

홍수유입량 예측에 의한 다목적 저수지 운영

Multipurpose Reservoir Operation by Flood Inflow Forecasting

○박인찬* / 고원준** / 조원철***

1. 서 론

최근 빈번히 발생하고 있는 이상기후의 영향에 의한 강수량 및 저수용량의 계절적 편중현상에 의해 홍수와 갈수 피해를 해마다 겪고 있는 우리나라는 지금까지의 제한된 정보를 이용하여 홍수 피해와 가뭄피해를 적절하게 대처할 수 있는 구체적인 방안을 마련하지 못하고 있는 실정이다. 이에 따라 유역 내의 보수능력 확충방안과 저수지를 이용하여 홍수기에 가능한 많은 양의 물을 저류하는 방안이 다양하게 시행되어지고 있으나, 이를 위한 방법들의 효과는 미비하다고 할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 다목적 저수지의 홍수유입량 예측을 위해서 기존의 방법들에 비해 비선형성(nonlinearity), 병렬 계산(parallel computation), 그리고 탁월한 적응성(adaptivity) 등의 여러 장점을 가진 신경회로망(Artificial Neural Network) 이론을 이용하여 홍수시 저수지 실시간 유입량 예측을 하고, 경험적인 조작을 이론적으로 정량화 하기 위한 Fuzzy 제어 방식을 다목적 저수지 수문 조작에 적용하여, 홍수유입량 예측에 따른 방류량을 조절함으로써 댐의 안전도 확보 및 하류부 홍수피해를 최소화하고 저류용량을 확보하는 이·치수적인 활용방안을 제시하고자 한다.

신경회로망 모형의 검정을 위해 과거 홍수사상의 연속된 강우와 저수지 유입량을 다층신경망(Multi-Layer Structure) 모형으로 구성하고, Cascade-Correlation 알고리즘에 Filtering 기법이 적용된 학습방법을 이용하여 저수지 유입량 예측의 정확성을 향상하였으며, 예측된 홍수 유입량을 통해 Fuzzy Rule Base(FRB)에 의한 최적의 저수지 모의 운영을 하게된다. 저수지 모의 운영에 사용한 제어방식은 퍼지연상기억장치(Fuzzy Associative Memory)에 제어규칙을 입력하고 이를 각 상황에 따라 출력하여 결과로 추론해 가는 방식을 적용하였다.

제시되어진 모형의 검정과 검증은 소양강댐 유역을 대상으로 실시하였으며, 저수지의 1시간, 2시간, 그리고 3시간 선행 예측한 홍수 유입량의 Fuzzy 제어 방식을 통한 모의 저수지 운영은 과거 실적 운영결과와 비교하여 치수조절효과를 파악할 수 있었다.

2. 기본이론

2.1 신경망 (Artificial Neural Network) 이론

본 연구에서 적용한 신경망 모형은 Cascade-Correlation(CC) 알고리즘을 적용한 3층 신경망 모형으로 이는 신경망의 구조를 점점 증가시켜가며 학습하고 최적 네트워크 구조를 찾는 것으로서,

* 연세대학교 대학원 박사과정
** (주)현대건설
*** 연세대학교 공과대학 사회환경·건축공학부 교수

입력층과 출력층으로만 구성된 선형구조에서 학습을 시작한다(Fahlman과 Lebiere, 1990).

그림 1(a)에서 보듯이 패턴 p에 대한 입력값 X_{pi} 가 입력층과 출력층만으로 이루어진 네트워크에 입력되면 출력값 O_p 는 입력값과 연결강도의 내적의 합에 전달함수를 취한 값으로 식(1)과 같이 입력층의 정보를 분산시키는 기능을 하는 θ (bias항으로 +1의 값)를 포함하여 산정된다.

$$O_p = f(\sum_i W_i X_{pi} + \theta) \quad (1)$$

오차가 적정 한계에 도달하거나 더 이상 줄지 않으면 그림 1(b)와 같이 새로운 은닉층 처리소자를 추가하기 위해 잠정 은닉층 처리소자를 설정하여 입력층과 잠정 은닉층 처리소자 사이의 연결강도를 조절하며, 델타규칙에 의해 매개변수를 최적화 한다. 기존 네트워크의 잔차값과 잠정 은닉층 처리소자 출력값의 상관성을 최대화하기 위해 연결강도를 조정한다.

