

신경회로망해석시 카오스이론의 도입에 의한 하천유출량 해석

안경수 *,○ 윤여승 **, 이정식 ***

1. 서론

수문순환과정에서 강우와 이로 인한 응답으로 나타나는 유출현상은 그 과정이 매우 복잡하고, 해석하여야 할 물리적 구조가 매우 다양하며 각각의 강우-유출사상에 대한 매개변수들이 사상에 따라 각기 다르게 나타나므로 수문계를 물리적으로 모형화하기는 상당히 어렵다. 또한 강우-유출관계와 같이 복잡하고 정확하게 정의되어 있지 않은 문제에 대해서는 수학적 모형이나 알고리즘을 찾기 어렵고 효율적으로 풀기 어렵다. 따라서 물리적, 수학적 모형의 수식화 과정에서 많은 가정을 세우고 실제 현상을 단순화시켜 해결하게 되므로 많은 오차의 요인이 발생하게 된다. 특히 수문시스템의 비선형 거동은 단위유량도와 같은 전통적인 선형모형을 사용해 오는 동안 계속 제기되어 오던 문제이며 비선형 모형은 선형모형과 달리 수학적 일반 해가 없어 수문학적인 거동의 설명 및 해석에 어려움이 있다.

수학적 모형으로 개발된 신경회로망은 원래의 목적인 패턴인식뿐만 아니라 그 함수가 가지고 있는 비선형 학습 및 보간 능력으로 인하여 응용분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 신경회로망은 시스템의 상태와 매개변수들의 최적의 값들을 반복적으로 순환추정 할 수 있는 반복순환 알고리즘을 가지며 시스템을 구성하는 비선형 특성함수로 인하여 비선형 시스템의 모형화에 이용할 수 있다.

모의발생모형을 구성하는 방법은 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 강우유출과정을 유역이라는 시스템 내에서 발생된 신호체계를 패턴으로 간주하고 모형을 구성한 각 유니트의 매개변수를 인공신경회로망의 오차역전파 학습알고리즘(BPN)으로 최적화하는 방법을 실제 수문현상에 적용하였다. 또한, 신경회로망 적용시 특정한 기준이 없는 시행착오법을 사용하여 왔으나, 최적의 유출량 분석을 위한 모델의 구성시 사용되는 처리소자의 갯수를 Chaos 이론의 도입에 의한 시간지체방법(Time Delay Embedding Method)에 의해 결정하였으며, 평창강 유역의 방림지점 및 설마천 유역의 전적비교 지점의 홍수기 유출량 자료를 이용하여 시간유출량 예측을 하였다.

2. 연구개요

본 연구에서는 평창강 유역 및 설마천 유역의 강우량, 수위 자료와 시간유출량 자료를 이용하여, 강우량 자료를 위상공간에 재구성하고 이를 통하여 신경망에 적용하여 강우사상에 의한 시간유출량을 예측하였으며, 신경망의 학습규칙은 일반화 델타법칙으로서 오차역전파 알고리즘을 이용하였다. 연구범위는 다음과 같다.

- 첫 째, 위상공간 구성의 주요 성분인 지연시간(τ)은 자기상관함수에 의해 계산된 상관도에 의한 선정
- 둘 째, 지연시간(τ) 값을 이용하여 정수형태의 공간구성방법인 시간지체방법에 의하여 위상공간을 구성
- 셋 째, 위상공간으로의 재구성을 통하여 입력변수의 수를 결정하여 구성된 신경망 Model과 임의로 입력변수를 선정한 신경망 Model을 구성하여 모의
- 넷 째, 위상공간으로의 재배치를 통한 Model과 임의로 입력변수를 선정한 Model을 시간강우량의 입력변수, 시간유출량의 입력변수 별로 나누어 통계적으로 비교·검토

* 인천대학교 공과대학 토목환경시스템공학과 교수
** 인천대학교 공과대학 토목환경시스템공학과 박사과정
*** 인천대학교 공과대학 토목환경시스템공학과 석사

다섯째, 유역 전체의 시간강우량 자료와 유역의 시간유출량 자료를 학습시켜 유역내 시간강우량에 대하여 모의

마지막으로, 미계측 유역에의 적용성을 검토하기 위하여 소규모 유역의 시간강우량에 대하여 모의하였다.

