

저류층 자료통합 퍼지모델을 이용한 유체투과율 예측

전종영, 감동재, 정철균, 강주명, 장일식*, 김지영*
서울대학교, *한국석유공사

Permeability Prediction by Applying Fuzzy Model to Well log and Core Data

Jong-Young Jun, Dong-Jae Kam, Cheol-Kyun Jeong, Joo-Myung Kang,
Il-Sik Jang*, Ji-Yeong Kim*
Seoul National University, *Korea National Oil Corporation

1. 서론

석유 및 가스 저류층의 유체투과율은 다공성 매질 내에서의 유체 유동능력을 나타내는 대표적인 물성이다. 이는 저류층 특성 파악 및 개발 여부 결정, 운영계획 수립 등을 위해 반드시 파악해야 하는 가장 중요한 특성변수이며, 저류층 시뮬레이션의 중요한 입력변수이다. 코어채취를 통해 정확한 저류층 유체투과율을 얻을 수 있으나, 광범위한 저류층 전역의 모든 유정에서 코어를 채취하기 위해서는 천문학적인 비용이 소요되므로 현실적으로 불가능하다. 코어가 채취되지 않은 구간의 유체투과율 예측은 매우 어려운 문제로 일반적으로 여러 물리검층 자료를 바탕으로 경험적 상관관계식 또는 통계적 기법을 이용하여 추정되어 왔다. 최근에는 인공신경망기법, 퍼지이론 등 인공지능기법을 이용한 패턴인식을 통해 코어자료와 검층자료의 상관관계를 규명하려는 연구가 활발히 진행되고 있다.

하지만 현재까지의 유체투과율 예측 연구는 몇 가지 한계를 지니고 있다. 성공적으로 인근 유정의 유체투과율을 예측한 경우, 학습에 사용된 유정과 예측에 사용된 유정은 모두 동일한 지층에 위치하고 있으며, 많은 수의 코어자료를 이용하였다. 이는 유정의 개수가 부족한 유전, 코어데이터가 충분치 않은 유정, 그리고 서로 다른 지층에 존재하는 유정의 유체투과율을 예측하는 경우에는 적용하기 어려운 한계가 있다. 인공신경망 모델의 경우 학습에 사용된 자료의 최대값과 최소값을 벗어나는 유체투과율을 예측할 수 없는 구조적인 한계를 지니고 있다. 따라서 학습 자료의 수가 저류층 전체를 대표할 만큼 충분하지 않은 경우에는 적용이 어렵다. 또한 성공적인 인공신경망 모델 개발을 위해서는 통계적 이상치를 제거해주어야 하는데, 이 과정을 통해 모델 개발에 주관적인 판단이 개입될 수 있다.

본 연구에서는 앞선 연구의 한계를 극복하여 서로 다른 지층에 위치한 유정의 유체투과율을 예측하는 퍼지 모델을 개발하였다. 유체투과율에 영향을 미치는 공극의 크기와 형상 모두를 고려하는 유동영역지수(Flow Zone Indicator) 개념을 이용하여 보유한 코어자료를 수리학적 단위(Hydraulic Unit) 그룹으로 분류한 후, 대상 유정의 유동영역지수를 예측하는 퍼지모델을 개발하였다. 이 과정을 통해 서로 다른 지층에서 채취한 코어자료들을 유사한 환경 하에 퇴적된 코어자료들로 분류하게 된다. 개발된 모델을 통해 예측된 대상 유정의 유동영역지수를 이용하여 대상 유정의 수리학적 단위 그룹을 분류한 후, 코어자료가 존재하는 학습 유정의 코어 및 물리검층 자료를 이용하여 각 수리학적 단위 그룹별 유체투과율 예측 모델을 개발하였다. 개발된 모델을 통해 최종적으로 예측된 유체투과율 결과는 대상 유정의 코어자료와의 비교를 통해 그 정확도를 측정하였으며, 앞선 연구들에서 제안되었던 일반적인 퍼지모델과 인공신경망 모델을 이용한 결과와 비교하였다.

2. 이론

1) 퍼지모델: TSK(Takagi-Sugeno-Kang) 퍼지 모델은 상대적으로 적은 물을 필요로 하고, TSK모델의 파라미터들은 최소자승법 알고리즘과 같은 수치 최적화 방법을 통해 평가할 수 있기 때문에 확인하기 쉬운 장점을 가지고 있다. 이 연구에서는 TSK 퍼지 모델을 이용하여 입력에 사용된 자료들과 출력된 결과물 간의 임의의 선형관계를 가지고 있는 물리검층 자료와 유체투과율 사이의 클러스터를 분리하고 퍼지 규칙을 만들어 각각의 물에 해당하는 선형 방정식으로 결과를 예측하였다.

