

신경망 모형을 이용한 홍수유출 예측시스템의 개발

A Development of System for Flood Runoff Forecasting using Neural Network Model

안상진* / 전계원**
Ahn, Sang Jin / Jun, Kye Won

Abstract

The purpose of this study is to test a development of system for flood runoff forecasting using neural network model. As the forecasting models for flood runoff the neural network model was tested with the observed flood data at Gongju and Buyeo stations. The neural network model consists of input layer, hidden layer, and output layer. For the flood events tested rainfall and runoff data were the input to the input layer and the flood runoff data were used in the output layer. To make a choice the forecasting model which would make up of runoff forecasting system properly, real-time runoff of river when flood periods were forecasted by using neural network model and state-space model. A comparison of the results obtained by the two forecasting models indicated the superiority and reliability of the neural network model over the state-space model. The neural network model was modified to work in the Web and developed to be the basic model of the forecasting system for the flood runoff. The neural network model developed to be used in the Web was loaded into the server and was applied to the main stream of Geum river. For the main stage gauging stations mentioned above the applicability of the selected forecasting model, the Neural Network Model, was verified in the Web.

keywords : Neural Network, Flood Runoff, Web, System

요 지

본 논문에서는 신경망 모형을 이용해서 개발된 홍수유출 예측 시스템의 적용성을 검토하였다. 홍수유출 예측을 위한 신경망 모형을 공주, 부여지점에 적용하였으며, 신경망 모형을 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성하였다. 입력층에는 강우자료와 홍수량 자료를 출력층에는 홍수유출량이 예측되도록 구성하였다. 홍수유출 예측 시스템 구성시 예측 모형 선정에 위해 신경망 모형과 상태공간 모형을 이용하여 홍수시 실시간 하천유출량 예측을 수행하였다. 두 모형의 예측결과 비교시 신경망 모형이 실시간 홍수량 예측에 적합한 모형으로 선정되었다. 신경망 모형은 Web 상에서 사용이 가능하게 변환하여 홍수유출 예측시스템의 기본모형으로 개발되었다. Web 기반 모형으로 개발된 신경망 모형을 서버에 탑재하고 금강수계의 본류와 주요 지점에 적용하여 Web 상에서 개발된 모형의 적용성을 검증하였다.

핵심용어 : 신경망, 홍수유출, 웹, 시스템

* 충북대학교 토목공학과 교수
Professor, Dept. of Civil Engineering, Chungbuk National University, Cheongju, Chungbuk 361-763, Korea
(E-mail : hydrosys@chungbuk.ac.kr)

** 삼척대학교 방재기술전문대학원 전임강사
Instructor, Professional Graduate School of Disasters Prevention Technology, Samcheok National University, Samcheok 245-711, Korea (E-mail : kwjun@samcheok.ac.kr)

1. 서론

물은 인간 생명에 있어 가장 중요한 자원이며, 물 없이 인간은 존재할 수 없다. 그러나 그 양이 한정적이고 일정기간 동안 고르게 분포되어있는 것이 아니라 시간적·공간적으로 편중되어 있어 효율적 운영관리와 편중으로인한 피해를 최소화하는데 많은 어려움이 있다. 최근 우리나라에서도 이상기후와 국지적 계절라성 호우 및 태풍 등에 의한 많은 피해가 발생하고 있다. 그러나 자연현상에 의해 유역에서 발생하는 수문기상학적 요소들은 시·공간적으로 변동이 심하며 유역의 특성인자들의 복잡성 때문에 하천에서의 유출량을 정확히 해석하고 예측한다는 것이 매우 어려운 문제이다. 강우에 의한 유출과정으로부터 하천유출량을 예측하기 위한 많은 물리적, 경험적 접근방법에 의한 연구들이 선행되어 왔으나 자료의 비선형성과 불확실성으로 인하여 많은 어려움을 겪고 있어, 유역을 시스템화 하여 입력과 출력에만 의존하기위해 강우를 유출로 변화시켜 반응함수를 유도하는 지능형 모형이 요구되고 있다. 또한 실시간으로 증가하는 수량, 수질 등의 물 정보의 이용은 단지 자료를 정리하여 D/B로 활용하는 수준에 머무르고 있어 실질적인 정보의 활용과 해석 및 실시간적인 예측기능을 수행할 수 있는 시스템의 개발이 요구되고 있다.

최근에 여러 분야에서 활발히 이용되기 시작한 지능형 모형 중에 신경망 이론은 인간의 뇌가 대량의 복잡한 자료를 병렬처리 할 수 있고 학습능력이 있다는 사실로부터 새로운 매개변수 추정방법으로 제안되었으며, 특히 1990년 이후부터 신경망 이론을 이용해 유출현상을 해석하는 많은 연구가 발표되었다.

French 등(1992)은 시·공간분포를 신경망모형의 입출력 자료로 구성하여 강우의 공간분포를 예측하였고, Karunanithi 등(1994)은 하천의 유출예측에 cascade-correlation 알고리즘을 적용해 유출수문곡선의 해석을 하였다. 한편 Hsu 등(1995)은 강우-유출 과정에 대해 신경망모형과 ARMAX 모형, SAC-SMA 모형을 적용하였으며, 비교적 신경망 모형의 적용이 좋은 결과를 나타내었다. 그리고 Anthony(1996)는 홍수기에만 관측하고 있는 강우-유출자료 이외에 비홍수기를 포함한 자료의 획득을 위하여 계속적으로 모의발생시킨 전시간강우와 유출량과의 관계를 규명하기 위해 신경망을 이용하였으며, Thirumalaiah 등(1998)은 신경망 이론을 실시간 홍수위 예측에 이용하였다. Shim(1999)은 하천유역의 홍수조절을 위한 공간의사결정 시스템 개발시 신경망 이론을 적용하였고, Bin Zhang 등(2003)은 지형을 고려한 유역유출해석에 신경망모형을 적용하였다.

