

인공지능기법을 이용한 홍수량 선행예측 모형의 개발

임기석* · 허창환

*경상북도청 수질보전과, 한국환경정책 평가연구원
(2005년 9월 29일 접수; 2005년 12월 4일 채택)

Development of a Runoff Forecasting Model Using Artificial Intelligence

Kee-Seok Lim* and Chang-Hwan Heo

Environment, Forestry & Fishery Department, Gyeongsangbukdo Province, Daegu 702-702, Korea
Researcher, EIA Division, Korea Environment Institute, Seoul 122-706, Korea
(Manuscript received 29 September, 2005; accepted 4 December, 2005)

This study is aimed at the development of a runoff forecasting model to solve the uncertainties occurring in the process of rainfall-runoff modeling and improve the modeling accuracy of the stream runoff forecasting. The study area is the downstream of Naeseung-chun. Therefore, time-dependent data was obtained from the Wolpo water level gauging station. 11 and 2 out of total 13 flood events were selected for the training and testing set of model. The model performance was improved as the measuring time interval(T_m) was smaller than the sampling time interval(T_s). The Neuro-Fuzzy(NF) and TANK models can give more accurate runoff forecasts up to 4 hours ahead than the Feed Forward Multilayer Neural Network(FFNN) model in standard above the Determination coefficient(R^2) 0.7.

Key Words : Neuro-Fuzzy, Feed Forward Multilayer Neural Network, TANK model

1. 서론

신경회로망과 Neuro-Fuzzy 회로망은 과거자료의 입·출력 패턴에서 정보를 추출하여 지식으로 보유하고, 이를 근거로 새로운 상황에 대한 해답을 제시하도록 하는 인공지능분야의 학습기법으로 인간이 과거의 경험과 훈련으로 지식을 축적하듯이 시스템의 입·출력에 의하여 연결강도를 최적화함으로써 모형의 구조를 스스로 조직화하기 때문에 유출계의 과정모형(Process model)을 설정하지 않아도 입·출력에 따라 모형의 구조에 적합한 최적 매개변수를 추정할 수 있다.

따라서 수학적 알고리즘 적용이 어려운 경우와 유출관계를 하천유역이라는 시스템에서 발생된 신호체계의 입·출력패턴으로 간주하고 인간의 사고과정을 근거로 신경망의 수학적 알고리즘을 파악하여

수문계의 예측에 적용할 수 있을 것이다.

하천 홍수량에 대한 자료는 일반적으로 자동계측기에 의하여 계측에 편리한 하천수위표 지점에서 구할 수 있으며, 이러한 자료 및 이 자료에 기초를 둔 장래홍수사상의 예측은 강우, 침투 및 토양특성과 같은 매개변수들의 변동이 비선형으로 하천홍수위에 영향을 많이 끼치기 때문에 매우 어려운 작업이라고 말할 수 있다. 연속적인 하천홍수위의 예측은 직접적인 방법과 간접적인 방법으로 분류할 수 있다. 직접적인 방법은 통계학적인 상관기법을 적용하여 왔으며, 간접적인 방법으로는 강우-유출모델이나 혹은 상류의 유량관측지점에서 목표로 하는 하류의 유량관측지점까지 유출을 추적하는 기법을 통한 유출량의 예측을 이용하여 수위-유량관계곡선에 의한 홍수위로 전환하는 방법을 적용하여 왔다. 그러나, 이런 간접적인 방법의 경우 정확한 수위-유량관계곡선이 필요한 것이 필수적이다.

모형의 실제 적용시 모형의 불확실성, 입력자료의 불확실성, 매개변수의 불확실성 및 시스템의 초기상태 등으로 인해 모형의 결과 값과 실측자료가 불일

Corresponding Author : Kee-Seok Lim, Environment, Forestry & Fishery Department, Gyeongsangbukdo Province, Daegu 702-702, Korea
E-mail: sw7414@gb.go.kr
Phone : +82-53-950-2146

치하는 문제가 발생하게 된다. 이와 같은 불확실성에 의한 모형오차를 줄이기 위해 사용하는 매개변수의 추정방법들은 매우 복잡하고 많은 시간을 필요로 하게 된다¹⁾.

따라서, 강우-유출해석을 위한 방법으로 병렬다중결선의 계층구조인 순방향 다층신경회로망(Feed Forward Multilayer Neural Network, FFNN) 모형 및 신경회로망 구조를 유지하면서 신경회로망의 각 노드에 Fuzzy 개념을 갖는 Neuro-Fuzzy 회로망(NF) 모형을 이용하여 홍수량 예측시간(Ahead forecasting hour) 및 자료의 측정시간간격(Measuring time interval)에 대한 입력자료의 적합한 시간간격(Suitable time interval)을 제시하고 1시간~12시간까지의 홍수량 선형예측 모형을 개발하는데 그 목적이 있다.

2. 모형의 기본이론

2.1. 순방향 다층신경회로망(FFNN) 모형

다층신경회로망은 입력패턴이 출력층에 전파되기까지 1개 혹은 그 이상의 은닉층(Hidden-layer)을 거치도록 되어 있는 신경회로망이다. 다층신경회로망의 출력값은 다음 식 (1)으로 계산된다.

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^Q w_{ij}h_j - \theta_{ij}\right); \quad i=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

여기서, h_j 는 은닉층의 j 번째 신경소자의 출력으로서, 은닉층이 1개인 경우에는 다음 식 (2)으로 계산된다.

$$h_j = g\left(\sum_{k=1}^N v_{jk}x_k - \theta_{ij}\right); \quad j=1, 2, \dots, Q \quad (2)$$

은닉층은 얼마든지 추가할 수 있으며, 각 은닉층 신경소자의 출력도 역시 식 (2)와 같은 방법으로 계산할 수 있다. 이러한 다층신경회로망은 단층 신경회로망을 확장한 형태로서 입력패턴이 두 개의 클래스 중 어느 하나에 속함을 결정할 때 주로 사용하는 단층신경회로망의 한계를 극복할 수 있는 우수한 특성을 가지고 있다.

한편, 결선강도는 주어진 입력에 대한 회로망의 출력과 목표출력 사이의 오차를 최소화하도록 조정되는데, 본 연구에서는 Widrow-Hoff 규칙을 일반화한 BP 알고리즘(Backpropagation-algorithm)을 사용하였다.

BP 알고리즘을 이용한 다층신경회로망의 학습 절차는 다음과 같다.

역전파 알고리즘은 주어진 입력과 출력에 대한 적절한 연결강도를 구하기 위한 방법으로써 식 (3)

의 오차함수(Error function, $E(W)$)를 정의하고 이를 줄여나간다.

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{\mu} (y_{\mu}^t - O_{\mu}^t)^2 \quad (3)$$

여기서, y_{μ}^t 는 목표값이고, O_{μ}^t 는 신경회로망으로부터 계산된 출력값이다. 식 (4)는 목표값과 출력의 제곱오차의 형태로써 식 (1)으로부터 아래와 같이 된다.

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{\mu} \left[y_{\mu}^t - g\left(\sum_j W_{ij}g\left(\sum_k w_{jk}y_k^{\mu}\right)\right) \right]^2 \quad (4)$$

식 (4)에서 오차함수가 0에 접근할수록 더욱 적절한 신경회로망이 완성되는 것이며, BP 알고리즘에서는 이를 위하여 경사하강(Gradient descent) 알고리즘을 이용한다. 경사하강 알고리즘은 오차함수의 최소화를 위하여 가장 널리 쓰이는 방법으로써 오차함수의 경사(Gradient)에 비례하여 변수를 조절해 나가게 된다.

은닉층과 출력층사이의 연결강도에 경사하강 알고리즘을 적용하면 역전파알고리즘의 적용에 따른 은닉층과 출력층사이의 연결강도의 조절량 ΔW_{ij} 는 식 (5)와 같이 된다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \eta \sum_{\mu} [y_{\mu}^t - O_{\mu}^t] g'(h_i^{\mu}) V_j^{\mu} \\ &= \eta \sum_{\mu} \delta_i^{\mu} V_j^{\mu} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, η 는 학습율(Learning rate)이고, $\delta_i^{\mu} = g'(h_i^{\mu})[y_{\mu}^t - O_{\mu}^t]$ 이다. 그리고 입력층과 은닉층의 연결강도의 조절량 Δw_{jk} 는 연쇄법칙(Chain rule)을 적용하면 식 (6)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{jk} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -\eta \sum_{\mu} \frac{\partial E}{\partial V_j^{\mu}} \frac{\partial V_j^{\mu}}{\partial w_{jk}} \\ &= \eta \sum_{\mu} [y_{\mu}^t - O_{\mu}^t] g'(h_i^{\mu}) W_{ij} g'(h_j^{\mu}) y_k^{\mu} \\ &= \eta \sum_{\mu} \delta_i^{\mu} W_{ij} g'(h_j^{\mu}) y_k^{\mu} \\ &= \eta \sum_{\mu} \delta_j^{\mu} y_k^{\mu} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, $\delta_j^{\mu} = g'(h_j^{\mu}) \sum_i W_{ij} \delta_i^{\mu}$ 이다.

