

# 실시간 홍수에경보를 위한 수위예측 모형 개발에 관한 연구

전계원

최근 우리나라에는 기상변화로 인한 영향으로 홍수가 빈번히 발생하고 있다. 집중호우는 홍수로 인한 피해를 가중시키는 역할을 하며 매년 많은 사상자와 재산피해를 유발한다. 홍수위험 저감대책에는 구조적인 대책과 비구조적인 대책이 있다. 대부분의 홍수재해 예측의 문제는 비구조적인 대책에 속한다. 신경망 모형은 입력과 출력만을 고려하여 모형을 구성할 수 있기 때문에 비구조적인 문제를 다루기에 적합하다. 인공지능 모형인 신경망 모형을 이용하여 수위예측이 가능한 모형을 구성하고 IHP대표유역 중 하나인 금강 보청천 유역의 기대지점에 적용하였다. 그 결과 신경망 모형은 중소하천유역인 보청천유역에서 홍수위 예측을 위한 우수한 모형으로 판단되었다.

**주제어:** 신경망, 수위예측, 역전파알고리즘, 홍수에경보

## 1. 서론

우리나라의 자연재해는 지형적, 계절적인 영향을 많이 받고 있다. 국토의 대부분이 산지로 구성되어 있으며 경사가 급하고 하천의 유속이 빠르며 계절적인 강우차이가 극심하다. 특히 집중호우에 의한 홍수피해가 자주 발생하고 있다. 이러한 홍수피해를 줄이기 위해서는 그 유역의 강우-유출 과정을 정확히 해석하는 것이 필요하다. 그러나 자연현상인 강우와 유출관계를 규명하는 일은 유역내의 강우의 시·공적 분포가 다르며 유출 또한 지형적 시변성을 가지고 있어 하천에서의 유출량 추정에 많은 어려움을 겪어 왔다. 그러나 최근 급속도로 발전하고 있는 IT기술에 의한 초고속 컴퓨터의 등장은 이러한 복잡한 수문현상에 대한 분석을 수학적 모형화를 통해 가능하게 하였다.

강우-유출을 해석하기 위해 기존에 사용되고 있는 물리적, 경험적인 방법에 블랙박스모형인 인공지능 모형이 새롭게 대두되기 시작하면서 신경망을 이용한 수문학 분야의 적용성이 활발히 논의되고 있다. 특히 강우-유출 과정, 하천수위 예측 및 홍수에경보 등과 같은 복잡한 비선형 과정들의 모형화에 대한 연구가 진행되고 있다.

\* 본 논문은 2008년 강원대학교 삼척캠퍼스 기성회계의 지원에 의해 연구되었습니다.

신경망에 대한 국외의 연구를 살펴보면 Hsu 등(1995)은 강우-유출 과정에 대해 신경망 모형을 적용하였고, Tohma 등(1996)은 과거의 강우와 유출자료를 이용하여 홍수유출량 예측에 신경망 모형을 적용하였으며, Wei 등(2002)은 홍수재해 예측방법으로 인공신경망을 활용하였다. 또한 Teschl 등(2006)은 신경망 모형을 이용해 단기간의 하천유출 예측을 수행하였다.

