

인공신경망 이론을 이용한 실시간 홍수량 예측 및 해석

Real Time Flood Forecasting Using Artificial Neural Networks

*강문성 · 박승우(서울대)

Kang, Moon Seong · Park, Seung Woo

Abstract

An artificial neural network model was developed to analyze and forecast real time river runoff from the Naju watershed, in Korea. Model forecasts are very accurate (i.e., relative error is less than 3% and R^2 is great than 0.99) for calibration data sets. Increasing the time horizon for validation data sets, thus making the model suitable for flood forecasting, decreases the accuracy of the model. The resulting optimal EBPNN models for forecasting real time runoff consists of ten rainfall and four and ten runoff data (ANN0410 and ANN1010 models). Performances of the ANN0410 and ANN1010 models remain satisfactory up to 6 hours (i.e., R^2 is great than 0.92).

I. 서 론

홍수기의 유출량 해석은 홍수예경보, 홍수조절, 하천유지유량의 확보 등에 기본적으로 이용되며, 정확한 홍수량의 예측은 수자원관리를 위한 의사결정에서 피해를 경감시킬 수 있는 방안을 제시할 수 있다. 우리나라에서는 집중호우에 의한 홍수피해가 자주 발생하고 있으며, 이러한 홍수피해를 줄이기 위해서는 해당 유역의 강우-유출과정을 정확히 해석하여 홍수유출특성을 파악하는 것이 중요하다.

그러나 자연현상인 강우와 유출관계를 규명하는 일은 매우 복잡하며, 하천에서의 유출량 추정에 많은 어려움을 겪어 왔다. 인공신경망 모형은 입력과 출력으로 구성되는 하나의 시스템을 병렬적이고 비선형적으로 구축할 있다는 장점 때문에 불확실한 강우-유출 모형에 적용하기에 유리한 장점을 가지고 있다.

본 연구의 목적은 영산강 유역의 주요 수위표지점인 나주지점에서의 실시간 홍수량의 예측 및 해석을 위하여, 모멘트법과 학습적응률을 고려한 오류역전파 알고리즘에 의한 실시간 홍수량예측모형을 구성하고, 시험유역에 개발된 모형을 적용하여 보정 및 검정을 통한 최적학습매개변수를 비교 선정하여, 홍수의 사상을 모의함으로서 적용성을 평가하는데 있다.

II. 연구방법

실시간 홍수량유출모형은 다층 신경망 구조로 구성되며, 학습방법은 신경망 이론에서 가장 널리 이용되고 있는 오류역전파 (error back propagation, EBP) 알고리즘을 사용하였다. 본 연구에서는 모형의 입력층에서의 선행 시강우량과 시유량을 고려하여 총9개의 실시간 홍수량 예측 모형을 구성하였다.

$$ANN0404: Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} R_i(t-4), R_i(t-5), R_i(t-6), R_i(t-7) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) \end{pmatrix} \text{ for } j=1, 2, 3 \quad (1)$$

$$ANN0410: Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} R_i(t-1), R_i(t-2), R_i(t-3), R_i(t-4), R_i(t-5) \\ R_i(t-6), R_i(t-7), R_i(t-8), R_i(t-9), R_i(t-10) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) \end{pmatrix} \text{ for } j=1, 2, 3 \quad (2)$$

$$ANN1010; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} R_j(t-1), R_j(t-2), R_j(t-3), R_j(t-4), R_j(t-5) \\ R_j(t-6), R_j(t-7), R_j(t-8), R_j(t-9), R_j(t-10) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5) \\ Q(t-6), Q(t-7), Q(t-8), Q(t-9), Q(t-10) \end{pmatrix} \text{ for } j=1, 2, 3 \quad (3)$$

