

## 신경망을 이용한 낙동강 유역 홍수기 댐유입량 예측 Dam Inflow Forecasting for Short Term Flood Based on Neural Networks in Nakdong River Basin

윤강훈\* / 서봉철\*\* / 신현석\*\*\*

Yoon, Kanghoon / Seo, Bong Cheol / Shin, Hyun Suk

### Abstract

In this study, real-time forecasting model(Neural Dam Inflow Forecasting Model; NDIFM) based on neural network to predict the dam inflow which is occurred by flood runoff is developed and applied to check its availability for the operation of multi-purpose reservoir. Developed model is applied to predict the flood inflow on dam Nam-Gang in Nak-dong river basin where the rate of flood control dependent on reservoir operation is high. The input data for this model are average rainfall data composed of mean areal rainfall of upstream basin from dam location, observed inflow data, and predicted inflow data. As a result of the simulation for flood inflow forecasting, it is found that NDIFM- I is the best predictive model for real-time operation. In addition, the results of forecasting used on NDIFM- II and NDIFM-III are not bad and these models showed wide range of applicability for real-time forecasting. Consequently, if the quality of observed hydrological data is improved, it is expected that the neural network model which is black-box model can be utilized for real-time flood forecasting rather than conceptual models of which physical parameter is complex.

**Keywords** : Dam inflow forecasting, Neural Network, Back-propagation, Flood Runoff

### 요 지

본 연구에서는 홍수시 다목적댐의 효율적 운영을 위하여 상류로부터 유입되는 홍수유입량을 실시간으로 예측하기 위해 역전파 신경망 모형을 사용하여 댐유입량 예측모형(Neural Dam Inflow Forecasting Model; NDIFM)을 개발하였다. NDIFM은 다목적댐에 의한 하류의 홍수조절 비중이 큰 낙동강의 남강댐 유역에 적용하였으며, 입력자료로는 댐유역 평균강우량, 실측 댐유입량, 예측 댐유입량 등을 사용하여 실시간 댐유입량 예측의 가능성을 검토하였다. 실측치와 예측치를 비교·검토한 결과 제시한 세 가지 모형 중 NDIFM- I 이 가장 우수한 결과를 나타내었으며, NDIFM- II 및 NDIFM-III 또한 다양한 예측가능성을 보여주었다. 따라서, 강우-유출의 비선형시스템 모의를 위하여 물리적 매개변수가 복잡한 개념적 모형보다는 양질의 수문관측 자료만 축적된다면 블랙박스 모형인 신경망 모형이 실시간 홍수예측에 효율적으로 활용될 수 있을 것이다.

**핵심용어** : 댐유입량 예측, 신경망, 역전파, 홍수유출

\* 한국건설기술연구원 수자원연구부 수석연구원  
Research Fellow, Dept. of Water Resources Research, Korea Institute of Construction & Technology, Goyang,  
Gyeonggi 411-712, Korea  
(E-mail : khyoon@kict.re.kr)

\*\* 한국건설기술연구원 수자원연구부 연구원  
Researcher, Dept. of Water Resources Research, Korea Institute of Construction & Technology

\*\*\* 부산대학교 토목공학과 조교수  
Assistant Professor, Dept. of Civil Engineering, Busan National University, Busan 609-735, Korea

# 1. 서론

최근 들어 세계 각국에서 이상기후로 인한 풍수해의 발생이 빈번해 지고 있으며 우리나라 또한 이러한 풍수해의 피해가 점점 증가하고 있는 실정으로 이 중의 대부분이 6~9월 사이에 발생하는 홍수에 의한 것이다. 우리나라는 이러한 홍수피해를 절감하기 위해 다목적댐 및 하천제방으로 홍수를 방어하는 시스템이 거의 대부분을 이루고 있으며, 홍수방제를 위한 다목적 댐의 효율적인 운영을 위해서는 저수지로 유입되는 홍수유입량의 정확한 예측이 필수적이다. 댐수계 내의 홍수유입은 수원으로부터 자연상태의 유역 지형의 유출특성, 그리고 하도 흐름의 수리학적 특성에 의하여 유입된다. 국내에서는 이러한 다목적 댐의 실용적 유입량 예측기법으로 저류함수법에 의한 유역 및 하도추적법을 사용하고 있으며, 이는 과거 실제자료가 부족할 때에는 유용한 모형이었으나, 현재 수 많은 수문관측자료의 축적으로 다양한 모형의 검토가 요구되고 있다.