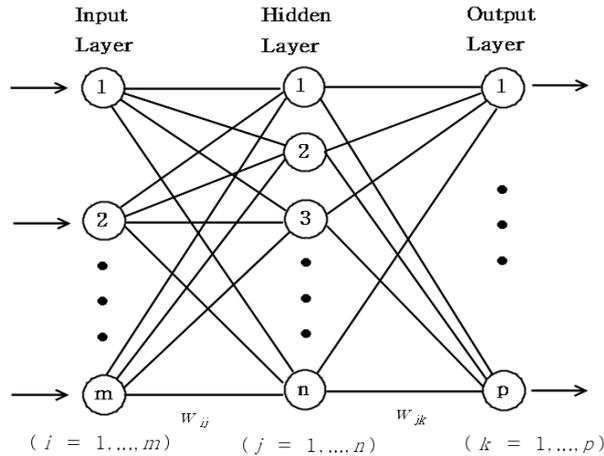
국내에서는 김주환(1993)에 의해서 홍수시의 일단위와 시단위의 하천유출량을 예측 할 수 있는 신경망모형을 구성하여 전이함수모형과 비교하였고, 신현석 등(2000)은 돌발홍수 예측 시스템을 연구하기 위해 신경망 모형을 적용하였으며, 안상진 등(2001, 2004)은 RBFN을 이용한 유출수문곡선 예측 및 홍수유출 예측시스템을 개발 하였다. 전계원 등(2004)은 Web에서 홍수유출과 수질예측이 가능한 시스템을 개발하여 그 적용성을 검증하였고, 연인성 등(2005)은 신경망 모형을 이용해 유량-수질 예측모형을 구성하고 실시간 인공지능 경보시스템을 개발 하였으며, 김성원(2005)이 홍수위예측의 신뢰성 분석을 위해 이산순환신경망모형으로 모형을 구성하고 기존 신경망 모형과 비교하여 우수한 예측력을 검증하였다. 또한 박성천 등(2005)은 신경망 모형을 이용해 상·하류에 위치한 지점의 상관성을 분석해 수위 예측을 수행하였다.

본 연구에서는 금강수계인 보청천 유역의 기대지점을 대상으로 실시간 수위예측을 위해 신경망 이론 중 BP알고리즘을 이용해 모형을 구성하고 그 적용성을 검증하고자 한다. 이를 위해 기대지점의 1990년~1999년의 강우와 수위자료를 분석하여 누가강우가 100mm이상인 호우사상을 홍수위 예측을 위한 기본 사상으로 선정하여 모형을 구성하였다.

## II. 신경망 이론

### 1. 다층신경망

신경망은 일반적으로 입력층의 유무에 따라 크게 단층 신경망과 다층 신경망으로 구분된다. 다층신경망은 여러 계층으로 구성된 신경망 구조이다. 일반적으로 가장 널리 사용되는 것은 3계층 신경망 구조이며, 3계층 신경망은 외부 입력을 받아들이는 입력층(input layer), 처리된 결과가 출력되는 출력층(output layer), 입력층과 출력층 사이에 위치하여 외부로 나타나지 않는 은닉층(hidden layer)이 3계층으로 구성되어 있다. 3계층 신경망 구조에서는 입력층의 입력에 따라 은닉층의 출력이 나오며, 은닉층의 출력은 다시 출력층에 입력되어 최종 출력이 나오게 된다. <그림 1>에는 일반적으로 가장 널리 사용하고 있는 3계층 신경망 구조를 나타낸 것이다. 특수한 응용 목적에 따라서는 2개 또는 3개의 은닉층을 사용하는 4계층 또는 5계층의 다층신경망 구조도 이용되고 있다.



<그림 1> 일반적인 3계층 신경망 구조

## 2. 역전파 알고리즘

역전파 신경망(Back-Propagation Network: BPN)은 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron: MLP)의 학습방법을 체계적으로 정리한 것으로써, 출력의 목표값과 실제값의 오차를 감소하는 방향으로 연결 강도를 조절하고 상위층의 오차를 현재의 연결 강도를 매개변수로 하여 다음 하위층에 역전파하며 하위층에서는 이를 근거로 하여 자기층의 연결강도를 조정해 나간다. 이 신경 회로망을 3개 층으로 구성할 경우 이론상으로는 어떠한 형태의 패턴도 형성할 수 있으나, 학습시 국부 최소값(local minima)에 빠질 우려가 있고, 하나의 학습패턴에 대해 오차를 최소화하는 방향이 총 오차를 최소화하는 방향과 일치하지 않을 때도 있다. 또한 학습 과정이 너무 오래 걸리고, 기억된 패턴의 수정 및 추가 학습이 불가능하다는 단점이 있다. 그러나 BPN은 구현이 쉽고 학습방식이 용이하기 때문에 현재 가장 폭넓게 응용되고 있다.

