Neuro-Fuzzy System을 활용한 월댐유입량 예측에 관한 연구

A Study on Monthly Dam Infow Forecasts by Using Neuro-Fuzzy System

정대명*, 배덕효**

Dae Myoung Jeong, Deg Hyo Bae

요 지

본 논문에서는 월 댐유입량을 예측하는데 있어서 뉴로-퍼지 시스템의 적용성을 검토하였다. 뉴로-퍼지 알고리즘으로 퍼지이론과 신경망이론의 결합형태인 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)를 이용하여 모형을 구성하였다. ANFIS의 공간분할에 의한 제어규칙의 선정에 있어 퍼지변수가 증가함에 따라 제어규칙이 기하급수적으로 증가하는 단점을 해결하기 위해 퍼지 클러스터링(Fuzzy Clustering)방법 중 하나인 차감 클러스터링(Subtractive Clustering)을 사용하였다. 또한 본 연구에서는 기후인자들을 입력으로 하여 모형을 구성하였으며 각각 학습기간과 검정기간으로 나누어 학습기간에는 모형의 매개변수 최적화를, 검정기간에는 최적화된 모형의 매개변수를 검정하는 순으로 연구를 수행하였다. 예측 결과, ANFIS는 댐유입량 예측 시 입력자료의 종류가 많아질수록 예측능력이 더욱 정확한 것으로 판단된다.

핵심용어 : 뉴로-퍼지 시스템, ANFIS, 차감 클러스터링

1. 서 론

인류의 역사와 더불어 한정된 수자원을 효율적으로 사용하고자 했던 노력은 계속되고 있다. 특히 도시의 발달과 인구증가로 인해 수자원 계획과 관리는 복잡성과 중요성이 더욱더 커지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 강우와 유량의 정확한 예측을 토대로 한 수자원의 계획과 관리가 이루어져야만 한다.

비선형 기법을 이용한 수문현상의 적용은 최근 다양한 접근이 이루어지고 있으며, 기존의 경우 신경망기법을 이용한 강우-유출에 관한 연구 및 강수량의 예측 등이 주를 이루고 있다(Lange, 1998; Luk 등, 2001). 또한 비선형 기법인 퍼지를 수문 및 기상에 적용한 연구 역시 많은 부분 진행되고 있다(Chen, 1996; Franks 등, 1998; Ouenes, 2000) 그러나, 뉴로-퍼지 시스템의 수문에의 적용은 아직 많은 연구가 진행되지 않은 상태이다. Chang과 Chen(2001) 및 Gautam과 Holz(2001)는 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 강우-유출 모형을 적용한 바 있다. 국내에서는 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 이경훈 등(1998)이 상수도 1일 급수량 예측에 적용하였고, 나창진(2001)은 강수량 예측에 적용하였으며, 김원규 등(2001)은 단기 홍수량예측에 적용한 바 있다. 그러나 아직 월단위의 장기 댐유입량 예측에는 적용된 바가 없었다. 이에 본 연구에서는 월단위의 장기 댐유입량 예측에 이용하기 위하여 최근 여러 가지 예측분야에서 활용도가 높은 뉴로-퍼지 시스템에 과거 월자료를 이용하여 댐유입량 예측을 시도하고 활용성을 검토하였다.

2. 뉴로-퍼지 시스템 이론

뉴로-퍼지 시스템은 기존의 퍼지 논리 시스템(fuzzy logic system)에 신경망의 학습능력을 도입한 것이

* 정회원・세종대학교 수운연구소 연구원・E-mail : sign007@sju.ac.kr
** 정회원・세종대학교 수운연구소・토목환경공학과 부교수・E-mail : dhbae@sejong.ac.kr

다. 즉, 전문가 지식기반의 퍼지 논리 시스템에 학습이라는 유연한 기능을 부가하여 기존의 개념으로 해결하기 어려운 점들을 풀어가는 방식이다(Jang 등, 1996).