최근 신경망 이론은 다양한 분야의 응용에서 비선형성(nonlinearity), 병렬성(parallelism), 그리고 적응성(adaptivity) 등 여러 가지 장점들이 입증되어 왔다. 특히, 최근 수자원 분야에서도 Shin 등(2000)은 가뭄의 공간적 해석에 SANN(Spatial Analysis Neural Network)를 개발·적용하였으며, Smith 등(2000)은 원격탐사 기법에 의하여 공간분포된 강우를 역전과 신경망을 이용하여 유출과정에 적용하였다. 또한, Campolo 등(1999)은 전방향(feed-forward) 신경망을 하천의 홍수위 예측에 이용하였다. 국내에서는 심순보 등(1998)이 다목적 저수지의 홍수유입량 예측을 위해 신경망을 적용한 바 있으며, 신현석 등(1999a, b)이 가뭄 및 연평균 강우량의 공간적 해석에, 안경수 등(1998)과 안상진 등(2001a, b)은 강우-유출 모형을 통한 홍수유출량 예측 및 수질 예측 등 다양한 수자원 분야의 연구에 적용한 사례가

있다.

본 연구에서는 확정론적 홍수추적 모형들이 가진 홍수예측 능력의 정확성을 향상시키기 위하여 복잡한 물리적 매개변수에 의존하는 기존 모형들과는 달리 비선형적인 자연현상을 모형의 자동학습에 의하여 모의가 가능한 신경망 모형을 사용하였다. 따라서, 홍수시 다목적댐에 의한 수량 조절이 홍수방제의 큰 비중을 차지하고 있는 낙동강 유역의 댐유입량 예측을 위해 남강댐 유역을 선정하였고, 입력자료의 종류에 따라 역전과 신경망 모형을 구축하였다. 남강댐 유역은 평균 홍수도달 시간이 약 12시간(건설교통부, 2001)으로, 이의 50%에 해당하는 1~6시간을 구축된 신경망 모형의 예측시간(lead time)으로 설정하였으며, 남강댐 유역의 단시간 홍수유입량 예측뿐만 아니라 장시간 예측에 대한 가능성도 검토하고자 한다.

# 2. 적용 이론

## 2.1 신경망

신경망은 연결모형(connectionist model), 병렬분산처리(parallel distribution processing), 또는 뉴로시스템(neuromorphic systems)이라고도 하며 인간의 뇌 구조를 컴퓨터로 구현하고자 개발된 개념이다. 그러므로 신경회로망을 구성하는 기본단위도 신경단위(neuron)이며, 모두 단순한 계산소자의 연결을 통해 좋은 성능을 나타내는 것으로 알려져 있다.

그림 1은 신경세포의 학습과정을 모의하기 위하여 수학적 모형으로 나타낸 인공적 신경단위의 처리 구조이다. 이 인공적 신경단위에서는 수상돌기를 통해 전달 받는 입력이 시냅스(synapse)에서의 연결강도 변화를 모의하기 위해 가중치(weight)를 고려하였으며, 이들의 가중합을 세포체에서 해석하여 축색돌기를 통해 전달되는 출력값을 모의하기 위하여 전달함수(transfer

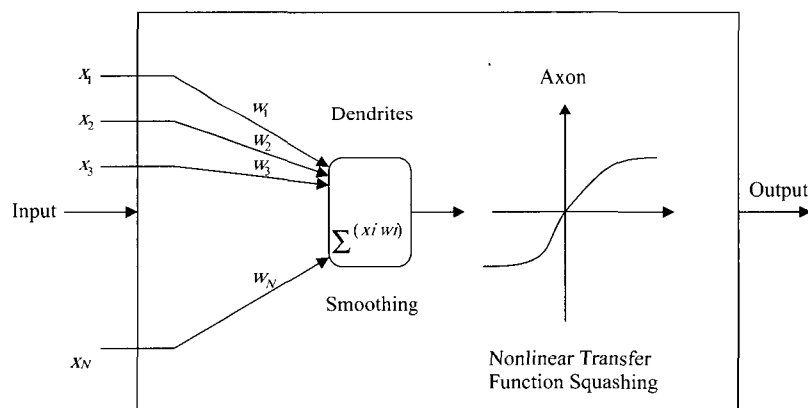


그림 1. 인공적 신경단위의 처리 구조

function)가 고려되었다. 이를 수학적으로 표현하면 식 (1)과 같다.

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^n w_{kj}x_j - \theta_k\right) \quad (1)$$

여기서,  $x_j$ 는  $j$ 번째 신경단위의 입력신호로서 0 ~ 1의 값을 갖는다.  $w_{kj}$ 는  $j$ 번째 신경단위로부터  $k$ 번째 신경단위로 연결되는 시냅스의 연결강도,  $\theta_k$ 는 각 세포가 가지는 고유값으로서  $k$ 번째 신경단위의 임계값을 나타낸다.  $f(\cdot)$ 는 계산된 결과의 범위를 제공하는 전달함수이며,  $y_k$ 는 출력값이다. 또한, 전달함수는 처리소자의 동작범위를 제공하는 함수로서 선형 함수(linear function), 계단 함수(step function), 선형계단 함수(linear step function), 시그모이드 함수(sigmoid function), 그리고 가우시안 함수(gaussian function) 등이 있으며 전달함수에 의해서 계산된 결과가 임계치를 초과하면 그 값을 처리소자의 출력값으로 하며 그렇지 않을 경우 학습에 필요한 연결강도의 조정량에 영향을 미치지 않는 값을 출력하게 된다.

