

신경회로망을 이용한 Web기반 홍수유출 예측시스템

Web-Based Forecasting System for Flood Runoff with Neural Network

황동국* · 전계원**

Dong-guk Hang, Kye-won Jun

* 충북대학교 컴퓨터공학과

** 삼척대학교 방재기술전문대학원

하천에서의 홍수유출 예측은 하천의 치수적인 측면에서도 중요하다. 본 논문에서는 신경회로망 모형을 이용해서 개발된 홍수유출 예측 시스템의 적용성을 검토하였다. 입력층에는 강우자료와 홍수량 자료를 출력층에는 홍수유출량이 예측되도록 구성하였다. 홍수유출 예측 시스템 구성시 예측모형 선정에 위해 신경회로망 모형과 상태공간 모형을 이용하여 홍수시 실시간 하천유출량 예측을 수행하였다. 두 모형의 예측결과 비교시 신경회로망 모형이 실시간 홍수량 예측에 적합한 모형으로 선정되었다. 신경회로망 모형은 Web 상에서 사용이 가능하게 변환하여 홍수유출 예측시스템의 기본모형으로 개발하였다.

Abstract

The forecasting of flood runoff in the river is essential for flood control. The purpose of this study is to test a development of system for flood runoff forecasting using neural network model. For the flood events the tested rainfall and runoff data were the input to the input layer and the flood runoff data were used in the output layer. To choose the forecasting model which would make up of runoff forecasting system properly, real-time runoff in the river when flood periods were forecasted by using the neural network model and the 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.

Key words : Neural network, flood runoff, web-based, state space

1. 서 론

최근 우리나라는 이상기후와 국지적 게릴라성 호우 및 태풍 등에 의한 많은 피해가 발생하고 있다. 그러나 자연현상에 의해 유역에서 발생하는 수문기상학적 요소들은 시·공간적으로 변동이 심하고 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 불확실성에 의하여 많은 어려움을 겪고 있어, 유역을 시스템으로 하여 입력과 출력에만 의존하여 강우를 유출로 변화시켜 반응함수를 유도하는 지능형 모형이 요구되고 있다.

지능형 모형 중에 신경회로망 이론은 인간의 뇌가 대량의 복잡한 자료를 병렬처리 할 수 있고 학습능력이 있다는 사실로부터 새로운 매개변수 추정방법으로 제안되었으며, 특히 1990년 이후부터 신경회로망 이론을 이용해 유출현상을 해석하는 많은 연구가 발표되었다[1][2][3]. 시·공간분포를 신경

회로망모형의 입출력 자료로 구성하여 강우의 공간분포를 예측하거나 강우-유출 과정에 대해 신경회로망모형과 ARMAX 모형, SAC-SMA 모형을 적용했다[4][5]. 그리고 신경회로망 이론을 실시간 홍수위 예측, 하천유역의 홍수조질을 위한 공간의사결정 시스템 개발, 지형을 고려한 유역유출해석에 적용하였다[6][7][8]. 그러나 기존연구의 경우는 실제 실무에 적용하여 홍수기에 국민들의 안전을 확보한다는 차원에서는 다소 연구가 미흡하여 본 연구에서는 실무에 직접 적용할 수 있는 기본적인 홍수에·경보 시스템을 구축하고자 한다.

홍수시 홍수피해를 줄이고 국민들의 안전을 확보하기 위해서는 기상과 유출예측기술을 활용하여 실시간 홍수에·경보 시스템이 구축되어야 한다. 그러나 현재의 홍수량 예측 체계는 물관련 기관을 대상으로 산재되어 있는 물 정보를 정리하여 D/B로 활용하는 수준에 머무르고 있어 실질적인 정보의 활용과 해석 및 실시간적인 예측기능을 수행할 수 있는 시스템의 개발이 요구되고 있다. 또한 물관리를 위해 수집된 정보 및 예측된 정보를 물 관련 정보사용자 및 일반국민들에게 공개하여 대민친화성을 증진시킬 필요가 있다.

따라서, 본 연구에서는 지능형 모형인 신경회로망 모형을 이용해서 홍수유출 예측을 수행할 수 있는 시스템을 개발하기 위해 상용화된 패키지를 사용하지 않고 직접 소스코드를 개발하여 모델링을 수행하였으며, 개발된 신경회로망 모형을

접수일자 : 2005년 1월 24일

완료일자 : 2005년 7월 5일

이용하여 홍수유출 예측을 수행하였다. 또한 신경회로망 모형을 Web상에서 구동할 수 있게 구성하였고 홍수유출 예측을 수행할 수 있도록 기초적인 시스템을 개발하여 예측자료의 활용성을 높이고자 하였다.

