

인공신경망을 이용한 강우예측기법에 관한 연구

Study on Precipitation Prediction Technique using Artificial Neural Network

여운기*, 지홍기**, 이순탁***

Woon Ki Yeo, Hong Kee Jee, Soontak Lee

요 지

최근의 극심한 기상이변으로 인하여 발생하는 이상호우의 예측에 관한 사항은 치수·이수는 물론 방재의 측면에서도 역시 매우 중요한 관심사로 부각되고 있다. 강우를 예측하기 위해 많은 방법들이 사용되고 있으나 강우의 메커니즘은 매우 복잡하여 수문순환과정에서 가장 예측하기 힘든 요소이며, 추계학적 예측모형이나 확정론적 예측모형 모두에 있어 상당한 불확실성을 내포하고 있다. 기상예측모형 등을 이용하여 강우예측에 대한 정도를 높여가고는 있으나 많은 수문학적 모형에서 요구하는 시공간적으로 정도가 높은 강우를 예측하기에는 힘들다.

인공신경망은 과거자료의 입·출력 패턴에서 정보를 추출하여 지식으로 보유하고, 이를 근거로 새로운 상황에 대한 해답을 제시하도록 하는 인공지능분야의 학습기법으로 인간이 과거의 경험과 훈련으로 지식을 축적하듯이 시스템의 입·출력에 의하여 연결강도를 최적화함으로써 모형의 구조를 스스로 조직화하기 때문에 모형의 구조에 적합한 최적 매개변수를 추정할 수 있다. 따라서 정확한 예측이 어려운 강우사상을 과거의 자료로부터 신경망의 수학적 알고리즘을 통해 강우의 예측에 적용할 수 있을 것이다.

따라서 본 연구에서는 이러한 인공신경망의 기법 중 오류 역전파 알고리즘을 통하여 과거의 강우사상들을 입·출력 자료로 이용하여 인공신경망을 학습시켜 강우의 예측에 대한 정도를 높이도록 하였다.

핵심용어 : 인공신경망, 강우예측, 오류역전파알고리즘

1. 서 론

최근의 극심한 기상이변으로 인하여 발생하는 이상호우의 예측에 관한 사항은 치수·이수는 물론 방재의 측면에서도 역시 매우 중요한 관심사로 부각되고 있다. 강우를 예측하기 위해 많은 방법들이 사용되고 있으나 강우의 메커니즘은 매우 복잡하여 수문순환과정에서 가장 예측하기 힘든 요소이며, 추계학적 예측모형이나 확정론적 예측모형 모두에 있어 상당한 불확실성을 내포하고 있다. 기상예측모형 등을 이용하여 강우예측에 대한 정도를 높여가고는 있으나 많은 수문학적 모형에서 요구하는 시공간적으로 정도가 높은 강우를 예측하기에는 힘들다.

인공신경망은 과거자료의 입·출력 패턴에서 정보를 추출하여 지식으로 보유하고, 이를 근거로 새로운 상황에 대한 해답을 제시하도록 하는 인공지능분야의 학습기법으로 인간이 과거의 경험과 훈련으로 지식을 축적하듯이 시스템의 입·출력에 의하여 연결강도를 최적화함으로써 모형의 구조를 스스로 조직화하기 때문에 모형의 구조에 적합한 최적 매개변수를 추정할 수 있다. 따라서 정확한 예측이 어려운 강우사상을 과거의 자료로부터 신경망의 수학적 알고리즘을 통해 강우의

* 정회원·영남대학교 대학원 박사과정 E-mail: adonas@nafree.net

** 정회원·영남대학교 건설시스템공학부 교수 E-mail: hkjee@yu.ac.kr

*** 정회원·영남대학교 석좌교수 E-mail: leest@yu.ac.kr

예측에 적용할 수 있을 것이다.

따라서 본 연구에서는 이러한 인공신경망의 기법 중 오류 역전파 알고리즘을 통하여 과거의 강우사상들을 입출력 자료로 이용하여 인공신경망을 학습시켜 강우의 예측에 대한 정도를 높일도록 하였다.