식 (6)에서 은닉층 V_j 와 관련된 δ 의 값을 계산하기 위해서는 출력층 O_i 부터의 δ 값들이 필요하다. 입력신호가 신경회로망에서 입력층으로부터 출력층으로 전파해 가는데 비해 오차값들은 역방향으로 출력층에서 입력층으로 전파해 나가기 때문에 식 (5)와 식 (6)에 근거하여 신경회로망의 연결강도를 조절해 나가는 방법을 BP 알고리즘이라 한다. 결국 BP 알고리즘은 어떠한 형태의 신경회로망 구조가

설정되었을 때, 식 (5)와 식 (6)을 통하여 주어지는 패턴에 적절한 신경망을 학습시키는 과정을 의미한다. BP 알고리즘에 의하여 신경회로망이 학습되어지는 과정을 살펴보면 먼저 연결강도의 값을 초기화한 후 입력패턴에 대하여 출력층의 값을 식 (1)에 의하여 계산한다. 그리고 계산된 값과 목표값과의 차이를 근거로 식 (5)와 식 (6)에 의하여 각 층 사이의 연결강도를 조절한다. 출력층의 값을 계산하고 이를 근거로 연결강도를 조절하는 과정은 주어지는 모든 패턴에 대하여 적용한다. 이와 같은 과정을 원하는 반복횟수만큼 모든 패턴에 대하여 적용함으로써 신경회로망은 주어지는 입출력관계에 적절하게 연결강도를 조절하게 된다²⁻⁵⁾.

순방향 다층신경회로망(FFNN)의 입력층에서 입력배열 x_i 는 활성화 함수에 의해 은닉층인 다음 층으로 전이되고 은닉층의 가중합 net_j 및 출력신호 Y_j , 출력층의 가중합 net_k 및 최종출력 Z_k 가 생성된다. 이 출력값 Z_k 를 목표값 T_k 와 비교하여, BP 알고리즘으로 오차를 최소화하기 위해 결선강도를 조정한다.

2.2. Neuro-Fuzzy 회로망(NF) 모형

비선형 계통의 모델링 및 제어에 효과적으로 사용되고 있는 Fuzzy 추론 메커니즘 및 비퍼지화 과정을 학습기능을 갖는 신경망으로 구현하고자 한 것으로 Takagi-Sugeno-Kang(TSK) 모형을 들 수 있다. 다음과 같이 표현되는 두 개의 Fuzzy IF-THEN 규칙을 갖는 일계 TSK 모형에 대해 고찰하면 다음과 같다.

Rule 1 : If x_1 is A_1 and x_2 is B_1 then $f_1 = \alpha_1 x_1 + \beta_1 x_2 + \gamma_1$

Rule 2 : If x_1 is A_2 and x_2 is B_2 then $f_2 = \alpha_2 x_1 + \beta_2 x_2 + \gamma_2$

Fig. 1 및 Fig. 2는 TSK 모형의 추론 메커니즘 및 이의 신경망 구현을 나타낸 것으로, 특히 본 논문에서 적용한 Fig. 2와 같은 Neuro-Fuzzy 모형을 적응뉴로퍼지추론모형(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) 모형이라고 한다. ANFIS

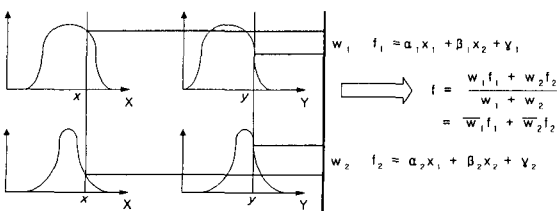


Fig. 1. Two-input first-order Sugeno fuzzy model with two rules(J.-S. R. Jang, 1997).

모형에서 1, 4층(Layer)은 동정될 파라미터를 갖고 있으며 2, 3, 5층에는 동정될 파라미터가 없다. 파라미터의 동정은 두 단계를 거쳐 수행된다. 1층의 비선형 파라미터는 신호의 역방향시 조정되며 4층의 선형 파라미터는 신호의 순방향시 조절된다.

각 층의 동작에 대해서 살펴보면 다음과 같다.

1층: 이 층의 모든 노드 i 는 다음과 같은 출력을 갖는 적응 노드(Adaptive node)이다.

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x_1), & i=1,2 \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(x_2), & i=3,4 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, $x(y)$ 는 노드 i 에 연결된 입력자료이고 A_i 와 B_{i-2} 는 각 노드에 관련된 Fuzzy 집합이다. 출력 $O_{1,i}$ 는 Fuzzy 집합 A, B의 소속 정도를 나타내고 이 함수의 형태는 다음과 같다.

$$\mu_{A(x)} = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_1}{a_1} \right|^{2h}} \quad (8)$$

여기서, $\{a_1, b, c\}$ 는 매개변수 집합이다.

2층: 이 층의 모든 노드는 Π 로 표시된 고정된 노드(Fixed node)이며 출력은 모든 입력신호의 곱이다.

$$\begin{aligned} O_{2,i} &= w_i \\ &= \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_{i-2}}(x_2) \end{aligned} \quad (9)$$

각 노드의 출력은 규칙의 적합도를 의미한다.

3층: 이 층의 모든 노드는 고정노드이며 i 번째 노드와 관련된 규칙의 정규화된 적합도를 의미한다.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad i=1,2 \quad (10)$$

4층: 이 층의 노드는 다음과 같은 함수를 갖는 적응 노드이다.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (\alpha_i x_1 + \beta_i x_2 + \gamma_i) \quad (11)$$

여기서, $\{\alpha_i, \beta_i, \gamma_i\}$ 는 이 노드의 매개변수 집합이다.

5층: 모든 입력신호의 합으로 전체의 출력을 계산한다.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (12)$$

ANFIS 모형의 최종출력을 나타내는 식 (13)은 다음과 같이 파라미터의 선형조합으로도 표현될 수 있다.

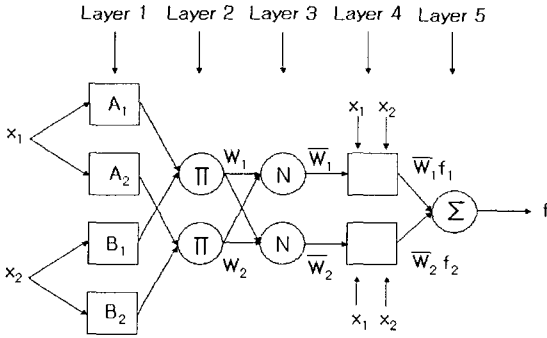


Fig. 2. Equivalent ANFIS model architecture(J.-S. R. Jang, 1997).

$$\begin{aligned}
 f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\
 &= \bar{w}_1 (\alpha_1 x_1 + \beta_1 x_2 + \gamma_1) + \bar{w}_2 (\alpha_2 x_1 + \beta_2 x_2 + \gamma_2) \\
 &= (\bar{w}_1 \alpha_1 + \bar{w}_2 \beta_2) x_1 + (\bar{w}_1 \beta_1 + \bar{w}_2 \beta_2) x_2 + (\bar{w}_1 \gamma_1 + \bar{w}_2 \gamma_2)
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

여기서, 출력 f 는 예측홍수량이다^{6,7)}.

3. 입력자료의 구축 및 모형의 구성

3.1. 대상유역 및 자료수집

본 연구의 대상유역은 경상북도 북부지역의 내성천유역으로 경상북도 영주시, 봉화군, 예천군, 안동시, 문경시 등이 포함되어 있으며 유역면적 1,153.1 km²로서 낙동강 전체유역 면적의 4.84%를 점유하고 있으며 유로형상은 수지상으로서 유로연장 82.5km로 하상경사는 하류부가 약 1/700, 상류부가 약 1/500이며 기타 지천의 하상경사는 1/100~1/300정도이고, 유역의 평균고도는 EL.403.3m이다.

