

패턴 認識 方法을 적용한 河川流出의 非線形 豫測

강 관 원 * 박 찬 영 ** 김 주 환 ***

1 서론

이수 및 치수를 목적으로 하는 수자원 관리 및 운영을 위한 계획에서 발생하는 문제의 해결을 위한 기본적인 중요한 요소중의 하나는 하천유출량의 정확한 추정이라 할 수 있다. 하천유출량은 주로 강우가 하천유역이라는 대단히 복잡한 시스템을 통하여 발생하는 결과로 볼 수 있다. 하천유역은 여러가지 수문기상학적인자를 포함하는 시스템으로 간주할 수 있으며 여기에서 발생하는 강우-유출현상은 비정규성과 불확실성을 내포하기 때문에 강한 비선형성을 나타낸다.

예측이란 시스템의 동적상태를 수학적으로 표현하는 시스템등정에 근거하여 미래의 상태를 알아 내는 것이다. 따라서 정확한 하천유출량의 예측은 얼마나 정확히 시스템을 등정하였는가에 달려있다. 수학적 모형으로 개발된 신경회로망은 원래의 목적인 패턴인식뿐만 아니라 그 함수가 가지고 있는 비선형 학습 및 보간능력으로 인하여 응용분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 신경회로망은 시스템의 상태와 매개변수들의 최적한 값들을 반복적으로 순환추정할 수 있는 반복순환 알고리즘을 가지며 시스템을 구성하는 비선형 특성함수로 인하여 비선형시스템의 모형화에 이용할 수 있다.

본 연구에서는 강우-유출과정을 유역이라는 시스템내에서 발생된 신호체계의 패턴으로 간주하고 모형을 구성하는 각 유니트간의 매개변수를 인공신경회로망 모형의 역전파알고리즘으로 최적화하는 방법을 實際 水文系에 적용하고 홍수기의 일단위 하천유출량의 과거기록치를 이용하여 유출량을 예측하고자한다. 또 그 결과를 비교분석하여 수문량 예측에 대한 적용가능성을 제시하고자 한다.

2. 신경회로망 이론

그물과 같이 연결된 뇌의 정보처리과정의 동적거동을 표현하기 위하여 개발된 인공신경회로망은 여러 정보, 통신, 제어 분야의 복잡한 문제에 적용되고 있다. 인간의 두뇌를 형성하고 있는 신경

* 인하대학교 토목공학과 교수
** 인하공업전문대학 토목과 교수
*** 인하대학교 대학원 토목공학과

조직은 뉴런(neuron)이라는 신경소자가 복잡하게 얽힌 비선형 시스템으로 이들을 서로 연결해 주는 결합강도(weight)에 의하여 시스템의 성능을 향상 시킨다. 각 뉴런은 다른 뉴런으로부터 신호를 입력받아 이를 종합하여 뉴런의 반응여부인 출력을 결정한다. 반응을 할 경우 뉴런은 전기펄스를 내어서 연결된 다른 뉴런에 신호로서 전달한다. 이러한 입력과 출력의 상호작용은 동적과정으로 표현될 수 있으며 입력과 출력간의 상관관계는 뉴런간의 결합강도에 의존한다. 결합강도는 학습과 자기조직에 의하여 조정된다. 신경회로망은 이러한 뇌와 동일한 계산방식을 사용한 커넥서니즘(connectionism)에 기반을 둔 數理模型이다.

2.1 다층 퍼셉트론 신경회로망의 구조

퍼셉트론(perceptron)은 미국의 Rosenblatt가 1957년 패턴을 분류하기 위하여 제안했던 신경회로망 모형의 패턴인식 방법으로 그림 1과 같이 입력층, 중간층, 출력층으로 구성된 계층적 구조를 갖는다. 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)은 1986년 Rumelhart에 의하여 제안되었으며 중간층에 어느 정도 뉴런을 비교적 많이 둔 것으로 각 패턴마다 중간층에 필요한 정보를 학습시킬 수 있도록 한 것이다.