다층신경망모형을 학습시키기 위한 BPN은 출력층의 목표값과 네트워크의 실제 출력값 사이의 오차를 계산하여 연결강도를 조정하는 지도학습(supervised learning)을 하는 알고리즘이며, 전달함수( $\phi$ )는 비선형 함수를 사용하는데 주로 시그모이드 함수가 널리 사용되며 식(1)과 같다.

$$\phi(r) = \frac{1}{1 + e^{-r}} \tag{1}$$

전달함수에 의한 은닉층의 출력은 식(2)와 같이 나타낼수 있다.

$$t_j = \phi(r_j) = \phi\left(\sum W_{ij}x_i\right) \tag{2}$$

여기서,  $W_{ij}$ 는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도,  $x_i$ 는 입력자료,  $t_j$ 는 출력노드에 의해 전달되는 은닉층의 출력이다.

출력층에서 조합함수(combine function)는 주어진 실제출력  $y^{(k)}$ 에 대한 접근  $Y^{(k)}$ 에 따라 가중되어 합해지며 식(3)과 같다.

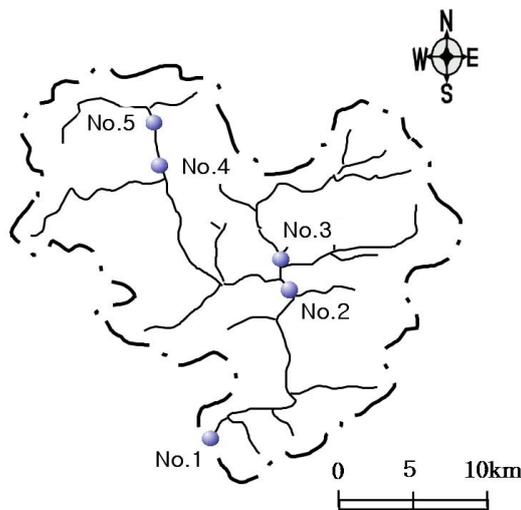
$$y^{(k)} \approx Y^{(k)} = \sum_{j=1}^n c_j^{(k)} t_j = \sum_j c_j^{(k)} \Phi \left( \sum_i W_{ij} x_i \right) \quad (3)$$

여기서,  $c_j$ 는 은닉층과 출력층 사이의 연결강도,  $w_{ij}$ 는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도이다.

### III. 대상유역 및 자료

#### 1. 대상유역

본 논문의 대상 유역은 국제수문개발계획(IHP)의 대표유역인 보청천 유역으로 금강수계의 동부에 위치하고 있으며 유역면적이 428.6km<sup>2</sup>, 하천연장 53.9km의 중소유역 이며 1982년부터 관측이 시작되어 20년 이상 장기간 수문관측이 수행되고 있다.



<그림 2> 보청천 유역의 위치도

강우-유출 자료는 보청천 유역내 기대지점(No.2)의 호우시 시간우량 및 수위자료를 사용하였으며, 1990년부터 1997년 사이의 주요 호우사상 자료를 학습하여 매개변수를 추정하고, 1998년과 1999년의 호우사상을 이용하여 하천수위 예측의 정확성을 검증 하였다.

## 2. 입력자료

본 연구에서 실시간 홍수위 예측을 위해 사용된 보청천 기대지점의 유역평균강우량은 티센의 가중법에 의해 산정되었으며 최근 집중호우에 의한 홍수피해의 증가에 따라 홍수주의보 발령기준을 고려하여 누가강우량이 100mm이상인 호우사상만을 선정하였다. 시수위 자료는 국제수문개발계획(IHP) 대표유역 연구조사보고서의 자료를 인용하였다. <표 1>은 본 연구에 사용된 홍수위 자료와 강우량자료를 나타내고 있다.