2) 수리학적 단위 분석: Kozeny (1927)와 Carmen (1937)은 저류층 암석이 여러 개의 모세관 튜브로 구성되었다고 가정하고, Poisseuille 방정식과 Darcy 법칙을 이용하여 식 (1)과 같이 공극률과 유체투과율간의 관계식을 도출하였다.

$$k = \frac{\phi r^2}{8\tau^2} = \frac{\phi}{2\tau^2} \left(\frac{r}{2}\right)^2 = \frac{\phi r_{mh}^2}{2\tau^2} \quad (1)$$

k 는 permeability (μm^2), ϕ 는 fractional porosity, τ 는 tortuosity, r 은 pore throat radius이다. 지층의 공극 크기뿐만 아니라 공극의 형상까지 고려한 Kozeny 방정식은 현장적용이 불가능한 유체투과율 계산의 이론식이다. Amaefule(1993)은 Kozeny 방정식의 현장적용이 가능하도록 식(2)의 유동영역지수를 제안하였으며, Uguru(2005) 등은 퇴적환경에 따라 유동영역지수의 대표값이 존재함을 밝혀내었다. 즉, 유동영역지수를 통해 공극의 크기와 형상을 동시에 고려할 수 있으며, 동일한 지층에 존재하지 않는 코어자료이더라도 유동영역지수 계산을 통해 퇴적환경의 연관성을 찾을 수 있다.

$$FZI = 0.0314 \times \frac{1-\phi}{\phi} \times \sqrt{\frac{k}{\phi}} \quad (2)$$

본 연구에서는 퍼지 모델과 수리학적 단위 분석을 이용하여 서로 다른 지층에 위치한 유정의 유체투과율을 예측하는 모델을 Fig. 1의 방법론에 따라 개발하였다. 먼저 학습 유정의 물리검층 자료와 코어자료를 이용하여 대상 유정의 유동영역지수를 예측하는 퍼지 모델을 개발한다. 개발된 모델을 이용하여 대상 유정의 유동영역지수를 예측하고, 그 결과에 따라 수리학적 단위 그룹핑을 수행한다. 그 후 각 수리학적 단위 그룹별 유체투과율 예측 퍼지모델을 개발하여 대상 유정의 유체투과율을 예측한다.

3. 결과 및 고찰

본 연구의 대상 지역은 국내 대륙붕에 위치하고 있으며, X1, X2, X3 유정의 물리검층자료와 코어자료를 이용하여 개발 모델의 타당성을 검증하였다. X1과 X2 유정의 코어자료를 이용하여 유동영역지수를 계산하였다. Fig. 2는 계산된 유동영역지수 결과를 Abbaszadeh(1996)에 의해 제안된 graphical clustering method에 의해 수리학적 단위 그룹으로 그룹핑 한 결과이다. 클러스터링 결과 총 네 개의 그룹으로 분할하는 것이 적당함을 확인하였다. 네 개의 수리학적 단위 그룹으로 분할한 X1과 X2유정 코어자료의 공극률-유체투과율 분포는 Fig. 3과 같다. 계산된 X1과 X2 유정의 유동영역지수와 물리검층 자료를 이용하여 유동영역지수를 예측하는 퍼지 모델을 개발하였다. 두 유정에서 얻은 235개의 코어자료 중 80%인 188개를 무작위로 추출하여 학습 자료로 활용하였으며, 20%인 47개를 검증자료로 사용하였다. 총 16가지의 퍼지모델 중 상관계수가 0.885로 가장 좋은 공극률-감마선 검층을 입력변수로 하여 $disg(\text{difference b/w two sigmoidal functions})$ 을 멤버쉽함수로 사용한 모델을 채택하였다. 개발된 유동영역지수 예측 모델을 이용하여 X3 유정의 유동영역지수를 예측하였다. Fig. 4는 예측된 X3의 유동영역지수와 X3 코어자료로부터 계산된 유동영역지수의 상관관계를 나타내며, 상관계수는 0.915로 매우 양호하다. 예측된 X3 유정의 유동영역지수를 이용하여, 앞서 X1과 X2유정의 코어자료를 이용해 분류한 수리학적 단위 그

룹에 따라 X3 유형의 코어자료를 분류한다.