내성천은 봉화군 오전리 선달산(EL.1,237.5m)에서 발원하여 남류하면서 가계천, 낙화암천, 토일천을 차례로 합류하고 영주시 이산면과 평은면을 관류한 후 영주시 평은면 금광리지점에서 산악부를 사행한 후 영주시 문수면 우문리지점에서 본 유역에서 가장 큰 지류인 서천이 합류하여, 여기서 하류 약 10km 남서류하여 옥계천을 합류한 후 계속 유하하여 석관천이 합류한 후 고평교지점에서 국가하천 내성천으로 유입된다. 본 연구의 적용 대상유역인 내성천유역의 유역도를 Fig. 3에 나타내었다.

본 연구에서는 내성천유역에 FFNN 모형 및 NF 모형의 적용을 위해 선정한 호우 강우사상은 각각 1994년~2003년의 13개를 선정하여 지역의 총 강우량과 티센계수를 곱해서 나온 1시간단위의 면적강우량을 사용하였다.

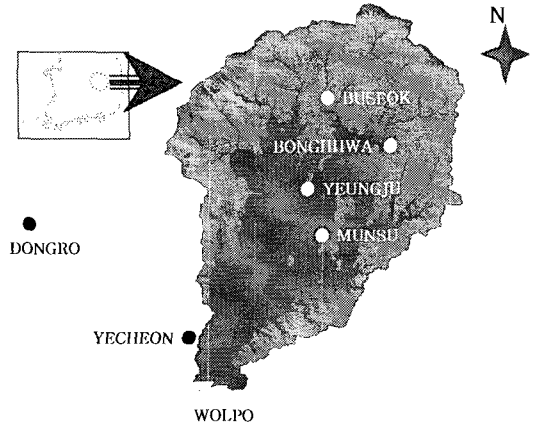


Fig. 3. Watershed of study basin.

내성천유역의 홍수량 자료의 출처는 낙동강홍수통제소의 자료를 사용하였으며, 선정한 호우 강우사상에 대한 기간과 특성을 Table 1에 나타내었다.

3.2. 입력자료의 시간간격(T_s) 선정

강우-유출과정을 모형화하는데 있어 측정자료의 시간적 간격의 한계 등의 문제로 인해 불확실성을 내포하고 있어 입력자료를 추출하는 적합한 시간간격(T_s)의 산정은 중요한 사항이다. 일반적으로 지형학적 특징, 도시화 및 경사와 같은 시간간격 산정에 중요한 영향을 미치는 인자들이 있지만, Sugawara (1995)는 소유역이고 급경사인 경우에 입력자료의 시간간격 산정을 위해 식 (14)를 제안하였고 Varoonchotikul 등(2002)은 홍수량 예측을 위해 식 (14)를 적용하여 그 타당성을 제시하였다.

$$T_s = 0.05 \sqrt{DA}
 \tag{14}$$

여기서, T_s 는 입력자료의 시간간격(hr)이며, DA 는 유역면적(km²)이다.

입력자료의 적합한 시간간격(Suitable time interval)을 산정하기 위해 본 연구의 대상유역인 내성천유역에 적용한 홍수량 예측시간 및 입력자료의 측정시간간격(Measuring time interval, T_m)과 입력자료를 샘플링하는 시간간격(Sampling time interval, T_s)을 본 연구에서도 식 (14)로 산정하여 Table 2에 나타내었다.

3.3. 모형의 구성

하천유역을 입력과 출력만을 고려한 Black box로 가정하고 입출력과정을 시계열분석에 의하여 모형화할 수 있다면 출력으로서의 예측유출량은 강우 및 유출량의 선행조건과 매우 밀접한 관계를 갖는다. 따라서 선행강우 및 유출량의 상태에 따라 이를

Table 1. Selected storm events for model run test

Storm Event	Date	Rainfall Duration (hr)	Maximum Rainfall Intensity (mm/hr)	Total Rainfall (mm)	Remark
1	1994/06/30/11:00~1994/07/03/10:00	48	27.6	195.7	Calibration
2	1995/08/24/17:00~1995/08/28/10:00	64	15.1	106.1	
3	1997/07/01/10:00~1997/07/03/05:00	23	19.6	93.9	
4	1998/07/11/00:00~1998/07/13/21:00	46	17.3	75.7	
5	1998/08/15/02:00~1998/08/19/16:00	87	18.2	152.6	
6	1999/08/02/06:00~1999/08/04/19:00	38	42.4	225.1	
7	2000/08/25/06:00~2000/08/29/05:00	71	10.8	123.5	
8	2000/09/13/05:00~2000/09/17/23:00	96	12.9	168.0	
9	2002/08/06/10:00~2002/08/11/23:00	118	22.1	402.8	
10	2003/07/09/10:00~2003/07/12/01:00	43	18.5	138.5	
11	2003/09/12/09:00~2003/09/14/22:00	38	17.0	78.6	
12	2001/07/15/03:00~2001/07/18/04:00	39	20.6	178.3	Verification
13	2002/08/30/19:00~2002/09/02/19:00	46	11.9	107.5	

Table 2. Study area data with suitable sampling time intervals (T_s) to forecast one-step ahead

DA (km ²)	T_m & Forecasted time(hr)	T_s (hr)	Ratio T_m/T_s
1,191.72	1.00	1.73	0.58
	2.00		1.16
	3.00		1.74
	4.00		2.32
	6.00		3.48
	12.00		6.95

입력하여 장래의 유출량을 예측하게 된다. 입력자료들은 자료의 수집여부에 따라 강우량뿐만 아니라 온도, 습도, 토양함수비 등의 여러 가지 다른 인자를 포함할 수도 있다. 유출계의 수문시계열 모형에서 적용되는 전달함수모형(Input-output or transfer function model)은 다음과 같은 3가지 관계식으로 표시된다.

$$Q_{n+1} = \alpha_0 P_n + \alpha_1 P_{n-1} + \dots + \alpha_i P_{n-i} \quad (15a)$$

$$Q_{n+1} = \beta_0 Q_n + \beta_1 Q_{n-1} + \dots + \beta_j Q_{n-j} \quad (15b)$$

$$Q_{n+1} = \delta_0 P_n + \delta_1 P_{n-1} + \dots + \delta_k P_{n-k} + \omega_0 Q_{n-b} + \omega_1 Q_{n-b-1} + \dots + \omega_{s-1} Q_{n-b-s+1} \quad (15c)$$

여기서, Q_n 는 n 시점에서의 유출량, P_n 는 n 시점에

서의 강우량이고 α, β, δ 및 ω 는 매개변수이다.

위 식에서 식 (15a)를 유출량예측에 사용하는 경우, 강우지속기간이 끝난 후 강우량의 값이 0이 되어 감수곡선상의 유출량 예측이 불가능하다. 식 (15b)를 사용하는 경우에는 강우량이 예측모형에 포함되지 않아 유출모형시간을 결정하는데 어려운 점이 있고 홍수예경보에 중요한 첨두유출량의 발생을 예측할 수 없는 결점이 있다. 그러므로 강우량 및 유출량이 모두 포함된 식 (15c)가 유출량예측에 가장 적합하다고 할 수 있다. 이것은 과거의 강우량과 유출량자료를 이용하여 시계열분석을 통한 예측모형식을 설정하고 모형의 매개변수를 추정할 수 있다⁹⁾.

먼저, 내성천유역의 최적매개변수를 도출하기 위해 유출량에 영향을 미치는 유출량의 전시간을 정하기 위해 유출량의 자기상관함수가 비교적 높은 0.8 이상일 때를 기준으로 하여 약 3시간으로 결정하였으며, Fig. 4에 나타내었다. 또한, 강우가 해당 유역에 발생하였을 때 유역의 최상류점에서 최하류부(유역출구점)까지 강우가 도달하는데 소요되는 도달시간이 될 때 유역의 하구부에는 첨두유출량이 발생된다. 따라서 본 논문의 대상유역인 내성천유역에서 도달시간의 산정은 국내의 재해영향평가 등에서 널리 이용하고 있는 Kirpich공식, Rziha공식, Kraven공식, Kerby공식 및 IHP공식 등을 검토하여 약 12시간으로 산정하였다.

따라서 본 연구에서는 내성천유역에 순방향 다층 신경회로망(FFNN) 모형 및 Neuro-Fuzzy 회로망

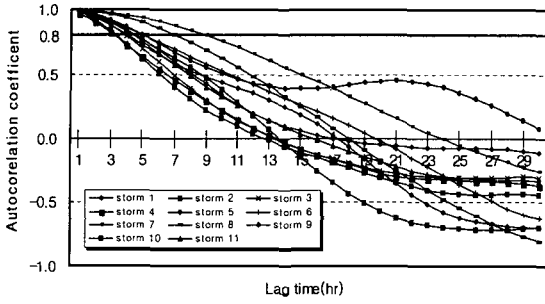


Fig. 4. Autocorrelation of selected flood events.