<표 1> 연구에 사용된, 주요 홍수사상

홍수사상	일시	홍수위지속시간 (hr)	최대홍수위 (m)	누가강우량 (mm)	최대강우량 (mm/hr)
1	90.8.20 14:00 - 90.8.23. 09:00	71	2.03	128.9	22.0
2	93.6.28 07:00 - 93.7.03 16:00	115	2.17	118.2	18.7
3	96.6.16 20:00 - 96.6.22 21:00	145	3.17	172.8	15.6
4	96.8.26 01:00 - 96.9.03 01:00	192	1.35	105.6	9.3
5	97.6.24 11:00 - 97.6.30 01:00	134	2.61	133.9	19.7
6	97.7.04 24:00 - 97.7.09 01:00	97	3.75	153.7	10.9
7	98.8.10 21:00 - 98.8.13 06:00	57	7.23	381.4	37.13
8	99.9.23 07:00 - 99.9.27 01:00	90	2.9	108.17	13.72

## 3. 자료의 전처리

관측소에 측정된 홍수위자료와 강우자료는 고유의 특성치들을 내포하고 있어 모형구축에 직접적으로 사용하기에는 부적절 하다. 따라서 수문과정의 입출력 자료를 신경회로망에 적용하기 위해서는 전처리(preprocessing)과정이 필요하다. 이것은 신경망의 효율을 높이기 위해 자료들의 잡음이나 왜곡에 의해 변형된 것을 바로 잡는 기초적인 연산처리과정으로서 신경망에서 출력된 값을 다시 역변환시켜 처리될 후처리(post-processing)에 대응한다.

본 연구에서는 입력자료를 식(4)와 같이 입력값과 출력값의 사이의 차원을 일치시키기 위해 0~1사이로 자료를 전처리 하였다.

$$Y_i = \frac{1}{X_{\max} - X_{\min}} (X_i - X_{\min}) \tag{4}$$

여기서,  $Y_i$  는 정규화된 자료값,  $X_i$  는 실제자료값,  $X_{\min}$  는 실제자료의 최소값,  $X_{\max}$  는 실제자료의 최대값이다.

#### IV. 모형의 적용 및 결과

##### 1. 모형의 구성

보청천 유역의 기대지점에서 실시간 수위 예측 모형을 구성하기 위해 기대지점의 강우량자료와 수위자료를 이용하였다. 신경망 모형에서는 기존의 시계열 모형에서 필수적으로 결정해야하는 지체시간을 고려하지 않아도 모형을 구성할 수 있기 때문에 본 연구에서는 입력변수를 결정하기 위해 예측할 수위의 전시간 수위자료 및 전시간 강우량자료를 고찰하여 입출력 변수를 <표 2>와 같이 구성하였다. <표 2>에서 모형의 구성은 입력층의 노드수를 N이라 할 때 노드수를 N, 2N, 3N으로 구성하였고 학습회수는 1000회, 2000회 및 3000회로 변화시켜 학습하였다.

<표 2> 본 연구에 적용된 모형의 구조

입력층	노드수	학습회수
t, t-1, t-2, t-3(이전강우) t, t-1, t-2(이전수위)	N	1000
		2000
		3000
	2N	1000
		2000
		3000
	3N	1000
		2000
		3000

##### 2. 모형의 선별기준

본 연구에서는 모형의 예측결과가 적절한지를 판단하기 위해 실측치와 계산치의 상관관계를 분석하였고, 모형의 적합도를 분석하기 위해 RMSE(root mean squared error) 분석을 수행하였으며, 실측치와 예측값의 첨두수위값을 비교하기 위해 PEL(percent error of maximum level) 첨두수위비 분석을 수행하였다.