입력층은 대상 패턴에 대하여 각 입력값에 결합강도를 곱해서 중간층으로 전달한다. 중간층은 입력층으로부터 받은 값들을 모두 합하여 전달함수를 통하여 출력하게 되고 이 값들은 다시 중간층과 출력층사이의 결합강도와 곱하여져 출력층으로 보내진다.

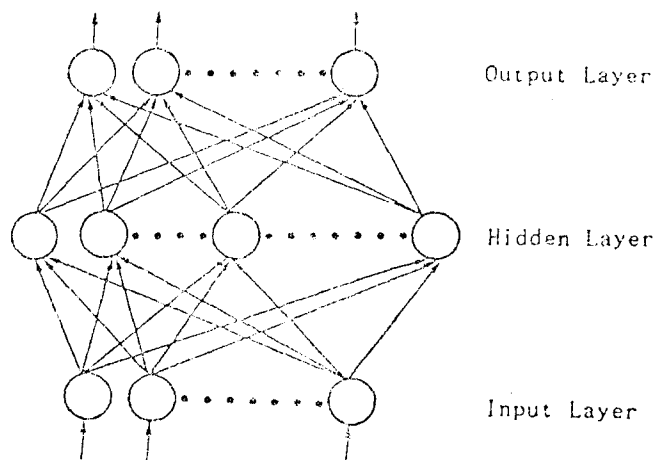


Fig.1 Multi-layer perceptron neural network

2.2 역전파 알고리즘

逆傳播알고리즘(back propagation algorithm)은 다층 퍼셉트론에서 입력패턴과 출력패턴에 대하여 오차를 줄여가는 과정에 적용되는 방법으로 이는 정보처리 시스템의 목적에 맞도록 합리적으로 각 층에서 입출력 패턴의 결합강도를 조절하는 것이다. 일반화된 델타룰(generalized Delta rule)이라고도 불리우는 이 과정에서는 출력층에서 출력되는 기대치와 실제값의 자승오차가 감소되는 방향으로 피이드백 되며 결합강도가 차츰 최적치에 가까워질 때까지 반복되어 추정된다.

여기에서 출력의 결합강도의 변화량은 출력의 자승오차의 합을 최소화하기 위하여 오차가 감소하는 방향으로 구성된다.

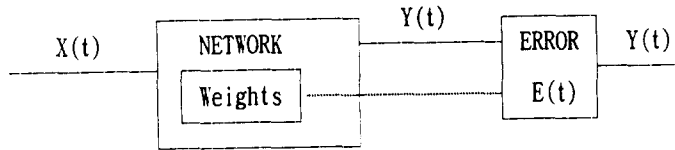


Fig. 2 Block diagram of back propagation algorithm

3. 적용 및 결과

본 연구에서는 IHP대표유역인 평창강유역의 11개 강우관측기록자료(1985~89)를 평균강우로 환산하였고 방림지점의 수위자료(1985~89)를 수위-유량관계곡선을 이용하여 유량으로 환산하였다. 또 여기서 얻은 강우, 유량자료중에서 패턴이 비교적 잘 나타나있는 6월부터 9월까지의 자료를 적용하였다.

시산자료로는 1985~87년자료를 사용하였고 검증용 위하여 사용한 자료는 1988~89년 자료이다. 강우자료와 유출량자료의 자기상관함수와 교차상관함수를 구하여 통계학적으로 분석하므로써 자료 상호간의 상관성을 고려하여 입력, 출력패턴을 다음과 같이 결정하였다.

$$(q(k), q(k+1)) = f(k, r(k-2), r(k-1), r(k), q(k-6), \dots, q(k-1), q(k)) \quad (1)$$

여기서 r 은 강우량을 q 는 유출량을 나타내며 k는 시간을 나타낸다. 그리고 본 연구에서 제시된 방법을 적용하기 위하여 이 값들을 0과 1사이에 분포하도록 스케일을 조정하였다.

위식으로 구성되는 모형은 입력층에서 입력되는 패턴의 수가 8, 중간층은 16, 출력층으로부터 출력되는 패턴 수는 2이다.

