

신경회로망을 이용한 하천유출량 예측모형

Forecasting Models For Streamflow Based on Neural Networks

○임기석*, 이순탁**

1. 서론

이수 및 치수를 목적으로 하는 수자원 관리 및 운영을 위한 계획에서 발생하는 문제의 해결을 위한 기본적이고 중요한 요소 중의 하나는 하천유출량의 정확한 예측이라 할 수 있다. 이를 위해서는 하천유출량에 대한 정확한 예측기법의 개발이 필요하다. 본 연구에서는 강우-유출과정을 유역이라는 시스템내에서 발생된 신호체계를 패턴으로 간주하고 모형을 구성하는 각 유니트의 매개변수를 신경회로망 모형으로 최적화하는 방법을 실제수문계에 적용하고 홍수기의 하천유출량의 과거기록치를 이용하여 유출량을 예측하고자 한다.

신경회로망이론을 이용한 수문계의 적용은 1990년 이후부터 활발한 연구가 진행되어 오고 있다. 1949년 Donald Hebb은 학습의 개념을 최초로 정립하였으며 신경세포간의 연결강도를 조정하는 학습규칙을 제안하였다. Nachimuthu 등(1994)은 Cascade Correlation 알고리즘을 이용한 신경회로망 모형을 구축하여 유출량을 예측하였으며, Kuo-lin Hsu 등(1995)은 강우-유출 과정에 대해 신경회로망모형과 ARMAX 모형, SAC-SMA 모형의 적용결과를 비교·고찰하였으며, 신경회로망모형이 비교적 좋은 결과를 나타내었다고 하였다(김만식, 1998).

국내에서 오남선 등(1996)은 신경회로망이론을 이용한 강우예측모형을 구성하고 그 예측능력과 장·단점 등을 추계학적모형과 비교·검토한 바 있다. 이순탁 등(1997)은 홍수유출량 예측을 위해 역전파알고리즘을 이용한 신경회로망모형을 개발하였다. 그후로 신경망 이론을 이용하여 강우-유출과정을 모형화하는 많은 연구가 이루어졌다.

본 연구에서는 IHP대표시험유역인 위천유역의 시간강우 및 시 유출량 자료를 신경회로망의 학습자료로 변환하여 하천유출량 예측모형에 적용, 실제 유출해석에 있어서 신뢰성있는 수문예측을 수행하고 그 결과를 구조의 단순성과 모형 매개변수들의 각 기능이 명확한 Tank모형과 비교·분석하여 가장 적합한 신경회로망모형을 제시하고자 한다.

2. 신경회로망 기본이론

신경회로망에서 각 뉴런과 각 층 모든 뉴런의 임계값사이에 연결 가중치를 주기 위해서 학습 알고리즘이 필요하다. 본 연구에서는 러멜하트(Rumelhart, 1986) 등에 의해 제안된 역전파알고리즘을 사용하였으며, 다층신경회로망을 학습시키기 위한 알고리즘으로 현재 가장 널리 응용되고 있다.

* 영남대학교 대학원 박사과정

** 영남대학교 토목공학과 교수

신경회로망모형에서 매개변수인 연결강도의 최적화 방법은 Quasi-Newton법을 사용하였다. 본 연구에서의 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용하였으며 경사도 $\lambda = 1$ 이면 다음 식과 같다.

$$f(NET) = \frac{1}{1 + \exp(-NET)} \quad (1)$$

델타 규칙을 일반화한 일반화 델타 규칙(Generalized Delta Rule)을 사용하여 다층신경회로망을 학습시킨다. 일반화 델타 규칙은 출력층의 오차를 먼저 계산하고 이 값을 은닉층에 역전파시켜 오차의 미분으로 표현하여 연결강도를 조정한다. 출력층은 은닉층에서 출력된 값을 받아 신경회로망 전체의 최종출력으로 사용된다. Fig. 1에 다층신경회로망의 구조를 나타내었다.