(NF) 모형을 적용하기 위해 내성천유역의 1시간~12시간 전까지의 12개 계열 강우량과 1시간~3시간 전까지의 3개 계열 유출량으로 각각 총 15개 계열로 입력층을 구성하였고 출력층에는 예측시간별 유출량 1개 계열로 구성하였다.

4. 모형의 적용 및 고찰

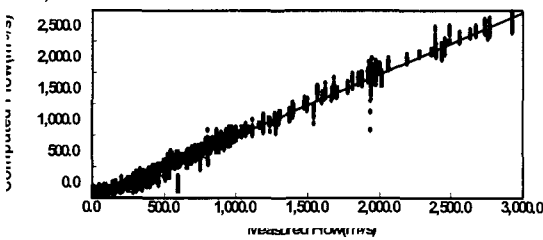
4.1. 모형의 평가통계지표 및 적용

4.1.1. 평가통계지표

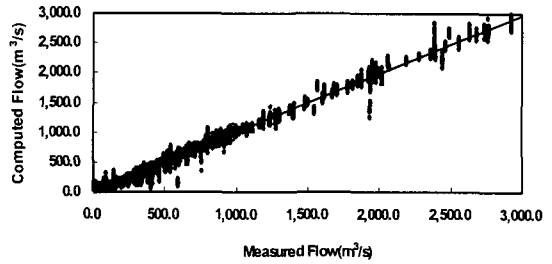
본 연구에서는 예측에 사용될 최적 모형을 선정

Table 3. Indices for statistical test

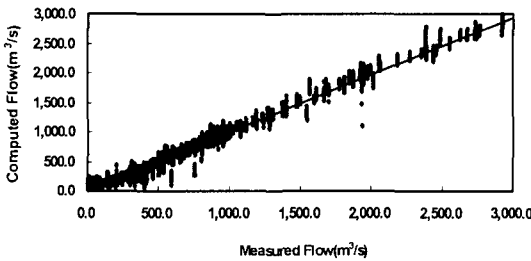
Index	Relation equation
Mean Error of Forecasting bias(MEF)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - Q_{cal,i})$
Root Mean Square Error(RMSE)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - Q_{cal,i})^2}$
Determination coefficient(R^2)	$1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - Q_{cal,i})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2}$
Peak runoff ratio(Q_{max})	$\frac{\max\{Q_{cal,i}\}}{\max\{Q_i\}} \times 100$



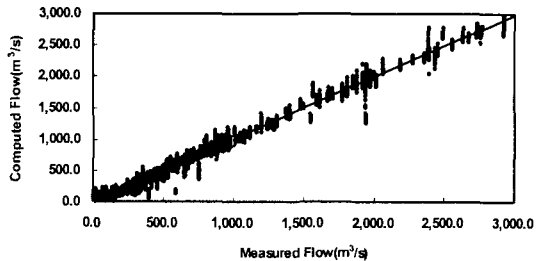
(a) 1hr input data interval



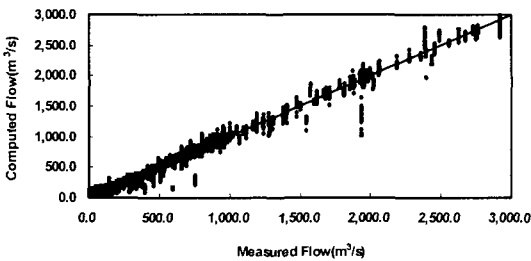
(b) 2hr input data interval



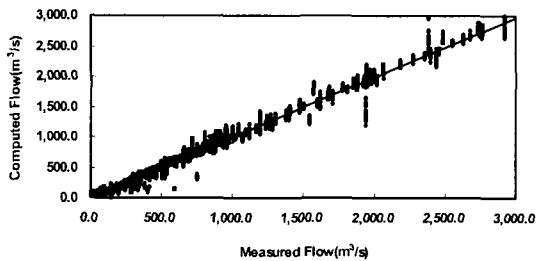
(c) 3hr input data interval



(d) 4hr input data interval



(e) 6hr input data interval



(f) 12hr input data interval

Fig. 5. Scattergram for computed runoff of FFNN model.

인공지능기법을 이용한 홍수량 선행예측 모형의 개발

하기 위해 예측모형별의 분석결과에 대한 평가기준을 WMO¹⁰⁾(1975)에서 제안한 도식적 기준과 수치적 기준을 적용하여 실측 홍수유출량과 모형에 의해 예측된 하천유출량을 이용하여 평가하였다. 도식적 평가기준으로는 관측치와 예측치의 수문곡선과 첨

두치 특성에 대한 산포도를 도식하여 평가하였으며, 수치적 기준으로는 통계적 기법을 고려하여 평가하였다.

본 연구에서 선정된 모형의 평가를 위한 통계지표는 Table 4에서 나타낸 바와 같이 예측오차의 평

Table 4. Statistical analysis results of FFNN model

Model	Index	Time interval(hr)	1	2	3	4	6	12
		Storm						
FFNN-15	MEF (m ³ /s)	1	-13.143	22.652	15.114	15.608	13.848	5.796
		2	-1.579	9.757	7.162	8.065	11.148	7.386
		3	-8.047	17.820	10.476	12.432	15.371	2.594
		4	0.866	9.801	6.347	7.257	6.354	4.186
		5	0.854	6.580	3.441	2.358	5.088	2.219
		6	19.106	-17.967	-16.194	-16.985	-11.709	-13.407
		7	9.161	-3.675	-2.658	0.479	-1.838	-7.613
		8	7.069	0.202	-4.316	-5.353	-2.550	-5.200
		9	1.076	2.488	2.937	-0.762	-3.079	-6.002
		10	5.014	4.343	2.684	1.557	-4.803	-7.825
		11	7.546	1.936	-0.681	-3.477	-4.461	-6.463
	RMSE (m ³ /s)	1	34.833	45.281	34.175	42.544	39.199	38.363
		2	25.616	34.670	33.255	26.069	27.653	31.720
		3	31.328	28.881	37.902	31.788	35.939	41.437
		4	58.676	59.691	50.915	63.309	65.834	62.577
		5	27.958	22.722	31.251	28.200	21.559	24.620
		6	61.309	111.454	68.685	92.479	102.512	111.366
		7	23.591	26.648	27.144	22.050	19.935	25.565
		8	13.967	14.503	17.139	17.986	14.439	16.650
		9	57.144	65.997	61.458	60.340	66.366	69.412
		10	37.968	48.663	40.709	46.843	47.868	51.105
		11	28.386	31.365	40.974	35.726	23.632	20.877
	R ²	1	0.986	0.988	0.993	0.990	0.991	0.991
		2	0.980	0.963	0.966	0.979	0.977	0.969
		3	0.954	0.962	0.934	0.954	0.941	0.921
		4	0.943	0.942	0.958	0.935	0.929	0.936
		5	0.985	0.970	0.938	0.948	0.972	0.959
		6	0.995	0.985	0.994	0.990	0.988	0.985
		7	0.995	0.992	0.991	0.994	0.995	0.992
		8	0.992	0.955	0.936	0.929	0.955	0.939
		9	0.994	0.944	0.952	0.952	0.942	0.935
		10	0.990	0.984	0.989	0.985	0.984	0.982
		11	0.977	0.995	0.991	0.993	0.997	0.998
Q _{max} (%)	1	100.058	110.112	103.778	104.446	103.829	101.978	
	2	97.946	101.829	104.727	99.607	109.127	104.916	
	3	100.473	97.291	99.473	96.975	106.883	102.388	
	4	109.735	110.761	110.047	110.009	108.890	106.665	
	5	100.401	102.058	98.369	97.408	98.357	99.240	
	6	99.479	100.080	98.468	99.643	97.504	98.508	
	7	97.242	95.754	97.016	98.998	98.058	96.291	
	8	100.458	103.284	103.768	102.678	101.969	102.057	
	9	97.116	96.186	96.648	97.559	95.906	97.156	
	10	101.921	105.197	104.161	103.424	104.732	103.656	
	11	99.139	108.326	102.042	99.786	104.386	101.676	

Table 5. Statistical analysis results of peak runoff characteristic using FFNN model