각 그룹별 유체투과율 예측 모델을 만들기 위해 X1, X2 유형의 코어자료를 이용하여 각 그룹별 유체투과율을 예측하는 퍼지 모델을 개발하였다. Table 1은 검증자료와 예측치 간의 최적의 상관계수를 얻은 모델의 상관계수와 멤버쉽함수를 나타낸다. 수리학적 단위 그룹별로 개발된 유체투과율 예측 모델을 이용하여 앞서 단위 그룹별로 분류한 X3 유형의 유체투과율을 예측하였다. 예측 결과와 X3 코어자료의 유체투과율을 비교한 결과, 그 상관계수는 0.961로 매우 높게 나타났으며 그 결과는 Fig. 5과 같다.

본 연구에서 개발한 모델의 우수성을 검증하기 위하여 앞선 연구들에서 수행된 일반적인 유체투과율 예측 퍼지모델과 인공신경망 모델을 개발하였다. X1과 X2 유형의 코어자료 중 80%는 학습자료로, 나머지 20%는 검증자료로 하여 각 모델을 개발하였으며, 최적의 검증 결과를 나타내는 모델을 이용하여 X3 유형의 유체투과율을 예측하였고 그 결과는 Fig. 6 및 Fig. 7과 같다. Table 2는 본 연구에서 개발한 모델과 일반적인 퍼지모델 및 인공신경망 모델의 예측 결과를 정리한 것이다. X1, X2, X3 유형이 모두 서로 다른 지층에 위치하고 있으므로 일반적인 퍼지모델 또는 인공신경망 모델을 통한 유체투과율 예측은 그 신뢰도가 낮음을 확인하였으며, 본 연구에서 도입한 수리학적 단위 그룹별 퍼지모델의 경우 서로 다른 지층에 위치한 유형의 유체투과율을 높은 신뢰도로 예측하였다. Fig. 8은 본 연구에서 개발한 수리학적 단위 그룹별 유체투과율 예측 모델과 일반적인 퍼지모델 및 인공신경망 모델을 이용하여 X3 유형의 유체투과율을 예측한 결과를 유형의 심도에 따라 표시한 것이며, 이를 통해 개발 모델의 우수성을 확인할 수 있다.

4. 결론

첫째, 동일한 지층에 위치한 인근 유형의 유체투과율을 예측하던 과거의 연구 방법들을 이용하여 서로 다른 지층에 위치한 인근 유형의 유체투과율을 예측할 경우, 예측 결과의 신뢰도는 매우 낮다.

둘째, 서로 다른 지층에 위치한 유형의 유동영역지수는 일반적인 퍼지 모델을 통해 신뢰도 높게 예측할 수 있다.

셋째, 예측된 유동영역지수를 이용하여 수리학적 단위 그룹을 분류하고, 각 그룹별 유체투과율 예측 모델을 개발하여 유체투과율을 예측할 경우 그 신뢰도가 매우 높았다.

5. 사사

본 연구는 한국석유공사의 “코어자료와 검증자료를 통합한 저류층 유체투과율 연구”의 일환으로 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

6. 참고문헌

1. Kozeny, J. Uber Kapillare Leitung des Wassers im Boden, Sitzungsberichte, Royal Academy of Science, 1927
2. Carmen, P.C. Fluid Flow through Granular Beds, Trans. AIChE, 1937
3. Jude Amaefule. Enhanced Reservoir Description: Using Core and Log Data to Identify Hydraulic (Flow) Units and Predict permeability in Uncored Intervals/Wells, paper SPE 26436 presented at the 1993 Annual Technical Conference and Exhibition 1993
4. Uguru, C.I; Onyeagori, U.O.. Permeability Prediction Using Genetic Unit Averages of Flow Zone Indicators(FZIs) and Neural Networks, paper SPE 98828 presented at the 2005 Annual SPE International Technical Conference and Exhibition, 2005
5. Mafhsood Abbaszadeh; Hikari Fujii; Fujio Fujimoto. Permeability by Hydraulic Flow Units-Theory and Applications, SPE Formation Evaluation, 1996, 263-271

Table 1. Fuzzy models for each HU group

HU group	input data	membership function	correlation coeff.
HU 1	porosity, GR	Tri	0.944
HU 2	porosity, RHOZ	Gauss	0.942
HU 3	porosity, RHOZ	Tri	0.820
HU 4	porosity, RHOZ	Gauss2	0.752

Table 2. Correlation coefficient of predicted permeability vs. core permeability (Well X3)

Applied Model	Correlation Coefficient
Using Fuzzy model for Each HU group	0.961
Using general Fuzzy model	0.799
Using general ANN model	0.683