2. 신경회로망

2.1 역전파 알고리즘

신경회로망에서의 학습규칙은 정보 또는 지식을 습득하는 방법으로 원하는 출력과 신경회로망을 통하여 계산된 출력간에 오차가 있는 경우 그 오차에 대하여 원하는 동작을 수행할 수 있도록 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 의미한다. 본 연구에서는 학습을 통하여 신경회로망의 연결강도의 값을 구하는 알고리즘으로 역전파 알고리즘을 기본으로 역전파 알고리즘의 형태에 속도개선과 불안정한 학습 결과를 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.

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

여기서 t_n 는 반복횟수, δ_{pk} , δ_{pj} 는 처리소자의 오차, h_{pk} , h_{pj} 는 은닉층의 출력값, η 는 학습율, β_1 과 β_2 는 연결강도 W_{jk} 와 W_{ij} 의 모멘트 계수로서 0에서 1 사이의 값으로서 모멘트계수가 0이면 연결강도 조정량의 값이 단지 오차항의 변화에만 영향을 받게되고, 1이면 새로운 연결강도 조정량은 전 단계의 연결강도 조정량과 같은 값을 가진다.

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.

$$Q(t+1) = f [R(t-k_i), Q(t-k_j)] \quad (3)$$

for $k_i=0, \dots, n, k_j=0, \dots, m$

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. 신경회로망 모형의 적용

3.1 모형의 구성

홍수유출 예측을 위한 신경회로망 모형의 구조를 결정하기 위해 강우량 자료와 유출량 자료의 시계열 특성을 분석하였다. 분석방법으로는 자료계열을 형성하는 개개 유출량과 강우량의 시계열 자료는 서로 독립적이 아니라 의존적이므로 유출량자료계열의 수문학적 지속성을 판단하기 위해 자기상관 분석을 수행하였으며, 실제 예측을 하고자 하는 유출량에 대하여 입력 자료로 사용되는 강우량이 상호관계가 있는지를 분석하는 교차상관분석을 수행하여 예측 모형을 구성하였다. 그림 1에는 강우량-유출량의 교차상관 분석을 나타내었고, 그림 2에는 유출량에 대한 자기상관분석을 수행한 결과를 도시하였다.

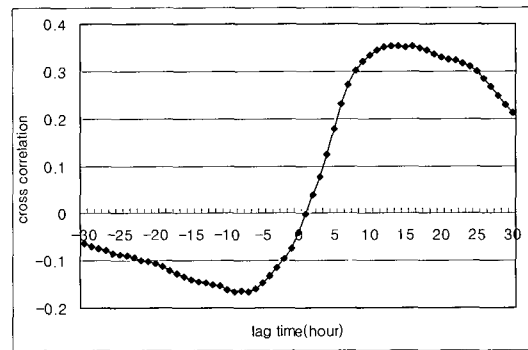


그림 1. 강우량과 유출량의 교차상관 분석

Fig. 1 Cross-correlation between rainfall and flood runoff

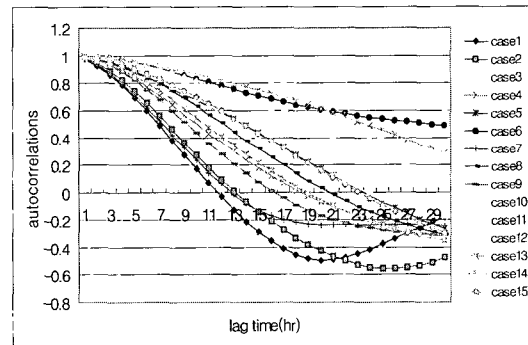


그림 2. 유출량에 대한 자기상관 분석

Fig. 2 Autocorrelation of selected flood runoff event

자기상관 분석 및 교차상관 분석결과 공주지점의 강우량과 유출량은 수문학적으로 지속성을 가지며, 강우량에 대한 유출량의 지체시간이 선정된 강우사상 마다 차이가 있어 시 유출량의 경우 자기상관의 계열상관도가 0.8이상인 5시간 전까지의 자료를 사용하여 모델을 구성하였고, 시강우량과 시 유출량과의 교차상관분석을 실시한 결과 평균적으로 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 3에 MANN I 모형의 구성을 나타내었다. 그림 3에서 Q 는 유출량(m³/sec), R 은 강우량(mm/hr) 자료를 의미한다. 그리고 자기상관분석