Stom event	Time interval (hr)	Q _p (m ³ /s)			Q _t (m ³ /s)		
		Observed	Forecasted	Relative error(%)	Observed	Forecasted	Relative error(%)
1	1	952.0	952.6	-0.06	952.0	929.9	2.32
	2		1,048.3	-10.11		948.5	0.36
	3		988.0	-3.78		902.5	5.20
	4		994.3	-4.45		994.3	-4.45
	6		988.4	-3.83		988.4	-3.83
	12		970.8	-1.98		970.5	-1.94
2	1	719.0	704.2	2.05	719.0	686.8	4.48
	2		732.2	-1.83		672.2	6.51
	3		753.0	-4.73		753.0	-4.73
	4		716.2	0.39		710.2	1.22
	6		784.6	-9.13		721.8	-0.39
	12		754.3	-4.92		718.2	0.11
3	1	465.0	467.2	-0.47	465.0	427.4	8.08
	2		452.4	2.71		451.3	2.94
	3		462.5	0.53		449.4	3.36
	4		450.9	3.02		441.5	5.05
	6		497.0	-6.88		489.5	-5.27
	12		476.1	-2.39		476.1	-2.39
4	1	935.0	1,026.0	-1.41	935.0	865.0	7.49
	2		1,035.6	-10.76		1,035.6	-10.76
	3		1,028.9	-10.05		866.6	7.32
	4		1,028.6	-10.01		982.0	-5.03
	6		1,018.1	-8.89		875.9	6.32
	12		997.3	-6.66		878.2	6.08
5	1	877.0	880.5	-0.40	877.0	880.5	-0.40
	2		895.1	-2.06		873.5	0.40
	3		862.7	1.63		837.0	4.56
	4		854.3	2.59		829.7	5.39
	6		862.6	1.64		833.5	4.96
	12		870.3	0.76		835.6	4.72
6	1	2,768.0	2,753.6	0.52	2,768.0	2,753.6	0.52
	2		2,770.2	-0.08		2,668.4	3.60
	3		2,725.6	1.53		2,725.6	1.53
	4		2,758.1	0.36		2,739.6	1.03
	6		2,698.9	2.50		2,698.9	2.50
	12		2,726.7	1.49		2,726.7	1.49
7	1	1,004.0	976.3	2.76	1,004.0	961.4	4.24
	2		961.4	4.25		944.9	5.89
	3		974.0	2.98		956.4	4.74
	4		993.9	1.00		977.5	2.63
	6		984.5	1.94		962.1	4.18
	12		966.8	3.71		939.7	6.41
8	1	583.0	585.7	-0.46	583.0	585.7	-0.46
	2		602.1	-3.28		595.7	-2.17
	3		605.0	-3.77		590.6	-1.31
	4		598.6	-2.68		598.6	-2.68
	6		594.5	-1.97		594.5	-1.97
	12		595.0	-2.06		595.0	-2.06
9	1	3,019.0	2,931.9	2.88	3,019.0	2,862.0	5.20
	2		2,903.9	3.81		2,775.3	8.07
	3		2,917.8	3.35		2,798.3	7.31
	4		2,945.3	2.44		2,816.6	6.70
	6		2,895.4	4.09		2,800.5	7.24
	12		2,933.1	2.84		2,809.0	6.95
10	1	1,284.0	1,308.7	-1.92	1,284.0	1,128.7	12.09
	2		1,350.7	-5.20		1,282.6	0.11
	3		1,337.4	-4.16		1,177.7	8.28
	4		1,328.0	-3.42		1,199.6	6.58
	6		1,344.8	-4.73		1,129.6	12.02
	12		1,330.9	-3.66		1,134.4	11.65
11	1	747.0	740.6	0.86	747.0	694.8	6.99
	2		809.2	-8.33		768.9	-2.94
	3		762.3	-2.04		741.7	0.71
	4		745.4	0.21		724.7	2.98
	6		779.8	-4.39		757.6	-1.42
	12		759.5	-1.68		745.4	0.21

Q_p: Peak Discharge

Q_t: Forecasted Discharge at Observed Peak time

균오차(Mean Error of Forecasting bias, MEF)는 실측치와 계산치의 오차를 평균한 것으로 작은 값일수록 정도가 좋은 지표이며, 제곱평균오차(Root Mean Square Error, RMSE)는 수행결과가 평균적

으로 계산치와 실측치가 어느 정도의 오차가 발생하는지를 나타내는 지표이며, 결정계수(Determination coefficient, R^2)의 값은 1에 가까울수록 정확도와 적합성이 양호한 것이며, 첨두유출비(Peak run

Table 6. Statistical analysis results of NF model

Model	Index	Time interval(hr)	1	2	3	4	6	12
		Storm						
NF	MEF (m ³ /s)	1	-8.397	-8.531	-9.915	-7.302	-7.710	-5.516
		2	-1.050	-1.672	-1.300	-2.341	-2.876	-3.051
		3	-7.098	-8.689	-9.497	-7.747	-8.051	-6.651
		4	-0.405	-0.343	0.049	-0.684	-0.994	-1.130
		5	-0.115	-0.406	-0.131	-0.675	-0.933	-1.072
		6	14.660	10.198	10.272	10.963	13.400	11.288
		7	3.266	2.030	2.616	1.289	1.402	0.587
		8	0.308	-0.588	-0.248	-1.048	-1.168	-1.515
		9	-1.528	-1.779	-2.402	-0.929	-0.415	0.034
		10	0.883	0.204	0.158	0.128	0.023	-0.044
		11	-0.323	-0.849	-0.521	-1.024	-1.313	-1.295
	RMSE (m ³ /s)	1	31.611	50.237	54.761	46.755	46.004	42.376
		2	19.145	29.513	30.952	28.575	30.053	28.504
		3	30.821	34.262	39.189	30.785	31.374	27.890
		4	44.880	53.844	53.736	52.639	50.044	50.208
		5	22.710	34.125	38.005	30.385	29.528	27.368
		6	95.068	144.997	147.722	144.796	141.709	141.166
		7	18.648	25.172	26.163	23.935	24.617	23.794
		8	13.601	17.741	19.842	16.232	15.909	15.304
		9	66.671	91.976	91.336	91.574	92.969	95.007
		10	33.191	57.561	59.385	56.121	53.565	53.143
		11	25.599	37.111	38.787	32.189	30.467	29.947
	R^2	1	0.989	0.972	0.967	0.976	0.976	0.980
		2	0.989	0.973	0.971	0.975	0.972	0.975
		3	0.956	0.945	0.928	0.956	0.954	0.964
		4	0.967	0.953	0.953	0.955	0.959	0.959
		5	0.990	0.978	0.973	0.983	0.984	0.986
		6	0.989	0.975	0.974	0.975	0.976	0.976
		7	0.997	0.994	0.994	0.995	0.995	0.995
		8	0.992	0.987	0.984	0.989	0.989	0.990
		9	0.992	0.984	0.984	0.984	0.984	0.983
		10	0.992	0.977	0.976	0.978	0.980	0.981
		11	0.982	0.961	0.958	0.971	0.974	0.975
Q_{max} (%)	1	109.980	104.667	102.319	101.773	103.646	103.671	
	2	101.250	101.198	101.237	100.878	103.714	103.228	
	3	99.901	98.802	97.753	97.951	102.616	101.559	
	4	105.614	102.948	104.608	103.175	104.380	103.566	
	5	100.402	99.648	100.862	102.184	103.436	103.689	
	6	99.980	100.288	99.825	101.594	100.815	100.909	
	7	98.229	98.046	97.648	98.360	98.358	98.945	
	8	101.767	99.995	101.241	99.704	100.026	100.247	
	9	105.603	105.003	105.485	104.557	104.633	104.814	
	10	100.169	101.768	102.740	101.954	103.895	103.503	
	11	101.684	100.303	99.986	99.706	103.488	100.860	

Table 7. Statistical analysis results of peak runoff characteristic using NF model