한편, 국내에서는 김주환(1993)에 의해서 홍수시의 일 단위의 시단위의 하천유출량을 예측 할 수 있는 신경망모형을 구성하여 전이함수모형과 비교하였으며, 오경두 등(1994)은 미계측유역의 강우-유출 시뮬레이션에 적용하였다. 그리고 오남선 등(1996)은 신경망이론을 이용한 강우예측모형을 구성하고 그 예측능력과 장·단점 등을 추계학적모형과 비교·검토한 바 있으며, 김만식(1998)은 다목적 저수지의 홍수유입량 예측을 위해 역전파알고리즘을 이용한 신경망모형을 개발하였으며, 학습에 사용되지 않은 호우사상에 대해 12시간 선행예측을 실시한 바 있다. 고원준 등(1999)은 신경망 모형을 이용해 실시간으로 저수지의 유입량 예측모형을 구성하였고, 김성원(2001)은 홍수유출량 예측을 위해 신경망 모형을 낙동강 하천유역에 적용하였으며, 신현석 등(2001)은 비선형 강우 예측 및 실시간 홍수 유출예측 모형으로 신경망 모형을 활용하였다. 안상진 등(2001, 2002)은 신경망 모형의 여러 알고리즘을 이용하여 홍수 유출 해석 및 유출수문곡선 예측을 수행하고 예측력을 검증하였다. 그러나 지금까지의 연구는 단지 기존자료를 통한 홍수량의 예측에 초점이 맞춰져 있어 실제 예측된 홍수유출량 자료의 활용도가 떨어지고 있는 현실이다. 또한 기존의 연구들은 대부분 상용화된 패키지(Matlab, SAS 등)를 이용하여 모델링이 이루어져 실시간적인 예보를 위한 시스템 개발시 많은 문제가 발생하고 있다.

따라서 본 연구에서는 홍수유출 예측시스템을 개발하기 위해 상용화된 패키지를 사용하지 않고 직접 소스코드를 개발하여 모델링을 수행하였으며, 개발된 신경망 모형을 이용하여 홍수유출 예측을 수행하고 상태공간 모형과 예측력을 비교한 후 예측력이 우수한 모형을 홍수유출예측 모형으로 선정하였다. 또한 최종 선정된 모형을 이용하여 Web상에서 홍수유출 예측을 수행할 수 있는 기초적인 시스템을 개발하여 예측자료의 활용성을 높이고자 한다.

2. 적용이론

2.1 신경망 모형

신경망은 은닉층의 수에 따라 단층신경망과 다층신경망으로 나누어지며 하나의 층으로 이루어진 것을 단층 신경망이라고 하고 다수 개의 층들로 이루어진 신경망을 다층신경망이라고 한다. 일반적으로 가장 널리 사용되는 것은 그림 1과 같은 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)의 3계층으로 구성되어 있다.

신경망에서의 학습규칙은 신경망이 정보 또는 지식을 습득하는 방법으로 원하는 출력과 신경망을 통하여 계산된 출력간에 오차가 있는 경우 그 오차에 대하여 원하는 동작을 수행할 수 있도록 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 의미한다. 본 연구에서는 학습을 통하여 신경망의 연결강도의 값을 구하는 알고리즘으로 역전파 알고리즘을 기본으로 역전파 알고리즘의 형태에 속도개선과 불안정한 학습결과를 개선하기 위해 모멘트법(moment)과 적응학습률(adaptive learning rate) 방법을 사용하였다. 모멘트법은 수렴 속도를 증진시켜 학습의 고속화에 유효한 것으로 알려져 있으며, 간단하면서도 효율적이기 때문에 일반적으로 많이 사용되고 있다. 기본방정식은 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{jk}(t_n+1) &= \eta \delta_{pk} h_{pj} + \beta_1 \Delta W_{jk}(t_n) \\ \Delta W_{ij}(t_n+1) &= \eta \delta_{pj} h_{in} + \beta_2 \Delta W_{ij}(t_n) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, t_n 는 반복횟수, δ_{pk} , δ_{pj} 는 처리소자의 오차, h_{pk} , h_{pj} 는 은닉층의 출력값, η 는 학습율이다.

적응학습율은 모멘트법과 병행하여 적응학습율 η 를 조절하며, 학습 속도를 향상시키는 방법인 기본식은 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\eta(t+1) = \begin{cases} r_1 \eta(t), & E(t+1) < E(t) \\ r_2 \eta(t), & E(t+1) > r_3 E(t) \\ \eta(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서, r_1 , r_2 , r_3 는 적응학습율에 따른 매개변수,

$E(t+1)$, $E(t)$ 는 현 단계 및 전 단계의 오차를 나타낸다.

2.2 홍수유출 예측모형

하천에서 홍수량 예측은 실시간 강우 및 수위자료의 획득을 전제로 가능하며 홍수유출량의 모형화를 위해 시간의 흐름에 따른 비선형 강우-유출량의 관련성은 식(3)과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} Q(t+1) &= f [R(t-k_i), Q(t-k_j)] \\ \text{for } k_i &= 0, \dots, n, k_j = 0, \dots, m \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, $Q(t+1)$ 은 1시간 후의 예측 유출량이고, $R(t-k_i)$ 는 k_i 시간 전의 강우량, $Q(t-k_j)$ 는 k_j 시간 전의 유출량, k_i, k_j 는 각각 n, m 개의 시계열이다.