뉴로-퍼지 시스템이 전통적인 FIS(fuzzy inference system)와 다른 점은 FIS의 구조와 파라미터(parameters)를 학습 알고리즘을 기반으로 가변시킬 수 있다는 점이다.

구조를 학습한다는 것은 입력변수의 개수나 전체집합의 분할(partition) 그리고 규칙의 개수 등을 결정·학습시킨다는 것이고 파라미터를 학습한다는 것은 소속 함수(MF)의 중심, 기울기 등과 파라미터화 시킨 퍼지 연결, 그리고 퍼지규칙의 이득 등을 학습시키는 것이다(Lin과 Lee, 1999).

2.1 Adaptive-Neuro Fuzzy Inference System(ANFIS)

Adaptive-Neuro Fuzzy Inference System(ANFIS)은 Jang(1993)에 의해 제안된 뉴로-퍼지 모델로서 1차 Sugeno 시스템에 관한 퍼지 시스템 파라미터들을 최적화시키기 위한 혼합된 학습 규칙들을 갖는 1차 Sugeno 모형을 말한다. 또한 ANFIS의 사용목적은 인간의 지식이나 경험적 자료를 퍼지 규칙이나 FIS로 전환할 수 있는 특정한 방법이 없는데, 출력의 오차를 줄이고 수행능력을 극대화할 수 있는 소속함수 작성에 ANFIS가 효과적인 방법으로 이용될 수 있다는 것이다. ANFIS의 구조는 아래의 그림 1과 같다. ANFIS는 5개의 Layer로 구성되어 있으며, 각 Layer의 작용은 다음과 같다.

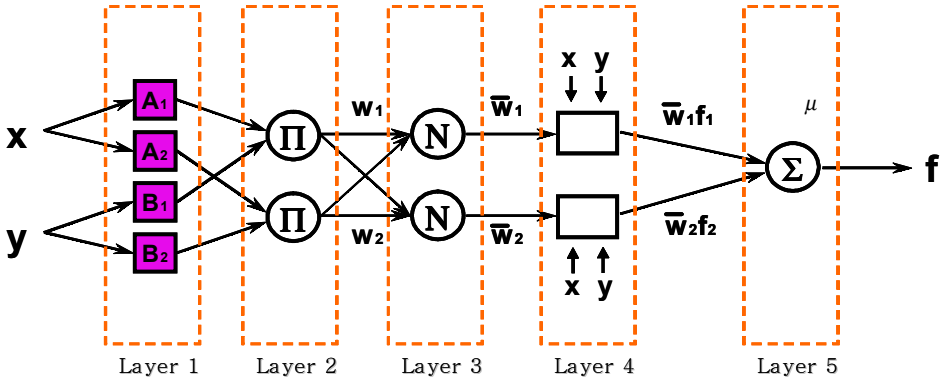

그림 1. ANFIS의 구조

Layer 1에서는 소속 함수의 매개변수들이 결정되며, 입력노드로서 외부의 입력을 다음 층으로 그대로 전달한다. Layer 2는 규칙을 생성하며 생성된 규칙의 충족정도를 결정하는 단계이며, 그림 1에서 node는 곧 규칙의 개수를 의미한다. Layer 3은 정규화된 규칙의 충족정도를 나타내는 단계이며 Layer 4는 최종 규칙을 생성하는 단계이다. Layer 5는 마지막으로 최종 출력을 발생시킨다.

2.2 차감 클러스터링(Subtractive Clustering) 알고리즘

ANFIS의 공간분할에 의한 제어규칙의 선정에 있어 퍼지 변수가 증가함에 따라 기하급수적으로 제어규칙이 증가하는 단점을 해결하기 위해 퍼지 클러스터링 방법 중 하나인 차감 클러스터링(subtractive clustering)을 사용하였다. 만일 두 개의 입력값과 1개의 출력값을 갖는 모형에서 m개의 시계열 데이터가 계측되고 차감 클러스터링 알고리즘을 통하여 5개의 클러스터로 분할되었