$$CC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - X_{im}}{\sigma_X} \right) \left( \frac{Y_i - Y_{im}}{\sigma_Y} \right) \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (6)$$

$$PEL = \frac{Y_p - X_p}{X_p} \times 100 \quad (7)$$

여기서, 실측치를  $X_i$ , 계산치를  $Y_i$ , 실측치의 평균을  $X_{im}$ , 계산치 평균을  $Y_{im}$ , 실측치의 표준편차를  $\sigma_X$ , 계산치의 표준편차를  $\sigma_Y$ , 자료의 개수를  $N$ , 실측치의 첨두수위를  $X_p$ , 계산치의 첨두수위를  $Y_p$ 라 한다.

### 3. 학습을 통한 모형의 검증

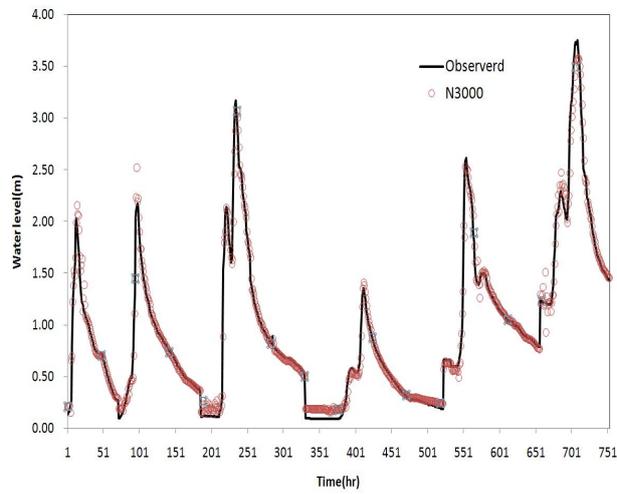
기대지점의 자료 분석을 통해 구축된 신경망 모형을 적용하여 학습을 수행하였다. 신경망 모형은 모형구성에 따라 9가지 모형으로 구성하였으며 2N3000 모형의 경우 은닉층의 노드수가 2N개 학습회수는 3000회를 의미한다. 학습에 사용된 자료는 1990년~1997년의 6개의 호우사상을 사용하였으며 이들 자료를 학습하여 각 모형에 대한 최적의 연결강도를 구한 후 통계적 지표를 통해 분석하여 은닉층의 노드수 별로 각각 1개의 우수한 모형을 선정하고자 한다. 선정된 모형은 1998년과 1999년 각각 1개의 호우사상에 의해 발생하는 홍수위 예측에 사용하고자 한다.

신경망 모형의 학습방법은 먼저 기본자료를 수집하고 그 중의 일부가 네트워크의 훈련에 사용되며 다른 일부는 네트워크의 검증을 위한 자료로써 사용된다. 자료의 수집 및 분류가 이루어진 후 목표오차에 이르는 훈련을 위해 충분한 은닉 뉴런의 개수를 갖는 네트워크의 구조를 선택하고 연결강도가 중치와 임계값을 최적화 시킨후 학습을 수행한다. 구성된 네트워크는 훈련시 과적합 현상이 발생하거나 훈련 자료가 원하는 사영을 실행할 수 없는 불충분한 정보를 갖는 경우는 목표오차에 도달되지 않을 수도 있다. 이때에는 학습순서에 의해 연결강도 가중치와 임계값을 재초기화 시키거나 신경망의 구조를 재선택하여 목표오차에 도달되는 가장 작은 네트워크가 될 때 학습을 종료시킨다. 선택된 목표오차를 만족하는 네트워크가 발견되면 검증과정을 수행하게 된다(Kim, J.H, 1993).