2. 인공신경망

인간의 뇌는 뉴런(Neuron)이라는 최소 단위의 신경 세포들이 시냅스(Synapse)라는 물질로 연결되어 있으며 이 연결이 복잡해져 거대한 그물망으로 구성되어 있는데 이러한 구조를 단순화하여 만든 연산모델을 인공신경회로망(Artificial Neural Network)라고 하며, 이 모델에서는 문제를 해결하기 위한 직접적인 지식이나 방법을 입력하지 않아도 뉴런들의 학습을 통한 최적화로 문제를 해결할 수 있다. 인공신경망은 다양한 문제에 대해 적응력이 뛰어나며, 입력으로 들어오는 신호를 분석하여 미리 정의된 부류 중 어떤 것에 속하는지 알아내는 문자 인식, 음성 인식, 패턴 분류등에 주로 사용되고 있으나 과거의 정보를 기본으로 하여 새로운 상황에 대한 재현성이 뛰어나기 때문에 수문계의 모형화와 예측수단으로도 활용되고 있다. French 등(1992)은 신경망을 이용하여 1시간후의 사상에 대해 모의한 바 있으며, Kuligowski와 Barros(1998)은 강우관측소의 선행강우량을 이용하여 6시간까지의 누가강우량을 예측한 바 있다.

이러한 신경망의 구조는 Warren McCulloch와 Pitts(1947)에 의해 처음 제시되었으며, 그후 Hebb(1949)에 의해 최초의 학습규칙이 제시되었고 이후 델타규칙, 퍼셉트론등 다양한 학습규칙이 제시되어왔다. Romelhart(1986)에 의해 제시된 오류역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm)은 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있어 비선형특성의 모형에 적합하며, 오늘날 가장 많이 사용하는 학습규칙중의 하나이다.

다층 신경망 모델은 일반적으로 그림 1과 같이 나타내며, 이 때 입력층, 은닉층, 출력층의 각 노드는 뉴런을 의미하고 노드를 연결하는 링크는 뉴런간의 시냅스 연결강도를 의미한다.

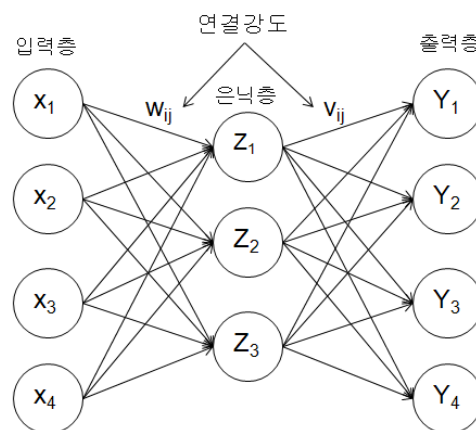


그림 1. 신경망의 구조

인공신경망의 계산은 입력층에 들어온 외부자극의 가중합을 활성화함수를 통해 적절한 반응을 출력하게 된다. 여기서 외부자극의 가중합은 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$NET_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad (1)$$

여기서, NET_j 는 j 번째 출력뉴런에 들어오는 외부자극의 가중합을 의미하며, x_i 는 외부자극, w_{ij} 는 출력뉴런과 x_i 사이의 연결강도를 의미한다.

이 때, 출력뉴런의 반응값은 활성화함수에 의해 결정되는데 아날로그 출력이 가능한 단극성 Sigmoid함수가 많이 사용되며, 이는 식(2)와 같다..

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

여기서, λ 값에 따라 Sigmoid함수의 형태가 변하게 되는데 일반적으로는 오버플로우 혹은 언더플로우를 방지하기 위해 $\lambda = 1$ 을 사용한다.

3. 인공신경망을 이용한 강우예측

3.1 모형의 적용대상

인공신경망을 이용하여 강우를 예측하기 위해 구축된 신경망은 입력층 4개, 은닉층 20개, 출력층 1개로 구성하였으며, 학습방법은 오류 역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm)을 사용하였고 활성화 함수로는 단극성 Sigmoid함수를 사용하였다.

학습에 사용된 자료는 기상청에서 제공하는 대구지점의 시간강우자료를 이용하였다. 1961년 ~ 2008년까지의 자료중에서 대구지역의 강우특성을 잘 반영할 수 있는 대표 강우를 뽑아 구축된 신경망을 이용하여 학습시켰다.

대구지점의 강우예측은 1시간 및 2시간후의 강우를 예측하였으며, 학습이 완료된 신경망에 4개의 관측강우를 넣어 1시간 예측강우를 구하였으며, 3개의 관측강우와 1개의 예측강우를 넣어 2시간 예측강우를 구하였다. 이를 도식적으로 나타내면 그림 2와 같다.