## 2.2 역전파 모형

역전파는 신경망 학습에 있어 가장 많이 사용되는 알고리즘이다. 역전파는 네트워크 오차 함수를 최소화하는 경사하강법(gradient descent)과 일반화된 델타(delta) 법칙에 의해 학습되는 방법으로 처음에 Werbos (1974)에 의해서 개발되었지만 그 강력한 기능은 오랫동안 인식되지 못하였고, Rumelhart 등(1986)에 의해 알고리즘이 다시 개발되어 맵핑 문제에 대한 은닉 절점의 학습방법을 설명함으로써 많이 사용되게 되었다.

역전파 모형의 구조는 그림 2와 같으며 모형의 네트워크는 입력층, 출력층, 그리고 다수의 은닉층으로 구성된다. 각 층에서의 절점은 정보를 받아 저장하고 처리하는 역할을 하며 다음 층의 절점과 연결되어있다. 그

림 2에서  $X_1, \dots, X_N$ 은 입력층 성분,  $Y_1, \dots, Y_N$ 은 출력층 성분,  $e_1, \dots, e_N$ 은 목적값과 신경망 모형 출력값과의 오차값,  $W_{ij}$ 와  $W_{jk}$ 는 각 층간의 가중치이다. 학습의 시작 단계에서 모든 가중치는 난수를 사용하여 초기화되며 이러한 가중치는 일반화된 델타법칙 또는 경사하강법 원칙을 사용하여 반복적으로 갱신되거나 수정된다. 학습 과정은 연결과 관련된 값이 적당한 변화를 보이지 않거나 오차함수의 기준을 만족할 때 중지한다. 따라서, 역전파 네트워크의 학습은 입력층에서 출력층으로 정보의 처리가 일어나는 전방향 과정과 출력층에서 입력층으로 오차( $e_1, \dots, e_N$ )가 그림 2와 같이 역방향으로 전달되고 연결 강도가 수정되는 두 가지 과정으로 구성된다.

네트워크의 학습자료는 입력층에서 출력층으로 통과하며 네트워크의 출력은 목적치와 비교되고 오차가 계산된다. 이러한 오차는 각각의 절점으로 네트워크를 통하여 역방향으로 전파되며 동시에 식 (2)에 의해 연결 가중치가 조정된다.

$$\Delta w_{ij}(n) = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(n-1) \quad (2)$$

여기서,  $\Delta w_{ij}(n)$ 과  $\Delta w_{ij}(n-1)$ 은  $n$ 과  $n-1$ 번째 반복학습동안 절점  $i$ 와  $j$ 사이의 가중치 변동분이다. 편차값(bias)의 보정을 위해서도 유사한 식이 사용되며, 식 (2)에서  $\epsilon$ 과  $\alpha$ 는 각각 적응학습률(adaptive learning rate)과 모멘텀(momentum) 계수이다. 모멘텀 계수는 가중치의 발산을 방지하며 오차함수의 편평한 부분에서 학습속도를 높여주고, 학습률은 오차함수가 전역최소값(global minima) 대신 지역최소값(local minima)을 갖지 않도록 한다. 역전파 알고리즘은 두 가지 단계로 수행되며 첫 번째 단계는 전방향 진행, 즉 입력값은 전방향으로 네트워크를 통과하여 출력층에 도착하고 오차가 계산된 이후 두 번째 단계로 네트워크의 역방향

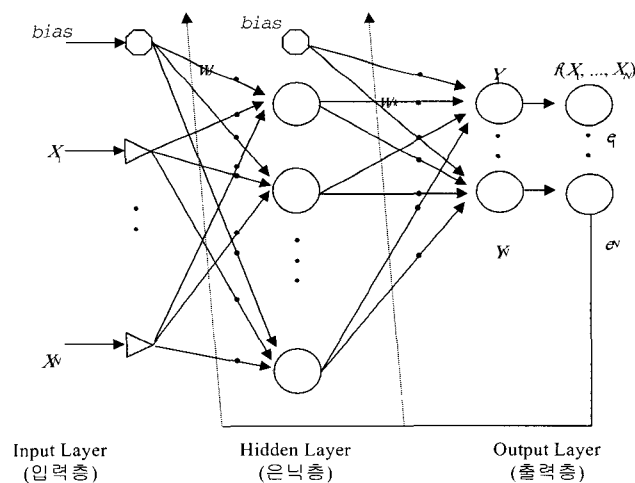


그림 2. 역전파 모형의 구조

으로 시작된다. 출력층에서의 오차는 식 (2)에 따라 가중치가 수정되며 입력층 쪽의 역방향으로 전파된다.