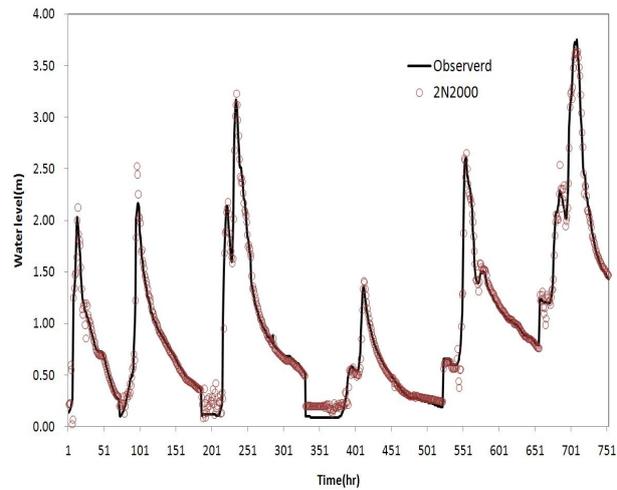
모형의 학습결과 기대지점의 수위예측 모형의 경우 대부분 상관계수가 0.98이상을 보였으며, 은닉층의 노드수 변화 및 학습회수의 변화에 따라 예측력이 우수한 모형은 은닉층의 노드수가 N개인 모형에서는 N1000모형, 2N개인 모형에서는 2N2000모형, 그리고 3N개인 모형에서는 3N3000모형의 학습결과가 우수하게 분석되었다. 그 결과는 다음 <표 3>과 <그림 4>~<그림 6>에 나타내었다.

<표 3> 기대지점의 수위예측을 위한 학습결과

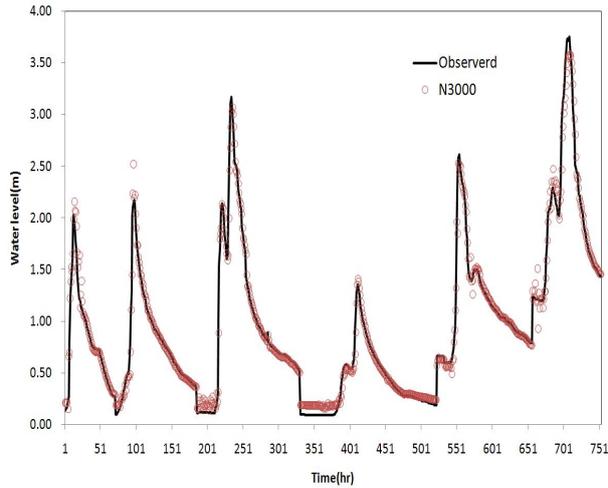
모형	CC	RMSE	PEL(%)
N1000	0.984	0.136	0.441
N2000	0.982	0.146	0.801
N3000	0.991	0.102	0.579
2N1000	0.991	0.105	0.491
2N2000	0.992	0.096	0.460
2N3000	0.992	0.098	1.370
3N1000	0.991	0.105	(0.640)
3N2000	0.989	0.113	1.044
3N3000	0.994	0.085	0.552