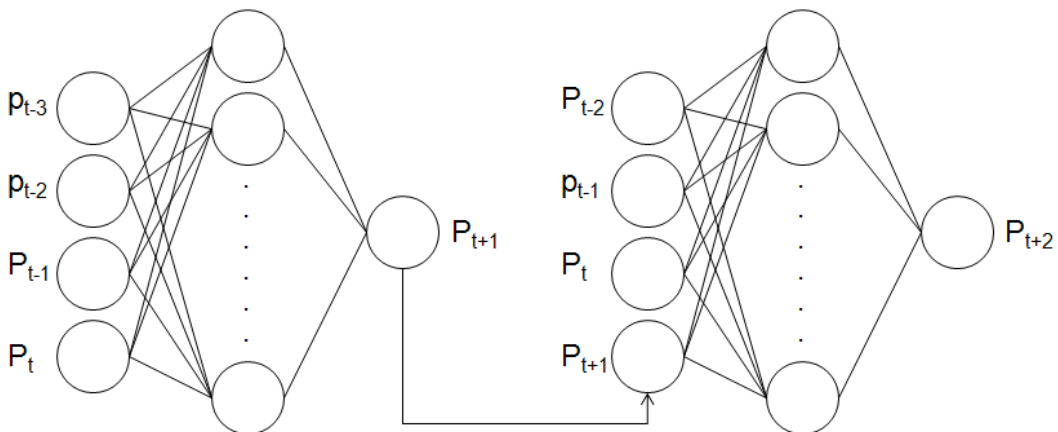


그림 2 강우예측을 위한 신경망 구조도

학습패턴 p 에 대한 출력층 뉴런의 출력값 o_{pj} 와 목적값 t_{pj} 사이의 오차는 식 (3)과 같은 평균 제곱오차를 사용하였으며, 오차가 최소화 될 수 있도록 전체 입출력패턴에 대해 10000번 반복계산하였다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (3)$$

3.2 예측 결과

대구지점의 강우자료를 학습시켜 적응된 신경망에 새로운 강우를 사용하여 1시간 및 2시간 예측을 실시한 후 실제관측치와 비교하였으며, 그 결과는 그림 3과 같다.

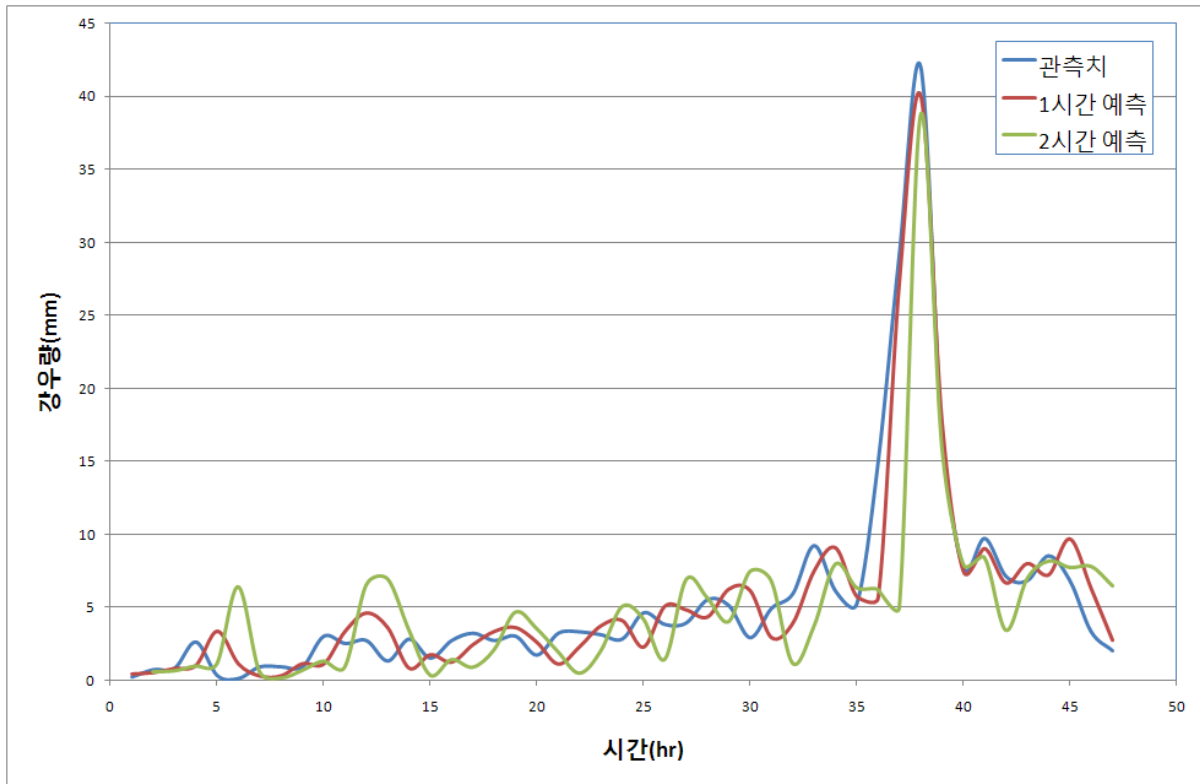


그림 3 신경망을 이용한 대구지점의 강우예측 결과

학습된 신경망으로 1시간 및 2시간 예측을 한 결과 강우의 첨두시간은 잘 표현하고 있으나 첨두값은 조금 작게 나타났으며, 나머지 부분에 대해서는 어느 정도 오차가 있는 것으로 나타났다. 또한 예측시간이 긴 2시간 예측의 경우 1시간예측의 오차를 포함한 상태에서 예측을 한 결과 1시간 예측의 경우보다 오차가 커지는 것을 알 수 있다. 두 경우 모두 예측치에 대해서는 오차가 어느정도 발생하였지만 전체적인 강우의 추세는 대체로 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