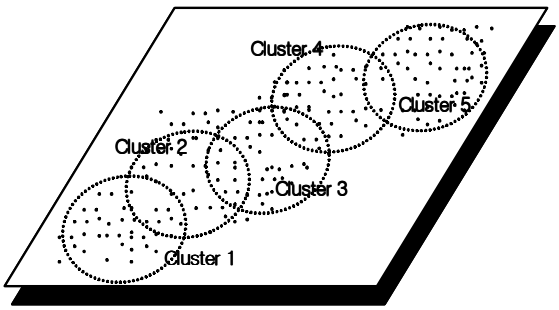

그림 2. 입력자료의 차감 클러스터링 결과

다면 그림 2와 같이 나타낼 수 있다. 이렇게 분할된 5개의 클러스터마다 각각 대응되는 퍼지규칙이 한 개씩 존재한다고 가정하고 클러스터내의 데이터 분포에 따라 멤버쉽 함수를 생성한다. 차감 클러스터링 알고리즘은 주어진 학습데이터로부터 특성에 따라 입력공간을 분할하고 데이터가 존재하지 않는 공간에 대해서는 퍼지규칙이 생성되지 않도록 함으로써 최적의 규칙 수를 결정할 수 있다.

3. 적용대상유역

뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 장기 댐 유입량을 예측하기 위해 소양강댐 유역을 적용대상으로 선정하였다.

소양강 다목적댐은 유역면적 2,703㎢로서 연평균 강수량 1,153mm의 풍부한 수자원을 고도로 개발, 한강연안과 서울을 비롯한 수도권지역에 연간 12억 1천 3백만의 생·공용수 및 관개용수를 공급하고 있다(한국대댐회, http:// www.kncold.or.kr).

특히 소양강댐의 경우 1967년 4월에 착공하여 1973년 12월에 완공되었으며 유입량은 1974년부터 실측되었다. 따라서 댐유입량 자료의 보유기간이 길고 또한 자료의 수집이 용이하므로 뉴로-퍼지 시스템과 같은 통계모형을 이용하여 유입량 예측을 적용하기에 적당한 대상이라고 할 수 있다.

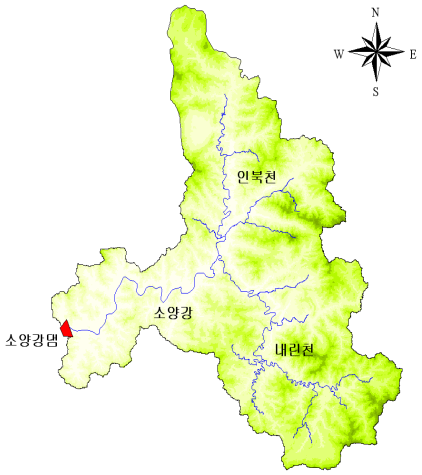

그림 3. 소양강댐 유역도

4. 모형의 구성 및 적용

본 연구에서는 월 댐유입량 예측에 대한 뉴로-퍼지시스템을 적용하기 위하여 총자료의 기간을 1981년부터 2000년까지 선정하였고, 소양강댐 유역의 월강우량을 Thiessen 가중법에 의하여 유역평균강우량으로 산정하였다. 또한 학습기간에 대한 온도, 상대습도자료는 기상청에서 수집하였고, 소양강댐 유입량자료는 한강홍수통제소에서 일자료를 수집하여 월자료로 변환하였다. 위와 같이 수집된 자료를 이용하여 댐유입량을 예측하는 모형을 구성하였으며 그 내용은 표 1과 같다.