<그림 4> 모형N3000의 기대지점 학습결과



<그림 5> 모형2N2000의 기대지점 학습결과



<그림 6> 모형3N3000의 기대지점 학습결과

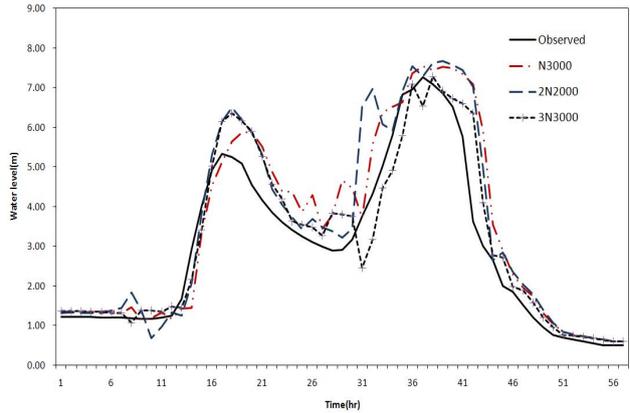
#### 4. 실시간 수위예측 결과

신경망 모형의 학습을 통해 통계적 지표가 우수하게 분석된 N3000모형, 2N2000모형 및 3N3000모형의 예측력을 확인하기 위해 보청천 유역의 기대지점에 선정된 홍수위 예측 모형을 적용하였다. 대상 지역의 경우 1998년 8월에 집중호우에 의한 홍수피해가 크게 발생하였던 지역으로 그 당시의 호우사상에 의해 발생한 홍수위 예측을 수행하였다. 또한 평상시의 홍수위 예측 가능성을 판단하기 위해 1999년에 발생한 홍수위 예측을 수행하였다.

1998년 8월10일에 시작한 호우사상에 의한 홍수위 예측 결과 세 모형 모두 CC의 값은 0.94이상으로 높게 나타났으나 침두수위비를 나타내는 PEL는 3N3000 모형이 7.656(%)로 세 모형중 가장 적은 값으로 분석되었다. 또한 평균제곱오차인 RMSE의 경우도 3N3000모형이 우수한 결과를 나타내었다. <표 4>와 <그림 7>은 그 결과를 나타내고 있다.

<표 4> 기대지점의 수위예측 결과(1998년 8월 10일 시작)

모형	CC	RMSE	PEL(%)
N3000	0.948	0.803	17.413
2N2000	0.956	0.800	17.882
3N3000	0.958	0.595	7.656

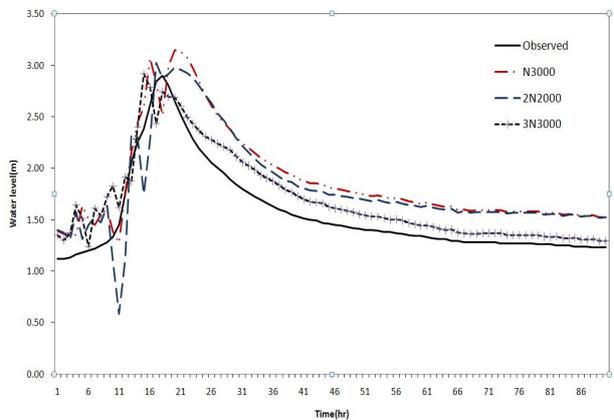


<그림 7> 기대지점의 홍수위 예측결과(1998년 8월)

1999년 9월 23일에 발생한 호우사상에 의한 홍수위 예측 결과 3N3000 모형이 두 모형에 비해 우수한 예측력을 보이는 것으로 분석되었다. 특히 N3000모형과 2N2000모형은 수위 상승시 상하로 크게 진동하는 특징을 나타내었다. 그 이유는 수위의 가파른 상승에 모형이 반응하는 과정이라고 판단된다. 세 모형 모두 하강시에는 일정한 패턴을 보이며 과대예측 하는 경향을 나타냈다. 이 또한 수위 상승시에 대해 반응된 값들이 하강시에도 일정한 패턴으로 영향을 주는 것으로 판단된다. 그 결과는 <표 5>와 <그림 8>에 나타내었다.

<표 5> 기대지점의 수위예측 결과(1999년 9월 23일 시작)

모형	CC	FMSE	PEL(%)
N3000	0.947	0.364	21.22
2N2000	0.878	0.352	17.19
3N3000	0.955	0.339	9.47



<그림 8> 기대지점의 홍수위 예측결과(1999년 9월)

## V. 결론

본 연구에서는 금강수계 보청천 유역의 기대지점의 홍수위 예측을 위해서 신경망 모형의 BP알고리즘을 사용하였으며, 집중호우의 영향을 고려하여 호우사상의 누계가 100mm 이상인 경우를 수집하고 학습 및 예측에 사용하였다. 훈련자료로 구성된 호우사상을 학습하고 그 성과를 토대로 가장 우수한 결과를 가지는 3개의 모형을 선정하였다. 선정된 모형의 예측력을 검증하기 위해서 홍수피해를 크게 발생시킨 호우사상과 일반적인 호우사상에 의해 발생한 홍수위를 예측하였다. 그 결과 3N3000모형이 CC, RMSE와 PEL 분석에서 가장 예측력이 우수한 모형으로 결정되었다. 향후 홍수위 예측시 홍수위 자료의 불확실성을 좀더 제거한다면 본 연구에서 제시한 모형을 이용하여 홍수예경보시 강우에 따른 실시간 홍수위 예측에 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