Stom event	Time interval (hr)	Qp(m ³ /s)			Qt(m ³ /s)		
		Observed	Forecasted	Relative error(%)	Observed	Forecasted	Relative error(%)
1	1	952.0	1,047.0	-9.98	952.0	874.4	8.15
	2		996.4	-4.67		968.4	-1.72
	3		974.1	-2.32		974.1	-2.32
	4		968.9	-1.77		967.8	-1.66
	6		986.7	-3.65		986.7	-3.65
	12		986.9	-3.67		986.9	-3.67
2	1	719.0	728.0	-1.25	719.0	714.5	0.63
	2		727.6	-1.20		709.1	1.37
	3		727.9	-1.24		727.9	-1.24
	4		725.3	-0.88		715.9	0.43
	6		745.7	-3.71		719.6	-0.08
	12		742.2	-3.23		723.1	-0.57
3	1	465.0	464.5	0.10	465.0	445.8	4.13
	2		459.4	1.20		454.8	2.19
	3		454.6	2.25		447.4	3.79
	4		455.5	2.05		455.5	2.05
	6		477.2	-2.62		462.8	0.47
	12		472.2	-1.56		466.7	-0.36
4	1	935.0	987.5	-5.61	935.0	883.2	5.54
	2		962.6	-2.95		962.6	-2.95
	3		978.1	-4.61		957.4	-2.40
	4		964.7	-3.17		961.2	-2.80
	6		976.0	-4.38		976.0	-4.38
	12		968.3	-3.57		968.3	-3.57
5	1	877.0	880.5	-0.40	877.0	811.5	7.47
	2		873.9	0.35		873.9	0.35
	3		884.6	-0.86		884.6	-0.86
	4		896.2	-2.18		896.2	-2.18
	6		907.1	-3.44		907.1	-3.44
	12		909.4	-3.69		909.4	-3.69
6	1	2,768.0	2,767.4	0.02	2,768.0	2,710.9	2.06
	2		2,776.0	-0.29		2,672.3	3.46
	3		2,763.2	0.17		2,724.2	1.58
	4		2,812.1	-1.59		2,683.1	3.07
	6		2,790.6	-0.82		2,724.7	1.56
	12		2,793.2	-0.91		2,724.6	1.57
7	1	1,004.0	986.2	1.77	1,004.0	971.6	3.23
	2		984.4	1.95		983.3	2.06
	3		980.4	2.35		980.4	2.35
	4		987.5	1.64		986.1	1.78
	6		987.5	1.64		984.4	1.95
	12		993.4	1.05		989.5	1.44
8	1	583.0	593.3	-1.77	583.0	585.7	-0.46
	2		583.0	0.01		570.6	2.12
	3		590.2	-1.24		575.8	1.23
	4		581.3	0.30		581.3	0.30
	6		583.2	-0.03		581.8	0.21
	12		584.4	-0.25		582.0	0.17
9	1	3,019.0	3,188.2	-5.60	3,019.0	2,920.9	3.25
	2		3,170.0	-5.00		3,170.0	-5.00
	3		3,184.6	-5.49		3,184.6	-5.49
	4		3,156.6	-4.56		3,156.6	-4.56
	6		3,158.9	-4.63		3,158.9	-4.63
	12		3,164.3	-4.81		3,164.3	-4.81
10	1	1,284.0	1,286.2	-0.17	1,284.0	1,188.0	7.48
	2		1,306.7	-1.77		1,306.7	-1.77
	3		1,319.2	-2.74		1,319.2	-2.74
	4		1,309.1	-1.95		1,309.1	-1.95
	6		1,334.0	-3.90		1,334.0	-3.90
	12		1,329.0	-3.50		1,329.0	-3.50
11	1	747.0	759.6	-1.68	747.0	716.6	4.07
	2		749.3	-0.30		717.9	3.89
	3		746.9	0.01		729.3	2.37
	4		744.8	0.29		722.2	3.31
	6		773.1	-3.49		742.8	0.56
	12		753.4	-0.86		742.6	0.59

Qp: Peak Discharge
 Qt: Forecasted Discharge at Observed Peak time

off ratio, Q_{max})는 오차지표의 백분율을 나타낸 것으로 모형의 훈련 및 검증결과를 평가하였다.

Table 3에서 N 은 자료의 수, Q_i 는 홍수유출량의 실측자료, $Q_{cal,i}$ 는 홍수유출량의 예측자료, \bar{Q} 는 홍수유출량 예측자료의 평균, $\max[Q_i]$ 는 실측 홍수유출량의 값 중에서 최대치를 나타내고 있으며, 그 때의 $Q_{cal,i}$ 는 실측 홍수유출량의 최대치에 대응하는 동일 시간대의 예측 홍수유출량을 나타내고 있다.

4.1.2. FFNN 모형의 적용

FFNN 모형에 대한 통계적 검토 결과를 Table 4에 나타내었다. 이를 살펴보면, MEF(m^3/s)는 호우사상 및 시간간격에 따라서 상이하지만 -17.9~22.6의 범위로서 분석되었다. RMSE(m^3/s)의 경우는 13.9~111.4의 범위로서 분석되었다. 그리고 R^2 의 경우는 0.92~0.99의 범위로서 분석되었다. 또한, Q_{max} (%)는 95.7~110.7의 범위로서 분석되었고 Table 5에 나타낸 바와 같이 관측 침투홍수량에 대한 예측 침투홍수량의 상대오차(%)는 호우사상에 따라서 상

이하지만 입력자료가 1시간 간격일 때 -0.06~2.88, 2시간 간격일 때 -10.76~4.25, 3시간 간격일 때 -10.05~3.35, 4시간 간격일 때 -10.01~3.02, 6시간 간격일 때 -9.13~4.09, 12시간 간격일 때 -6.66~3.71로 분석되었다. 이상과 같이 침투유출특성을 검토한 결과 입력자료가 1시간 간격으로 구성된 FFNN 모형이 가장 우수한 것으로 분석되었다. 한편, Fig. 5는 FFNN 모형에 대한 관측 및 예측 침투홍수유출 특성을 검토한 것으로서 Fig. 5에서 나타낸 바와 같이 입력자료의 시간간격이 길수록 침투홍수량은 실측 침투홍수량 보다 크게 예측되고 있음을 알 수 있었다.

4.1.3. NF 모형의 적용

NF 모형에 대한 통계적 검토 결과를 Table 6에 나타내었다. 이를 살펴보면 MEF(m^3/s)는 호우사상에 따라서 상이하기는 하지만 입력자료가 1시간 간격일 때 -8.3~14.6, 2시간 간격일 때 -8.6~10.1, 3시간 간격일 때 -9.9~10.2, 4시간 간격일 때 -7.7~

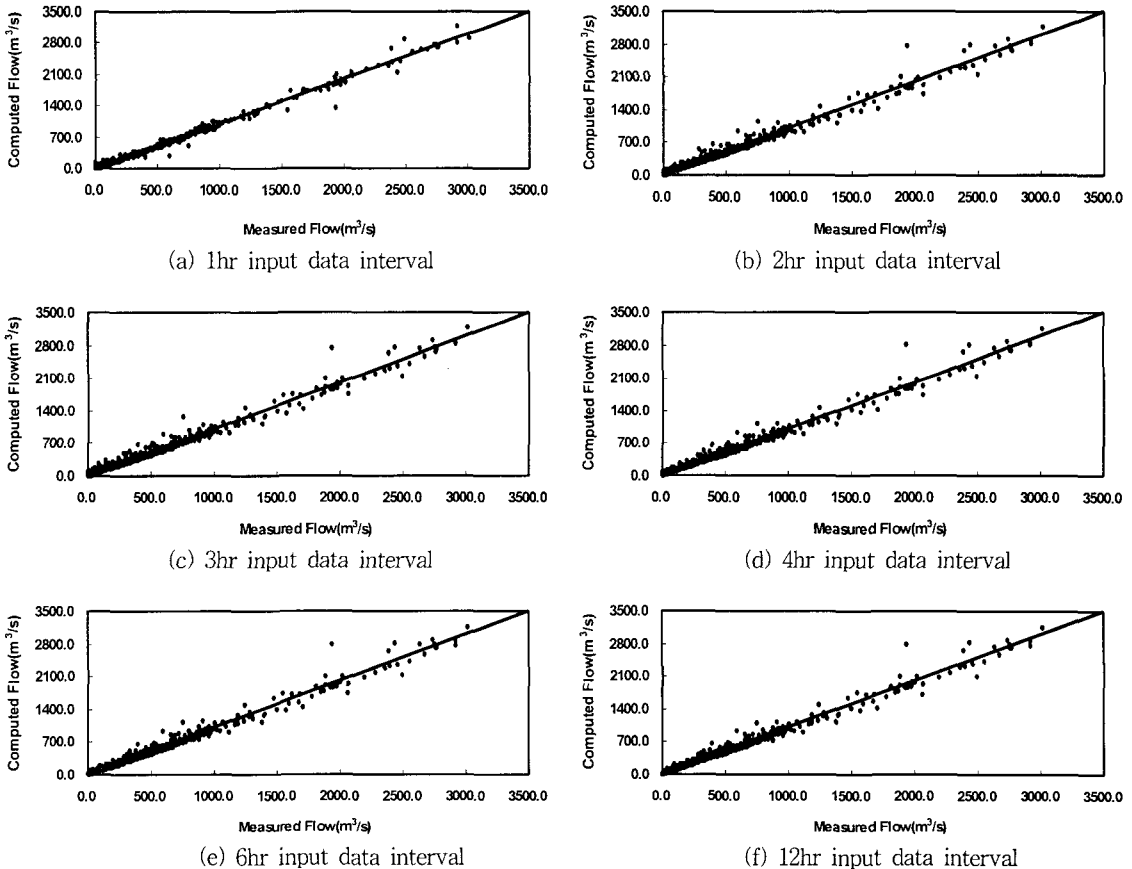


Fig. 6. Scattergram for computed runoff of NF model.

