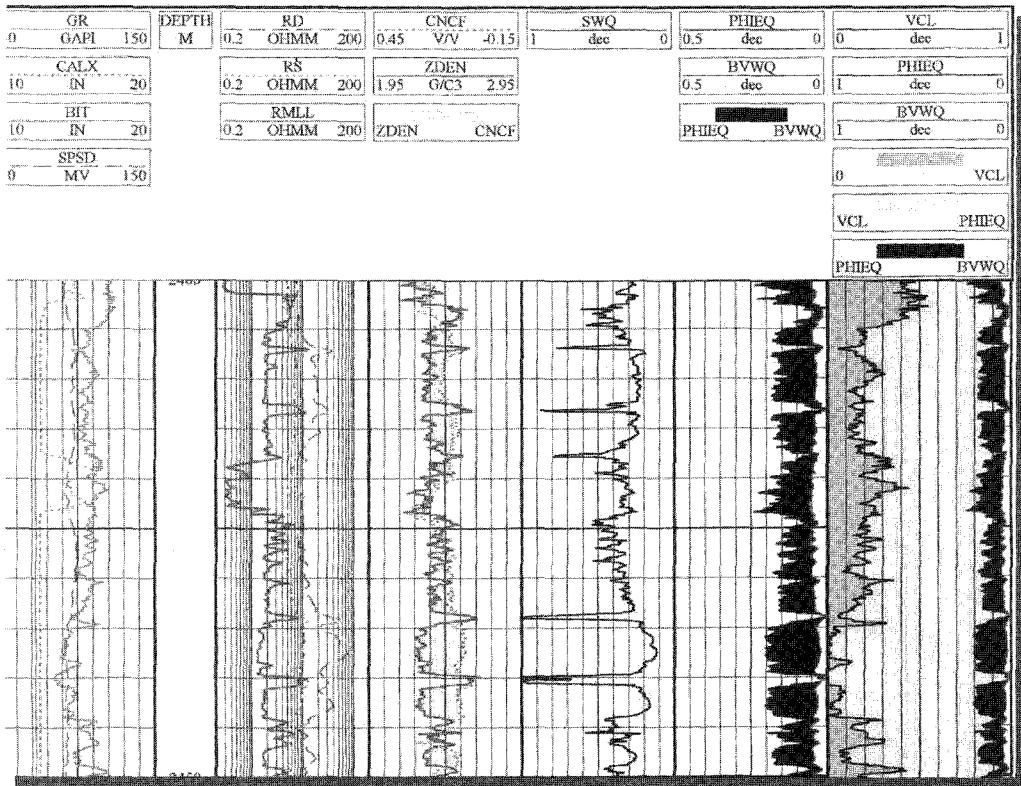


Fig. 1. Well log data of Well-B, Block A.

