

Fuzzy 추론 시스템과 신경회로망을 결합한 하천유출량 예측 Runoff Forecasting Model by the Combination of Fuzzy Inference System and Neural Network

허 창 환*† · 임 기 석**

Heo, Chang-Hwan · Lim, Kee-Seok

Abstract

This study is aimed at the development of a runoff forecasting model by using the Fuzzy inference system and Neural Network model to solve the uncertainties occurring in the process of rainfall-runoff modeling and improve the modeling accuracy of the stream runoff forecasting. The Neuro-Fuzzy (NF) model were used in this study. The NF model, recently received a great deal of attention, improve the existing Neural Networks by the aid of the Fuzzy theory applied to each node.

The study area is the downstreams 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 respectively. The schematic diagram method and the statistical analysis are conducted to evaluate the feasibility of rainfall-runoff modeling.

The model accuracy was rapidly decreased as the forecasting time became longer. The NF model can give accurate runoff forecasts up to 4 hours ahead in standard above the Determination coefficient (R^2) 0.7.

In the comparison of the runoff forecasting using the NF and TANK models, characteristics of peak runoff in the TANK model was higher than ones in the NF models, but peak values of hydrograph in the NF models were similar.

Keywords : Fuzzy inference system, Neural Network, Neuro-Fuzzy, Forecasting, TANK model

1. 서 론

하천의 홍수유출은 침투, 토양특성, 상류에서의 수위 등과 같은 변수들의 변동이 비선형이며, 하천 유출량에 많은 영향을 끼치기 때문에 특정지점에서 유출량을 예측하는 것은 매우 어려운 일이다. 유역에서

의 유출은 매우 복잡하고 불확실한 과정에 의해 진행되며, 시간적·공간적 한계 등의 문제로 불확실성을 내포하고 있다.

강우-유출과정에 영향을 미치는 수문학적 특성인자들은 시간적·공간적으로 다변성을 가지고 있고 유출량을 해석하고 예측하기 위해서는 유역 내에서 발생하는 수문기상학적 요소와 특성인자들의 정확한 상호연관성의 규명이 필요하다. 이러한 필요성에도 불구하고 강우-유출관계는 상당히 복잡하거나 잘 정의되어 있지 않은 문제를 수반하고 있어 수학적 모형이나 알고리즘을 찾기 어렵고 효율적으로 풀기도 어렵다.

* 경일대학교 건설정보공학과

** 경상북도청 수질보전국

† Corresponding author. Tel.: +82-53-325-3992

Fax: +82-53-325-3992

E-mail address: chheo@hanmail.net

강우-유출 해석모형의 매개변수 결정에 있어서도 방법상의 문제 외에 측정이 어려운 자료와 불확실한 자료 등으로 많은 문제점을 가진다. 그러므로 수학적 알고리즘에 대한 적용이 어려운 강우와 유출관계를 하천유역이라는 시스템에서 발생된 신호체계의 입출력 패턴으로 취급하고 인간의 사고과정에 근거를 둔 신경회로망과 Neuro-Fuzzy 회로망의 수학적 알고리즘을 이용하여 수문계의 예측에 적용할 수 있을 것이다.

신경회로망을 이용한 국내연구로는 김주환(1993), 임기석(1999a, 2000b) 등을 들 수 있으며, Neuro-Fuzzy 기법이 소개된 수문분야의 외국사례로 Jang(1993)은 ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System)를 강우-유출모델에 적용한 것이 있고, Li-Chiu Chang 등(2001)은 실시간 저수지관리 모형에 ANFIS를 적용하였다. Fi-John Chang 등(2001a, b)은 미세측 하천유량의 확충에 Neuro-Fuzzy기법을 적용하였고, Yen-Chang Chen 등(2001)은 강우-유출 모델에 Neuro-Fuzzy기법을 이용하였고 Stuber 등(2000)은 Fuzzy 이론을 강우-유출모델에 적용한 바 있다.