3. 모형의 적용

3.1 대상유역 및 자료

본 연구의 대상유역은 금강수계 중·하류부에 위치한 공주 및 부여지점으로 선택하였다. 각 지점의 실시간 유출예측을 위해서 대상유역의 강우량자료 및 유출량 자료가 필요하므로, 강우량자료는 금강유역의 T/M 수위관측소의 시 수량자료를 사용하였으며, 유역내 T/M 수위관측소 자료는 금강수계 유량측정조사 보고서 및 금강 홍수 예경보 보고서의 수위-유량 관계곡선식을 이용하여 T/M 수위관측소의 시 수위자료를 유량으로 환산하여 사용하였다. 공주 및 부여지점의 홍수사상별 유출특성을 표 1에 나타내었다. 표 1에서 신경망 모형의 학습을 위해 10개의 사상이 사용되었으며, 3개의 사상은 검증자료로 사용되었고 2의 사상은 최종 개발된 Web기반 홍수유출 예측시스템의 적용성을 시험하는 자료로 사용하였다.

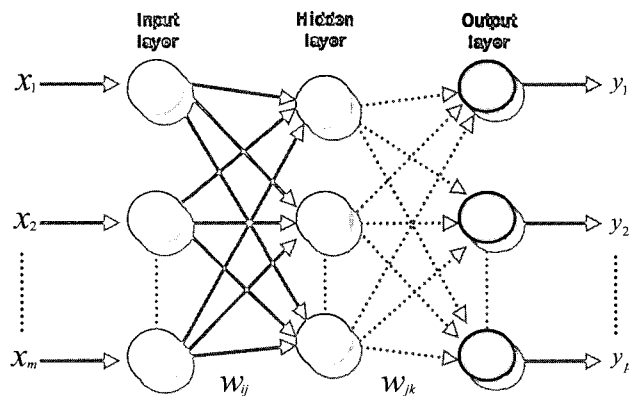


그림 1. 다층신경망의 구조

표 1. 대상유역의 홍수자료 및 유출특성

지점	사상	기간	Total time (hr)	HMP (mm)	HMR (cms)	THP (mm)	TFV (10 ⁶ m ³)	Remarks
공주	case 1	1995.08.30~1995.09.01	72	28.09	3358.08	166.21	115.33	Calibration
	case 2	1996.06.16~1996.06.19	67	22.67	908.49	133.54	22.72	"
	case 3	1996.06.24~1996.06.28	120	7.68	1146.71	116.57	87.91	"
	case 4	1997.06.30~1997.07.04	120	23.08	2700.42	154.42	78.63	"
	case 5	1997.08.02~1997.08.10	216	40.38	2835.84	237.99	171.97	"
	case 6	1998.06.29~1998.07.10	288	21.60	1649.05	149.10	184.79	"
	case 7	1998.08.03~1998.08.06	74	22.56	1895.71	61.40	60.73	"
	case 8	1999.08.02~1999.08.06	120	22.56	1825.21	61.40	67.84	"
	case 9	1999.09.09~1999.09.13	120	21.60	1494.33	146.36	39.96	"
	case 10	1999.09.22~1999.09.29	192	42.88	2486.13	149.10	142.28	"
	case 11	2000.07.21~2000.07.27	168	21.60	2655.78	189.50	110.02	Validation
	case 12	2000.08.23~2000.09.04	312	11.84	2153.50	418.42	342.44	"
	case 13	2000.09.13~2000.09.20	192	42.88	2655.78	220.86	245.08	"
	case 14	2002.08.06~2002.08.10	120	19.79	3256.80	234.92	117.27	Test
	case 15	2002.08.31~2002.09.07	192	11.84	3149.86	125.57	141.09	"
부여	case 1	1995.08.30~1995.09.01	72	21.18	4862.30	165.38	201.35	Calibration
	case 2	1996.06.16~1996.06.19	67	17.14	702.59	110.35	25.76	"
	case 3	1996.06.24~1996.06.28	120	11.56	761.92	113.11	58.39	"
	case 4	1997.06.30~1997.07.04	120	24.98	3954.81	158.79	150.49	"
	case 5	1997.08.02~1997.08.10	216	19.30	4432.14	171.43	302.10	"
	case 6	1998.06.29~1998.07.10	288	18.15	2479.64	152.32	263.03	"
	case 7	1998.08.03~1998.08.06	74	11.33	2096.93	26.50	76.61	"
	case 8	1999.08.02~1999.08.06	120	11.33	2695.03	26.50	103.50	"
	case 9	1999.09.09~1999.09.13	120	18.15	2257.99	150.50	80.10	"
	case 10	1999.09.22~1999.09.29	192	24.13	3120.76	152.32	209.41	"
	case 11	2000.07.21~2000.07.27	168	18.15	4807.77	140.86	218.69	Validation
	case 12	2000.08.23~2000.09.04	312	11.79	3746.84	454.38	666.08	"
	case 13	2000.09.13~2000.09.20	192	24.13	4807.77	212.64	413.12	"
	case 14	2002.08.06~2002.08.10	120	21.74	4756.26	269.84	187.73	Test
	case 15	2002.08.31~2002.09.07	192	11.79	3634.89	71.31	216.10	"

[Note] HMP: Hourly Maximum Precipitation
THP: Total Hourly Precipitation

HMR: Hourly Maximum Runoff
TFV: Total Flood Volume

3.2 모형의 구성

본 연구에서는 유출량의 예측을 위한 신경망 모형의 구조를 결정하기 위해 강우량 자료와 유출량 자료의 시계열 특성을 분석하였다. 분석방법으로는 자료계열을