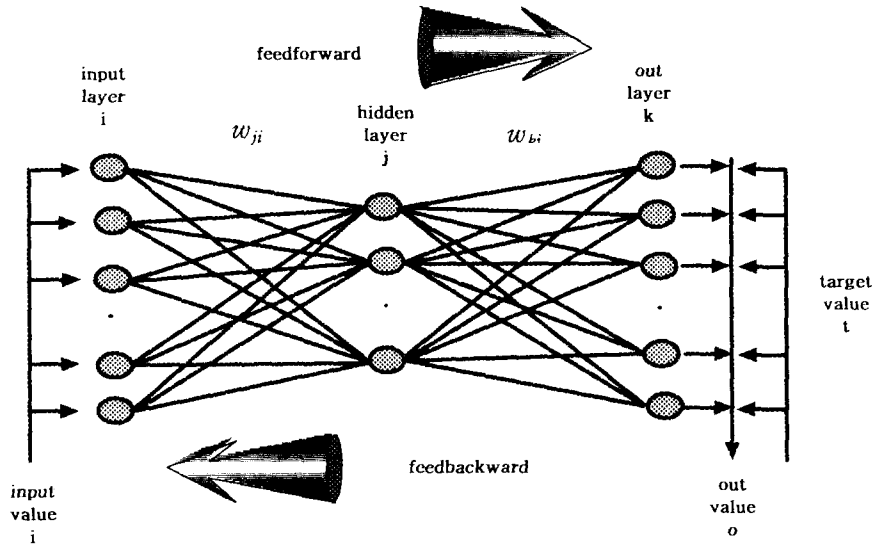


Fig. 1 Construction of multilayer neural network

여기서, w_{ij} 는 입력층 뉴런 j 와 출력층 뉴런 i 간의 연결강도, α 는 양수이며, 뉴런 i 에서 발생한 델타라고 하는 오차 신호 δ_{yi} 를 다음과 같이 정의한다.

$$\delta_{yi} \equiv -\frac{\partial E}{\partial(NET_i)} \quad (2)$$

뉴런 i 의 오차는 w_{ij} 에만 관련되므로,

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial(NET_i)} \cdot \frac{\partial(NET_i)}{\partial w_{ij}} \\ &= \frac{\partial E}{\partial(NET_i)} \cdot \frac{\partial}{\partial w_{ij}} [x_1 w_{1i} + x_2 w_{2i} + \dots + x_n w_{ni}] \\ &= -\delta_{yi} x_j \end{aligned} \quad (3)$$

이며, 식 (2.10), (2.12)으로부터 연결강도 변화량 Δw_{ij} 를 구할 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_{yi} x_j \quad (4)$$

3. 대상유역 및 분석방법

본 연구에서는 하천유출해석에 대한 신경회로망모형을 적용하기 위하여 국제수문개발계획(IHP) 대표유역중의 하나인 낙동강수계의 위천유역을 선정하여 실제수문계에 적용하였다. 분석자료로는 무성지점의 국제수문개발계획(IHP) 대표시험유역 연구보고서에 수록되어 있는 시간강우량 및 유출량자료를 이용하였으며, 1991년부터 1993년까지는 학습자료로 이용하였고, 학습시키지 않은 1998년 6월의 유출량 자료를 검증자료로 이용하였다. 본 논문에서 실제 수문계의 적용을 위해 사용한 시간강우량의 최소값은 0.0mm, 최대값은 25.0mm로 가정하였다. 이것은 1991년과 1998년 사이의 무성지점에서 발생한 유역평균강우량(20.3mm)을 나타낼 수 있도록 한 것이다. 또 유출량의 최소값은 $0 \text{ m}^3/\text{sec}$, 최대값은 $1,340 \text{ m}^3/\text{sec}$ 을 사용하였다.

각 호우의 발생일시, 유출량 자료의 기간은 Table 1과 같다.