10.9, 6시간 간격일 때 -8.0~13.4, 12시간 간격일 때 -6.6~11.2의 범위로서 분석되었다. RMSE(m³/s)의 경우는 입력자료가 1시간 간격일 때 13.6~95.0, 2시간 간격일 때 17.7~144.9, 3시간 간격일 때 19.8~147.7, 4시간 간격일 때 16.2~144.7, 6시간 간격일 때 15.9~141.7, 12시간 간격일 때 15.3~141.1의 범위로서 분석되었다. 결정계수(R²)의 경우는 입력자료가 1시간 간격일 때 0.956~0.997, 2시간 간격일 때 0.945~0.994, 3시간 간격일 때 0.928~0.994, 4시간 간격일 때 0.955~0.995, 6시간 간격일 때 0.954~0.995, 12시간 간격일 때 0.959~0.995의 범위로서 분석되었다. Q_{max}(%)는 입력자료가 1시간 간격일 때 98.2~109.9, 2시간 간격일 때 98.0~105.0, 3시간 간격일 때 97.6~105.4, 4시간 간격일 때 97.9~104.5, 6시간 간격일 때 98.3~104.6, 12시간 간격일 때 98.9~104.8의 범위로서 분석되었다. 이상과 같이 입력자료가 1시간~12시간 간격으로 구성된 NF 모형에 대한 통계적 특성분석에서 알 수 있는 바와 같이 입

력자료가 1시간 간격으로 구성된 NF 모형이 다소 우수한 것으로 나타났다.

또한, 첨두유출특성에 대한 분석결과는 Table 7에 나타내었으며 관측 첨두홍수량에 대한 예측 첨두홍수량의 상대오차(%)는 학습에 사용된 11개 호우사상 중 다소 과대하게 산정된 호우사상 1, 4, 9를 제외한 모든 호우에서 입력자료가 1시간 간격일 때 -1.77~1.77, 2시간 간격일 때 -1.77~1.95, 3시간 간격일 때 -2.74~2.35, 4시간 간격일 때 -2.18~2.05, 6시간 간격일 때 -3.90~1.64, 12시간 간격일 때 -3.69~1.05로 분석되어 입력자료의 시간간격이 1시간일 때 가장 우수함을 알 수 있었다. 한편, 도식적 검토 결과에서 Fig. 6은 내성천유역의 NF 모형에 대한 관측 및 예측 첨두홍수유출 특성을 검토한 것으로서 입력자료의 시간간격이 1시간일 때 관측 첨두홍수량에 가장 근접한 것으로 나타났다.

4.2. 예측결과의 고찰

전절에서 선정된 FFNN 모형 및 NF 모형을 검증

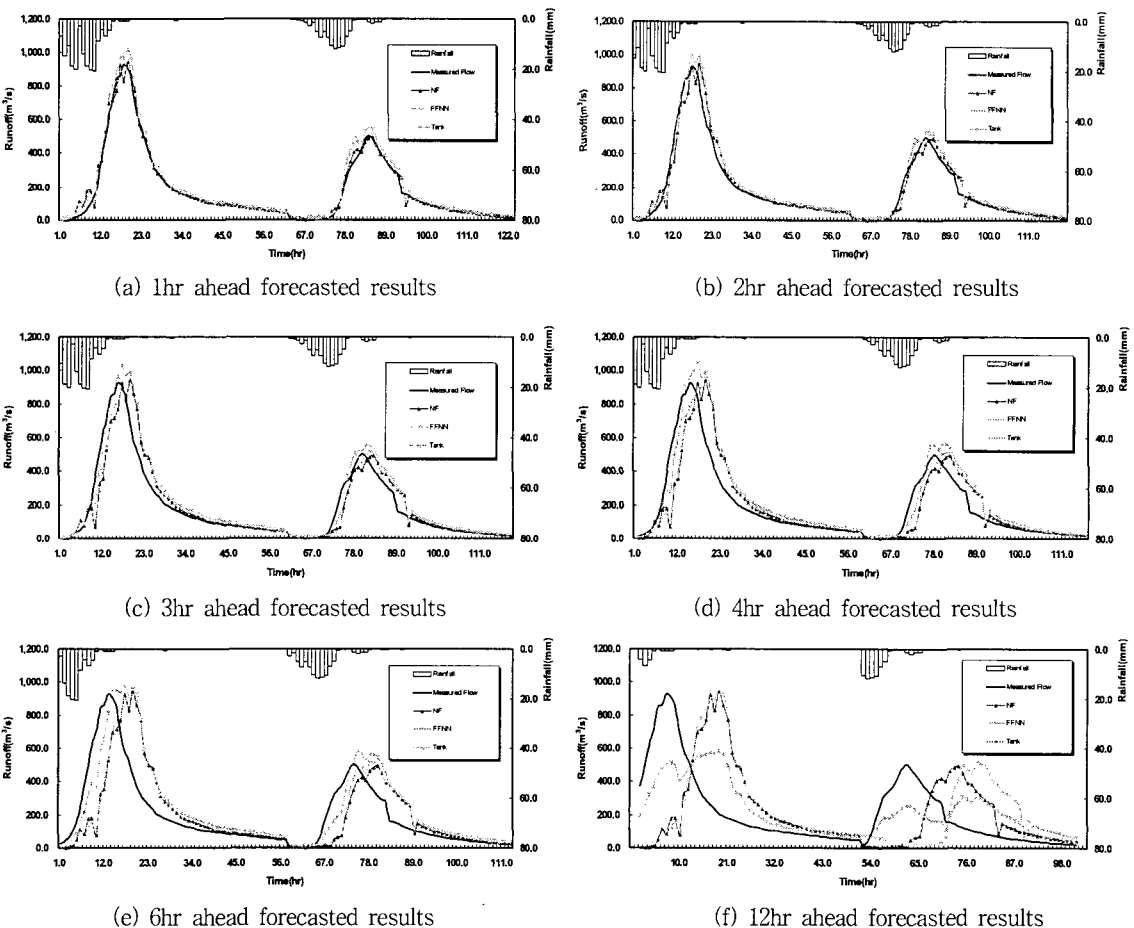


Fig. 7. Forecasted results of storm events for verification.

인공지능기법을 이용한 홍수량 선행예측 모형의 개발

하기 위하여 학습되지 않은 시기인 호우사상 12 및 13으로 1시간~12시간까지 선행예측을 수행하였으며, 그 결과를 도식적 방법과 통계적 방법을 이용하여 검토하였다. 또한 비교·검토를 위한 TANK 모형은 매개변수 산정을 위해 매 모의 발생마다 실측 수문곡선과 예측 수문곡선과의 시각적 비교를 통해 일정 비율을 가감하는 과정을 통해 최적 매개변수 조합을 찾아가는 과정을 반복하였다.