따라서 본 연구에서는 강우로 인한 하천유출량 예측의 모형화 과정에서 발생하는 불확실성을 내포한 모형 매개변수의 가정에 따른 모형의 한계를 극복하고 모형출력의 정도를 높이기 위한 방법이 필요하므로, 유출량 예측시간 및 자료의 측정시간간격에 대한 입력자료의 적합한 시간간격을 제시하여 기존의 신경회로망 구조를 유지하면서 신경회로망의 각 노드에 Fuzzy 개념을 갖는 Neuro-Fuzzy 이론을 도입한 예측모형을 개발하는데 그 목적이 있다.

II. 모형의 기본이론

1. 뉴로-퍼지 회로망 기본이론

비선형 계통의 모델링 및 제어에 효과적으로 사용되고 있는 Fuzzy 추론 메커니즘과 학습기능을 갖는 신경망으로 구현하고자 한 것으로 Takaki-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. 1과 Fig. 2는 TSK 모형의 추론 메커니즘 및 이의 신경망 구현을 나타낸 것으로, 본 연구에서 적용한 Fig. 2와 같은 Neuro-Fuzzy 모형을 ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) 모형이라고 한다. ANFIS 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.

ANFIS 모형의 최종출력을 나타내는 식 (1)은 다음과 같이 파라미터의 선형조합으로도 표현될 수 있다.

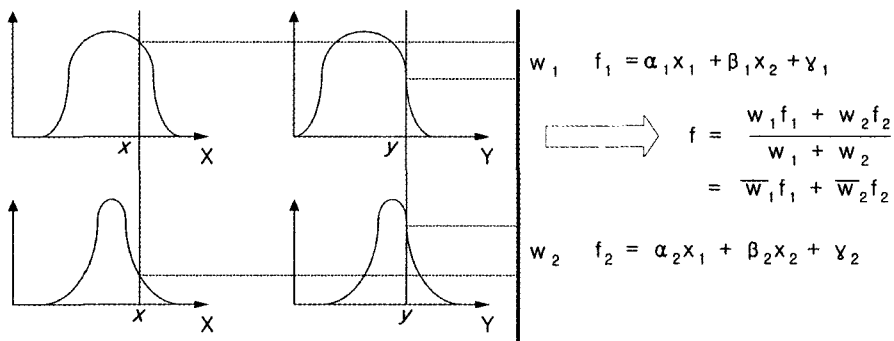


Fig. 1 Two-Input First-Order Sugeno Fuzzy Model with Two Rules

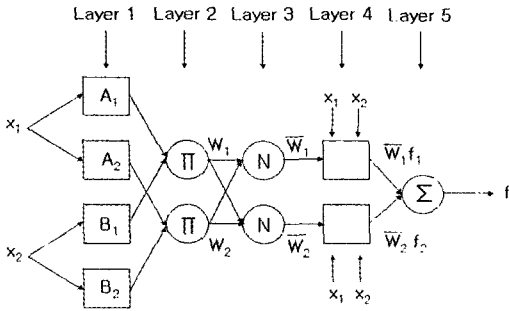


Fig. 2 Equivalent ANFIS model architecture

$$\begin{aligned}
 f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\
 &= \bar{w}_1 (\alpha_1 x_1 + \beta_1 x_2 + \gamma_1) + \bar{w}_2 (\alpha_2 x_1 + \beta_2 x_2 + \gamma_2) \\
 &= (\bar{w}_1 \alpha_1 + \bar{w}_2 \beta_2) x_1 + (\bar{w}_1 \beta_1 + \bar{w}_2 \beta_2) x_2 + (\bar{w}_1 \gamma_1 + \bar{w}_2 \gamma_2)
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서, 출력 f 는 예측홍수량이고, $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 는 노드의 매개변수집합이며, ω 는 노드와 관련된 규칙의 정규화된 적합도를 나타낸다.

2. 뉴로-퍼지 회로망 해석방법

ANFIS 모형은 크게 순방향 진행과 역방향 진행을 갖는다. 학습알고리즘의 순방향 진행에서 노드 출력값은 4층까지 진행되고 결론부 매개변수들은 최소자승법에 의해 결정되어진다. 역방향 전파에서 오차신호는 역방향으로 전파되고 조건부 매개변수들은 경사하강법에 의해 갱신된다. 이처럼 신경회로망을 이용하여 멤버쉽함수를 결정함으로써 다음과 같은 장점이 있다. 첫째, 사용자가 직접 개입되지 않고 소속함수에 대한 학습이 알고리즘으로 이루어지기 때문에 시스템의 개발시간이 단축될 수 있다. 둘째, 신경회로망의 학습기능을 이용하여 전문가로부터 규칙을 자동으로 획득할 수 있다. 셋째, 신경회로망의 학습기능에 의해 추론환경에 능동적으로 적응할 수 있다.