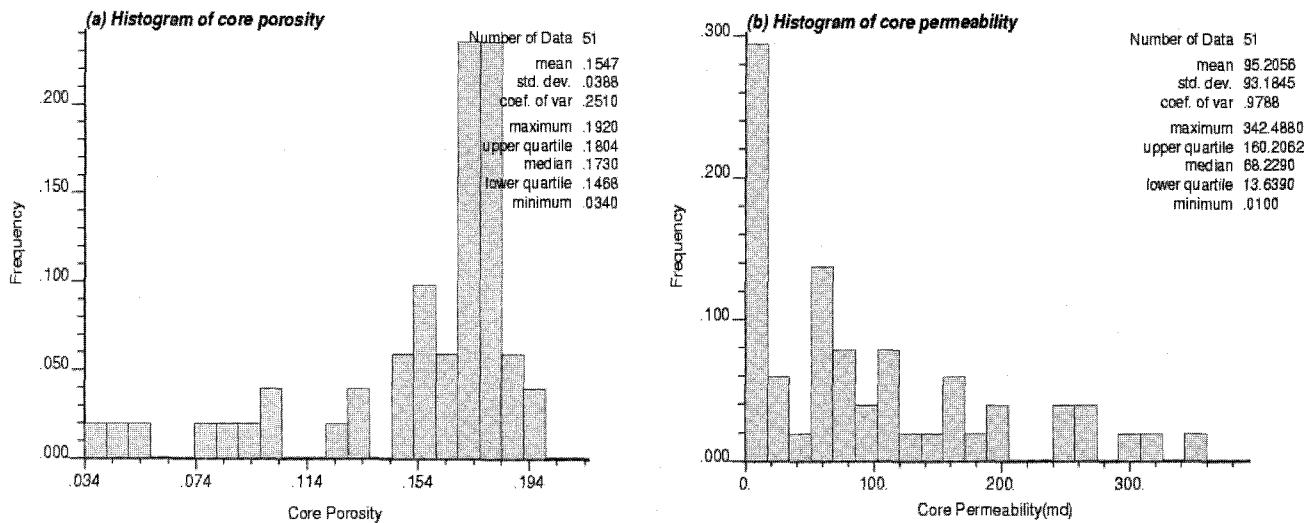


Fig. 2. Histograms and descriptive statistics for core analysis data. (a) core porosity (b) core permeability.

리검증 자료의 변화 양상을 산점도를 통해 나타내었다. Fig. 4는 코어 공극률과 물리검증 자료와의 산점도이며, Fig. 5는 코어 유체투과율과 물리검증의 산점도이다. 그림에서 볼 수 있듯이 상관관계의 유무와 연관성 정도를 측정하기가 상당히 힘들다. 즉 이들 자료들 간에는 선형적인 상관관계를 가지고 있다고 판단하기 어려우므로 페지 곡선을 이용한 분석을 실시하고

였다.

우선 각 자료들 간의 비교분석을 위해 저류층 물성 자료 및 물리검증 자료의 정규화(normalization) 과정을 거쳐 0과 1사이의 값으로 변환하였다. 저류층 물성 자료와의 연관성을 알아보기 위해 페지 소속 함수를 구하고 이를 통해 페지 곡선을 작성하였다. 코어 공극률 및 유체투과율과 물리검증 자료와의 정

