

신경망을 이용한 의암댐 저수지의 유입량 예측

Eui-Am Dam Reservoir Inflow Forecasting Using Neural Network

이정규* • 김형준**

1. 서론

우리나라는 한강수계에 많은 댐을 건설하여 운영함으로써 매년 발생하는 집중호우 및 태풍으로 인한 홍수 피해를 감소시켰으며 용수를 공급하는 중요한 수단으로 사용하였다. 그러나 증가하는 인구와 생활수준의 향상, 산업화 등으로 수자원의 수요가 계속 증가하여 용수난을 겪고 있다. 수자원의 확보를 위한 신규 댐의 건설은 환경적인 문제와 시민단체들의 반대로 인해 한계에 도달한 상태이다. 이러한 이유로 수자원의 공급은 한계가 있으며 수요가 증가하는 현 시점에서 수자원을 최대한 효율적으로 활용하기 위해서는 정확한 공급의 예측이 필요하다. 수자원 공급량의 예측을 위해서는 현존하는 댐에 유입하는 유입량을 정확히 예측하는 연구가 선행되어야 한다. 따라서 본 연구에서는 한강 수계에 위치한 의암댐의 유입량을 예측하기 위하여 신경망 기법을 이용하였다.

2. 신경망모형

공학상 응용을 위해 현재까지 밝혀진 인간의 학습능력, 뉴런의 이론적인 근거를 바탕으로 연산신경망이 제시되었다. 신경망 모형은 여러 요소(element)들을 상호 연결시켜 병렬 계산이 가능하게 하고 패턴 인식 등의 수행을 가능하게 해 준다. 수문순환과정에서 강우와 이로 인한 응답으로 나타나는 유출현상은 그 과정이 매우 복잡하고 해석하여야 할 물리적 구조가 매우 다양하며 각각의 강우-유출사상에 대한 매개변수들이 사상과 지역에 따라 각각 다르게 나타나므로 수문계를 물리적이고 정확하게 정량적으로 나타내기에는 매우 어렵다. 인공지능분야에서 패턴인식 등의 수단으로 사용되고 있는 신경망이론은 임의의 유역에 대한 강우와 유출 데이터만으로 학습이라는 최적화 과정을 통하여 그 유역에 대한 유출모형을 구성할 수 있다.

2.1 다층 신경망

패턴 인식과 시스템 인식, 또는 제어와 같은 응용에서 가장 일반적으로 사용되는 신경망구조는 오류 역전파(Error Back-Propagation) 알고리즘을 갖는 다층 신경망(Multi layered neural network)이다. 다층 신경망은 입력패턴을 갖는 입력층과 출력패턴을 갖는 출력층, 입력층과 출력층 사이에 1개 이상의 은닉층으로 구성된다. 다층 신경망은 단층 신경망이 갖는 단점인 비선형 패턴의 분리도 가능하기 때문에 수문계와 같은 비선형 시스템에 적합하다. 다층신경망은 어떤 사상에 대한 인과관계를 연상기억능력을 통하여 인식할 수 있는 기능을 가지고 있을 뿐 아니라 비선형 현상에 대한 적응능력이 뛰어나 수문계의 강우-유출 현상에 대한 적용가능성은 많으나 이를 수문학적으로 검증하는 데는 아직 검토단계라고 할 수 있다. 본 연구에서는 호우의 발생

* 한양대학교 공과대학 도시환경건설공학군 토목공학과 교수

** 한양대학교 대학원 토목공학과 석사과정

에 따른 저수지 유입량을 예측하는 모형을 구성하기 위하여 신경망 이론을 적용하였다. 저수지 유입량을 예측하기 위한 모형의 개발을 위하여 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 오류 역전파 알고리즘의 문제점을 해결하기 위하여 신경망 이론 중 momentum방법에 의한 오류 역전파 알고리즘과 Fahlman method를 이용하였다. 또한 학습률의 증진을 위하여 경사하강 오류정정 알고리즘(Gradient descent error-correction algorithm)이 아닌 뉴턴의 오류정정 알고리즘인 Levenberg-Marquardt 오류역전파 알고리즘을 사용하였다. Levenberg-marquardt 오류역전파 알고리즘은 2000년 P. Coulbaly등이 저수지의 1일당 유입량을 예측하는데 적용하였으며 이에 모델을 수정하여 저수지에 유입하는 단위시간당 유량을 예측하는 모형을 구성하였다.