Table 1 Selected storm events for model run test

Storm event	Date	Rainfall duration(hr)
case1	91/ 7/ 17 10:00 - 91/ 7/ 20 13:00	76
case2	91/ 8/ 22 08:00 - 91/ 8/ 25 11:00	76
case3	93/ 6/ 27 20:00 - 93/ 6/ 30 13:00	66
case4	93/ 7/ 28 20:00 - 93/ 8/ 01 15:00	92
case5	98/ 6/ 26 01:00 - 98/ 6/ 29 20:00	92

예측결과가 실측자료와 비교하여 얼마나 적합한 것인가 하는 문제는 강우-유출 예측모형에 대한 신경회로망이론의 적용타당성과 관련된다. 최적 모형을 선정하기 위해 Table 2와 같은 통계적 방법을 사용하였다.

Table 2 Indices for statistical test

Index	Relation equation
SSE(sum squar error)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2$
CC(correlation coefficient)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i - X_{im}}{\sigma_X} \right) \left(\frac{Y_i - Y_{im}}{\sigma_Y} \right)$
RMSE(root mean square error)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}$
ME(mean error)	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)$

여기서, X_i 는 실측유출량, Y_i 는 예측유출량, X_{im} 는 실측유출량 평균, Y_{im} 는 예측유출량 평균, σ_X 는 실측유출량 표준편차, σ_Y 는 예측유출량 표준편차, N 는 자료의 수이다.

SSE(sum square error)는 실측치와 예측치의 오차를 제곱한 것으로 작은 값일수록 정도가 좋은 지표이며, CC(correlation coefficient)는 실측치와 예측치의 상관관계를 나타낸 지표로서 1에 가

가울수록 상관이 크다. RMSE(root mean square error)는 수행결과가 평균적으로 실측치와 예측치가 어느 정도의 오차가 발생하는지를 나타내는 지표이며, ME(mean error)는 평균오차이다.

모형의 효율도(model efficiency)는 다음 식과 같이 결정계수(R^2 : determination coefficient)를 계산하여 R^2 의 값이 1에 가까울수록 정확도와 적합성이 양호한 것으로 한다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [(X_i) - (Y_i)]^2}{\sum_{i=1}^N [(X_i) - (X_{im})]^2} \quad (5)$$

여기서, X_i 는 실측유출량, Y_i 는 예측유출량, X_{im} 는 실측유출량 평균, N 는 자료의 수이다.

4. 예측모형 적용 및 고찰

본 연구에서는 시간단위로 유출량을 예측하기 위해 선행강우량 및 유출량을 입력변수로 하여 미래의 유출량을 예측하는 모형을 식 (6)과 같이 구성하였다.

Model

$$Q(t+1) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4); R(t), R(t-1), R(t-2), R(t-3), R(t-4)] \quad (6)$$

식 (6)의 좌변은 현시점에서 1시간후의 예측된 유출량이고 우변은 t 를 현시점이라면 4시간 전까지의 5개 계열 유출량과 4시간 전까지의 5개 계열 유역 평균강우량으로 총 10개 계열로 구성하여 2,000번의 동일한 반복횟수(epoch)로 실행했다. 모든 모형에 있어 첫 번째 항은 입력층 노드 수, 두 번째 항은 첫 번째 은닉층의 노드 수, 세 번째 항은 두 번째 은닉층의 노드 수이며 모형의 구성을 자세히 나타내면 Table 3과 같다.

Table 3 Construction of model

Method	Hidden layer	Model	First hidden layer node	Second hidden layer node	Output layer node	Learning number
Quasi-Newton	1	QN-10-4	4	0	1	2000
		QN-10-8	8			
		QN-10-12	12			
		QN-10-24	24			
		QN-10-30	30			
		QN-10-40	40			
	2	QN-10-4-4	4	4	1	2000
		QN-10-4-8	4	8		
		QN-10-4-12	4	12		
		QN-10-8-4	8	4		
		QN-10-8-8	8	8		
		QN-10-8-12	8	12		
		QN-10-12-4	12	4		
		QN-10-12-8	12	8		
QN-10-12-12	12	12				