그림 3은 (1)식으로 구성된 모형에 의하여 계산된 수문곡선과 관측수문곡선을 비교한 것이다. 또 여기서 계산된 매개변수, 즉 입력층과 중간층의 결합강도는 표1, 중간층과 출력층의 결합강도는 표 2와 같다

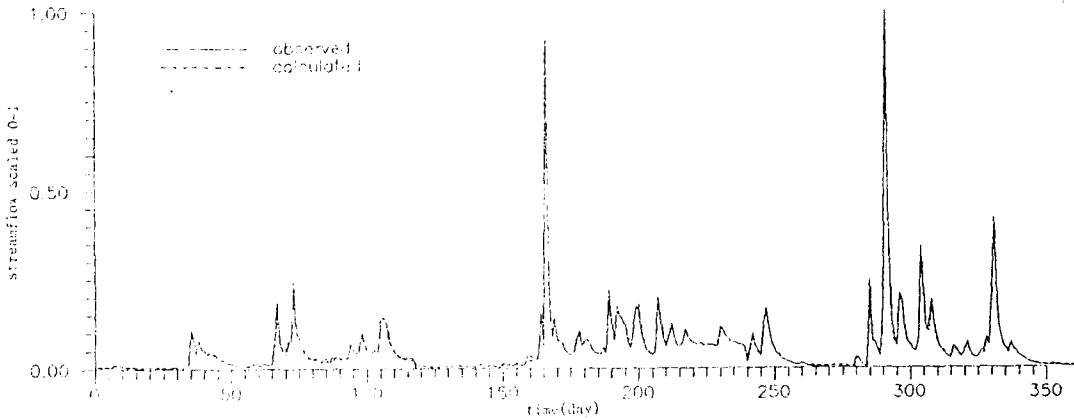


Fig.3 Observed $q(t)$ and calculated value $\hat{q}(k)$ scaled 0-1 with training data

Table 1 Weights between input layer and hidden layer (input unit=8,hidden unit=16)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0	-4.33	-0.49	-1.04	2.37	-1.14	-1.64	-1.18	-1.24	3.04	-2.43	-2.94	-2.73	-2.53	-2.21	-3.11	-1.74
1	-1.55	-0.59	0.17	0.03	-2.07	0.02	-2.92	-2.24	16.38	-15.78	-0.66	-2.26	-8.17	-0.75	-3.78	-1.36
2	3.82	-1.25	-2.52	-5.76	-3.35	1.20	-2.49	-1.79	-13.02	12.88	-0.39	3.29	0.29	1.27	0.06	-0.56
3	-0.99	-1.86	0.65	0.02	1.02	-0.02	5.21	0.27	-7.83	4.70	0.98	-0.96	4.34	0.64	1.27	-0.19
4	-0.30	-6.60	0.63	2.17	-2.27	-0.34	-1.73	-0.68	10.80	-4.60	0.14	0.85	-1.00	-0.81	-1.34	-0.30
5	-1.75	-5.82	-0.18	-2.44	-1.67	0.11	1.82	-0.12	3.21	-0.70	-0.16	1.99	-0.21	-0.29	-0.13	0.16
6	-2.85	-4.25	-0.02	-0.07	-1.95	0.27	-0.39	-0.97	6.60	-0.54	0.57	-0.07	-3.60	-3.16	-3.56	-1.19
7	0.41	-6.64	-0.31	-0.69	-2.82	0.03	0.60	-6.06	3.23	-13.96	1.73	-1.86	-3.12	-0.27	-1.49	-0.44
8	4.71	-9.73	1.49	-9.85	3.37	-6.61	-6.14	-7.12	-1.79	-12.56	-0.27	-8.38	3.09	-4.49	-0.33	-0.61