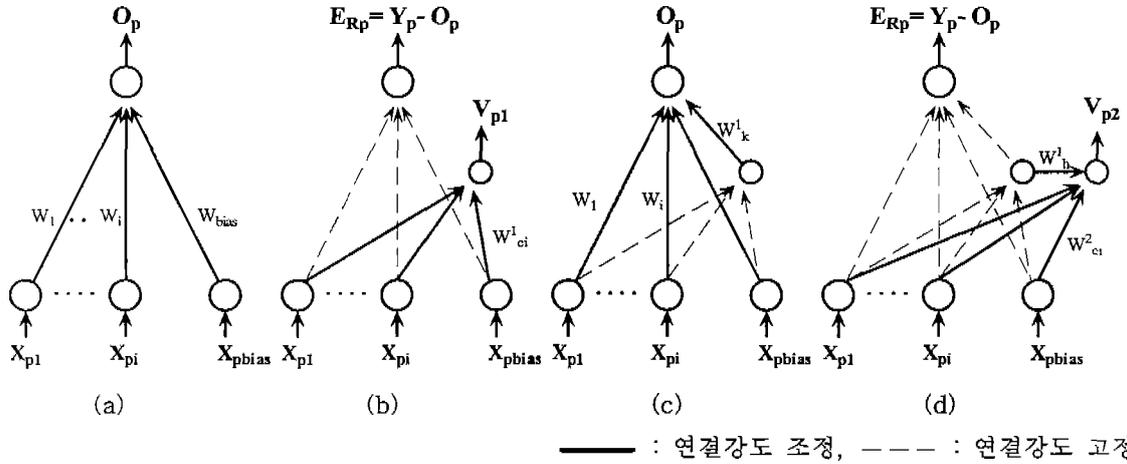


그림 2.5 Cascade-Correlation 알고리즘 학습진행과정

기존 네트워크의 잔차값과 잠정 은닉층 처리소자 출력값의 covariance를 계산하며, 식(2)가 최대가 될 때까지 입력층과 잠정 은닉층 node 사이의 연결강도를 조정한다.

$$C = \sum_o |Cov[E_R, V]| = \sum_o \left| \frac{1}{P} \sum_p (E_{Rp} - \bar{E}_R) V_p \right| \quad (2)$$

여기서 V_p 는 잠정 은닉층 처리소자의 출력값, 그리고 \bar{E}_R 은 E_{Rp} 의 평균이다.

$$\Delta W_{ci}^j = \eta \frac{\partial C}{\partial W_{ci}^j} \quad (3)$$

$$\frac{\partial C}{\partial W_{ci}^j} = \frac{1}{P} \sum_p \sum_o \sigma_o(E_{Rp} - \bar{E}_R) f'(\sum_i W_{ci}^j X_{pi}) X_{pi} \quad (4)$$

여기서 σ_o 는 $Cov[E_R, V]$ 의 부호(+, -)이며, X_{pi} 는 잠정 은닉층 처리소자로의 패턴별 입력값이다. 따라서 잠정 은닉층 처리소자와 입력층 사이의 연결강도는 식(4)에서의 조정량을 전단계에서의 조정량에 momentum상수를 곱한 값을 합하여 다음의 식(5)와 같이 구할 수 있다.

$$\Delta W_{ci}^j(t+1) = \eta \frac{\partial C}{\partial W_{ci}^j} + \alpha \Delta W_{ci}^j(t) \quad (5)$$

여기서 t , η , α 는 각각 학습단계, 학습율, momentum상수(0~1 사이의 값)이다.