및 교차상관분석에 의해 결정된 신경회로망(MANN I)의 구성이 적절한지를 확인하기 위해 예측할 유출량의 전시간 유출량자료 및 강우량자료를 고찰하여 시 유출량의 경우 3시간 전까지의 자료, 시 강우량의 경우는 5시간 전까지의 자료를 이용하여 입력력 변수들을 구성한 MANN II 모형과 비교하였다.

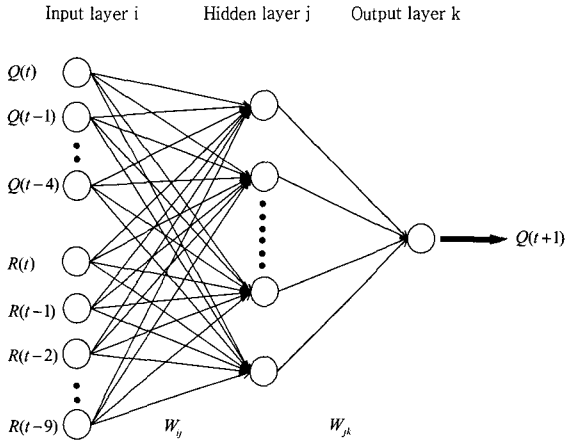


그림 3. MANN I 모형의 구성
Fig. 3. Construction of MANN I

3.2 모형의 학습

모형의 구성단계에서 구축된 신경회로망 모형을 대상지점에 적용하여 학습을 수행하고 각 지점에 적합한 연결강도를 찾아 예측을 위한 모형의 검증을 하였다. 이를 위해 1995년부터 2002년까지의 공주지점에서 선택된 수문자중 case1~case10은 신경망 모형의 학습자료로 사용되었고 case11~case13은 유출예측모형을 최종 선정하기 위한 검증 자료로 사용되었으며, case 14~case 15는 최종 개발된 Web기반 예측시스템의 유출예측모듈의 적용성을 시험하는 자료로 사용하였다. 표 1은 훈련을 통한 각 지점별 모형의 학습결과를 나타내고 있다. 표 1에서 알 수 있듯이 통계적 분석결과 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.

표 1. 신경회로망 모형의 학습결과
Table. 1 Training results of neural network

지점	모형	Network 구성	RMSE (m ³ /sec)	CC	MF (%)	VE (%)
공주	MANN I	15-15-1	104.3164	0.9866	5.0243	2.3264
		15-30-1	89.0434	0.9901	0.7095	0.2982
		15-45-1	91.4646	0.9900	2.9093	3.1278
		15-60-1	93.2345	0.9875	3.2135	3.5286
	MANN II	8-8-1	132.7370	0.9777	6.1901	1.4612
		8-16-1	113.5512	0.9872	2.1345	2.6265
		8-24-1	117.0091	0.9828	3.3119	2.1229
		8-32-1	125.3546	0.9788	3.6592	3.4561

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

3.3 홍수유출 예측모형의 검증

학습을 통해 검증된 신경회로망 모형을 이용하여 2000년 3개의 주요호우사상(case11~case13)에 의한 홍수유출량 예측을 수행하였다. 그리고 구성모형의 적절성을 검증하기 위해 상태공간 모형과 비교하여 구성모형의 예측력을 검증하였다. 그림 4~5는 각 지점별로 신경회로망 모형과 상태공간 모형의 비교를 통한 홍수유출 예측결과를 나타내고 있다. 또한 표 2에는 각 모형별 홍수유출예측 결과에 대한 분석결과를 나타내었다.