$$ANN0404T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} \bar{R}(t-4), \bar{R}(t-5), \bar{R}(t-6), \bar{R}(t-7) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$ANN0410T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3), \bar{R}(t-4), \bar{R}(t-5) \\ \bar{R}(t-6), \bar{R}(t-7), \bar{R}(t-8), \bar{R}(t-9), \bar{R}(t-10) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$ANN1010T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3), \bar{R}(t-4), \bar{R}(t-5) \\ \bar{R}(t-6), \bar{R}(t-7), \bar{R}(t-8), \bar{R}(t-9), \bar{R}(t-10) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5) \\ Q(t-6), Q(t-7), Q(t-8), Q(t-9), Q(t-10) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$ANN0303T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3) \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$ANN0707T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} \bar{R}(t-1), \bar{R}(t-2), \bar{R}(t-3), \bar{R}(t-4), \bar{R}(t-5), \bar{R}(t-6), \bar{R}(t-7) \\ Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5), Q(t-6), Q(t-7) \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$ANN1000T; Q(t) = \text{function} \begin{pmatrix} Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5) \\ Q(t-6), Q(t-7), Q(t-8), Q(t-9), Q(t-10) \end{pmatrix} \quad (9)$$

여기서, $Q(t)$ 는 t시간의 유량, $R_j(t)$ 는 j 측점에서의 t시간의 강우량, $\bar{R}(t)$ 는 t일의 유역평균 강우량, j는 각각 삼서, 장성댐, 그리고 광주 측점이다.

III. 결과 및 고찰

1. 시험유역 및 수문자료

실시간 홍수량 예측을 위한 시험유역은 영산강 수계내의 나주지점의 수위 관측소 지점을 대상으로 하였다. 본 연구의 홍수량 자료는 1997~2001년의 13개의 나주 지점 폭우사상을 선정하여 시유출량 자료를 이용하였고, 강우량은 같은 시기에 발생한 삼서, 장성댐, 광주 지점의 시우량자료를 사용하였다.

2. 모형의 보정

모형의 보정을 위한 학습자료는 강우량과 폭우사상의 형태를 고려하여 충분한 학습이 이루어지도록 1997년~1999년, 그리고 2001년의 강우량과 시유출량 자료를 이용하였다. Fig. 1과 Fig. 2는 모형의 은닉층의 최적노드수를 결정하기 위한 오차변화와 ANN0410모형의 보정 결과를 보여주고 있다. 모형별 은닉층의 최적노드수에 따라 보정 자료기간에 대하여 모형을 적용하여 얻어진 실측치와 모의치를 비교한 결과는 Table 1에서와 같다.

3. 모형의 검증

모형의 검증은 2000년의 3개 폭우사상인 ST000714, ST000816, 그리고 ST000912의 자료기간에 대한 시우량과 시유량의 자료를 이용하였다. 실시간 홍수량을 예측하기 위하여 각 모델에 따라 1시간에서 6시간까지 홍수량을 예측하여 그 결과를 평가하였다.

Fig. 3은 모형의 검증에 사용된 폭우사상별 예보시간에 따른 실측치와 모의치를 비교하여 보여주고 있으며, Fig. 4은 모든 검증자료에 대해 예보시간별 실측치와 모의치의 결과를 산포도로 보여주고 있다. Fig. 5는 검증 자료에 대해 예측 시간에 따른 RB, RMSE, RMAE, EI, 그리고 R^2 의 변화를 보여주고 있다.

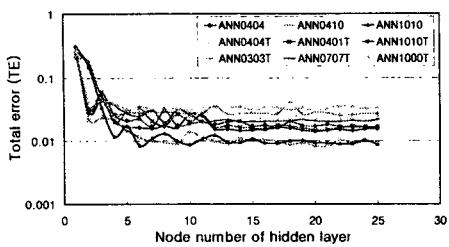


Fig. 1. Training results according to number of nodes of hidden layer

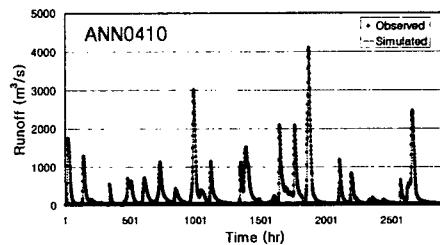


Fig. 2. Time series of observed and forecasted runoff for events from calibration set