가. 순방향 진행(Forward Pass)

순방향 진행은 마지막 층에서 결론부 매개변수들은 최소자승알고리즘을 사용하여 풀 수 있으며, 보다 사

용 가능한 형태로 나열하면 다음과 같다.

$$O_i^5 = Y = [w_1 x_1 \quad w_1 x_2 \quad w_1 \quad w_2 x_1 \quad w_2 x_2 \quad w_2] \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \beta_1 \\ \gamma_1 \\ \alpha_2 \\ \beta_2 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} = XW \tag{2}$$

여기서, W 는 결론부 매개변수로 구성된 행렬이며, 최소자승법에 의해 풀 수 있다. 만약 행렬 X 에 관한 역행렬의 전개가 가능하다면, $W = X^{-1}Y$ 와 같이 유도될 수 있지만, 실제로는 그렇지 않게 된다. 따라서 일반화된 역행렬이 사용된다.

$$W = (X^T * X)^{-1} * X^T * Y \tag{3}$$

여기서, X^T 는 X 의 전치행렬, Y 는 예측홍수량이다.

나. 역방향 진행(Backward Pass)

역방향 진행은 원하는 목표값과 ANFIS 모형의 출력값과의 오차가 최소가 되도록 조건부의 매개변수를 조절하는 과정이다. 이 과정은 반복(Iteration) 횟수가 정해진 횟수에 도달하거나 오차가 원하는 값보다 작아지는 경우까지 반복 진행되며, 전체적인 오차 E 는 다음과 같다.

$$E = \sum_{k=1}^K E_k \tag{4}$$

만약, $E_k = 0$ 이라면 네트워크에서는 p 번째 훈련자료에서 정확하게 원하는 출력벡터를 생성할 수 있을 것이다. 또한 전체적인 오차 E 를 최소화하는데 주목적이 있다.

III. 입력자료의 구축 및 모형의 구성

1. 대상구역 및 자료수집

본 연구의 대상구역인 내성천유역은 경상북도 영주시, 봉화군 예천군, 안동시, 문경시 등이 포함되어 있으며 유역면적 1,153.1 km²로서 낙동강 전체유역 면

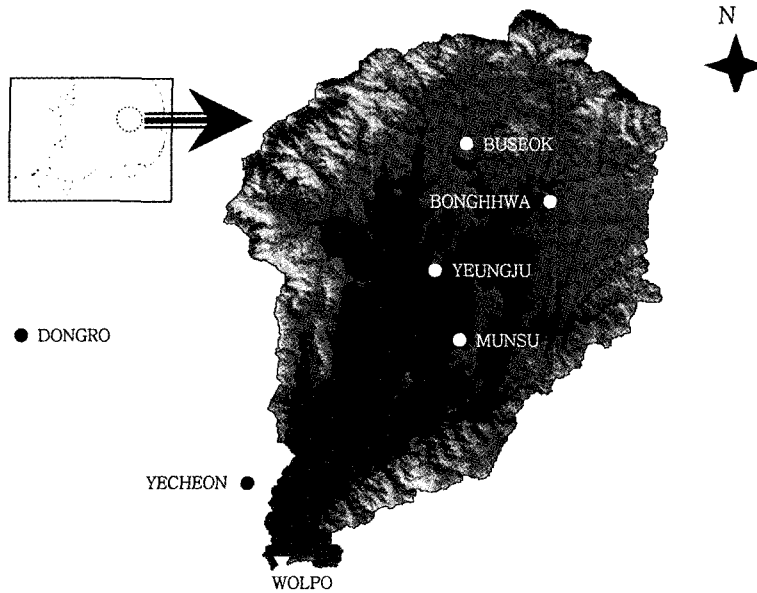


Fig. 3 Watershed of Study Basin

적의 4.84%를 점유하고 있으며 유로형상은 수지상으로서 유로연장 82.5 km로 하상경사는 하루부가 약 1/700, 상류부가 약 1/500이며 기타 지천의 하상경사는 1/100~1/300정도이고, 유역평균고도는 내성천 본류가 EL.403.3 m이며, 유역현황은 Fig. 3과 같다.