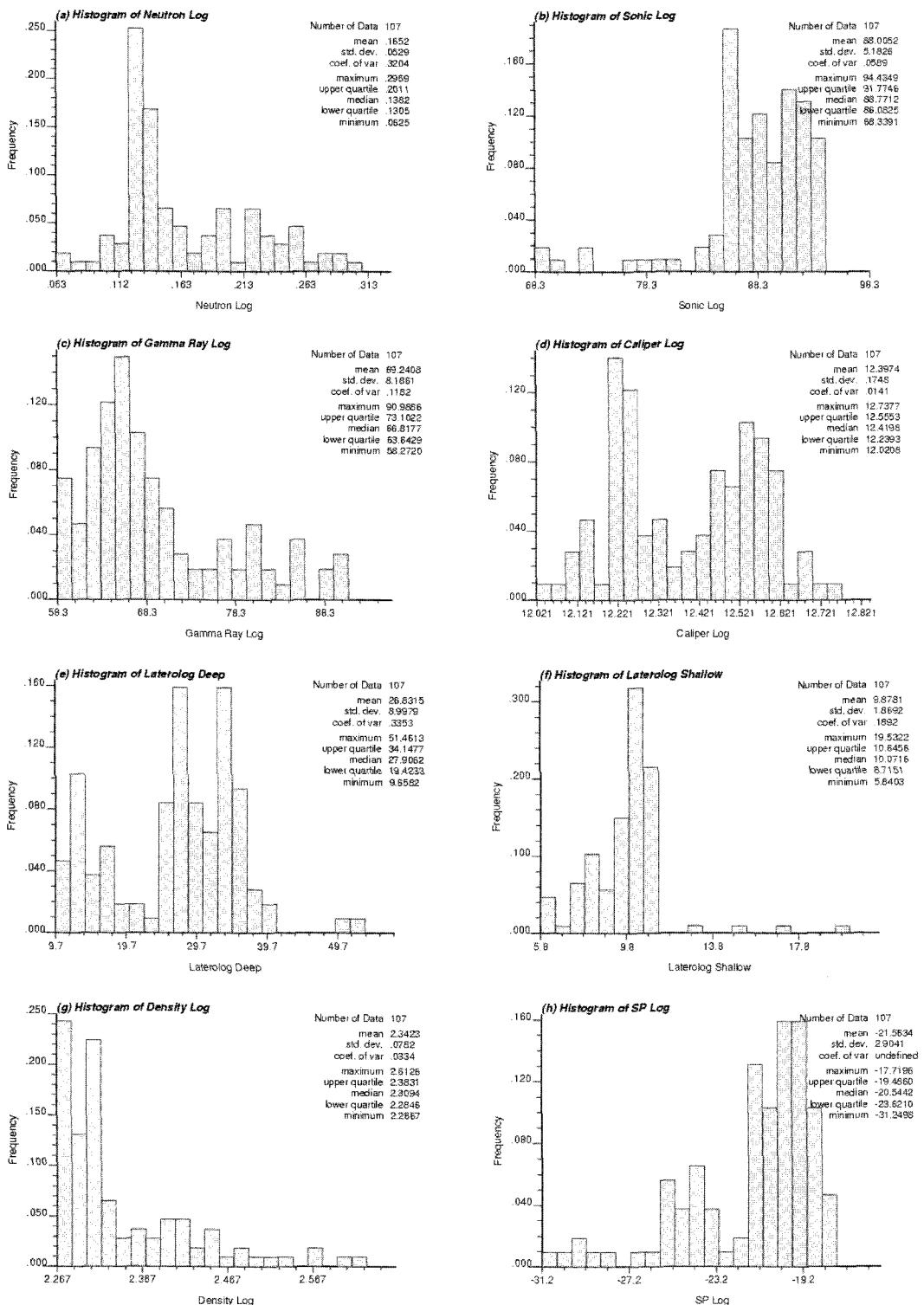


Fig. 3. Histograms and descriptive statistics for well logs.

규화 폐지 곡선은 Fig. 6과 같다. 물리검증 자료의 선택을 위해 각 폐지 곡선으로부터 폐지 순위 공극률과 폐지 순위 유체 투과율의 범위를 구한 결과는 Table 2와 같다. 폐지 곡선의 범위가 크게 나타난 물리검증 자료는 저류층 특성변수와의 관련

성이 상대적으로 크다는 것을 의미한다. 공극률과 유체투과율 폐지 곡선의 범위가 상대적으로 큰 물리검증 자료인 음파 검증, 밀도 검증, 중성자 검증, 감마선 검증, 장거리지향 검증을 선택하여 신경망 해석의 입력 자료로 활용하였다.