Table 1. Calibration statistics for each model

Model	a	b	TE	RB (%)	RMSE (m³/s)	RMAE (m³/s)	EI	R ²
ANN0404	16	20	0.0142	0.35	18.28	0.03	0.99860	0.9989
ANN0410	34	21	0.0082	0.08	12.04	0.02	0.99941	0.9994
ANN1010	40	6	0.0085	0.84	13.36	0.02	0.99928	0.9993
ANN0404T	8	17	0.0219	1.30	21.92	0.03	0.99797	0.9985
ANN0410T	14	20	0.0148	0.69	17.97	0.03	0.99867	0.9989
ANN1010T	20	17	0.0161	0.00	16.95	0.02	0.99883	0.9989
ANN0303T	6	22	0.0255	1.33	22.42	0.03	0.99797	0.9983
ANN0707T	14	8	0.0198	0.14	17.99	0.02	0.99868	0.9987
ANN1000T	10	20	0.0305	2.91	30.59	0.04	0.99603	0.9972

a; number of nodes of input layer, b; number of nodes of hidden layer

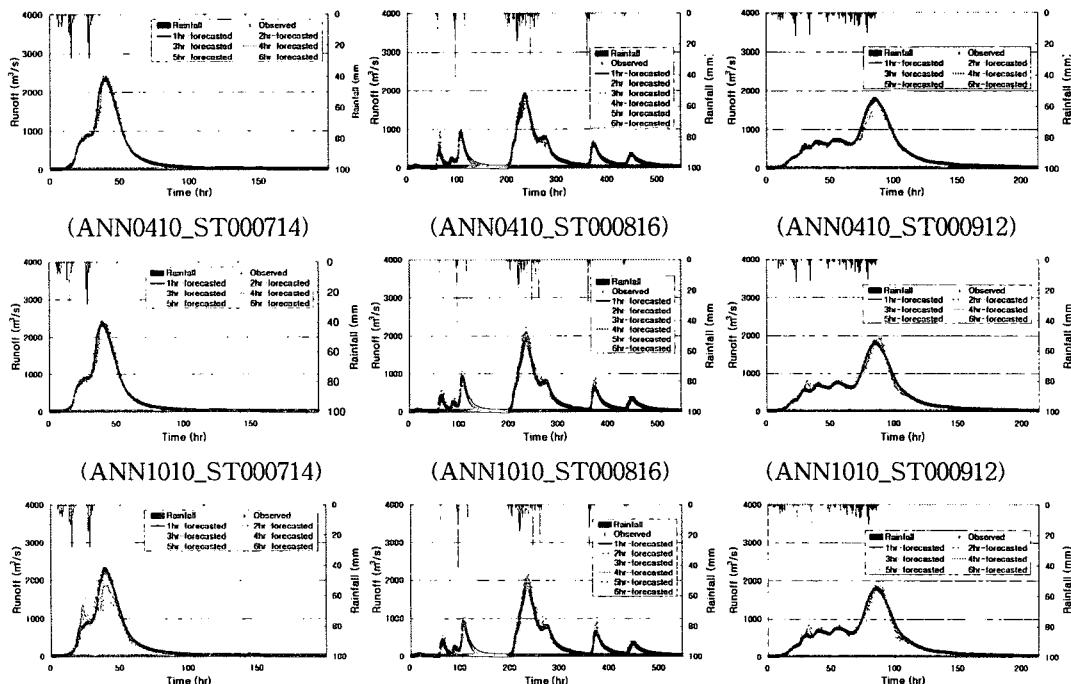


Fig. 3. Time series of observed and forecasted runoff for validation data