호우사상 12 및 13의 침투유출특성에 대한 분석 결과는 Table 8와 같으며, FFNN 모형의 관측 침투 홍수량에 대한 예측 침투홍수량의 상대오차(%)는 각각 -2.2, -2.8로 분석되었다. 또한, NF 모형은 -1.6, 1.3로 분석되었으며 TANK 모형은 각각 -12.5 ~ -2.8, -15.9~8.9로 분석되었다. 예측결과에 대한 통계분석 결과 Table 9와 같으며, FFNN 모형 및 NF 모형의 MEF(m³/s)는 선행 예측시간에 따라 호

Table 8. Statistical analysis results of peak runoff characteristic

Basin	Model	Stom event	Ahead forecasting hour(hr)	Qp(m ³ /s)			Qt(m ³ /s)		
				Observed	Forecasted	Relative error(%)	Observed	Forecasted	Relative error(%)
Naeseung-chun	FFNN	12	1	931.0	951.3	-2.2	931.0	900.4	3.3
			2		951.3	-2.2		882.2	-5.2
			3		951.3	-2.2		836.6	10.1
			4		951.3	-2.2		776.7	16.6
			6		951.3	-2.2		535.3	42.5
			12		951.3	-2.2		75.9	91.9
		13	1	501.0	515.0	-2.8	501.0	515.0	-2.8
			2		515.0	-2.8		512.3	-2.3
			3		515.0	-2.8		450.3	10.1
			4		515.0	-2.8		477.3	4.7
			6		515.0	-2.8		409.0	18.4
			12		515.0	-2.8		12.5	97.5
	NF	12	1	931.0	945.9	-1.6	931.0	827.3	11.1
			2		945.9	-1.6		922.3	0.9
			3		945.9	-1.6		770.1	17.3
			4		945.9	-1.6		718.2	22.9
			6		945.9	-1.6		528.3	43.3
			12		945.9	-1.6		82.3	91.2
		13	1	501.0	494.4	1.3	501.0	485.0	3.2
			2		494.4	1.3		466.7	6.9
			3		494.4	1.3		406.5	18.9
			4		494.4	1.3		421.9	15.8
			6		494.4	1.3		346.4	30.9
			12		494.4	1.3		11.6	97.7
TANK	12	1	931.0	1,018.3	-9.4	931.0	966.8	-3.8	
		2		994.7	-6.8		994.7	-6.8	
		3		1,029.5	-10.6		964.9	-3.6	
		4		1,047.4	-12.5		962.7	-3.4	
		6		972.2	-4.4		810.8	12.9	
		12		957.4	-2.8		495.1	46.8	
	13	1	501.0	545.8	8.9	501.0	545.8	8.9	
		2		540.3	-7.9		538.2	-7.4	
		3		557.0	-11.2		516.3	-3.1	
		4		564.7	-12.7		555.6	-10.9	
		6		580.8	-15.9		523.5	-4.5	
		12		487.5	2.7		238.7	52.4	

Qp: Peak Discharge

Qt: Forecasted Discharge at Observed Peak time

Table 9. Statistical Analysis results of storm events

(Unit : m³/s)

Basin	Storm	Model	Ahead forecasting hour(hr)	MEF	RMSE	R ²	Q _{max} (%)
Naeseung -chun	12	FFNN	1	-13.046	31.667	0.985	102.181
			2	-12.598	56.829	0.951	102.181
			3	-12.119	99.177	0.852	102.181
			4	-11.577	142.899	0.694	102.181
			6	-10.469	226.258	0.238	102.181
		12	-15.787	403.987	0.000	102.181	
		NF	1	-6.733	36.824	0.979	101.605
			2	-6.169	56.862	0.951	101.605
			3	-5.592	97.823	0.856	101.605
			4	-4.947	139.570	0.708	101.605
			6	-3.613	219.422	0.282	101.605
		12	-8.197	392.457	0.000	101.605	
	TANK	1	-28.129	44.563	0.970	109.374	
		2	-28.099	54.379	0.956	106.847	
		3	-40.196	88.337	0.885	110.579	
		4	-52.617	123.507	0.780	112.507	
		6	-60.599	177.836	0.553	104.423	
	12	-108.299	317.780	0.000	102.834		
	13	FFNN	1	-13.466	34.902	0.946	102.791
			2	-13.388	36.893	0.939	102.791
			3	-13.292	52.966	0.876	102.791
			4	-13.169	73.267	0.763	102.791
			6	-12.820	116.751	0.401	102.791
		12	-12.400	274.922	0.000	102.791	
NF		1	-3.555	20.093	0.982	98.684	
		2	-3.353	30.880	0.957	98.684	
		3	-3.138	50.977	0.884	98.684	
		4	-2.895	72.577	0.766	98.684	
		6	-2.212	115.864	0.406	98.684	
12		0.837	224.557	0.000	98.684		
TANK	1	-18.258	31.396	0.956	108.942		
	2	-18.351	33.996	0.949	107.853		
	3	-25.537	50.918	0.887	111.180		
	4	-32.930	69.375	0.796	112.707		
	6	-42.326	101.845	0.575	115.923		
12	-63.794	186.729	0.000	97.299			

우사상 12 및 13에서 -15.7~-10.4, -8.1~0.8, TANK 모형은 -108.2~-18.2의 범위로 분석되었다. RMSE(m³/s)의 경우는 31.6~403.9, 20.0~392.4, TANK 모형은 31.3~317.7의 범위로 분석 검토되었다. 또한, R²의 경우는 0.7 이상을 기준으로 FFNN 모형은 3시간, NF 모형 및 TANK 모형은 4시간 선행예측까지는 양호하게 나타났다. Q_{max}(%)는 호우 사상 및 선행 예측시간에 따라 각각 102.1~102.7, 98.6~101.6, TANK 모형에서 97.2~115.9의 범위로 분석되어 NF 모형의 예측결과가 가장 우수함을 알

수 있었다.

5. 결 론

본 연구에서 개발한 모형을 대상으로 모형별 유출수문곡선을 검토한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 입력자료의 측정시간간격(T_m)이 입력자료를 샘플링하는 시간간격(T_s)보다 낮을수록 모형의 학습 정도가 높게 분석되었다.
- 2) 설정된 모형별로 시간별 예측의 정도를 검토

한 결과 예측시간이 길어질수록 홍수수문곡선 상층부 및 하강부에서 현격한 차이를 보이고 있으며, 강우발생에 대하여 유출이 매우 민감하게 발생됨을 알 수 있었다. 특히 FFNN 모형은 선행예측시간을 4시간 이상으로 할 경우에는 예측의 정도가 급격히 떨어짐을 알 수 있었다.

3) 예측모형별 예측 결과의 검토에서는 예측시간이 길어질수록 예측의 정도가 급격히 떨어지고 있음을 알 수 있었으며, 결정계수(R^2)가 0.7 이상일 때를 기준으로 FFNN 모형은 3시간, NF 모형 및 TANK 모형은 4시간 선행예측까지 양호한 결과를 얻을 수 있었다.

4) FFNN 모형과 NF 모형을 이용하여 홍수량 예측을 실시한 결과 침투유출 발생특성은 FFNN 모형 및 NF 모형보다 TANK 모형의 추정치가 실측치보다 크게 분석되었으며, FFNN 모형 및 NF 모형으로 모의된 유출수문곡선의 침투치는 모두 실측치를 잘 반영하고 있음을 알 수 있었고 예측수문곡선의 전체적인 발생특성으로 볼 때 NF 모형이 FFNN 모형보다 안정된 예측을 하는 것으로 검토되었다.

참 고 문 헌

- 1) 정순돌, 2004, 신경회로망 알고리즘을 이용한 하천유출량 예측에 관한 연구, 경일대학교 대학원 석사학위논문, 159pp.
- 2) 임기석, 이순탁, 1999, 하천유출 예측을 위한 신경회로망모형, 대한토목학회 학술발표회논문집 III, pp. 67-70.
- 3) 임기석, 1999, 신경회로망을 이용한 하천유출 예측, 영남대학교 대학원 석사학위논문, 75pp.
- 4) 임기석, 이순탁, 2000, 신경회로망을 이용한 하천유출량 예측모형, 한국수자원학회학술발표회 논문집, pp. 269-274.
- 5) 허창환, 임기석, 송시훈, 지홍기, 2003, 도시지역에서 선행강우지수를 고려한 저수유출 시뮬레이션 모형, 상하수도학회지, 17(1), 43-57.
- 6) Jang, J. S. R., C. T. Sun and E. Mizutani, 1997, Neuro-Fuzzy AND Soft Computing, Prentice-Hall, Inc., pp. 335-338.
- 7) 임기석, 2004, Neuro-Fuzzy 회로망을 이용한 강우-유출 해석, 영남대학교 대학원 박사학위논문, 190pp.
- 8) Sugawara, M., 1995, "Chapter 6:Tank model." Computer models of watershed hydrology, V.P. Singh, ed., Water Resources Publications, Little, Colo.
- 9) Varoonchotikul, P., 2002, Flood Forecasting using Artificial Neural Networks, IHE Dissertation S., Ph.D., 112pp.
- 10) 김주환, 1993, 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구, 인하대학교 대학원 박사학위논문, 139pp.
- 11) WMO(World Meteorological Organization), 1975, Inter-comparison of Conceptual Models used in Operational Hydrological Forecasting, WMO, Geneva, Report, 429.
- 12) 조현경, 2000, 인공신경망기법을 이용한 하천수질인자의 예측 모델링 - BOD와 DO를 중심으로 -, 한국환경과학회지, 9(6), 455-462.