### 3. 댐유입량 예측모형

댐상류 유역의 홍수유출량, 즉 홍수기 댐유입량의 예측은 T/M 강우관측에 의한 댐상류 유역 평균강우량 산정과 댐수위 관측에 의한 댐유입량 실측에 의해 가능하며, 이러한 두 가지 자료를 입력자료로 하여 구성되는 신경망 댐유입량 예측모형(Neural Dam Inflow Forecasting Model; NDIFM)의 개요는 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

댐유입량 예측모형은 실시간으로 전송되어 입력되는 자료의 종류에 따라 그림 4와 같이 3가지로 구분하였으며 각 모형의 입력값으로 NDIFM-I (Neural Dam Inflow Forecasting Model I)은 선행강우량과 선행유입량 자료를, NDIFM-II는 선행강우량 자료만을, 그리고 NDIFM-III은 선행강우량과 모형을 통해 전시간 예측된 선행예측유입량 자료를 사용하여 모형을 구축하였다. 각 모형의 출력값은 현재부터 6시간 후의 유입량까지 예측할 수 있도록 모형을 구성하였고, 각각의 모형을 수식화하면 식 (3)~식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

NDIFM-I :

$$Q(t+N_t) = f[R(t), R(t-1), \dots, R(t-N_r); Q(t), Q(t-1), \dots, Q(t-N_q)] \quad (3)$$

NDIFM-II :

$$Q(t+N_t) = f[R(t), R(t-1), \dots, R(t-N_r)] \quad (4)$$

NDIFM-III :

$$Q(t+N_t) = f[R(t), R(t-1), \dots, R(t-N_r); Q(t), Q(t-1), \dots, Q(t-N_q)] \quad (5)$$

여기서,  $Q(t)$ 는  $t$ 시간에서의 예측 댐유입량,  $R(t)$ 는 대상 댐유역 평균강우량,  $Q(t)$ 는 댐수위에 의한 실측 댐유입량, 그리고  $f(\cdot)$ 는 전달함수이다. 또한  $N_t$ 은 선행예측시간,  $N_r$ 은 선행강우시간, 그리고  $N_q$ 는 댐유입 선행시간을 나타내고 있다.

본 연구에서는 이상에서 제시한 각 모형의 학습을 위해 역전파 알고리즘 학습방법 중 모멘트법을 사용하였으며, 학습반복수(epoch)는 학습초기에 모형의 오차값이 거의 수렴하였으므로 2,000번을 동일하게 적용하였다.

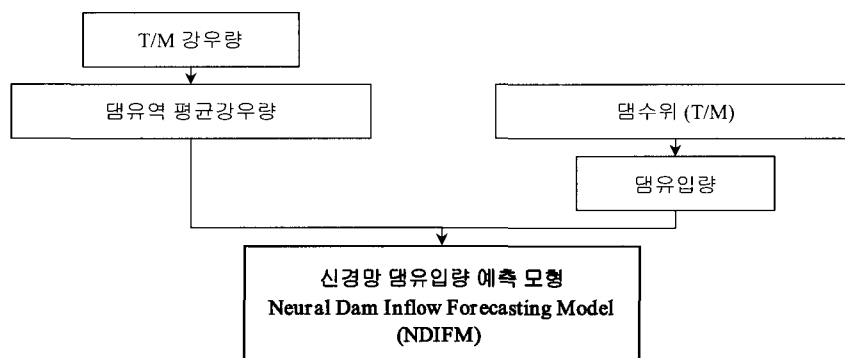
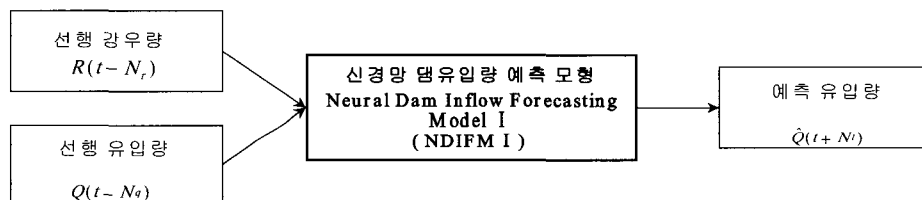
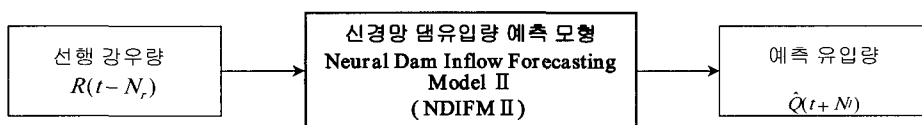