형성하는 개개 유출량과 강우량의 시계열 자료는 서로 독립적이 아니라 의존적이므로 유량자료계열의 수문학적 지속성을 판단하기 위해 자기상관분석을 수행하였으며, 실제 예측을 하고자 하는 유출량에 대하여 입력 자료로 사용되는 강우량이 상호관계가 있는지를 분석하는

교차상관분석을 수행하여 예측 모형을 구성하였다. 분석결과 강우량과 유출량은 수문학적으로 지속성을 가지며, 강우량에 대한 유출량의 지체시간이 선정된 강우사상마다 차이가 있어 시 유출량의 경우 자기상관의 계열상관도가 0.8이상인 5시간 전까지의 자료를 사용하여 모델을 구성하였고, 시강우량과 시유출량과의 교차상관분석 결과 10시간 정도의 지체시간을 가지고 있는 것으로 분석되었다. 따라서 신경망을 이용한 유출예측 모형의 구성은 입력자료의 수가 15개인 MANN I (Moment-Adaptive learning rate Neural Network) 모형으로 표현될 수 있으며, 그림 2에 MANN I 모형의 구성을 나타내었다.

홍수는 호우특성에 따라 같은 유역 내에서도 시간적 공간적 분포가 다르며 그 변화도 심하여 유역내의 모든 호우 특성을 고려하기에는 어려움이 따른다. 특히 강우로부터 홍수발생시간을 결정하기 위해서는 여러 가지 분석방법이 있다. 신경망 모형에서는 기존의 시계열 모형에서 필수적으로 결정해야하는 지체시간을 고려하지 않아도 모형을 구성할 수 있다(김주환, 1993).

본 연구에서는 자기상관분석 및 교차상관분석에 의해 결정된 신경망의 구성이 적절한지를 확인하기 위해 예측할 유출량의 전시간 유출량자료 및 강우량자료를 고찰하여 시 유출량의 경우 3시간 전까지의 자료를, 시 강우량의 경우는 5시간 전까지의 자료를 이용하여 입력변수들을 구성한 MANN II 모형과 자기상관분석 및 교차상관분석에 의한 예측모형(MANN I)과 비교하였다.

3.3 학습을 통한 모형의 개발

모형의 구성단계에서 구축된 신경망 모형을 대상지점에 적용하여 학습을 수행하고 각 지점에 적합한 연결강도를 찾아 예측을 위한 모형의 검정을 하였다. 각 지점의 1995년부터 1999년 사이의 10개의 주요 호우사상을 학습시켜 각 모형에 대한 최적의 연결강도를 산정하였다. 본 연구에서는 유출예측 모형을 구성하기 위해 C++ 프로그램을 이용하여 기본 코드를 개발하고 신경망 모형을 학습하였다. 표 2는 훈련을 통한 각 지점별 모형의 학습결과를 나타내고 있다. 표 2에서 알 수 있듯이 홍수유출량을 예측하기 위하여 신경망 모형의 은닉층 노드수와 학습회수를 변화시켜 가며 연결강도의 최적값을 산정하였으며 MANN I 모형과 MANN II 모형에서 각 지점별로 학습력이 가장 우수한 모형을 최적 학습 모형으로 선정하였다. 공주 지점의 경우 MANN I 모형 학습결과 CC는 0.9866~0.9901, MF는 0.7095~5.0243(%), VE는 0.2982~3.5286(%), RME는 0.6947~0.6259로 분석되었고 RMSE는 89.04(m³/sec), CC는 0.9901, MF는 0.7095(%), VE는 0.2982(%), RME는 0.6259로 분석된 입력자료의 수가 15개, 은닉층 노드수가 30개, 출력층의 자료수가 1개인 MANN I (15-30-1) 모형이 입력자료의 수가 8개, 은닉층 노드수가 16개, 출력층의 자료수가 1개인 MANN II(8-16-1) 모형과 함께 예측을 위한 최적 학습모형으로 선정되었다. 부여지점에서는 MANN I (15-30-1) 모형과 MANN II(8-16-1) 모형이 통계분석 결과 예측을 위한 최적 학습모형으로 결정되었다.