2.2 Levenberg-Marquardt 오류 역전파 알고리즘

정적 다층 신경망에서 가장 자주 사용되는 학습규칙은 오류 역전파 알고리즘이며 오류 역전파는 다층 신경망에서 최소 자승의 일반화이다. 오류 역전파 알고리즘의 오류정정 알고리즘 중 가장 일반적으로 사용되는 경사하강 오류정정 알고리즘은 학습속도가 매우 느리며 이에 비효율적인 모델을 제시하는 경향이 있다. 이에 목적 함수의 1차 도함수와 2차 도함수를 이용하여 오류신호를 정정하여 학습률을 개선한 방법이 뉴턴의 오류정정 알고리즘이다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n (y_p - \hat{y}_p)^2 = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n e(p) \quad (1)$$

y_p 는 p번째 노드의 출력값이고 \hat{y}_p 는 p번째 노드의 목표출력값이다. $e(p)$ 는 각각의 출력값에서 발생한 패턴오류이며 E 는 패턴오류의 합이다. 오류신호의 1계도함수로 구성된 행렬을 자코비안 행렬(Jacobian matrix)라고 하고 이계 도함수로 구성된 행렬을 헤지안 행렬(Hessian Matrix)라 한다.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_m} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e(n)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(n)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(n)}{\partial w_m} \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial w_1^2} & \frac{\partial E}{\partial w_1 \partial w_2} & \dots & \frac{\partial E}{\partial w_1 \partial w_m} \\ \frac{\partial E}{\partial w_2 \partial w_1} & \frac{\partial E}{\partial w_2^2} & \dots & \frac{\partial E}{\partial w_2 \partial w_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial E}{\partial w_m \partial w_1} & \frac{\partial E}{\partial w_m \partial w_2} & \dots & \frac{\partial E}{\partial w_m^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

각각의 노드를 잇는 가중치의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta W_{ij} = -[H + \mu I]^{-1} J^T e = -[J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3)$$

e 는 패턴 오류신호로 구성된 오류 행렬이며 μ 는 학습과정을 제어하는 스칼라이다. 이번 연구에 사용된 활동전위 함수는 로그시그모이드 함수이다.

$$\Psi[net] = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (4)$$

3. 대상유역 및 강우-유출 자료

본 연구의 대상유역은 북한강수계에 위치한 의암댐 유역이다. 의암댐 유역은 상류에 소양강댐과 춘천댐이 위치하고 있으며 유역 내의 우량관측소로는 건설교통부의 춘천우량관측소와 기상청의 춘천측후소가 있다. 의암댐 저수지의 유역면적은 721.7 km^2 , 저수지의 만수면적은 15 km^2 이며 만수지 저수용량은 80만 m^3 이다. 신경망의 훈련에 사용된 강우-유출 자료는 1997년부터 2001년까지 발생한 강우사상 중 13개를 선정하여 사용하였으며 훈련의 결과를 알아보기 위한 강우-유출 사상은 2002년 8월에 발생한 강우-유출 자료를 이용하였다.



그림 1. 의암댐 유역도

4. 모형의 선정

의암댐 저수지의 강우-유출 모형은 입력값으로는 상류댐의 방류량 자료와 우량자료를 각각 사용하였으며 출력값으로는 의암댐 저수지의 유입량 자료를 이용하였다. 적절한 모형의 선정을 위하여 입력 노드를 선행 3시간의 자료로 구성하는 모형과 선행 2시간의 자료로 구성된 모형으로 구성하였으며 입력 노드를 갖는 모델을 구성한 후 은닉 노드의 수를 각각 4, 6로 변화하며 신경망을 구성하여 강우-유출 사상을 대표할 수 있는 모형을 구성하고자 한다. 학습 과정에서 발생할 수 있는 과대적합(over fitting)을 방지하기 위하여 Early stopped training approach(STA)를 적용하였다. 검증 자료로는 2002년 8월 5일 07시부터 2002년 8월 11일 06시까지 발생한 강우-유출 사상을 이용하였다.

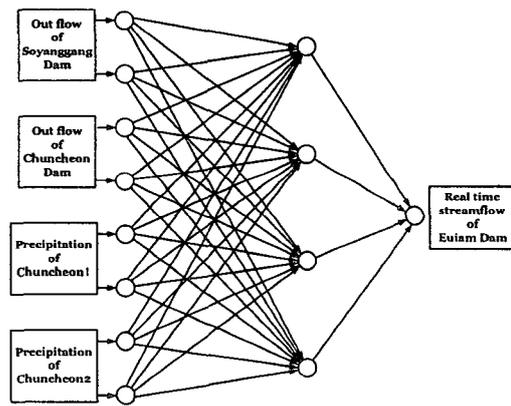


그림 2. 신경망 모형

5. 모형의 적용 및 결과

NN12-6은 입력 노드가 12개이고 은닉 노드가 6개인 신경망 모형이며, NN12-4는 입력이 12개의 노드 은닉 노드가 4개인 신경망 모형이다. 각각 입력 노드를 12와 8, 그리고 은닉 노드의 수를 4와 6으로 변화하여 의암댐의 강우-유출 모형에 적용하였다. 모형의 정확성을 알아보기 위하여 평균자승오차(root mean square error)과 평균오차(mean error), 상관계수(correlation coefficient), 첨두유량 오차율(percent error of maximum flow)를 사용하였다.