현단계에서 잠정 은닉층과 입력층 사이의 연결강도 조정에 의한 상관성이 커지지 않으면 매개 변수 조정을 멈추고 잠정 은닉층 처리소자를 은닉층 처리소자로 네트워크에 추가하여 출력층과 연결한다(그림 1(c)). 새로운 은닉층 처리소자를 추가하기 위해 잠정 은닉층 처리소자를 설정하며 다른 연결강도는 모두 고정시키고 입력층과 잠정 은닉층 처리소자 및 앞 단계에서 추가된 은닉층 처리소자와 잠정 은닉층 처리소자 사이의 연결강도를 조정한다(그림 2.5(d)). 이때의 j 번째 잠정 은닉층 처리소자와 입력층 사이의 연결강도 W'_{ij} 의 연결강도 조정량은 식(5)와 같다. 위 과정은 전체 네트워크의 오차가 적정한 값 이하로 감소하거나 특정 은닉층 처리소자 개수에 도달할 때까지 반복되며 최적의 네트워크 구조를 자동으로 설정하게 된다.

2.2 퍼지(Fuzzy) 이론

퍼지이론은 어느 정도에 속하는가를 결정하는 이론이라 할 수 있으며, 참(1) 혹은 거짓(0)의 이치논리(bivalent logic)와 참도 거짓도 아닌 참과 거짓사이의 애매함을 정량화하려는 이론이라고 정의할 수 있고, 수학적으로는 다치논리(multivalent logic)에 해당된다(심재현, 1993). 즉, 이치논리에 근거하는 특성함수(Characteristic Function)와 다치논리에 근거하는 구성함수(Membership Function)로 정의할 수 있다(Zadeh, 1965).

구성함수는 일반적으로 기하학적 형상으로 표현되며, 논리영역인 입력 공간에서 각각의 위치가 0과 1 사이의 구성치에 어떻게 위치하고 있는지를 정의하는 하나의 함수로 설명되어진다. 만약 X 가 논리영역이고 각 요소가 x 에 의해서 표현된다면 X 에 속하는 하나의 Fuzzy 집합 A 는 식(6)으로 정의된다.

$$A = \{x, \mu_A(x) \mid x \in X\} \quad (6)$$

여기서 $\mu_A(x)$ 는 A 라는 Fuzzy 집합 내 x 의 구성함수이며, $[0, 1]$ 사이의 모든 실수를 진리 값으로 가질 수 있다. 이와 같은 구성함수는 삼각형, 종형, 그리고 사다리꼴형 등과 같이 다양한 기하학적 형상으로 표현되어 애매한 정보량을 정량화 할 수 있다. 구성함수의 구성에 있어 단순함과 적용성이 탁월한 삼각형함수는 다음의 식(7)로 표현된다.

$$\begin{aligned} f(x; a, b, c) &= 0, & x \leq a \\ &= \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ &= \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ &= 0, & c \leq x \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 a 와 c 는 삼각형의 아래 변의 최대 최소치, b 는 첨두치를 나타낸다. 이와같은 삼각형 구성함수는 대칭 혹은 비대칭의 구성함수 구조로 형성할 수 있다.

각각의 구성함수는 서로 겹쳐지거나 분리되어질 수 있으며, Kosko(1996)는 Fuzzy 제어를 위해서 주변의 Fuzzy 함수와 대략 25% 겹쳐져 있을 경우에 최고의 수행능력을 보이고 있다고 하였다. 그리고 Civanlar와 Trussel(1986)은 각각의 요소가 논리영역 내의 확률밀도함수로 형성된 구성함수를 형성하기 위한 몇몇 지침을 제시하였다. 이러한 내용을 근거로 저수지 운영에 사용한 제어 방식은 퍼지연상기억장치(Fuzzy Associative Memory, FAM)에 제어규칙을 입력하고 이를 각 상황에 따라 출력결과로 추론해 가는 방식을 사용하였다. 또한, 퍼지변수에 의한 추론결과를 정량화된 방류제어량으로 변환하기 위한 비퍼지화(defuzzification)를 수행하여 전체 제어방식에 의한 출력치를 얻게 된다.