본 연구에서는 내성천유역에 NF 모형의 적용을 위

해 선정된 호우 강우사상은 각각 1994년~2003년의 13개를 선정하여 1시간에 각 지역의 총 강우량과 티센계수를 곱해서 나온 면적강우량을 사용하였다. 내성천유역의 홍수량 자료의 출처는 낙동강홍수통제소의 자료를 사용하였으며, 선정된 호우 강우사상에 대한 기간과 특성은 Table 1과 같다.

Table 1 Selected Storm Events for Model Run Test

Basin	Storm event	Date	Rainfall duration (h)	Maximum rainfall intensity (mm/h)	Total rainfall (mm)	Remark
Naeseoung-cheon	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	
	13	2002/08/30/19:00~2002/09/02/19:00	46	11.9	107.5	

2. 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 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.

$$Q_{n+1} = \alpha_0 P_n + \alpha_1 P_{n-1} + \dots + \alpha_i P_{n-i} \quad (5a)$$

$$Q_{n+1} = \beta_0 Q_n + \beta_1 Q_{n-1} + \dots + \beta_j Q_{n-j} \quad (5b)$$

$$Q_{n+1} = \delta_0 P_n + \delta_1 P_{n-1} + \dots + \delta_k P_{n-k} + \omega_0 Q_{n-b} + \omega_1 Q_{n-b-1} + \dots + \omega_{s-1} Q_{n-b-s+1} \quad (5c)$$

여기서, Q_n 는 n 시점에서의 유출량, P_n 는 n 시점에서의 강우량이고 α , β , δ 및 ω 는 매개변수이다.

위 식에서 식 (5a)를 유출량예측에 사용하는 경우, 강우지속기간이 끝난 후 강우량의 값이 0이 되어 감수곡선상의 유출량 예측이 불가능하다. 식 (5b)를 사용하는 경우에는 강우량이 예측모형에 포함되지 않아 유출모형시간을 결정하는데 어려운 점이 있고 홍수 예정보에 중요한 침투유출량의 발생을 예측할 수 없는 결점이 있다. 그러므로 강우량 및 유출량이 모두 포함된 식 (5c)가 유출량예측에 가장 적합하다고 할 수 있다. 이것은 과거의 강우량과 유출량자료를 이용하여 시계열분석을 통한 예측모형식을 설정하고 모형의 매개변수를 추정할 수 있다.

먼저, 내성천유역의 최적매개변수를 도출하기 위해 유출량에 영향을 미치는 유출량의 전시간을 정하기 위해 유출량의 자기상관함수가 비교적 높은 0.8 이상일 때를 기준으로 하여 약 3시간으로 결정하였다. 또한, 강우가 해당 유역에 발생하였을 때 유역의 최상류점

에서 최하류부(유역출구점)까지 강우가 도달하는데 소요되는 도달시간이 될 때 유역의 하구부에는 침투유출량이 발생된다. 따라서 본 연구의 대상유역인 내성천 유역에서 도달시간의 산정은 국내에서 널리 이용하고 있는 Kirpich공식, Rziha공식, Kraven공식, Kerby공식 및 IHP공식 등을 검토하여 약 12시간으로 산정하였다.

따라서 본 연구에서는 내성천유역에 Neuro-Fuzzy 회로망(NF) 모형을 적용하기 위해 내성천유역의 1시간~12시간 전까지의 12개 계열 강우량과 1시간~3시간 전까지의 3개 계열 유출량으로 총 15개 계열로 입력층을 구성하였고 출력층에는 예측시간별 유출량 1개 계열로 구성하였다.