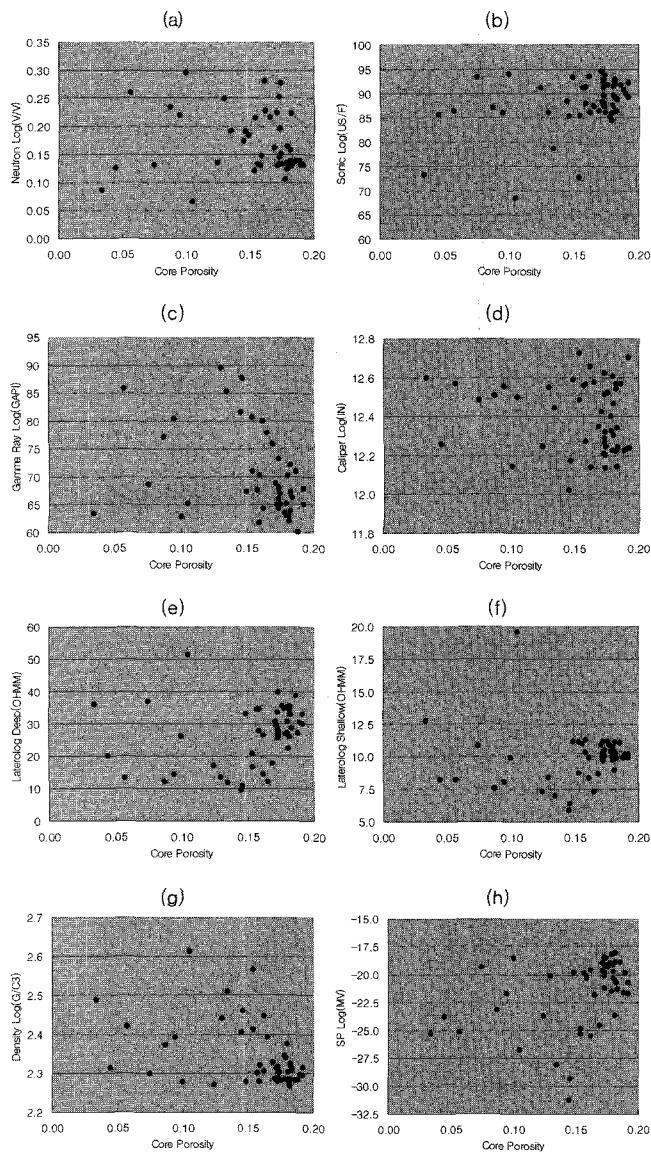


Fig. 4. Scatter plots of core porosity and well logs.

다음으로 퍼지 곡선 분석을 통해 선택된 물리검증 자료를 이용하여 공극률 및 유체투과율을 추정하고자 한다. 이를 위해서 모멘텀 오류 역전파 신경망 해석 기법을 활용하였다. 코어 공극률과 유체투과율을 목표 값으로 하여 선택된 물리검증 자료를 대상으로 신경망 학습과정을 거쳐 일정한 패턴을 얻고 이를 통해 물리검증 자료만을 이용하여 공극률과 유체투과율을 추정하였다. 학습 결과 얻어진 신경망 패턴을 이용하여 계산된 공극률 및 유체투과율과 측정된 값과의 일치 정도를 확인하기 위한 비교 그래프는 Fig. 7이다. 측정된 값과 추정된 값의 상관계수가 공극률의 경우 0.9934이고, 유체투과율의 경우 0.9930으로 거의 일치하는 것을 보여주고 있다. 신경망 기법을 이용해 물리검증 자료로부터 해석 대상 구간 전체에 대해 물리검증 자료만을 이용하여 공극률과 유체투과율을 추정한 결과는 Fig. 8과 같다. 그림에서 볼 수 있듯이 코어 물성 값이 없

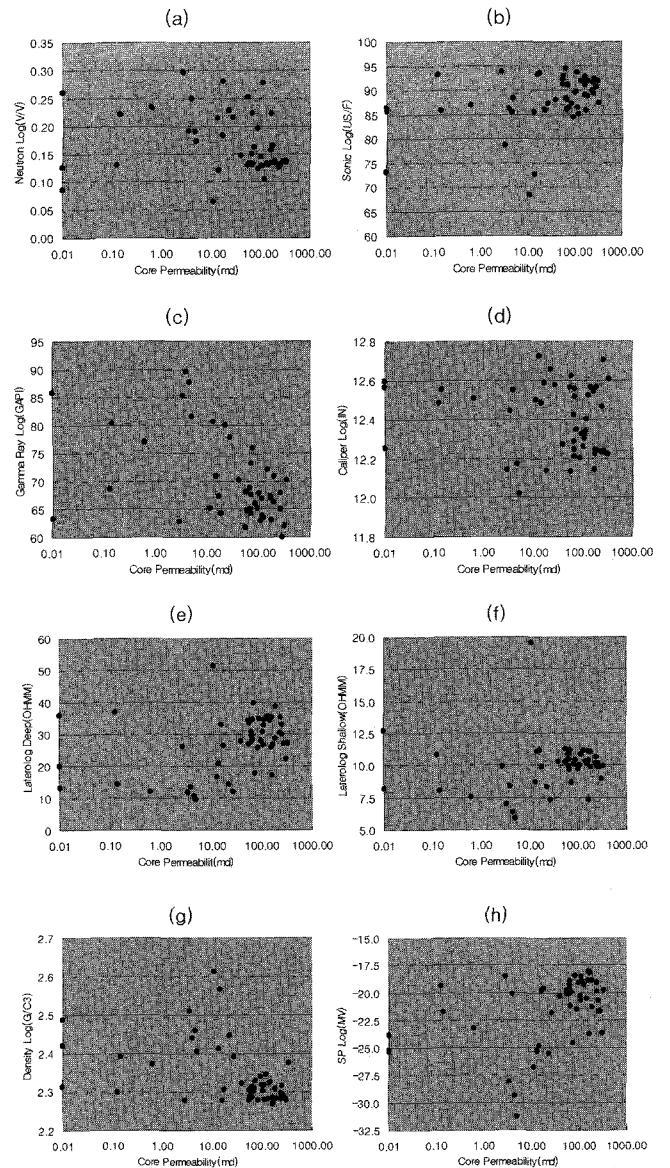


Fig. 5. Scatter plots of core permeability and well logs.