3. 실제유역의 적용

본 연구에서는 소양강댐에서 관측된 1984년부터 1995년까지의 홍수사상 중 비교적 관측이 양호하다고 판단되는 5개의 홍수결과를 얻어 신경망의 학습자료와 검증자료로 구분하여 사용하였으며, 신경망 모형에 의해 검증된 댐 유입량 자료를 바탕으로 Fuzzy에 의한 댐 모의운명을 실시하였다. 각 홍수의 발생일시, 강우량, 유출용적 및 유입량의 최대값등을 표 1에 수록하였으며, 90년까지 자료를 학습자료로 사용하였고, 95년의 자료를 검증자료로 이용하였다.

표 1. 소양강댐 대표 홍수 사상

홍수기간	총강우량(mm)	총유출용적(10 ⁶ m ³)	최대 강우강도(mm/hr)	최대 유입량(cms)
'84 8.30 01:00 ~ 9. 5 24:00	512.1	1,537	36.9	11,994
'90 6.20 01:00 ~ 6.23 24:00	72.6	211	8.9	3,449
'90 7.17 01:00 ~ 7.19 24:00	129.3	317	19.1	5,250
'90 9. 9 01:00 ~ 9.13 24:00	411.0	974	22.5	10,653
'95 8.22 01:00 ~ 8.28 24:00	399.4	1,128	16.7	6,002

그리고 95년 댐 운영자료를 바탕으로 신경망에 의해 예측된 자료를 Fuzzy 제어규칙에 적용하여 댐운영 효과를 비교·분석하였다.

신경망의 학습에는 입력자료의 정규화(normalization)에 따른 전처리(preprocessing)과정과 출력치의 역변환과정을 위한 후처리(postprocessing)과정을 거친 후 사용하게 된다. 이를 위해 학습에 사용된 시강우량의 최소값은 0 mm/hr, 최대값은 40 mm/hr, 유입량의 최소값은 0 cms, 최대값은 12000 cms를 사용하였다. 전술한 CC 학습알고리즘을 이용하여 보다 뛰어난 예측능력을 위해 Filtering 기법을 통한 매시간의 예측값과 관측값과의 차이를 고려하여 1시간, 2시간, 3시간 예측모형을 구성하였으며, 다음의 식(8)과 그림 2는 3시간 예측모형을 보여준다

$$\hat{Q}(t+4), \hat{Q}(t+3), \hat{Q}(t+2), \hat{Q}(t+1) = f[Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) \\ Q(t+1) ; \bar{R}(t), \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3), \bar{R}(t-4)] \quad (8)$$

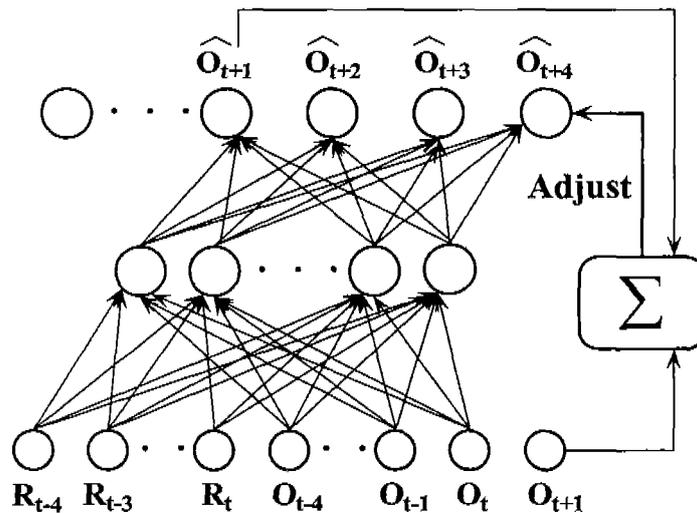


그림 2. 3시간 예측 신경망 Filtering 모형

시유입량 예측을 통한 1시간 및 3시간 예측 결과는 다음의 그림 3과 같다.