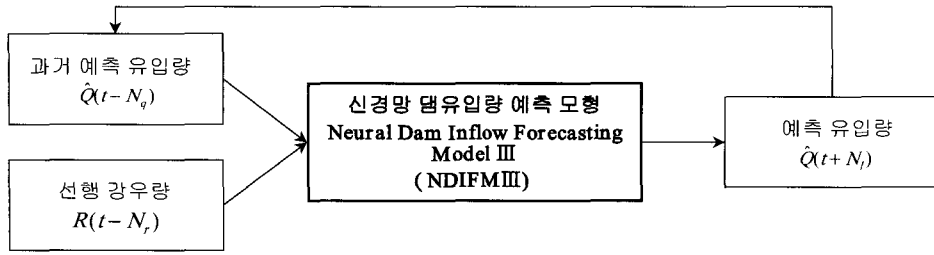
그림 3. 댐유입량 예측모형(NDIFM) 개요



(a) NDIFM-I



(b) NDIFM-II



(c) NDIFM-III

그림 4. 댐유입량 예측모형(NDIFM)의 구조

## 4. 적용 자료

### 4.1 대상유역 선정

본 연구에서는 앞에서 제시한 모형을 댐유입량의 예측에 적용하기 위하여 그림 5와 같이 우리나라 제2의 하천인 낙동강의 남강댐 유역을 선정하였다. 남강댐은 총 저수용량이 3억 9백만톤, 홍수조절용량이 2억 7천만톤에 달하는 콘크리트표면차수벽형 석괴식댐으로 남강댐 유역은 낙동강의 제1지류에 속해있으며, 낙동강 합류지점으로부터 약 80 km 상류지점에 위치한다. 남강댐 지점의 유역면적은 2,285 km<sup>2</sup>으로 낙동강 유역 전체의 약 10%에 해당하며, 유역중앙부의 지리산맥을 경계로 댐 좌측으로 덕천강(450 km<sup>2</sup>)이, 우측으로 남강 본류(1,835 km<sup>2</sup>)가 형성되어 댐 지점에서 합류한다. 분수령까지의 유로연장은 108 km이고 유역의 평균폭은 약 21

km, 형상계수는 0.19이다. 또한, 홍수시 남강댐 유역의 평균유출율은 0.65, 평균도달시간은 약 12 시간이다(건설교통부, 2001).

### 4.2 홍수사상 선정 및 자료수집

신경망 모형의 학습 및 검증에 위한 홍수자료로는 표 1과 같이 과거의 8개 사상을 선정하여 5개 사상은 역전파 모형의 학습에, 3개의 사상은 구축된 모형의 검증에 사용하였다. 선정한 홍수사상에 대한 첨두강우량 및 첨두유입량 등의 홍수유출 특성을 분석하여 표 1에 정리하였다. 또한, 홍수분석에 사용한 각 사상의 강우량 자료는 낙동강홍수통제소의 수문자료 DB로부터 수집하여 남강댐 상류 25개소의 T/M 우량관측소 지점강우량을 500m 격자망을 기반으로 하는 크리깅(kriging) 기법을 적용하여 유역평균강우량으로 변환하였다.



그림 5. 남강댐 유역

표 1. 학습 및 검증 사상의 홍수유출 특성

자료	번호	학습 및 검증 사상	침 두 강우량 (mm/hr)	총강우량 (mm)	강 우 지속시간 (hr)	침 두 유입량 (cms)	유입용적 ( $\times 10^6 \text{ m}^3$ )
학습 자료	1	89/9/13 07:00 ~ 9/20 23:00	7.8	127.0	96	1,063	222.3
	2	90/6/19 19:00 ~ 6/31 07:00	13.5	298.7	135	3,722	463.7
	3	91/7/30 15:00 ~ 8/ 4 17:00	13.9	174.1	55	3,881	328.0
	4	91/8/22 09:00 ~ 8/26 05:00	13.6	144.9	59	2,997	211.7
	5	92/9/23 19:00 ~ 9/28 00:00	21.1	114.5	28	1,828	149.9
검증 자료	1	97/8/ 8 17:00 ~ 8/13 17:00	14.5	98.5	78	2,617	220.6
	2	99/9/17 04:00 ~ 9/27 11:00	19.2	278.7	157	1,966	531.0
	3	00/9/12 17:00 ~ 9/19 09:00	10.0	290.6	105	3,289	602.4

### 5. 적용 및 결과

본 연구의 각 NDIFM 모형 입력 변수들은 모형의 입력자료로 선정된 선행강우시간, 댐유입량 선행시간, 은닉절점 개수에 대한 민감도 분석을 통하여 결정하였다. 은닉절점의 개수는 5, 10, 15, 20개 등에 대하여 분석한 결과 표 2의 검정기준이 절점 개수에 따라 큰 변화양상을 보이지 않았으므로, 모형의 학습시간을 고려하여 은닉절점의 개수를 15개로 고정하였다. 그 후, NDIFM 모형별로 5, 10, 15, 20, 30, 40시간의 선행강우시간과 3, 5, 7, 15시간의 댐유입량 선행시간에 대하여 민감도 분석을 수행하여 선정된 신경망 모형 입력변수의 선행시간은 표 3과 같으며, 표 3에서 선정된 입력변수들은 비매개변수법의 특성상 물리적인 의미를 내포하지는 않는다.