각 모형에 따른 정확성 및 적합도를 알아보기 위해 다층신경회로망 모형의 학습 결과를 통계 분석한 결과 모든 모형들이 상관계수가 0.98이상이고, RMSE는 9.881 ~ 17.957, ME는 0.7 이하로 나타나 매우 양호한 결과를 보여주고 있다. QN-10-8-8모형을 제외한 모든 모형들이 지역 최소·최대값에 빠지는 경향이 나타났으나 양질의 많은 연속적인 자료가 구축이 되면 보다 나은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

Table 4 Statistical analysis of multilayer neural network model

Method	Model	First hidden layer node	Second hidden layer node	SSE	CC	RMSE	ME
Quasi-Newton	QN-10-4	4	0	255.024	0.989	15.969	-0.189
	QN-10-8	8		122.087	0.993	11.049	0.025
	QN-10-12	12		100.578	0.993	10.029	0.126
	QN-10-24	24		97.395	0.994	9.869	0.145
	QN-10-30	30		99.180	0.993	9.959	0.296
	QN-10-40	40		150.998	0.992	12.288	0.220
	QN-10-4-4	4	4	232.888	0.989	15.261	0.063
	QN-10-4-8	4	8	192.559	0.991	13.877	0.168
	QN-10-4-12	4	12	322.437	0.986	17.957	-0.137
	QN-10-8-4	8	4	103.229	0.993	10.160	0.116
	QN-10-8-8	8	8	148.378	0.992	12.181	-0.005
	QN-10-8-12	8	12	218.984	0.990	14.798	0.611
	QN-10-12-4	12	4	99.800	0.993	9.990	0.114
	QN-10-12-8	12	8	113.546	0.993	10.656	0.164
QN-10-12-12	12	12	97.639	0.994	9.881	-0.340	

Tank모형은 매개변수 산정을 위해 매 모의 발생마다 관측치 수문곡선과 계산치 수문곡선과의 시각적 비교를 통해 최적 매개변수를 찾아가는 과정을 반복하여 Table 5에 나타내었다.

Table 5 Selected Tank model parameters for flood event 1

Height of runoff orifice					Runoff coefficient					Infiltration coefficient		
H11	H12	H13	H2	H3	A11	A12	A13	A2	A3	B1	B2	B3
5.0	30.0	50.0	5.0	5.0	0.20	0.18	0.17	0.01	0.001	0.05	0.03	0.003

여기서, H_i 는 각 Tank의 유출공의 높이(mm)이고 A_i 는 각 Tank의 유출공계수이며 B_i 는 각 Tank의 침투공계수이다.

선정한 QN-10-8-8모형의 매개변수를 이용하여 분석한 결과를 RMSE와 R^2 를 이용하여 검정한 결과 Table 6과 같으며, 홍수 1의 예측결과에서 결정계수 R^2 은 0.8 이상을 기준으로 선정된 신경회로망 모형의 경우 선행예측 1시간은 양호했으나, Tank모형은 2시간 선행예측까지 양호하게 나타났다. 선정된 신경회로망모형의 4시간 선행예측에서는 0.293으로 나타났으며, Tank모형은 선행예측 2시간 이후부터 정도가 떨어졌다. 신경회로망 모형은 4시간 선행예측까지는 침투 유출량을 비교적 양호하게 예측되는 결과를 나타냈다. 그러나 4시간 선행예측에 있어서는 실측 유출 수문곡선과 거의 다른 형태를 나타내고 있다. Tank모형은 침투 유출량에는 과소 예측되는 것으로 나타났으나 선행예측 시간이 진행되에도 예측 유출 수문곡선 형태가 거의 변화가 없음을 알 수 있으며, 전체 결과치를 Fig 2~4와 같다.