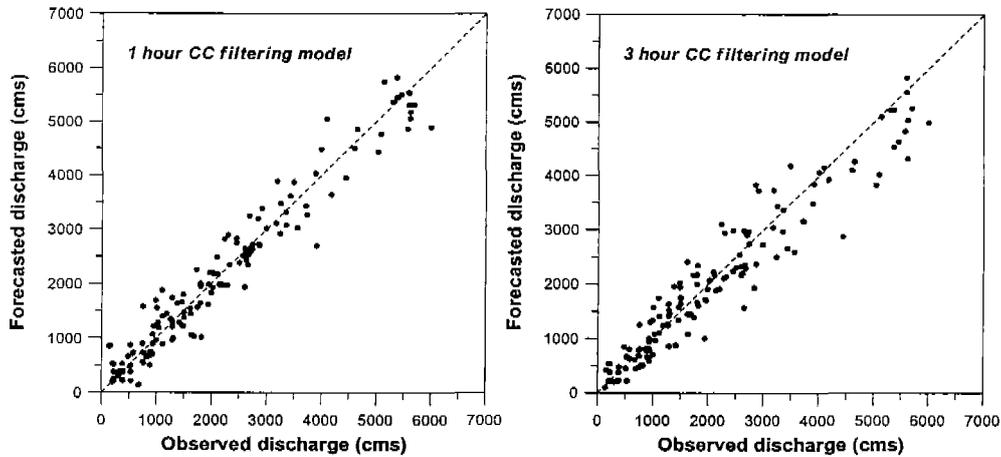


그림 3. CC Filtering 모형에 의한 1시간 및 3시간 예측 Scatter diagram

실시간 예측의 정확도를 향상시키기 위해 현재시간의 예측치와 관측치를 비교하여 미래의 예측치를 조정하는 Filtering 기법을 CC 알고리즘을 사용한 신경망 모형에 적용시켜본 결과, 1시간 및 3시간 예측의 경우 상관계수 0.96이상, 결정계수 0.92이상으로 나타났고, 각종 오차수치도 적정 수준으로 감소하였으며 특히 유출량 차이는 -9.04 ~ -0.75% 범위의 결과를 보였다.

이상과 같이 예측된 저수지 유입량자료를 바탕으로 단일 댐 저수지의 방류량을 제어하기 위한 조작 퍼지공간으로 유입 수문곡선, 저류량, 유입량 자료를 사용하였다. 이의 적용을 위해 소양강댐의 제한수위, 계획홍수위, 그리고 초기수위는 각각 191.0 El.m, 198.0 El.m, 186.6 El.m로 설정하였고, 최대방류량 및 계획홍수량은 각각 3,600 cms, 10,500 cms로 설정하였다.

FAM 방식의 제어는 유입량을 단계별로 구분하여 이에 따라 방류량을 결정하게 된다. 각 정보를 퍼지화(fuzzification)시켰을 때 퍼지변수의 크기에 따라 퍼지변수가 속하는 정도를 나타내는 구성함수 값을 삼각형 함수로 설정하였으며, 퍼지변수는 다음의 VS(Very Small; 0%), SM(Small; 17%), MS(More or less Small; 34%), MD(Medium; 50%), MB(More or less Big; 66%), BI(Big; 83%), VB(Very Big; 100%)등과 같이 7개 설정하였다. 여기서 나타내는 수치는 7개의 퍼지변수의 각 조건에 따른 값이다.

퍼지변수에 의한 추론결과를 정량화된 방류제어량으로 변환하기 위한 비퍼지화(defuzzification)의 기준치로서 저수위 또는 저수량에 대해서는 제한수위를 0, 계획홍수위를 6, 유입량의 0cms를 0, 계획홍수량을 6으로 설정하였다. 신경망 알고리즘에 의한 저수지 유입량을 예측하여 FRB를 적용한 결과 표 2 및 그림 4와 같다. 여기서 Model I 및 Model II는 관측치와 1시간 예측치에 의한 FRB의 적용을 나타낸다.