IV. 모형의 적용 및 고찰

1. 뉴로-퍼지 회로망(NF) 모형의 적용

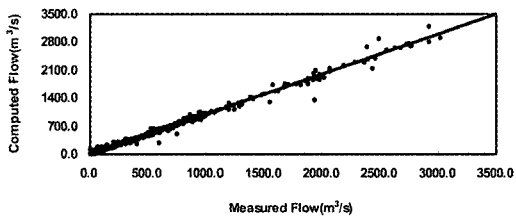
예측결과가 실측자료와 비교하여 얼마나 적합한 것인가 하는 문제는 강우-유출 예측모형에 대한 Neuro-Fuzzy 이론의 적용타당성과 관련된다. 따라서, 본 연구에서는 예측에 사용될 최적 모형을 선정하기 위해 예측모형의 분석결과에 대하여 실측 홍수유출량과 모형에 의해 예측된 하천유출량을 이용하여 평가하였다. 내성천유역에 적용한 NF 모형의 침투유출특성에 대한 분석결과를 Table 2에 나타내었으며 관측 침투홍수량에 대한 예측 침투홍수량의 상대오차(%)는 학습에 사용된 11개 호우사상 중에서 다소 과대하게 산정된 호우사상 1, 4, 9를 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.

Fig. 4는 내성천유역의 NF 모형에 대한 관측 및 예측 침투홍수유출 특성을 검토한 것으로서 전체적으로 볼 때 입력자료의 시간간격이 1시간일 때 관측 침투홍수량에 근접한 것으로 나타났다.

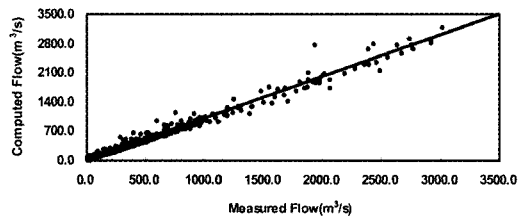
Table 2 Statistical analysis results of peak runoff characteristic using NF model

Stom Event	Time Interval (h)	Peak Runoff Qp (m ³ /s)			Peak Time Tp (h)		
		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

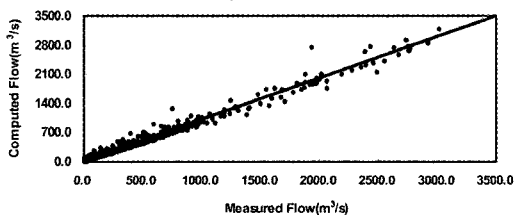
	4		987.5	1.64		986.1	1.78
	6		987.5	1.64		984.4	1.95
	12		993.4	1.05		989.5	1.44
8	1	583.0	593.3	-1.77	583.0	585.7	-0.46
	2		583.0	0.01		570.6	2.12
	3		590.2	-1.24		575.8	1.23
	4		581.3	0.30		581.3	0.30
	6		583.2	-0.03		581.8	0.21
	12		584.4	-0.25		582.0	0.17
9	1	3,019.0	3,188.2	-5.60	3,019.0	2,920.9	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