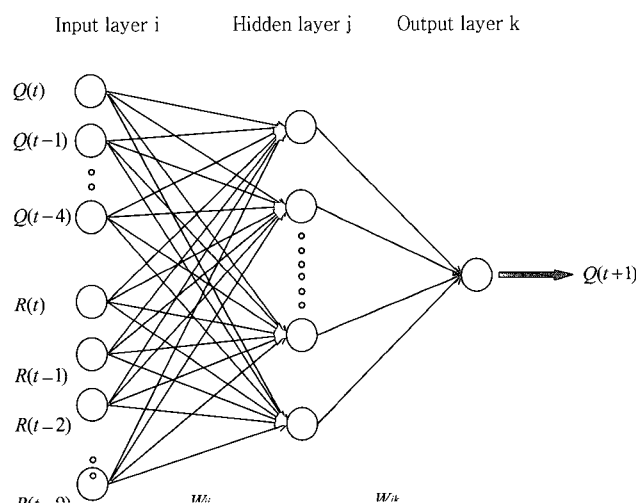


그림 2. MANN I 모형의 구성

표 2. 신경망 모형의 학습결과

지점	모형	Network 구성	RMSE(m ³ /sec)	CC	MF(%)	VE(%)	RME
공주	MANN I	15-15-1	104.3164	0.9866	5.0243	2.3264	0.6787
		15-30-1	89.0434	0.9901	0.7095	0.2982	0.6259
		15-45-1	91.4646	0.9900	2.9093	3.1278	0.6312
		15-60-1	93.2345	0.9875	3.2135	3.5286	0.6947
	MANN II	8-8-1	132.7370	0.9777	6.1901	1.4612	0.8006
		8-16-1	123.5512	0.9812	2.1345	2.6265	0.5258
		8-24-1	117.0091	0.9828	3.3119	1.1229	0.7827
		8-32-1	125.3546	0.9788	3.6592	3.4561	0.7899
부여	MANN I	15-15-1	175.2759	0.9866	3.5372	2.9552	0.2466
		15-30-1	127.8830	0.9901	0.9325	0.3384	0.1508
		15-45-1	135.9691	0.9900	1.3526	0.5335	0.1590
		15-60-1	143.9645	0.9879	3.3597	0.9375	0.2146
	MANN II	8-8-1	165.2630	0.9812	4.7577	1.1169	0.2484
		8-16-1	140.4565	0.9777	1.4235	0.0937	0.2112
		8-24-1	170.5474	0.9828	2.9725	0.6921	0.1890
		8-32-1	171.6328	0.9799	3.7335	0.7349	0.2546

[Note] RMSE: Root Mean Square Error CC: Correlation Coefficient MF: percent error of Maximum Flow
 VE: percent Volume Error RME: Relative Mean Error

3.4 홍수유출 예측모형의 검증

홍수유출 예측 시스템의 개발을 위해 학습을 통해 검증된 신경망 모형을 표 1의 case 11~case 13의 호우 사상의 홍수유출량 예측에 적용하고 상태공간 모형과 비교하여 구성모형의 예측력을 검증하였다. 상태공간 모형은 상태방정식과 출력방정식으로 표현되며 미래를 예측하기 위해서 필요한 현재와 과거정보의 최소집합으로 정의되어진다. 본 연구에서는 구성모형의 적절성을 검증하기 위해 상태공간 모형을 적용하였다. 그림 3~6은 각 지점별로 신경망 모형과 상태공간 모형의 비교를 통한 홍수유출 예측결과를 나타내고 있다. 또한 표 3에는 각 모형별 홍수유출예측 결과에 대한 분석결과를 나타내었다.

공주지점은 상태공간 모형의 경우 case 11사상의 예측결과 신경망 모형의 MANN II 모형에 비해 RMSE 및 VE가 우수한 예측력을 보였으나 신경망 모형인 MANN I 모형에 비해 예측력은 떨어지는 것으로 분석되었다. case 11~case 13 사상의 경우 전체적으로 상태공간 모형은 예측값에 대한 R^2 및 MF, VE 값은 적은 값을 나타냈으며 신경망 모형과 함께 예측력이 우수한 결과를 얻었다. 그러나 수문곡선의 침투치 예측시 과다 추정하는 경향을 나타내 공주지점의

최적 예측 모형으로는 R^2 이 0.9806~0.9946, RMSE가 48.2988~94.3323m³/sec의 범위이며, MF가 0.3891%~4.2323%, VE가 1.7924%~3.4644% 범위로 분석된 신경망 모형인 MANN I 모형을 최종 홍수유출 예측모형으로 선정하였다.

부여지점의 예측모형 선정을 위한 신경망 모형과 상태공간 모형의 예측결과 표 3에서 알 수 있듯이 case 11~case 13사상 예측결과 신경망 모형이 상태공간 모형에 비해 예측력이 우수하게 분석되었으며 신경망 모형 중에서는 MANN I 모형이 MANN II 모형에 비해 R^2 , RMSE, MF, VE 등의 통계치가 더 우수한 것으로 분석되어 부여지점의 최종 홍수유출 예측모형으로 선정하였다.

4. 홍수유출 예측시스템 개발

4.1 시스템의 구성

3장에서 예측력이 검증된 신경망 모형을 이용하여 기초적인 Web기반 홍수유출 예측시스템을 구성하기 위해 본 연구에서는 시스템의 기본 구성을 클라이언트-서버 모델(Client-Server Model)로 개발하였다. 클라이언트에서 사용자가 정보를 입력하고 수행할 명령을 서버에 전달하게 되는 시스템으로 서버는 전달받은 명령과 정보에 따라 작업을 수행하고 결과를 클라이언트에

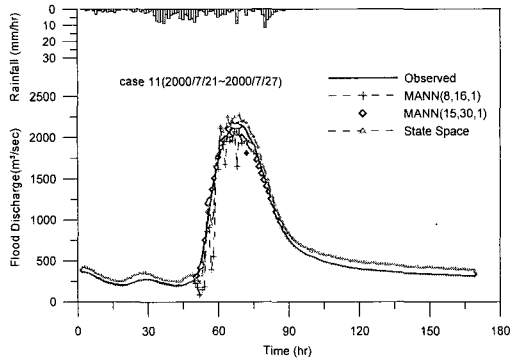


그림 3. 공주지점 홍수유출 예측모형의 비교 (case 11)

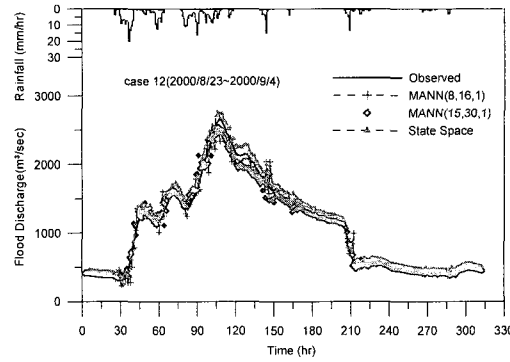


그림 4. 공주지점 홍수유출 예측모형의 비교 (case 12)