표 1. Model 별 입력층과 출력층의 구성

종 류	입 력	출 력
Model_1	Q(t)	Q(t+1)
Model_2	P(t), Q(t)	Q(t+1)
Model_3	P(t), H(t), Q(t)	Q(t+1)
Model_4	P(t), T(t), Q(t)	Q(t+1)
Model_5	P(t), H(t), T(t), Q(t)	Q(t+1)
P:강우량, H:상대습도, T:기온, Q:댐유입량		

위와 같이 구성된 모형은 각각 학습기간과 검정기간으로 나누어 학습기간에는 모형의 매개변수 최적화를, 검정기간에는 최적화된 모형의 매개변수를 검정하는 순으로 연구를 수행하였다. 모형의 학습기간은 1981년 1월부터 1990년 12월까지이고 검정기간은 1991년 1월부터 2000년 12월까지이다.

5. 결과 및 분석

표 2는 각 모형의 예측결과를 통계적 방법으로 분석하기 위하여 예측값과 관측값의 통계적 지표로써 상관계수와 평균제곱근오차(root mean square error, RMSE)를 각각 구하여 정리한 것이고, 그림 4는 각 모형

의 예측결과를 한눈에 비교할 수 있도록 동일 시간축상에 도시한 것이다. 도식적 방법에서의 분석결과와 마찬가지로 통계적 방법의 분석결과 또한 입력변수의 개수가 늘어날수록 상관계수가 증가했으며, RMSE는 대체적으로 줄어드는 추세를 보였다.

또한 전년도 12개월의 패턴이 올해 12개월 동안의 패턴과 비슷했을 때 예측결과가 매우 양호함을 보였으나, 1994년, 1995년, 1997년은 다른 해에 비해서 예측 정확도가 떨어졌다. 이는 이상기후로 인하여 댐유입량이 급격히 증가하거나 감소할 경우에는 본 연구에서 연구한 뉴로-퍼지 모형으로는 정확한 예측에 무리가 있는 것으로 판단된다.

표 2. 각 Model의 예측결과별 통계지표

종 류	Model_1	Model_2	Model_3	Model_4	Model_5
CC	0.4462	0.6188	0.6580	0.6152	0.7050
RMSE	95.1477	86.2875	83.2495	88.0920	77.4296

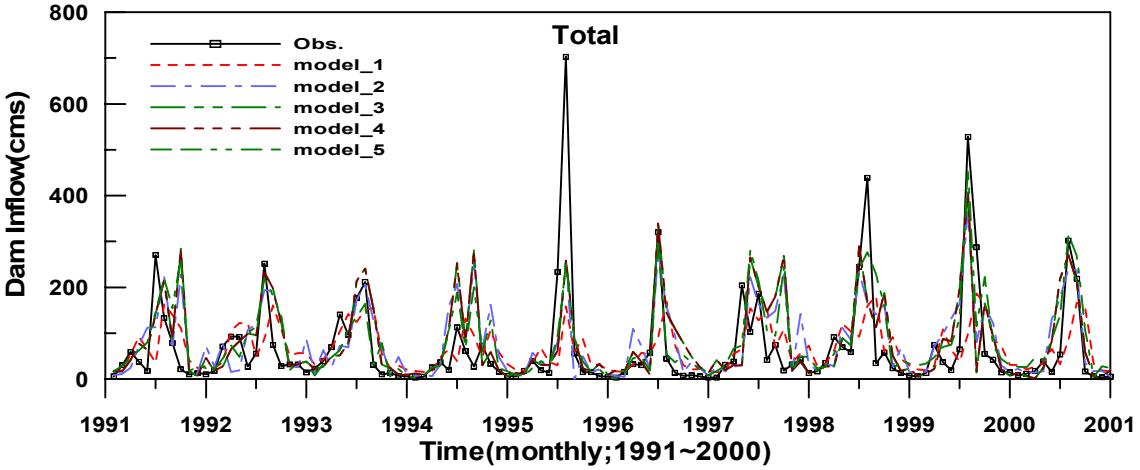

그림 4. Model 전체 예측결과

6. 결론

본 연구에서는 장기 댐유입량을 예측하기 위해 퍼지이론과 신경망의 학습능력이 결합된 뉴로-퍼지 시스템의 ANFIS를 수문학적으로 적용하고, 한강유역의 최대지류인 북한강의 소양강댐 유역의 월단위 유역평균 강우량, 댐유입량, 상대습도, 평균기온자료를 사용하여 ANFIS 모형을 구성하고 적용성을 검토하였다.