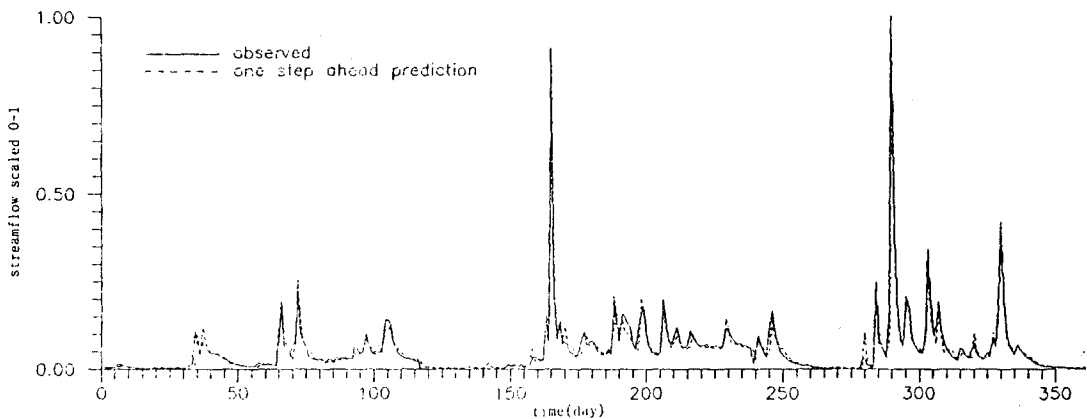


Fig.4 Observed $q(k+1)$ and predicted value $\hat{q}(k+1)$ scaled 0-1 with training data

Table 2 Weights between hidden layer and output layer (hidden unit=16,output unit=2)

	1	2
0	-1.66	7.10
1	2.75	-5.18
2	-4.52	-7.53
3	1.81	1.41
4	-1.28	-1.68
5	3.05	3.02
6	-4.57	3.19
7	-1.03	-4.24
8	-4.55	-1.92
9	0.57	-9.14
10	0.61	-10.46
11	-0.01	0.50
12	-1.41	5.82
13	1.26	5.04
14	-3.21	1.59
15	-0.40	2.02
16	-0.59	1.26

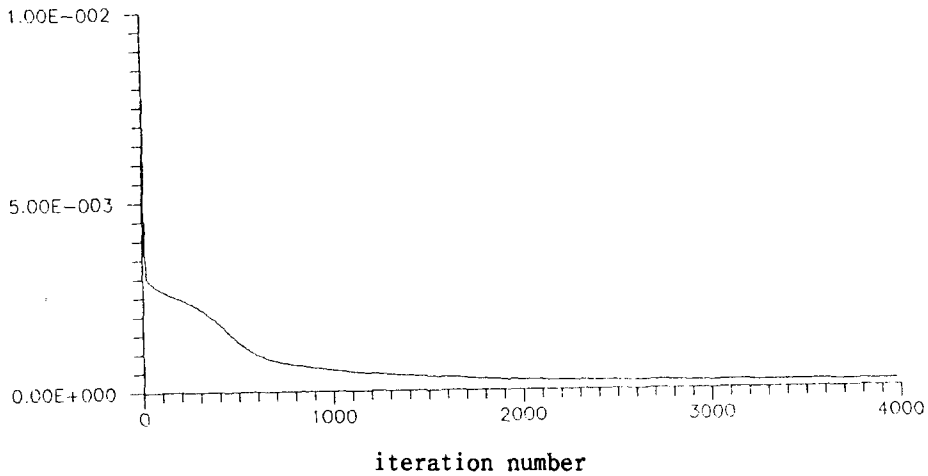


Fig.5 Variation of mean square error

$$(q(k), q(k+1), q(k+2)) = f(k, r(k-2), r(k-1), r(k), q(k-6), \dots, q(k-1), q(k)) \quad (2)$$

또 모형의 구성을 다음 (2)식으로 구성하여 일단계前 예측값을 얻은 결과는 그림 4에 도시하였다.

그림 5는 매개변수인 결합강도를 반복순환추정하는 과정에서 반복횟수에 대하여 다음식으로 표현되는 평균제곱오차의 변화를 나타낸 것이다.