는 구간에 대한 추정 값이 해석에 사용된 코어분석을 통해 얻어진 공극률 및 유체투과율 자료의 분포 형태를 잘 따르고 있으며, 큰 값과 작은 값에 대해서도 그 특성을 잘 반영하고 있음을 알 수 있다.

결 론

이 연구에서는 퍼지 이론에 의한 퍼지 곡선 분석법과 모멘텀 신경망 해석 기법을 이용한 효율적 저류층 물성 추정을 위한 지능형 저류층 특성화 방법을 제시하였다. 또한 이 방법을 이용하여 국내대륙붕 시추공 물리검증 자료와 코어분석 자료로부터 저류층 물성인 공극률과 유체투과율을 추정하여 신뢰성 있는 해석 결과를 얻을 수 있었다. 특히 이러한 해석 기법

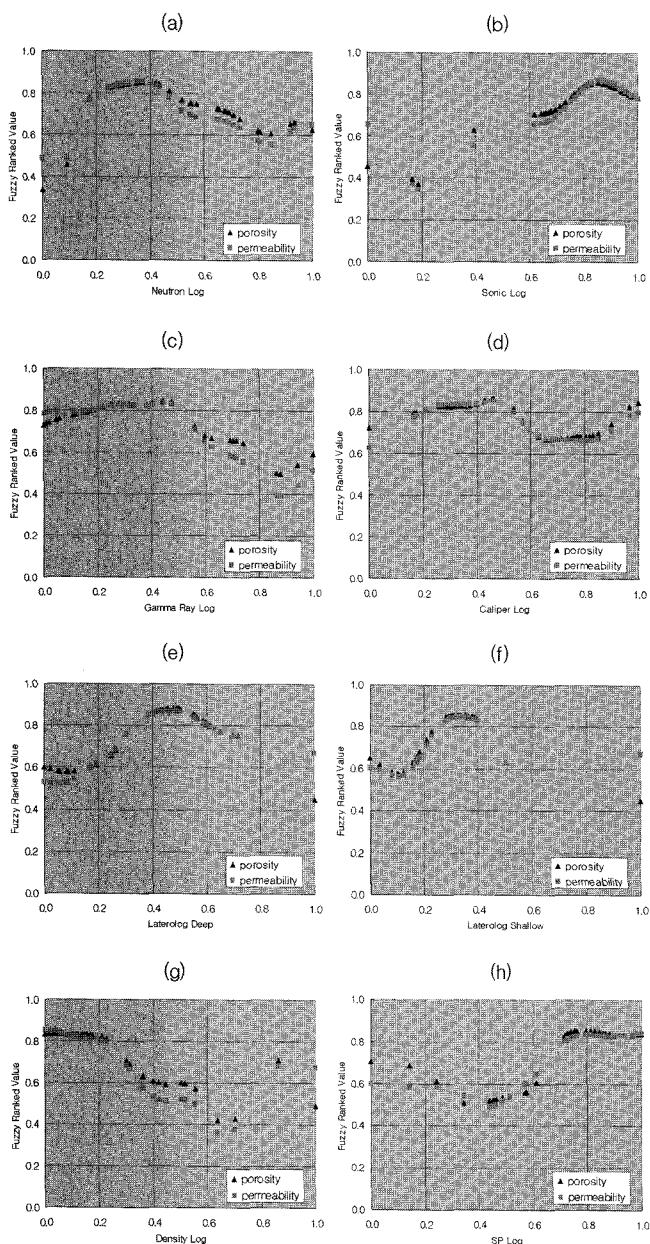


Fig. 6. Fuzzy ranked porosity and permeability curves for well logs.

은 불균적인 저류층 해석 시 유용한 해석 도구로 활용될 수 있을 것이다.