Table 6 Statistical analysis result

Model	Ahead forecasting hour	Flood event	
		1	
		RMSE	R ²
Neural Network	1	57.5791	0.854
	2	102.9287	0.539
	4	128.3801	0.293
Tank	1	40.2777	0.929
	2	40.5112	0.929
	4	77.2144	0.744

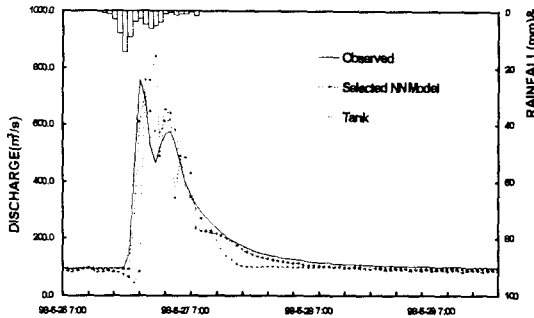


Fig 3 The Forecasted results two hours ahead
Flood periods : 1998. 6. 26. 06:00~6. 29. 20:00

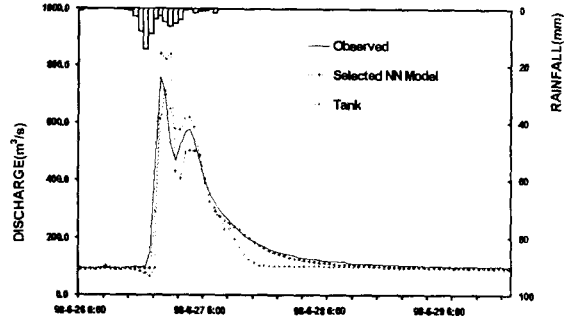


Fig 2 The Forecasted results one hour ahead
Flood periods : 1998. 6. 26. 06:00~6. 29. 20:00

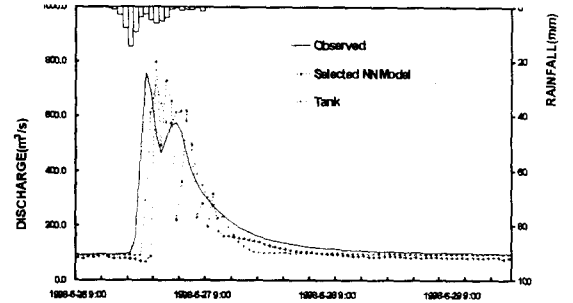


Fig 4 The Forecasted results four hours ahead
Flood periods : 1998. 6. 26. 06:00~6. 29. 20:00

5. 결론

하천유출량 예측의 정도를 향상시키기 위해 신경회로망 모형을 이용하여 얻어진 결과는 다음과 같다.

- 1) 유역내 복잡한 유출시스템을 강우-유출사상만을 고려하여 신경회로망에 의한 입·출력패턴의 학습기법을 이용하여 모형화 할 수 있었다.
- 2) 최적의 신경회로망 모형을 구성하기 위해 은닉층 수와 은닉층 노드 수를 변화시키며 모의해본 결과 은닉층 수와 은닉층 노드 수가 증가하더라도 학습율이 증가하지는 않았다. 따라서 학습시간과 효율 등을 고려하여 은닉층 수와 은닉층 노드 수의 설정기준에 대해 연구되어야 할 것이다.
- 3) 신경회로망 모형은 1~4시간 선행예측에 대해서는 침투유출량이 비교적 정확하게 예측하는 것으로 나타났으며, Tank 모형은 침투유출량에 과소 예측하는 경향이 있으나 전체적으로 안정된 예측을 하는 것으로 나타났다.

참 고 문 헌

1. 이순탁, 임기석 "하천유출예측을 위한 신경회로망 모형", 학술발표회 논문집, 한국토목학회, pp.67-70, 1999.
2. 이순탁, 김성원 "홍수유출량 예측을 위한 인공신경망모델의 적용에 관한 연구", 영남대학교 환경문제 연구소 환경연구논문집 Vol. 16, No. 2. 1997.
3. Demuth, H., and M., Beale, Neural Network Toolbox : For Use with MATLAB User's Guide, The Math Works Inc. 1994.
4. Smith, J., "Streamflow forecasting using a backpropagation neural network," M.S. thesis, West Virginia Univ., Morgantown, W. Va. 1992.