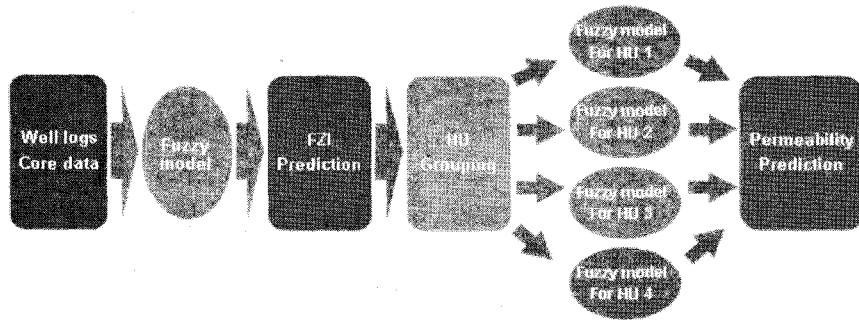


Fig. 1. Methodology of new permeability prediction model

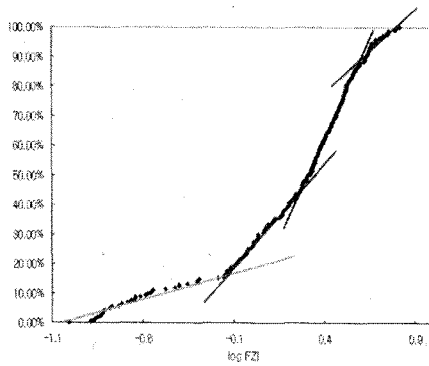


Fig. 2. Graphical clustering of FZI

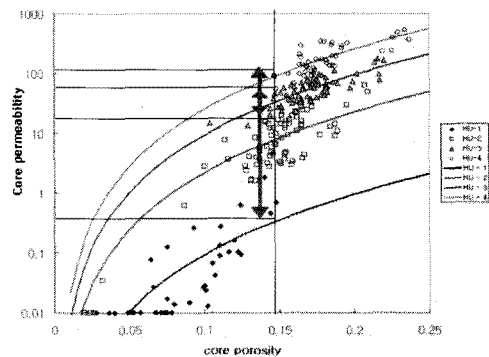


Fig. 3. Cross plot of core porosity and permeability in each HU group

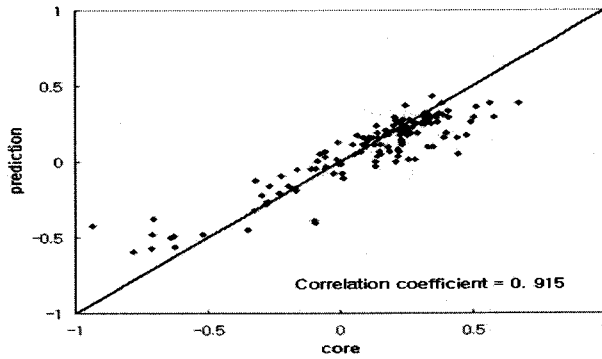


Fig. 4. Cross plot of predicted log(FZI) vs. core log(FZI) (X3)

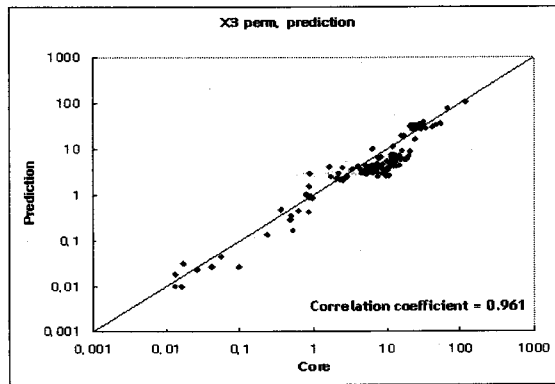


Fig. 5. Cross plot of predicted permeability vs. core permeability (Well X3)