각 모형의 성능을 판단하기 위하여 표 3의 입력변수의 선행시간을 각 모형별로 적용하였다. 표 2에서 제시한 상대침두치오차(RPE), 상대총량오차(RVE), 절대평균편차(AMB), 제곱근평균자승오차(RMSE), 그리고 상

관계수(CC)를 이용하여 각 모형의 검증결과를 분석하여 표 4에 비교하였다.

각 모형별 검증 결과 NDIFM-I 이 NDIFM-II 또는 NDIFM-III에 비해 우수한 성능을 나타내었다. NDIFM-I 에서는 2시간 예측치까지 침두오차와 총량오차가 5% 이내, 상관계수가 0.98 이상이였으며, 6시간까지의 예측치도 침두오차와 총량오차가 20% 이내, 상관계수가 0.92로 만족할 만한 성과를 나타내고 있다. 또한, NDIFM-II 와 NDIFM-III도 NDIFM-I 에 비해 그 예측성능은 떨어지지만 충분한 예측가능성을 보여주고 있다.

적용된 검증자료 중 검증사상 2에 대한 실측 홍수유입량 곡선과 예측수문곡선을 그림 6~그림 8에 비교하였다. NDIFM-I 과 NDIFM-III의 홍수유입량 예측수문곡선은 실제 수문곡선의 추세를 잘 따르고 있지만 침두치를 과대 평가하는 경향이 나타나며, 강우량 자료만을 예측에 사용한 NDIFM-II는 예측치의 대부분이 실제의 유입량 수문곡선보다 아래에 있으므로 실제보다 과소 평가하는 경향이 나타남을 알 수 있다.

표 2. 모형 검정 기준

상대침두치오차 (Relative Peak Error)	$RPE = \frac{[R_p - R_p]}{R_p}$	$R_p$ : 예측 침두치 $R_p$ : 관측 침두치
상대총량오차 (Relative Volume Error)	$RVE = \frac{[R_v - R_v]}{R_v}$	$R_v$ : 예측 총량 $R_v$ : 관측 총량
절대평균편차 (Absolute Mean Bias)	$AMB = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N  R(t) - R(t) $	$N$ : 총 자료수 $R(t), R(t)$ : 예측치 및 관측치
제곱근평균자승오차 (Root Mean Square Error)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [R(t) - R(t)]^2}$	$t$ : 시간
상관계수 (Correlation Coefficient)	CC	예측치와 관측치 사이의 선형상관계수

표 3. 모형 입력변수 선정

모형	선행 예측시간	선행 강우시간	댐유입량 선행시간	은닉절점 개수
NDIFM- I	t+1	10	7	15
	t+2	10	7	15
	t+3	10	7	15
	t+4	10	7	15
	t+5	10	7	15
	t+6	10	7	15
NDIFM- II	t+1	40	-	15
	t+2	40	-	15
	t+3	40	-	15
	t+4	40	-	15
	t+5	40	-	15
	t+6	40	-	15
NDIFM- III	t+1	15	15	15
	t+2	15	15	15
	t+3	15	15	15
	t+4	15	15	15
	t+5	15	15	15
	t+6	15	15	15

표 4. 모형별 검증 결과

모형	선행 예측시간	상대 첨두치 오차	상대 총량오차	절대 평균편차	제곱근 평균자승 오차	상관계수
NDIFM- I	t+1	1.66	0.00	52.94	83.26	0.99
	t+2	4.63	2.83	74.12	116.90	0.98
	t+3	6.72	1.14	89.37	147.56	0.97
	t+4	14.26	6.64	119.01	189.83	0.96
	t+5	21.60	9.05	142.96	224.81	0.94
	t+6	17.67	11.50	162.49	253.80	0.92
NDIFM- II	t+1	29.45	24.67	212.58	279.96	0.95
	t+2	27.82	21.96	197.38	265.86	0.95
	t+3	29.37	24.63	216.90	279.65	0.95
	t+4	29.67	24.45	215.14	277.13	0.95
	t+5	27.95	24.28	213.94	275.05	0.95
	t+6	23.60	24.44	215.69	281.01	0.94
NDIFM- III	t+1	25.42	5.02	168.27	243.96	0.92
	t+2	9.88	25.48	313.15	375.59	0.84
	t+3	4.08	26.73	319.29	375.86	0.85
	t+4	0.52	3.84	240.11	331.84	0.85
	t+5	11.24	18.53	280.05	353.05	0.85
	t+6	10.43	19.04	282.87	363.63	0.84