$$\text{MSE} = \sum_i (T_i - O_i) \quad (3)$$

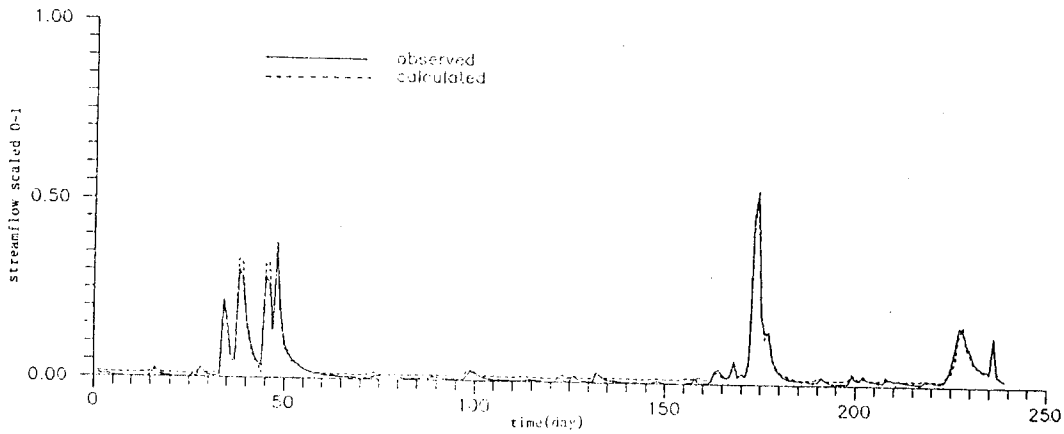


Fig.6 Observed $q(k)$ and calculated value $\hat{q}(k)$ scaled 0-1
with checking data by model (1)

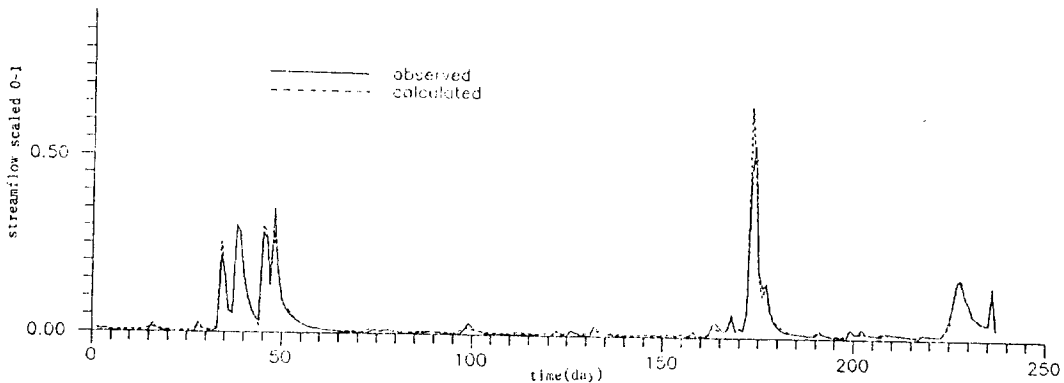


Fig.7 Observed $q(k)$ and predicted value $\hat{q}(k)$ scaled 0-1
with checking data by model (2)

여기에서 O_i 는 시스템의 출력값이며 T_i 는 시스템에서 요구하는 실제값이다

계산된 입출력 시스템의 매개변수, 즉 결합강도를 가지고 검증용 위하여 사용한 자료는 1988-89년 자료이다.

그림 6,7은 시산 자료로부터 각각 (1), (2)식으로 표현되는 모형의 매개변수에 의하여 계산된 수문곡선과 실측 수문곡선을 비교하기 위하여 도시한 것이다.

4. 결론

본 연구에서 유출예측을 위하여 적용한 신경회로망의 학습알고리즘은 강우-유출과정을 입력에 대

한 반응으로서 출력으로 나타나는 패턴으로 보고 이를 인식하여 강우-유출과정의 불확실성 감소시키므로써 양호한 결과를 얻었다.

대규모 병렬성과 학습을 통한 적응성등의 특성을 갖는 신경회로망 모형은 주어진 자료에의 적합능력이 뛰어난을 알 수 있었다.

또한 입출력시스템의 구성에서 포함되는 비선형 전달함수로 인하여 강우-유출과정이 가지는 비선형성을 고려할 수 있고 유출량 예측에 있어 입력층의 과거 패턴에 가장 유사한 경우에 근거하여 예측치를 출력하므로 하천유역의 강우-유출모형화 및 예측에 적용할 수 있을 것으로 판단된다.