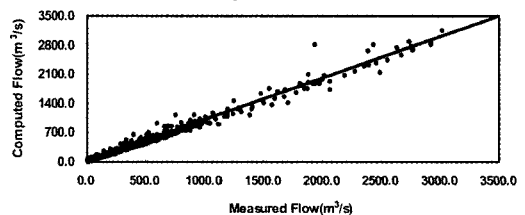
(a) 1 h Input Data Interval



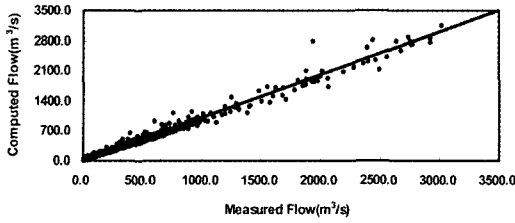
(b) 2 h Input Data Interval



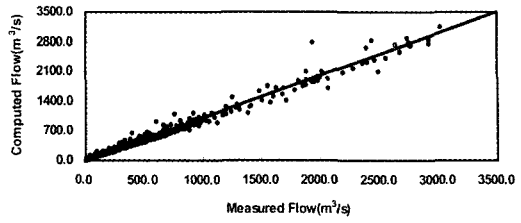
(c) 3 h Input Data Interval



(d) 4 h Input Data Interval



(e) 6 h Input Data Interval



(f) 12 h Input Data Interval

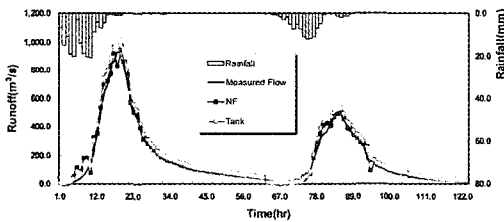
Fig. 4 Scattergram for Computed Runoff of NF Model

2 예측결과와 고찰

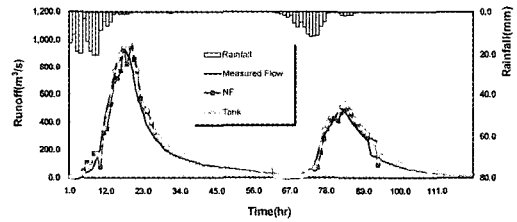
선정한 홍수량 예측시간에 따른 입력자료의 적합한 시간간격을 적용하여 개발한 NF 모형을 검증하기 위하여 학습되지 않은 시기인 호우사상 12 및 13으로 1시간~12시간까지 선행예측을 수행하였으며 그 결과를 도식적 방법과 통계적 방법을 이용하여 검토하였다. 또한 비교·검토를 위한 TANK 모형은 매개변수 산정을 위해 매 모의 발생마다 실측 수문곡선과 예측 수문곡선과의 시각적 비교를 통해 일정 비율을

가감하는 과정을 통해 최적 매개변수 조합을 찾아가는 과정을 반복하였다.

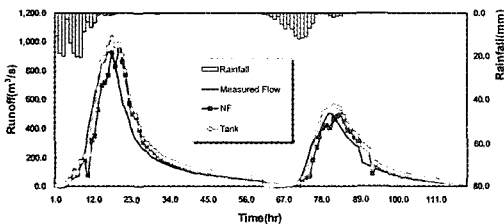
한편, 내성천유역의 호우사상 12 및 13의 침투유출 특성에 대한 분석 결과는 Table 3과 같으며, NF 모형의 관측 침투홍수량에 대한 예측 침투홍수량의 상대오차(%)는 -1.6~1.3로 분석되었으며 TANK 모형은 각각 -12.5~-2.8, -15.9~8.9로 분석되었다. 예측결과에 대해 통계분석한 결과는 Table 4와 같으며, NF 모형 및 TANK 모형의 예측오차의 평균오차(MEF(m³/s))는 선행 예측시간에 따라 호우사상 12 및



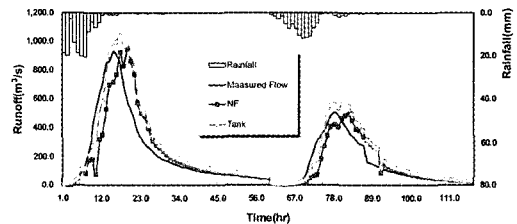
(a) 1 h Ahead Forecasted Results



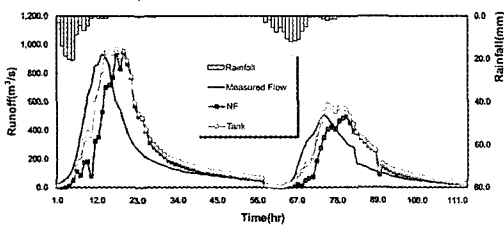
(b) 2 h Ahead Forecasted Results



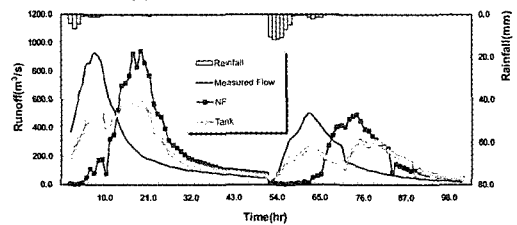
(c) 3 h Ahead Forecasted Results



(d) 4 h Ahead Forecasted Results



(e) 6 h Ahead Forecasted Results



(f) 12 h Ahead Forecasted Results

Fig. 5 Forecasted Results of Storm Events for Verification

Table 3 Statistical Analysis Results of Peak Runoff Characteristic

Basin	Model	Stom Event	Ahead Forecasting Hour (h)	Peak Runoff Qp (m ³ /s)			Peak Time Tp (h)		
				Observed	Forecasted	Relative Error(%)	Observed	Forecasted	Relative Error(%)
Naeseung-chun	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