표 2. 1995년 홍수에 대한 소양강댐 Fuzzy 모형의 모의운영 결과

구분 방법	첨두수위(EL.m)	첨두방류량(CMS)	총방류량($\times 10^6$ 톤)
Model I	196.18	2,574.65	521.8
Model II	197.39	2,542.12	424.5

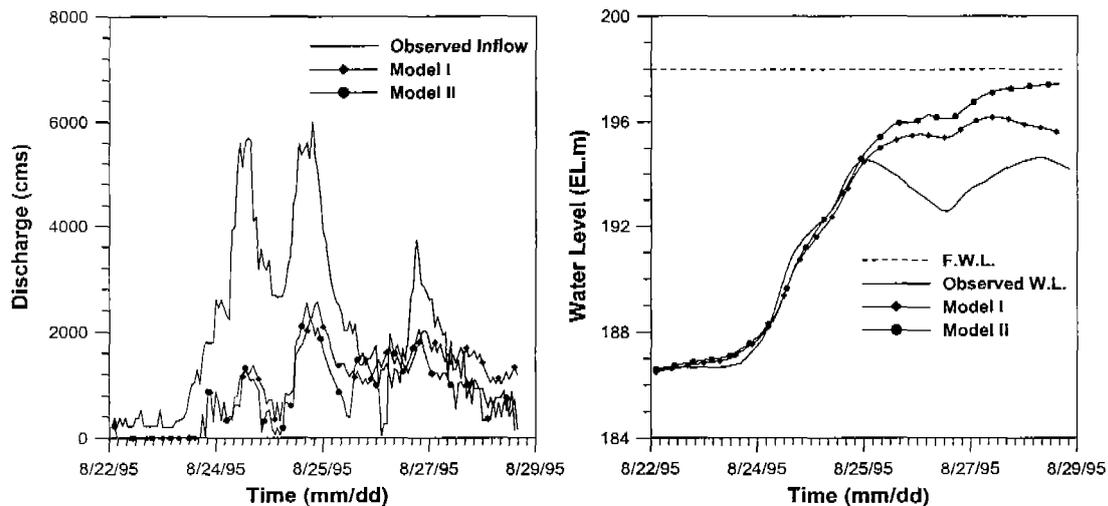


그림 4. 소양강댐 Fuzzy 모의운영에 의한 방류수문곡선과 수위수문곡선

4. 결 론

본 연구에서는 시변성이 큰 댐 저수지로의 홍수유입량을 예측을 위해 신경망 모형 중 학습능력이 뛰어난 Cascade-Correlation 알고리즘을 적용하였으며, 예측 능력의 향상을 위해서 Filtering 기법을 도입하여 1시간, 2시간, 및 3시간 유입량 예측을 실시한 후에 Fuzzy 지식 기반 모형을 이용하여 95년 8월 홍수의 소양강댐 모의운영을 실시하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) Cascade-Correlation 알고리즘을 적용한 신경망 모형에 Filtering 기법을 적용함으로써 Cascade-Correlation 알고리즘에 의한 유입량 예측의 결과보다 모형의 적합도와 정확도를 증가시켰다.
- 2) 유입량 예측에 의한 Fuzzy 제어방식은 홍수기 저수지의 이·치수적인 운영을 위해서 선행되어질 경우, 댐의 안전도 확보뿐만 아니라 하류부에 미치는 영향을 고려한 적정 운영이 가능하게 할 수 있다고 판단된다.

5. 참고문헌

- 고원준(1999). 신경회로망을 이용한 저수지 유입량의 실시간 예측모형 연구. 석사학위논문, 연세대학교 대학원.
- 심재현(1993). 유수지 배수펌프장의 적정 운용을 위한 퍼지제어모형에 관한 연구. 박사학위논문, 연세대학교 대학원.
- 조원철, 심재현 (1992). "Fuzzy 이론의 수문학에의 적용(II)." *한국수문학회지*, 제25권, 3호. pp. 47~52.
- Civanlar, M. R. and Trussel, H. J.(1986). "Constructing membership functions using statistical data." *Fuzzy Sets and Systems* 18, pp. 1-13.
- Fahlman, S. E. and Lebiere, C. (1990). "The Cascade-Correlation Learning Architecture." CMU-CS-90-100, School of Computer Science, Carnegie.
- Kosko, B. (1996). *Neural Network and Fuzzy Systems*, Prentice Hall of India (original edition: Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, 1992).
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control* 8, pp. 338-353.