	RMSE(cms)	ME(%)	R^2	MF(%)
NN12-6	14.84	16.30	0.89	-18.93
NN12-4	14.46	16.87	0.92	-9.48
NN8-6	12.15	16.70	0.91	2.34
NN8-4	11.77	11.96	0.93	1.91

표 1. 신경망 모형의 결과

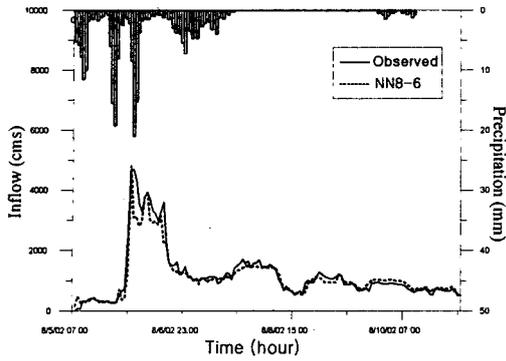


그림 3. 결과 비교 (NN8-6)

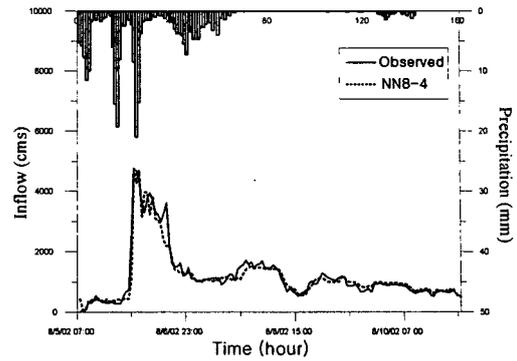


그림 4. 결과 비교 (NN8-4)

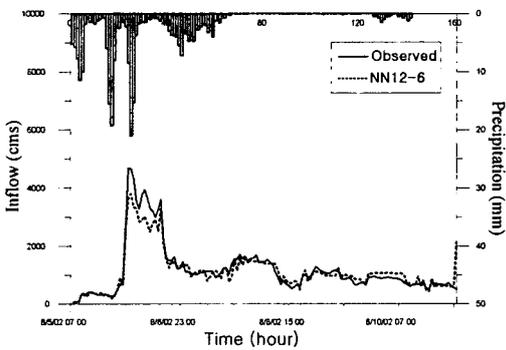


그림 5. 결과비교 (NN12-6)

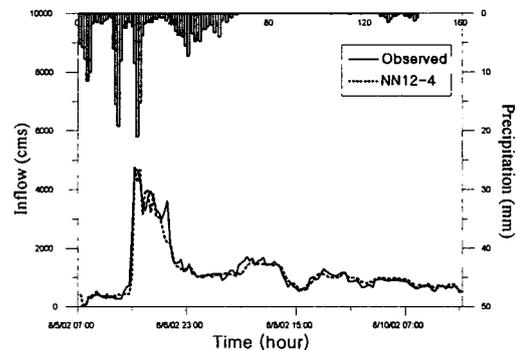


그림 6. 결과 비교 (NN12-4)

6. 결론

본 연구에서는 신경망 모형을 이용하여 의암댐 저수지의 유입량을 예측하였으며 결론은 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. NN12-6을 제외한 모형의 상관계수가 90이상이고 첨두유량 오차가 10%미만으로 우수한 예측력을 지녔다고 볼 수 있다. 평균오차는 NN8-4가 가장 작게 나왔으며 다른 모형들은 비슷한 값을 나타내었다.
2. 입력층의 노드가 12인 NN12-6과 NN12-4는 모두 첨두유량이 작게 나타나는 경향이 있으며 은닉 노드의 수가 6일 때보다는 4일 때의 모형이 더 우수한 예측능력을 보였다.
3. 의암댐 유역의 유입량에 예측에 적합한 신경망 모형은 RMSE와 ME 및 상관계수 등에서 우수한 예측능력을 보인 NN8-4가 가장 적합하다고 할 수 있다.

참고문헌

1. P. Coulibaly, F. Anctil, and B. Bobee (2000) Journal of Hydrology Vol. 230 pp.244-257.
2. S. Haykin (1999), "Neural network", Prentice-Hall, pp156-248.
3. C. G. Looney (1997), "Pattern Recognition Using Neural network", Oxford university press, pp.127-130.
4. 이상배 (1999), "퍼지-뉴로제어 시스템", (주)교학사, pp117-155.
5. 이현엽, 문경일 (1999, "MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로", 도서출판 아진, pp.245-278.