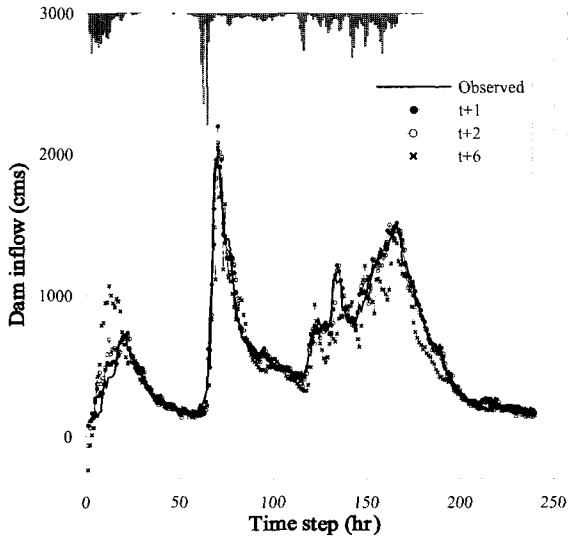


그림 6. 홍수유입량 예측 수문곡선(NDIFM-I)

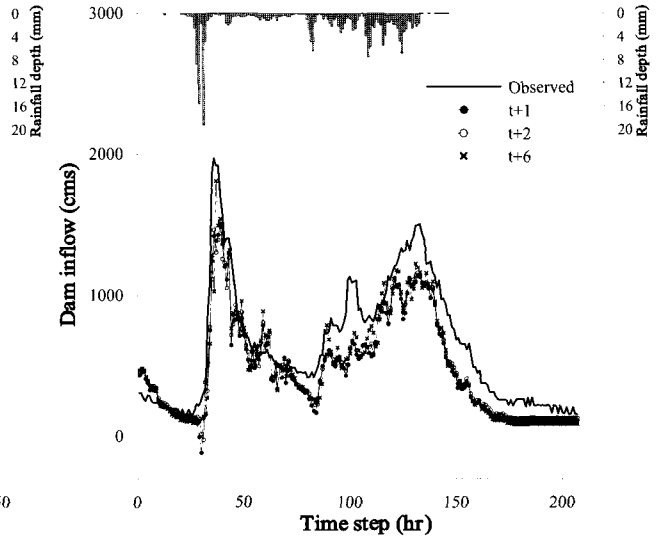


그림 7. 홍수유입량 예측 수문곡선(NDIFM-II)

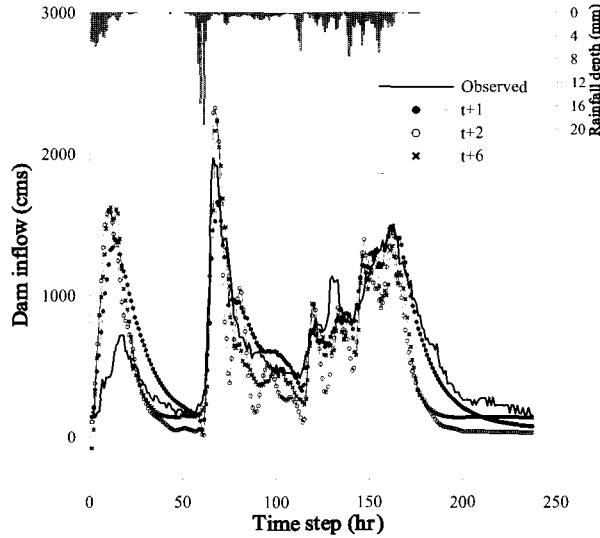


그림 8. 홍수유입량 예측 수문곡선(NDIFM-III)

## 6. 결 론

홍수시 다목적댐의 효율적인 운영을 위해서는 다목적댐 저수지로 유입되는 홍수유입량의 정확한 예측이 필수적이다. 현재 우리나라에서는 다목적 저수지의 실용적 유입량 예측기법으로 저류함수법에 의한 추적법을 사용하고 있으나 홍수유입량의 실시간 예측에 많은 문제점을 가지고 있다. 따라서, 본 연구에서는 역전과 신경망 모형을 사용하여 홍수시 불확실한 비선형 시스템의 특성을 갖는 다목적 저수지의 유입량 예측을 시도하였다. 댐유입량 예측을 위한 모형은 실시간으로 전송되는 입력자료에 따라 3가지로 구성하였으며, 선행강우량

과 선행유입량에 의한 NDIFM-I, 선행강우량만에 의한 NDIFM-II, 모형을 통해 전시간 예측된 선행예측유입량과 선행강우량에 의한 NDIFM-III를 각각 구축하였다. 각각의 모형에 의한 적용결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 신경망 모형의 매개변수는 물리적 의미를 내포하지는 않으나, NDIFM 모형에 입력되는 강우량 또는 댐유입량의 선행시간이 표 3에서와 같이 10 또는 15시간 정도의 지체시간을 갖는다는 것은 댐유역 유출로 인한 현재 시점의 홍수유입량이 약 10~15시간 전의 강우량



이나 댐유입량 값까지 상관성을 갖는다고 할 수 있다.