지능형 저류층 특성화 해석 기법은 국내외 석유/천연가스 개발사업에 있어 보다 신뢰성 있는 저류층 해석 결과를 제시할 수 있을 것으로 판단된다. 또한 이러한 해석 방법을 통해 국내 저류층 평가 기술력 확보 및 기술용역 비용에 대한 수입대체 효과 등을 거둘 수 있을 것이며, 이를 통해 국내 기술력에 의한 해외 석유/천연가스 개발 사업에 투자 성공률을 높일 수 있

Table 2. Results of fuzzy curve analysis.

Well Logs	Range of fuzzy ranked		sum	rank
	porosity	permeability		
Neutron log	0.515	0.371	0.886	3
Sonic log	0.486	0.523	1.009	1
Gamma ray log	0.346	0.441	0.787	4
Caliper log	0.197	0.221	0.418	8
Laterolog deep resistivity	0.432	0.350	0.782	5
Laterolog shallow resistivity	0.407	0.285	0.693	7
Density log	0.416	0.491	0.906	2
Spontaneous potential log	0.346	0.352	0.698	6

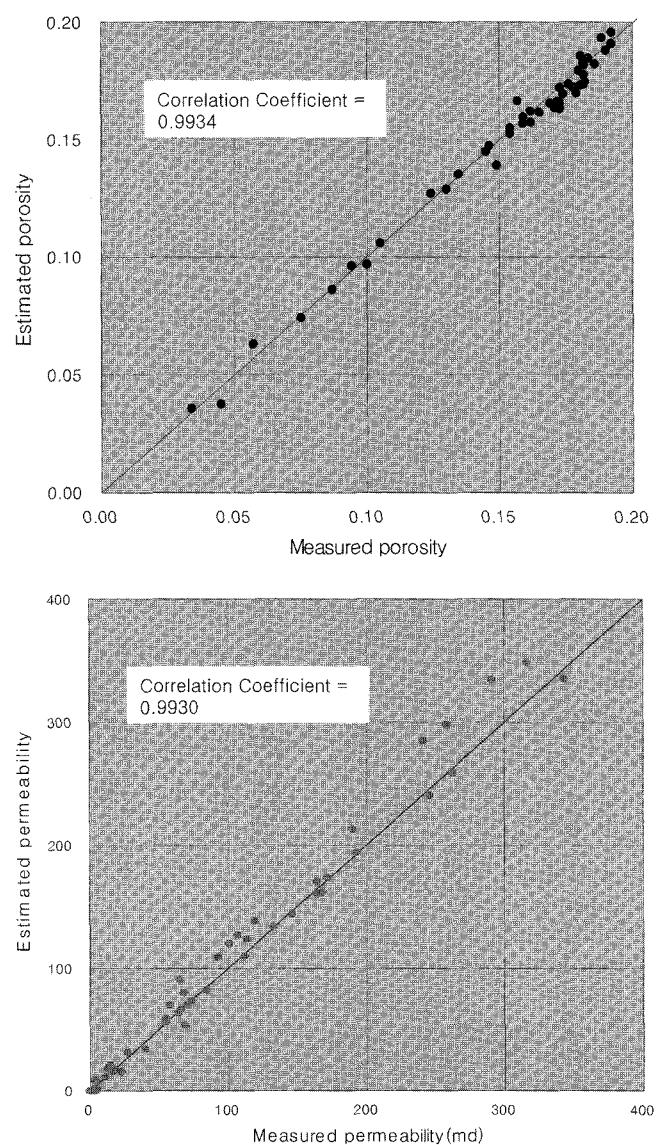


Fig. 7. Cross plots of measured values and computed values.