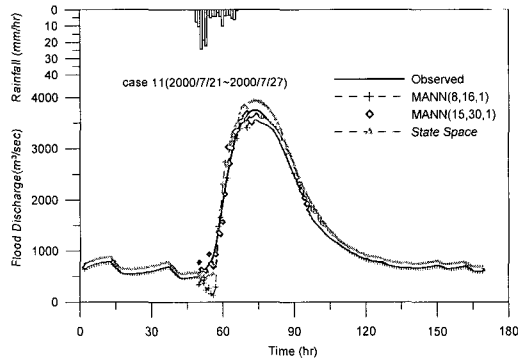


그림 5. 부여지점 홍수유출 예측모형의 비교 (case 11)

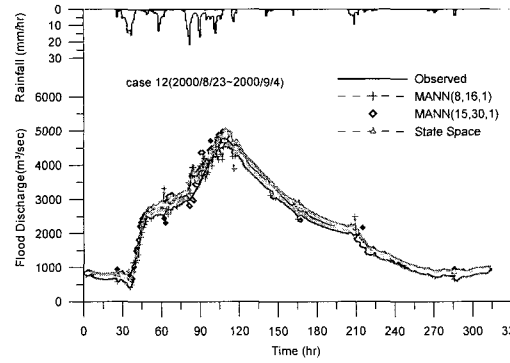


그림 6. 부여지점 홍수유출 예측모형의 비교 (case 12)

표 3. 지점별 모형의 예측력 검증결과

지점	사상	모형	Network 구성	RMSE (m ³ /sec)	R ²	VE (%)	MF (%)
공주	Case 11	MANN I	15-30-1	48.2988	0.9939	3.4644	0.3891
		MANN II	8-16-1	132.0803	0.9467	6.0363	1.6237
		State Space	1,2	74.2154	0.9870	2.5366	5.4648
	Case 12	MANN I	15-30-1	94.3323	0.9806	2.6798	4.0457
		MANN II	8-16-1	84.8542	0.9832	1.2998	4.8741
		State Space	1,2	94.9202	0.9854	5.8298	4.4361
	Case 13	MANN I	15-30-1	84.4564	0.9946	1.7924	4.2323
		MANN II	8-16-1	94.9179	0.9933	3.1726	6.0844
		State Space	1,2	112.2803	0.9936	4.8507	4.0468
부여	Case 11	MANN I	15-30-1	87.9222	0.9923	0.9484	1.4002
		MANN II	8-16-1	142.1730	0.9823	3.0379	4.1295
		State Space	1,1	135.5602	0.9919	4.0442	4.9668
	Case 12	MANN I	15-30-1	138.9590	0.9902	1.2880	3.7228
		MANN II	8-16-1	153.2483	0.9848	1.3898	2.9865
		State Space	1,1	181.6702	0.9910	5.7390	5.7108
	Case 13	MANN I	15-30-1	91.5737	0.9967	1.1193	0.2306
		MANN II	8-16-1	132.8444	0.9942	2.7814	3.7606
		State Space	1,1	163.4903	0.9955	4.9716	5.1099

전송한다. 클라이언트는 웹 브라우저를 통해 최종 처리 결과를 사용자에게 표시하는 형태로 구성되며 그림 7과 같이 나타낼 수 있다.

4.2 학습 및 예측단계 시스템의 설계

시스템의 설계시 유량예측 모듈은 학습(training), 검증(verifying) 및 예측(forecasting) 기능을 갖고 있으나 검증 기능은 예측 기능과 비슷하여 별도로 설계하지 않았다. 또한 각각의 모듈은 신경망의 모형과 입력 데이터는 다르지만 처리순서나 신경망 구성 방식이 동일하므로 하나의 공통된 모듈로 간주하고 프로그램을 설계했다.

학습단계에서는 사용자의 질의에 따라 각 지점별로 학습을 수행하게 설계되었으며 학습시 최대 학습 횟수 보다 작거나 학습된 결과가 최대 오차 범위내에 놓일 때 학습을 종료한다. 이렇게 n개의 입력 데이터에 반복하여 학습하고 학습이 모두 끝나면 신경망 가중치를 테이블에 저장한다.

예측단계의 경우는 학습단계와 유사한 과정으로 설계되나 신경망 생성 후 신경망 연결가중치를 임의의 값으로 설정하지 않고 가중치 테이블에서 얻어서 설정한다. 또한 학습단계와 큰 차이는 예측 데이터가 정규화되어 있기 때문에 여러 정보를 이용하여 예측 데이터를 보정한다는 것이다. 그림 8은 예측단계의 프로그램 처리 순서도를 간략히 나타내고 있다.

4.3 홍수유출 예측시스템의 구현 및 시험

4.3.1 예측시스템의 구현

지능형 모형인 신경망 모형을 이용하여 Web상에서 홍수량 예측이 가능한 예측시스템을 개발하였다. 개발된 홍수유출 예측시스템은 기본자료 검색 모듈과 학습 및 예측모듈 등으로 구성되어 지며, 게시판 기능을 추가하여 이용자들의 의견수렴을 가능하게 하였다. 그림 9~10은 개발된 시스템의 기본화면을 나타내고 있다.