13에서 -8.197~0.837 및 -108.299~-18.258의 범위로 분석되었다. 평균제곱오차 평방근(RMSE(m³/s))의 경우는 20.093~392.457 및 31.396~317.780의 범위로 분석 검토되었다. 또한, 통계학적으로 결정계수가 0.7이상인 경우를 상관성이 높은 것으로 판단하므로 R²의 경우는 0.7 이상을 기준으로 NF 모형 및 TANK 모형은 4시간 선행예측까지는 양호하게 나타났다. Q_{max}(%)는 호우사상 및 선행 예측시간에 따라 98.684~101.605 및 97.299~115.923의 범위로 분석되어 NF 모형의 예측결과가 우수함을 알 수 있었다.

본 연구에서는 강우-유출 해석을 위한 모형화 과정에서 발생하는 불확실성을 해결하고 모형출력의 정도를 높이기 위한 방법으로서 기존의 신경회로망 구조를 유지하면서 신경회로망의 각 노드에 Fuzzy 개념을 갖는 TSK모형의 추론 메커니즘을 적용한 Neuro-Fuzzy (NF) 모형을 이용하여 하천유출량 예측모형을 구성하였으며, 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

시간별 예측의 정도를 검토한 결과 예측시간이 길어질수록 홍수수문곡선 상승부 및 하강부에서 현격한 차이를 보이고 있으며, 결정계수(R²)가 0.7 이상일 때를 기준으로 NF 모형은 4시간 선행예측까지 양호한 결과를 얻을 수 있었다.

V. 결 론

Table 4 Statistical Analysis Results of Storm Events

(unit: m³/s)

Basin	Storm	Model	Ahead Forecasting Hour (h)	MEF	RMSE	R ²	Q _{max} (%)
Naeseung-chun	12	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	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

NF 모형을 이용하여 홍수량 예측을 실시한 결과 첨두유출 발생특성은 NF 모형보다 TANK 모형의 추정치가 실측치보다 크게 분석되었으며 NF 모형으로 모의된 유출수문곡선의 첨두치는 모두 실측치를 잘 반영하고 있음을 알 수 있었다.

References

1. 김주환, 1993, 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구, 박사학위논문, 인하대학교, pp.1-139
2. 임기석, 이순탁, 1999a, 하천유출 예측을 위한 신경회로망모형, 대한토목학회 학술발표회논문집(III),

pp.67-70

3. 임기석, 1999b, 신경회로망을 이용한 하천유출 예측, 석사학위논문, 영남대학교, pp.1-75
4. 임기석, 이순탁, 2000, 신경회로망을 이용한 하천유출량 예측모형, 한국수자원학회 학술발표회논문집, pp.269-274
5. Fi-John Chang. & Yen-Chang Chen, 2001a, A counterpropagation fuzzy-neural network modeling approach to real time streamflow prediction, Journal of Hydrology, Vol. 245, pp.153-164.
6. Fi-John Chang, Hsiang-Fan Hu & Yen-Chang Chen, 2001b, Counterpropagation fuzzy-neural network for streamflow reconstruction, Hydro-

- logical Processes, 15, pp.219-232.
7. Jyh-Shing Roger Jang, 1993, ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, May 1993, vol.23, No.3, pp.665-685.
 8. Li-Chiu Chang & Fi-John Chang, 2001, Intelligent control for modelling of real-time reservoir operation, Hydrological Processes, 15, pp.1621-1634.
 9. M. Stuber., P. Gemmar. & M. Greving, 2000, Machine supported Development of Fuzzy-Flood Forecast Systmes, European Conference on Advances in Flood Research, November 2000, Postsdam, Proceedings Vol. 2, pp.504-515.