공주지점은 상태공간 모형의 경우 case 11사상의 예측결과와 신경회로망 모형의 MANN II 모형에 비해 RMSE 및 VE가 우수한 예측력을 보였으나 신경회로망 모형인 MANN I 모형에 비해 예측력은 떨어지는 것으로 분석되었다. case 11~case 13 사상의 경우 전체적으로 상태공간 모형은 예측값에 대한 R² 및 MF, VE 값은 적은 값을 나타냈으며 신경회로망 모형과 함께 예측력이 우수한 결과를 얻었다. 그러나 수문곡선의 첨두치 예측시 과다 추정하는 경향을 나타내 공주지점의 최적 예측 모형으로는 R²이 0.9806~0.9946, RMSE가 48.2988~94.3323m³/sec의 범위이며, MF가 0.3891%~4.2323%, VE가 1.7924%~3.4644% 범위로 분석된 신경회로망 모형인 MANN I 모형을 최종 홍수유출 예측모형으로 선정하였다.

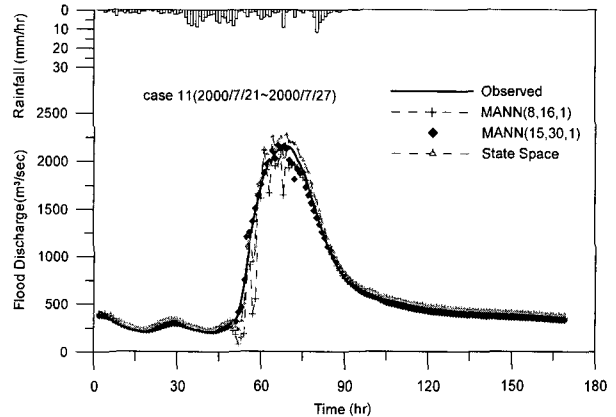


그림 4. 홍수유출 예측모형의 비교(case11)
Fig. 4. Comparison of flood runoff forecasting models

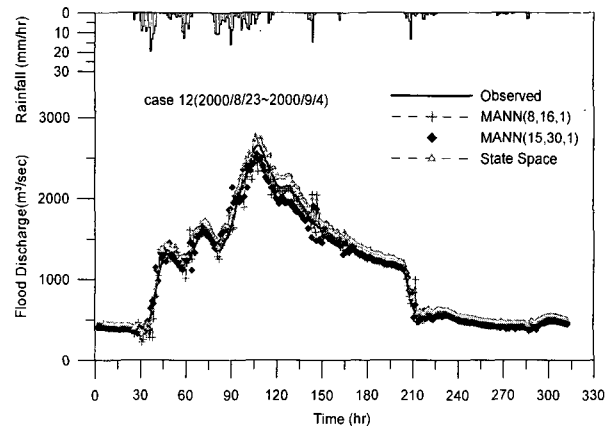


그림 5. 홍수유출 예측모형의 비교(case12)
Fig. 5. Comparison of flood runoff forecasting models

표 2. 모형의 예측결과 분석
Table 2. Comparison of indices for models

지점	사상	모형	Network 구성	R^2	RMSE (m ³ /sec)	VE (%)	MF (%)
공주	Case 11 (2000. 7)	MANN I	15-30-1	0.9939	48.2988	3.4644	0.3891
		MANN II	8-16-1	0.9467	132.0803	6.0363	1.6237
		State Space	1,2	0.9870	74.2154	2.5366	5.4648
	Case 12 (2000. 8)	MANN I	15-30-1	0.9806	94.3323	2.6798	4.0457
		MANN II	8-16-1	0.9832	84.8542	1.2998	4.8741
		State Space	1,2	0.9854	94.9202	5.8298	4.4361
	Case 13 (2000. 9)	MANN I	15-30-1	0.9946	84.4564	1.7924	4.2323
		MANN II	8-16-1	0.9933	94.9179	3.1726	6.0844
		State Space	1,2	0.9936	112.2803	4.8507	4.0468

4. Web기반 홍수유출 예측시스템 개발

4.1 시스템의 구성 및 설계

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 전송한다. 클라이언트는 웹브라우저를 통해 최종 처리 결과를 사용자에게 표시하는 형태로 구성하였다. 홍수유출 예측을 위한 시스템의 설계시 유량예측 모듈은 학습, 검증 및 예측 기능을 갖고 있으나 검증 기능은 예측 기능과 비슷하여 별도로 설계하지 않았다. 또한 각각의 모듈은 신경회로망의 모형과 입력 데이터는 다르지만 처리순서나 신경회로망 구성 방식이 동일하므로 하나의 공통된 모듈로 간주하고 프로그램을 설계했다. 학습단계에서는 사용자의 질의에 따라 각 지점별로 학습을 수행하게 설계되었으며 학습시 최대 학습 횟수보다 작거나 학습된 결과가 최대 오차 범위내에 놓일 때 학습을 종료한다. 이렇게 n개의 입력 데이터에 반복하여 학습하고 학습이 모두 끝나면 신경회로망 가중치를 테이블에 저장한다. 예측단계의 경우는 학습단계와 유사한 과정으로 설계되나 신경회로망 생성 후 신경회로망 연결가중치를 임의의 값으로 설정하지 않고 가중치 테이블에서 얻어서 설정한다. 또한 학습단계와 큰 차이는 예측 데이터가 정규화 되어 있기 때문에 여러 정보를 이용하여 예측 데이터를 보정한다는 것이다. 그림 6는 예측단계의 프로그램 처리 순서도를 간략히 나타내고 있다.