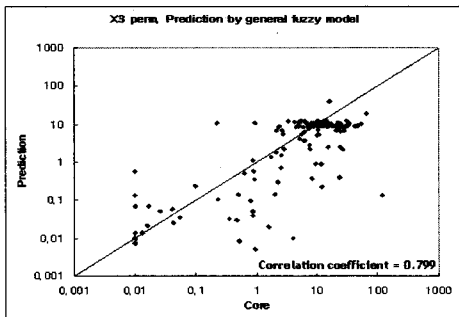


Fig. 6. X3 permeability prediction by general Fuzzy model

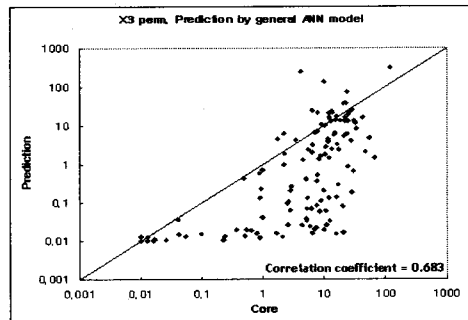


Fig. 7. X3 permeability prediction by general ANN model

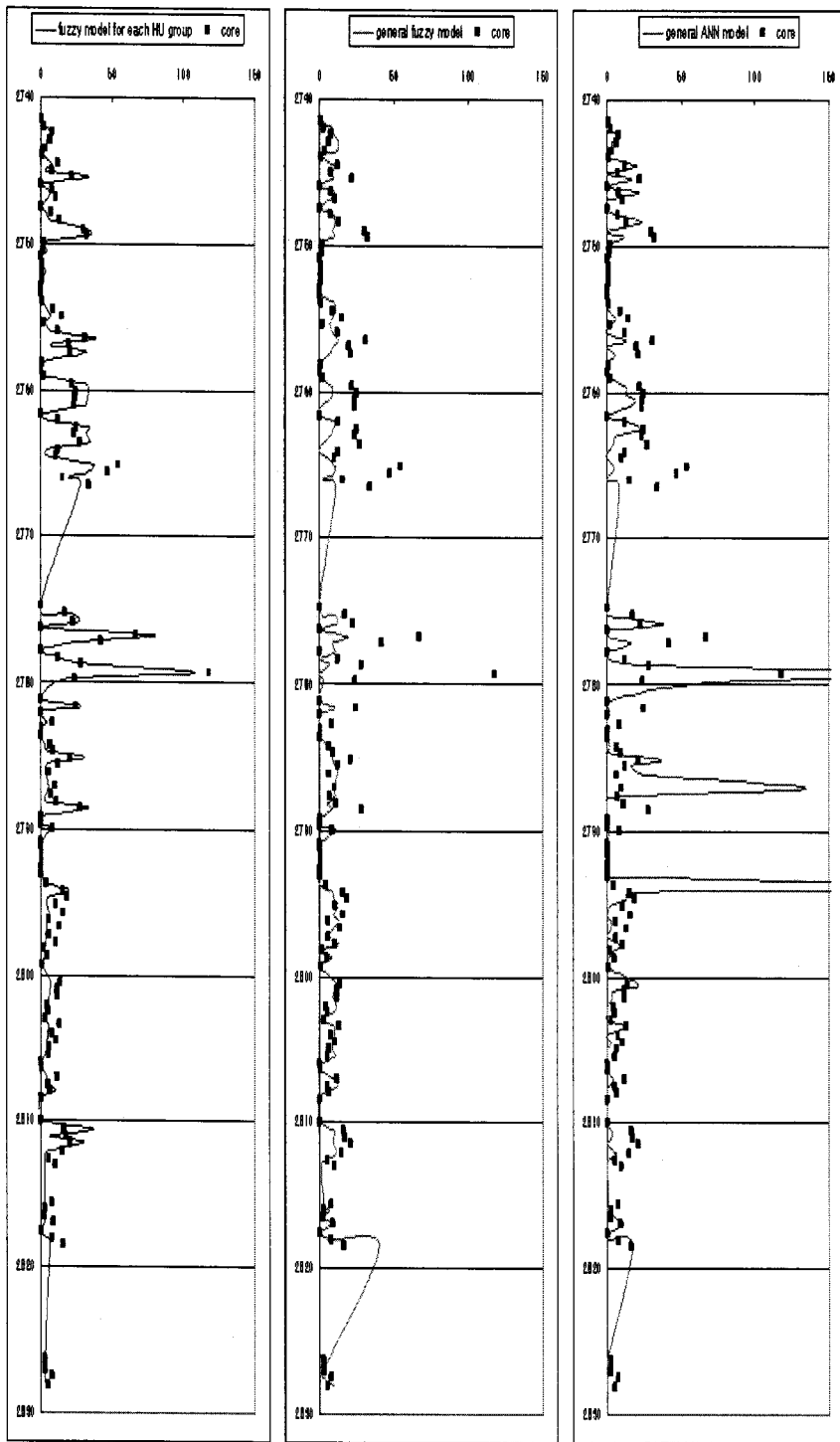


Fig. 8. X3 permeability prediction result (left: fuzzy model for each HU group, center: general fuzzy model, right: general ANN model)