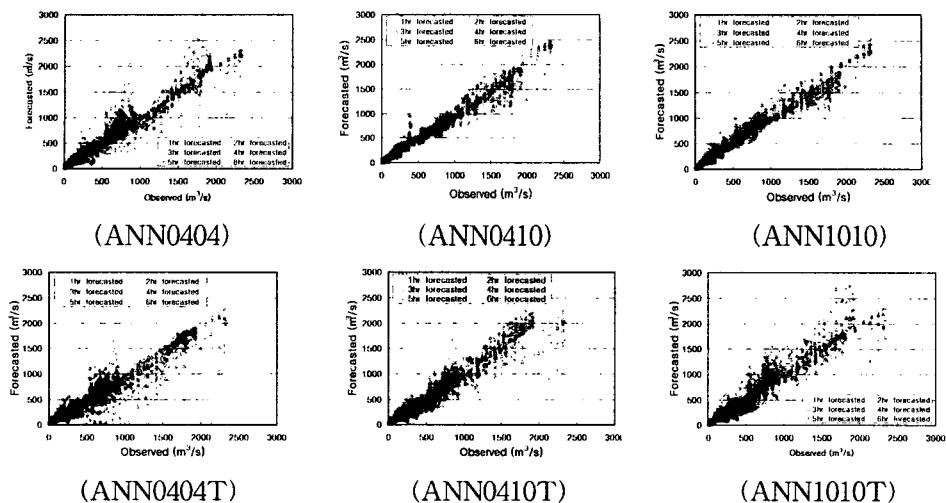


Fig. 4. Scatterplots comparing observed and forecasted runoff for validation data

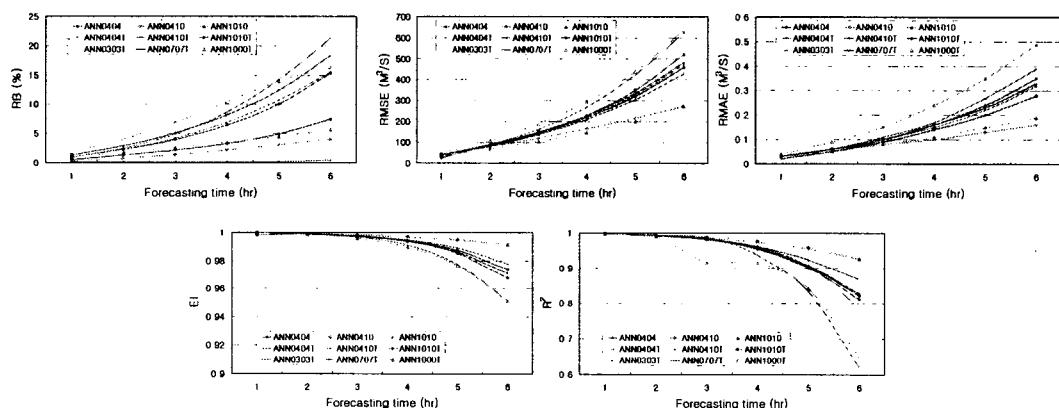


Fig. 5. RB, RMSE, RMAE, EI, and R² as forecasting time from validation sets

IV. 요약 및 결론

본 연구에서는 모멘트법과 학습적응률을 고려한 오류역전과 알고리즘에 의한 실시간 홍수량예측모형을 총 9개 구성하였고, 영산강 유역의 나주지점에 적용하여 보정하였으며, 실시간 홍수량의 예측을 위한 예보시간별 검증을 수행하였고, 그 결과를 비교 평가하였다.

참고문헌

1. 강문성, 박승우, 2001. 인공신경망이론을 이용한 소유역에서의 장기 유출 해석, 한국농공학회지, 제43권 제2호, pp.
2. 최진규, 강문성, 2000. 수자원 분야에서의 신경망 이론 적용, 한국관개배수, Vol. 7, No. 2. pp
3. 김주환, 1993. 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구, 인하대학교 박사학위논문.
4. 신현석, 1998. 인공신경망의 수자원 및 환경 분야에의 응용, 한국수자원학회지, 제31권 제1호, pp. 97-103.