4.2 홍수유출 예측시스템의 구현 및 시험

신경회로망 모형을 이용하여 Web상에서 홍수유출 예측이 가능한 예측시스템을 개발하였다. 개발된 홍수유출 예측시스템은 기본자료 검색 모듈과 학습 및 예측모듈 등으로 크게 구성되어 있다. 그림 7~8은 개발된 시스템의 기본화면을 나타내고 있다. 개발된 신경회로망 모형을 이용하여 Web상에서 유출예측 모듈을 구성하고 금강유역 공주지점의 학습, 검

증 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 약간 과대 예측하였다. 그러나 홍수에·경보 측면에서 볼 때 폭우시의 경우를 감안하면 비교적 잘 예측되었다고 판단된다. 그림 9과 그림 10은 설계된 예측시스템의 시험결과를 나타내고 있다.

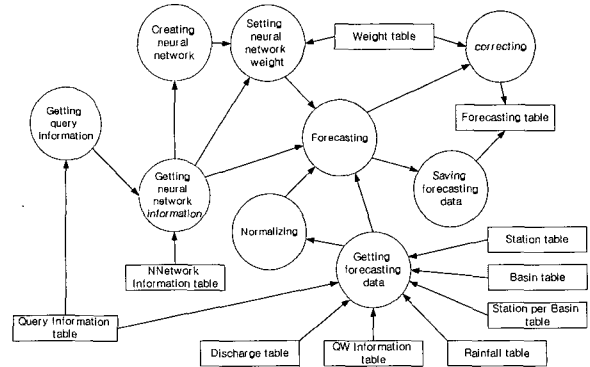


그림 6. 예측단계의 처리도
Fig. 6. Data flow diagram of forecasting step

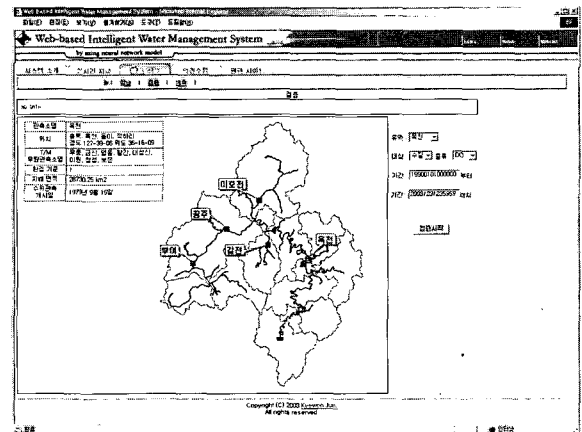


그림 7. 예측모듈의 기본화면
Fig. 7. Base screen of forecasting module

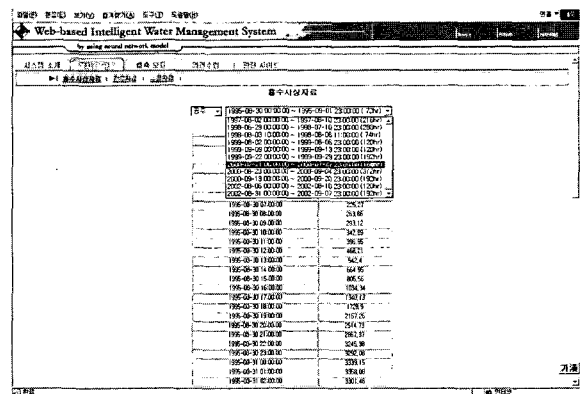


그림 8. 검색모듈의 기본화면
Fig. 8. Base screen of searching module

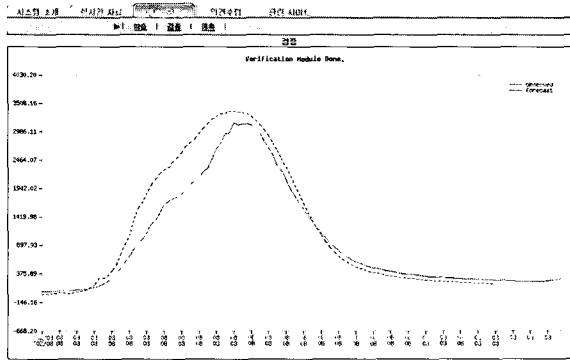


그림 9. 공주지점의 홍수유출 예측결과(case14)
Fig.9. Forecasting result of flood discharge at Gongju (case14)

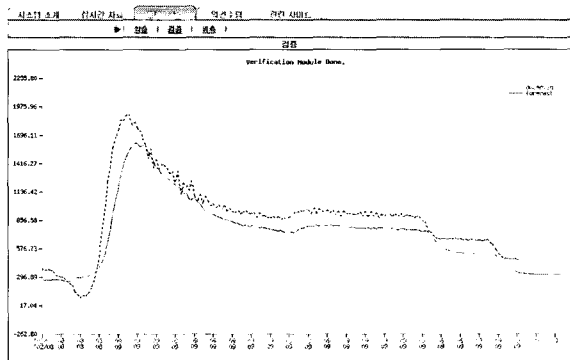


그림 10. 공주지점의 홍수유출 예측결과(case15)
Fig. 10. Forecasting result of flood discharge at Gongju (case15)

5. 결 론

본 연구에서는 홍수유출 예측시스템을 개발하기 위해 신경회로망 모형을 이용하여 예측모형을 구성하고 예측력을 점검한 후 Web상에서 홍수유출 예측을 수행할 수 있는 기초적인 시스템을 개발하여 예측자료의 활용성을 높이고자 연구를 수행하였다. 그 결과 홍수유출 예측을 위해 구성된 신경회로망 모형은 학습결과 입력자료의 수가 15개, 은닉층 노드수가 16개, 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 선정되었으며, 예측력 검증을 위해 공주지점의 홍수유출 예측결과를 상태공간 모형과 비교하였다. 그 결과 MANN I 모형이 상태공간모형 및 MANN II 모형보다 예측력이 우수하게 분석되어 홍수유출 예측시스템 개발을 위한 적정 모형으로 결정하였다. 최종 선정된 신경회로망 모형은 Web상에서 구동이 가능하게 C++ 언어로 개발하였고 개발된 시스템을 시험 호우사상에 적용하여 Web에서의 홍수유출 예측 시스템의 적합성을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] N. Karunanithi, "Neural Networks for River Flow