(2) 모형의 성능은 입력변수가 강우량만으로 구성된 NDIFM-II와 모형의 전시간 예측값을 이용한 NDIFM-III 보다는 NDIFM-I이 우수한 결과를 나타내었다. NDIFM-II와 NDIFM-III는 NDIFM-I에 비해 예측값의 정확도는 비교적 낮으나 충분한 예측 가능성을 나타내고 있다. 또한, 홍수시 돌발상황에 의한 T/M 댐수위 결측시에는 NDIFM-II와 NDIFM-III 만으로도 홍수유입량을 예측할 수 있다.

(3) 각각의 모형에서 단시간인 1, 2시간 예측결과 뿐만 아니라, 본 연구에서 제시한 모형의 최대 예측시간인 6시간 예측결과 또한 모든 모형의 상관계수가 0.84 이상이므로 6시간 이상의 장시간 예측에 대한 가능성을 보여주고 있다. 단, 현재로서는 장시간에 대한 예측 정확도보다는 가능성 자체에 의미를 둘 수 있으며, 예측 정확도는 지속적인 연구에 의하여 향상시킬 수 있을 것이다.

본 연구를 통하여 다목적댐 홍수유입량의 예측 정확성을 향상시킬수 있었으며, 본 연구에서 제시한 신경망 모형은 수문자료의 품질과 관측자료의 유출패턴이 모형의 성능에 미치는 영향이 지배적이다. 따라서, 지속적인 수문자료의 품질향상과 다양한 강우-유출 패턴의 축적으로 더욱 정확한 유입량의 예측이 가능할 것이며, 수문자료의 범위를 T/M에만 국한한 것이 아니라, 차후 강우레이더를 비롯한 고해상도의 RS(Remote Sensing) 자료를 이용한 강우예측 연구와 병행하여야 할 것이다.

## 감사의 글

본 연구는 건설교통부 수자원국의 학술연구용역을 통하여 이루어졌으며, 지원에 감사합니다.

## 참고 문헌

- 건설교통부 (2001), **지능형 신경망 모형을 적용한 낙동강 홍수예보시스템 개선**
- 신현석, 박무중 (1999a). "신경망을 이용한 우리나라의 시공간적 가뭄의 해석", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제32권, 제1호, pp. 15-29.
- 신현석, 박무중 (1999b). "신경망 기법을 이용한 연평균 강우량의 공간 해석", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제32권, 제1호, pp.3-13.
- 신현석(1998). "인공 신경망의 수자원 및 환경 분야에의 응용", **한국수자원학회지**, 한국수자원학회, 제31권, 제1호, pp. 97-103.
- 신현석, 최시중, 김중훈 (1998). "신경망을 이용한 도시유

역 유출 및 비점원 오염물 배출 모형화 연구", **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제18권, 제II-5호, pp. 437-438.

- 심순보, 김만식, 심규철 (1998). "신경망 이론에 의한 다목적 저수지의 홍수유입량 예측", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제31권, 제1호, pp. 45-57.
- 안경수, 김주환 (1998). "신경회로망을 이용한 유출수문곡선 모의에 관한 연구", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제31권, 제1호, pp. 13-25.
- 안상진, 연인성, 한양수, 이재경 (2001a). "신경망 모형을 적용한 금강 공주지점의 수질예측", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제34권, 제6호, pp. 701-711
- 안상진, 전계원 (2001b). "RBF를 이용한 홍수유출량 예측", **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제21권, 제6-B호, pp. 599-607.

Cameron M. Zealand, Donald H. Burn and Slobodan P. Simonovic (1999). "Short term streamflow forecasting using artificial neural networks", *Journal of Hydrology*, Vol. 214, pp. 32-48.

Hyun-Suk Shin and Jose D. Salas (2000). "Regional drought analysis based on neural networks", *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, No. 2, pp. 145-155.

Jason Smith and Robert N. Eil (1995). "Neural-network models of rainfall-runoff process", *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 121, No. 6, pp. 499-508.

Marina Campolo, Paolo Andreussi, and Alfredo Soldati (1999). "River flood forecasting with a neural network model", *Water Resources Research*, Vol. 35, No. 4, pp. 1191-1197.

N. Sajikumar and B. S. Thandaveswara (1999). "A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network", *Journal of Hydrology*, Vol. 216, pp. 32-55.

P.J. Werbos (1974). *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*, Ph.D. Thesis, Harvard University, Cambridge, MA.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R.J. (1986). "Learning internal representations by error back propagation", *Parallel distributed processing*, Edited by Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and PDP Research Group, Chapter 8, Cambridge, MA, MIT Press.

(논문번호:03-62/접수:2003.07.23/심사완료:2003.12.20)