## 참고문헌

- 박성천·이 용·진영훈·오창열. 2005. 신경망 이론을 이용한 상·하류지점간의 수위 예측. 한국수처리학회지. 13(3); 45-54.
- 김성원. 2005. 신경망모형에 의한 홍수위예측의 신뢰성분석-I.모형의 개발 및 적용. 대한토목학회논문집. 25(6B): 473-482.
- 이재용. 도시하천의 홍수예·경보를 위한 의사결정지원시스템 개발. 대한토목학회논문집. 28(6B): 743-750.
- 김주환. 1993. 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구. 인하대학교 박사학위논문.
- 건설교통부. 1990-1999. 국제수문개발계획(IHP) 대표유역 연구조사 보고서.
- 전계원·안상진. 2004. Web기반 홍수유출 및 수질예측 시스템의 개발-I. 모형의 구축. 대한토목학회논문집. 24(4B): 321-331
- 안상진·전계원. 2001. RBF를 이용한 홍수유출량 예측. 대한토목학회논문집. 21(6B): 599-607.
- Hsu, K.L., Gupta, H.V., and Sorrosian, S. 1995. Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. *Water Resources Research*. 3: 2517-2530.
- Tohma, S., Toyama, K., and Osaka, T. 1996. *Flood Forecasting Using a Fuzzified Neural Network*. Proceedings of the First Korea-Japan Bilateral Seminar on Water Resources and Environment Research. 57-64.

- Teschl, R. & Randeu, W. L. 2006. A Neural Network Model for Short Term River Flow Prediction. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 6: 629-635.
- Wei, Y. & Xu, W. & Fan, Y. and Tasi, H. T. 2002. Artificial Neural Network Based Predictive Method for Flood Disaster. 42: 383-390.

---

**全桂元:** 충북대학교에서 공학박사 학위를 취득하고(논문: 홍수유출과 수질예측을 위한 Web기반 시스템의 개발, 2004. 2), 현재 강원대학교 방재전문대학원 부교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 풍수해 방재, 산지재해 방재, 자연재해관리 등이며, 자연재해란 무엇인가?(공저, 2008) 등의 저서와 주요 논문으로 “산악지역돌발홍수 기준수량 결정에 관한 기초연구(2010)”, “지상 LiDAR를 이용한 토석류 발생량 추정에 관한 기초연구(2010)” 등이 있다.(kwjun@kangwon.ac.kr).

투 고 일: 2010년 11월 16일

수 정 일: 2010년 11월 27일

게재확정일: 2010년 12월 10일

## A Study on the Development of Water Level Forecasting Model for Flood Forecasting and Warning

Kye Won Jun

Due to recent unusual climate change, flood happen frequently in Korea. Heavy rainfall increase the damage caused by the flooding. It is cause heavy losses of both life and property every year. Flood hazard mitigation measures consist of structural and non-structural mitigation. Most of flood disaster predictions belong to non-structural mitigation. Neural network is proper to solve non-structural problem. Because it is consider only inputs and outputs to construct model. Real-time water level forecasting model was used to construct artificial intelligence neural network. and it was applied to be a highly suitable tool producing a high water level stage forecasting accuracy at Gidae(No.2) of Bocheong stream, which is IHP representative basins. As a result, neural network was proved to be outstanding model for the water level forecasting in the Bocheong stream catchment.

**Key words:** neural network, water level forecasting, BP algorithm, flood forecasting and warning