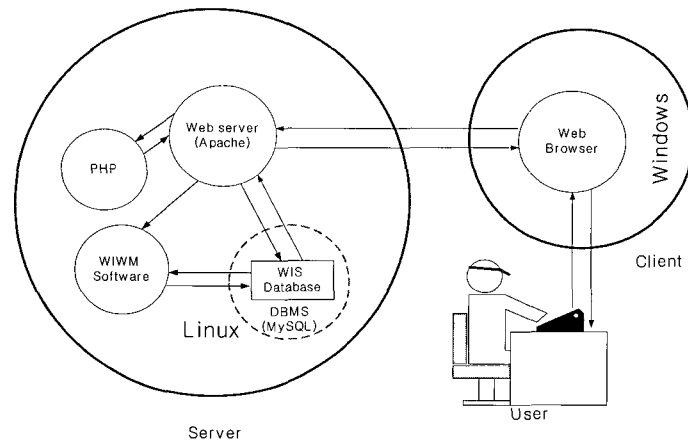


그림 7. 클라이언트-서버 모델의 기본구성

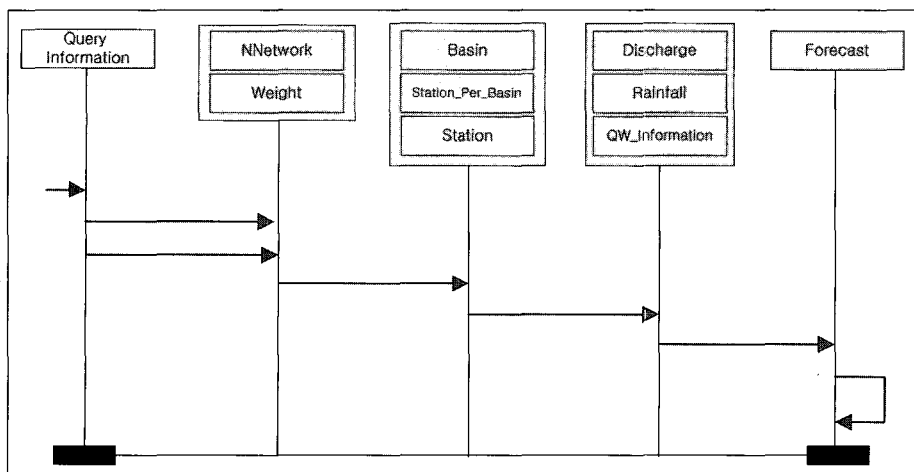


그림 8. 예측단계의 처리순서도

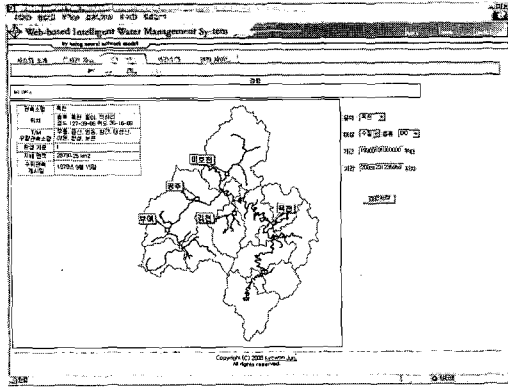


그림 9. 예측모델의 기본화면

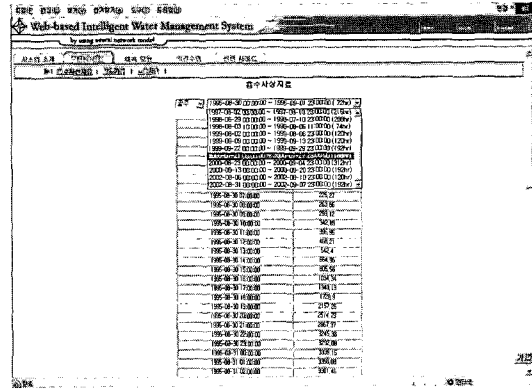


그림 10. 검색모델의 기본화면

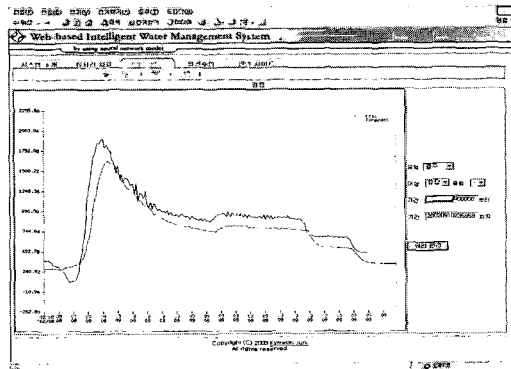


그림 11. 공주지점의 홍수유출 예측결과

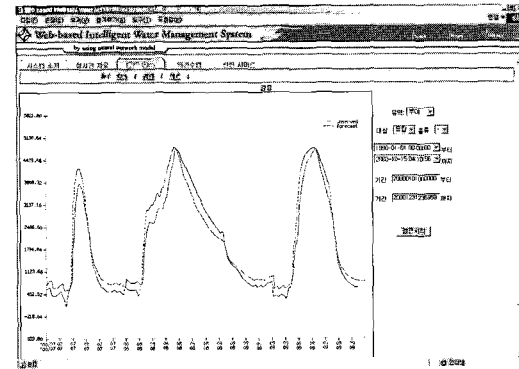


그림 12. 부여지점의 홍수유출 예측결과

4.3.2 예측시스템의 시험

개발된 신경망 모델을 이용하여 Web상에서 유출예측 모듈을 구성하고 금강유역 각 지점별로 학습, 검증 및 예측을 수행하였다. Web상에서 학습을 수행한 후 예측에 사용되지 않았던 2002년 8월 6일~2002년 8월 10일(case14) 사상과 2002년 8월 31일~2002년 9월 7일(case15) 사상을 이용하여 설계된 시스템의 예측능력을 시험하였다. 그 결과 Web에서 구축된 유출예측 시스템은 시험 호우사상에 의한 홍수유출량을 비교적 잘 예측하였다. 그림 11~12는 설계된 예측시스템의 시험결과를 나타내고 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 홍수유출 예측시스템을 개발하기 위해 상용화된 패키지를 사용하지 않고 직접 소스코드를 개발하여 모델링을 수행하였고 개발된 신경망 모델을 이용하여 강우-유출 과정을 예측하고 Web상에서 홍수유출 예측을 수행할 수 있는 기초적인 시스템을 개발하여 예측자료의 활용성을 높이고자 연구를 수행하였으며

그 결과는 다음과 같다.