Prediction," *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE Vol. 8, No. 2, pp. 201-219, 1994.

[2] W. M. Anthony, "Extended Rainfall-Runoff Modeling using Artificial Neural Networks," *Hydroinformatics '96*, Proc. of the 2nd International Conf. on Hydro-informatics, Zurich, Switzerland, pp. 207-213, 1996.

[3] J. C. Mason, R. K. Price and A. TEM'ME, "A Neural Network Model of Rainfall-Runoff Using Radial Basis Functions," *Journal of Hydraulic Research*, Vol. 34, No. 4, pp. 537-548, 1996.

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

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

[6] K. Thirumalaiah, "River stage forecasting using Artificial Neural Networks", *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 3, No. 1, pp. 26-32, 1998.

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

[8] 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.

[9] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, pp. 198-331, 1997.

저 자 소개



황동국(Dong-Guk Hwang)

1998년 : 충북대학교 컴퓨터공학과 (공학사)

2000년 : 충북대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)

2003년 : 충북대학교 컴퓨터공학과 (박사과정수료)

2002년~2005년 : 백석대학 컴퓨터학부 전임강사

관심분야 : 2D객체인식, 독순술
E-mail : jupiter71@paran.com



전계원(Kye-Won JUN)

1995년 : 충북대학교 토목공학과
(공학사)

2000년 : 충북대학교 토목공학과
(공학석사)

2004년 : 충북대학교 토목공학과
(공학박사)

2004년~현재 : 삼척대학교 방재기술전문
대학원 전임강사

관심분야 : 신경회로망, 지능형모델링, 수리·수문모델링
E-mail : kwjun@samcheok.ac.kr