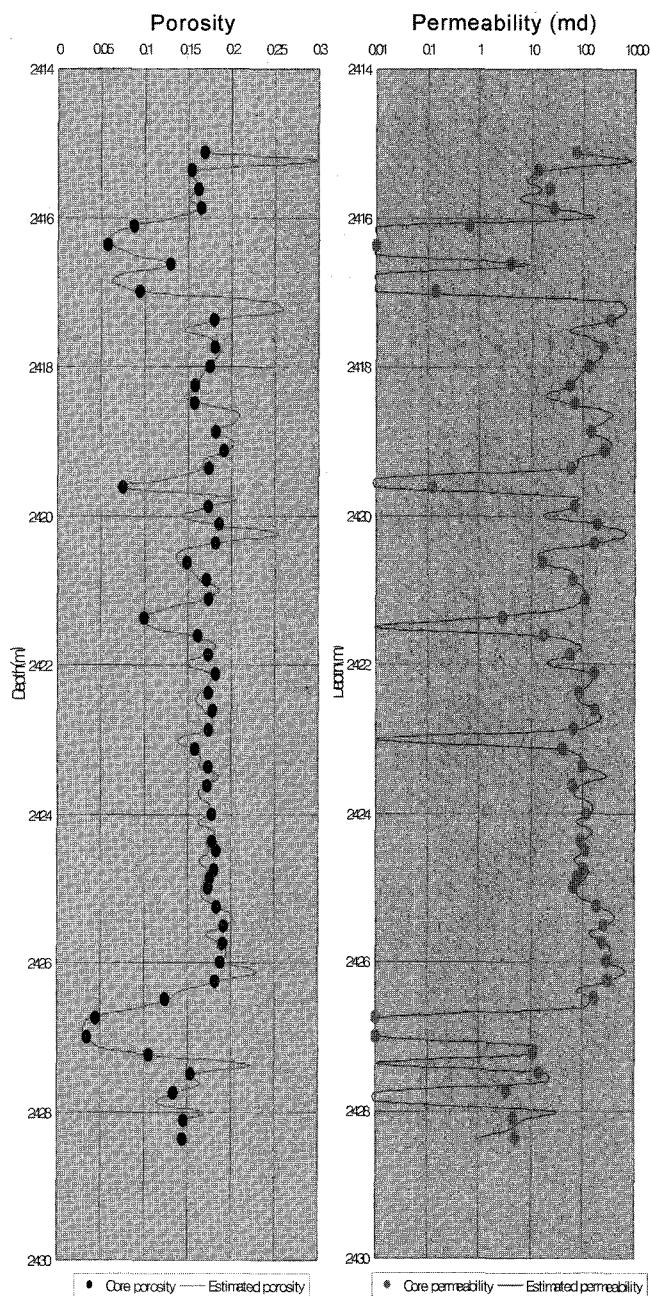


Fig. 8. Estimated reservoir properties by neural network.

는 발판으로 삼을 수 있기를 바란다.

참고문헌

- Balan, B., Mohaghegh, S., and Ameri, S., 1995, State-Of-The-Art in permeability determination from well log data: Part 1-A comparative study, model development, *SPE Eastern Regional Conference & Exhibition, Morgantown, West Virginia, 17-21 Sep.*
- Lim, J.-S., 2003, Reservoir permeability determination using artificial neural network, *Journal of The Korean Society for Geosystem Engineering*, **40**, 232-238.
- Malki, H. A., Baldwin, J. L., and Kwari, M. A., 1996, Estimating permeability by use of neural networks in thinly bedded shaly gas sands, *SPE Computer Application* (April), **8**, 58-62.
- Mohaghegh, S., 2000, Virtual-intelligence applications in petroleum engineering: Part I-artificial neural networks, *Journal of Petroleum Technology*(Sep.), **52**, 64-73.
- Tamhane, D., Wong, P. M., Aminzadeh, F., and Nikravesh, M., 2000, Soft computing for intelligent reservoir characterization, *SPE Asia Pacific Conference on Integrated Modelling for Asset Management, Japan*, 25-26 April.
- Wang, L., Wong, P. M., and Shibli, S. A. R., 1999, Modelling porosity distribution in the a'nan oilfield: Use of geological quantification, neural networks, and geostatistics, *SPE Reservoir Evaluation and Engineering*, **2**, 527-532.
- Weiss, W. W., Weiss, J. W., and Weber, J., 2001, Data mining at a regulatory agency to forecast waterflood recovery, *SPE Rocky Mountain Petroleum Technology Conference, Keystone, Colorado*, 21-23 May.
- Wong, P. M., Henderson, D. J., and Brooks, L. J., 1997, Reservoir permeability determination from well log data using artificial neural networks: An example from the ravva field, offshore india, *SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference, Kuala Lumpur, Malaysia*, 14-16 April.