또한, 예측치의 정확도를 분석하기 위해 두 가지 경우 모두에 대해 결정계수 (Coefficient of Determination : R^2)를 구한 결과 그림 4와 같이 1시간 예측의 경우 0.92가 나타나 대체적으로 양호

한 값을 보여주는 것으로 나타났으나 2시간 예측의 경우 0.62로 1시간 예측치에 비해 정확성이 많이 떨어지는 것을 볼 수 있다.

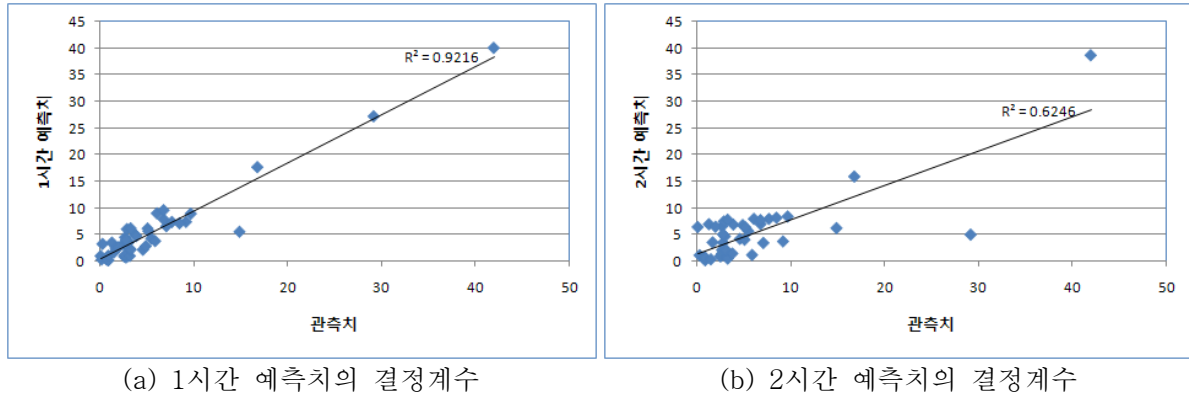


그림 4 예측치의 결정계수

4. 결 론

본 연구에서는 인공신경망을 이용하여 대구지점의 과거 강우 사상을 학습시키고 새로운 강우에 대해 1시간 및 2시간 후의 강우량을 예측해 보았으며, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 비선형구조의 아날로그 데이터를 분석하기 위해 다층 신경망을 사용하였고 학습방법으로는 오류역전파알고리즘을 사용하였으며, 활성화함수로는 단극성 시그모이드함수를 사용하였다.
- 2) 대구지점의 강우량을 학습시키고 새로운 강우에 대해 1시간 및 2시간 후의 강우량을 예측한 결과 강우의 침투시간 및 침투량 강우의 추세는 잘 표현하고 있으나 침투가 아닌 부분의 강우량에 대해서는 어느 정도 오차가 발생함을 알 수 있었다.
- 3) 1시간 및 2시간 예측에 대한 결정계수는 각각 0.92, 0.62로 예측시간이 길어질수록 앞의 예측치에 대한 오차를 포함하고 있기 때문에 오차가 점점 커지는 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

1. 오창석(2000), 뉴로 컴퓨터 개론, 내하출판사
2. 오성권(2002), 프로그래밍에 의한 컴퓨터지능(퍼지, 신경회로망, 진화알고리즘을 중심으로), 내하출판사
3. 임기석(2005), Neuro-Fuzzy 회로망을 이용한 강우-유출 해석, 박사학위논문, 영남대학교
4. French, M.N., Krajewski W.F., Cuykendall R.R.(1992), Rainfall forecasting in space and time using a neural network, Journal of Hydrology, Vol.137, pp1-31
5. Robert J. Kuligowski and Ana P. Barros(1998), Experiments in Short-Term Precipitation Forecasting Using Artificial Neural Networks, Monthly Weather Review, Volume 126, pp. 470-482
6. E. Toth, A. Brath and A. Montanari(2000), Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting, Journal of Hydrology, Vol.239, pp 132-147.