- (1) 홍수유출 예측을 위해 구성된 신경망 모형은 역전파 알고리즘에 기초한 모멘트-적용학습을 방법을 사용하였으며 구성된 모형의 학습결과 입력자료의 수가 15개, 은닉층 노드수가 30개, 출력층의 자료수가 1개인 MANN I(15-30-1) 모형과 입력자료의 수가 8개, 은닉층 노드수가 16개, 출력층의 자료수가 1개인 MANN II(8-16-1) 모형이 최적 학습모형으로 선정되었다.
- (2) 학습력이 우수한 MANN I(15-30-1) 모형과 MANN II(8-16-1) 모형의 예측력 검증을 위해 공주 및 부여지점의 홍수유출 예측결과를 상태공간 모형과 비교하였다. 그 결과 CC, RMSE, VE, MF 등의 분석결과에서 상태공간모형 및 MANN II 모형보다 예측력이 우수한 MANN I 모형을 홍수유출 예측시스템 개발을 위한 적정 모형으로 결정하였다.
- (3) 최종 선정된 신경망 모형은 Web상에서 구동이 가능하게 C++ 언어로 개발하였고 Web에서 작동할 수 있게 변환 후, 사용자 명령에 따른 결과를

개발모형이 인식할 수 있도록 PHP와 연계하여 기초적인 Web기반 홍수유출 예측시스템을 개발하였다. 개발된 시스템을 공주, 부여지점의 시험 호우 사상에 적용하여 Web에서의 홍수유출 예측 시스템의 적합성을 확인하였다.

이상의 결과에서 신경망을 이용한 홍수유출 예측시스템의 개발은 Web상에서 좀 더 효과적으로 홍수량을 예측하고 정보를 제공할 수 있으며, 향후 유관기관과의 자료공유 및 최적화모형 등과 연계하여 지속적인 개발을 한다면 Web에서 보다 정도 높은 홍수유출 예측시스템을 구축할 수 있을 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 2004년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음

참고 문헌

고원준, 조원철(1999). "신경회로망을 이용한 저수지 유입량의 실시간 예측모형 연구." **한국수자원학회 학술발표회논문집**, 한국수자원학회, 1999, pp. 209~214.

김만식, 심순보, 심규철(1998). "신경망이론에 의한 다목적 저수지의 홍수유입량 예측." **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제31권, 제1호, pp. 45~57.

김성원(2001). 하천유역에서 홍수유출량의 예측을 위한 신경망기법의 적용. **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제20권, 제6-B호, pp. 801~811.

김주환(1993). 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구. 박사학위논문, 인하대학교.

신현석, 윤강훈, 서봉철(2001). "신경망을 이용한 실시간 홍수 유출 예측 모형에 관한 연구." **대한 토목학회 학술발표회 논문집**, 대한토목학회.

안상진, 전계원(2001). "RBF를 이용한 홍수유출량 예측." **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제21권 제6-B호, pp. 599~607.

안상진, 이재경, 한양수, 전계원(2002). "유출예측 모형

을 이용한 홍수유출 해석." **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제22권 제3-B호, pp. 311~319.

오경두, 전병호(1994). "미계측 중소유역 유출 시뮬레이션을 위한 신경회로망 모형의 적용." **제36회 수공학연구발표회 논문집**, 한국수문학회, pp. 317~323.

오남선(1996). 신경망이론과 Kalman Filter 강우예측모형의 비교연구. 서울대 박사학위논문, 서울대학교.

Anthony W. M.(1996). "Extened Rainfall-Runoff Modeling using Artificial Neural Networks." *Hydroinformatics '96, Proc. of the 2nd International Conf. on Hydroinformatics, Zurich, Switzerland*, pp. 207~213.

Bin Zhang and Rao S. Govindaraju (2003). "Geomorphology-based Artificial Neural Networks (GANNs) for Estimation of Direct Runoff over Watersheds." *Journal of Hydrology*, Vol. 273, pp. 18~34.

French, M. N., Krajewski, W. F., and Cuykendall, R. R. (1992). "Rainfall Forecasting in Space and Time using a Neural Network." *Journal of Hydrology*, Vol. 137, pp. 1~31.

Hsu, Kuo-Lin, Gupta, H. V., and Sorooshian, S. (1995). "Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process." *Water Resources Research*, Vol. 3, pp. 2517~2530.

Karunanithi, N. (1994). "Neural Networks for River Flow Prediction." *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE Vol8, No.2, pp. 201~219.

Shim, K. C.,(1999). *Spatial Decision Support System for Integrated River Basin Flood Control*. Ph.D. Colorado State University, Fort Collins, CO, Spring.

Thirumalaiah, K.(1998). "River stage forecasting using Artificial Neural Networks", *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 3, No. 1, pp. 26~32.

(논문번호:04-68/접수:2004.07.12/심사완료:2004.08.25)