또한 ANFIS 모형의 최적 모형을 찾기 위하여 차감 클러스터링 기법을 이용하여 멤버쉽 함수의 개수와 퍼지규칙의 개수를 결정하였다. 선정된 최적모형을 적용하여 구성된 모형에 의한 예측결과 도식적 방법과 통계적 방법을 사용하여 비교·분석하여 얻은 주요 결론은 다음과 같다. 첫째, ANFIS 모형을 구성하는 과정에 있어 차감 클러스터링 기법을 이용함으로써 멤버쉽 함수와 퍼지규칙의 개수가 줄어들어 모형의 학습시간을 줄일 수 있었다. 둘째, 수문학적 입력자료만으로 댐유입량을 예측했을 때보다 온도, 습도와 같은 기후학적 인자를 활용하여 댐유입량을 예측했을 때 더 정확한 결과를 얻을 수 있었다. 마지막으로 뉴로-퍼지 시스템은 전년도의 유입량 패턴이 올해의 유입량 패턴과 유사한 경우에는 이수기와 홍수기 모두 예측 정확도가 높았으나, 이상기후로 인하여 댐유입량이 급격히 증가하거나 감소할 경우에는 홍수기의 큰 유입량의 정확한 예측에 한계가 있는 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단의 연구비지원(과제번호 1-3-1)에 의해 수행되었으며 연구비 지원에 감사드립니다. 또한 본 연구에 많은 도움을 주신 건일 엔지니어링의 나창진님께 감사드립니다.

참고문헌

1. 김원규, 김병식, 김형수, 서병하 (2001). "뉴로-퍼지를 이용한 홍수량예측에 관한 연구", **대한토목학회 2001 학술발표회 논문집**, pp. 1-4.
2. 나창진 (2001). "강수 예측을 위한 뉴로-퍼지 시스템과 퍼지 시계열의 적용", 고려대 석사학위논문, 고려대학교.
3. 이경훈, 문병석, 강일환 (1998). "ANFIS를 이용한 상수도 1일 급수량 예측에 관한 연구", **한국수자원학회 논문집**, Vol. 31, No. 6, pp. 821-832.
4. Chang, F.J., and Chen, Y.C. (2001). "A counterpropagation fuzzy-neural network modeling approach to real time streamflow prediction", *Journal of Hydrology*, Vol. 245, pp. 153-164.
5. Chen, S.M. (1996). "Forecasting enrollments based on fuzzy time series", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 81, pp. 311-319.
6. Franks, S.W., Gineste, P., Beven, K.J., and Merot, P. (1998). "On constraining the predictions of a distributed model: The incorporation of fuzzy estimates of saturated areas into the calibration process", *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 4, pp. 787-797.
7. Gautam, D.K., and Holz, K.P. (2001). "Rainfall-runoff modeling using adaptive neuro-fuzzy systems", *Journal of Hydroinformatics*, March, pp. 3-10.
8. Jang J.S.R. (1993). "ANFIS: adaptive network-based fuzzy inference system.", *IEEE Trans. on System*, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.
8. Jang, J.S.R., Sun, C.T., and Mizutani, E. (1996). *Neuro-fuzzy and soft computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall.
10. Lange, N.T. (1998). "New Mathmatical Approach Hydrological modeling-An Application of Artificial Neural Network", *Phys. Chem. Earth*, Vol. 24, No. 1-2, pp. 31-35.
11. Lin, C.T., and Lee, C.S.G. (1999). *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice Hall.
12. Luk, K.C., Ball, J.E., and Sharma, A. (2001). "An application of artificial neural networks for rainfall forecasting", *Mathmatical and Computer Modeling*, Vol. 33, pp. 683-693.
13. Ouenes, A. (2000). "Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization", *Computers Geosciences*, Vol. 26, pp. 953-962.