3. 실제유역에의 적용

3.1 대상유역 및 자료의 처리

본 연구에서는 평창강 유역의 '94, '95, '96, '99년 호우시 수문자료와 설마천 유역의 '98, '99년 호우시 자료를 이용하여 신경회로망 Model을 구성하였다. 신경회로망의 학습에는 자료를 정규화(Normalization)하는 전처리 과정이 필요하며 이것은 처리소자들의 집합으로 구성된 신경회로망의 효율을 높이기 위하여 잡음이나 왜곡에 의해 변형된 것을 바로 잡는 기초적인 연산처리 과정으로, 신경회로망에서 출력된 값과 다시 역전환시켜 처리될 후처리에 대응한다. 본 연구에서는 식(1)을 이용하여 자료의 전처리를 시행하였다.

$$Y_i = \frac{1}{X_{\max} - X_{\min}} (X_i - X_{\min}) \quad (1)$$

여기서 Y_i : 정규화된 변수값, X_i : 실제 변수값, X_{\max} : 변수의 최대값, X_{\min} : 변수의 최소값

표 1 호우사상의 학습자료 및 검증 자료

구 분	관측시작 시점	강우기간	최대유량(m ³ /sec)	비 고
평창강 (방림)	'94. 6.29 23:00~'94. 7. 1 19:00	45(hr)	699.00	학습자료
	'95. 8.24 19:00~'95. 8.27 11:00	65(hr)	2,022.00	
	'96. 8.25 13:00~'96. 8.27 22:00	58(hr)	27.00	
	'99. 9.19 18:00~'99. 9.21 15:00	46(hr)	436.00	
설마천 (전적비교)	'98. 6.30 15:00~'96. 7. 2 23:00	57(hr)	1.84	검증자료
	'98. 7. 8 04:00~'98. 7.11 05:00	74(hr)	4.09	
	'99. 7.30 19:00~'99. 8. 3 05:00	83(hr)	103.17	
	'99. 9.18 11:00~'99. 9.20 21:00	59(hr)	9.40	

3.2 자기상관함수의 결정

시간지체방법에서 지체시간 τ 가 너무 작으면 재구성 공간내의 자료는 이전의 자료에만 의존하는 극단적인 상관성을 띄게 되므로 τ 의 최적 결정은 다음 세 가지의 방법을 고려하여 선택하게 된다.

- (1) $1 /$ (관측된 시계열 자료의 주요한 주기의 수)
- (2) 관측된 시계열자료의 자기상관함수의 값이 극소치를 취할 때까지의 시간간격
- (3) 관측된 시계열자료의 자기상관함수의 값이 최초로 0이 될 때까지의 시간간격

지체시간 τ 는 (1), (2), (3)의 방법 중 가장 작은 값을 선택하며, 본 연구에서는 (3)의 방법에 의하여 지체시간(τ)을 구하였다.

3.3 신경회로망의 입력Set 구성

하천유역을 입력과 출력만을 고려한 Black Box로 가정하고 입출력과정을 시계열 분석에 의하여 모형화할 수 있다면 출력으로써의 예측 시간유출량은 시간강우량 및 시간유출량의 선행조건과 밀접한 관계를 갖는다.

따라서 시간강우량 및 시간유출량의 상태에 따라 이를 입력하여 장래의 시간유출량을 예측하게 된다. 이들 입력자료는 자료의 수집여부에 따라 강우량뿐만 아니라 온도, 습도, 토양함수비 등의 여러 가지 다른 인자를 포함할 수 있다.

본 연구에서는 시간강우량 및 시간유출량 자료를 이용하였으며 자료간의 상관성을 해석하기 위하여 그 자료간의 지체시간(τ)을 이용하여 식(2)과 같이 시간유출량을 구하기 위한 모델을 만들었다.

$$Q_k = \Gamma(p_{k-1}, p_{k-2}, \dots, p_{k-r}, q_{k-1}, q_{k-2}, \dots, q_{k-s}) \quad (2)$$

여기서, r : 강우자료의 τ 값, s : 유출자료의 τ 값

3.4 모형의 구성

본 연구에서는 시간유출량 예측을 위한 신경회로망의 구조를 입력자료에 의한 시계열모형으로 가정하였으며, 평창강 유역의 시간강우량 자료와 평창강 유역의 시간유출량 자료를 위상공간 구성방법에 의하여 신경회로망의 입력 Set를 구성하였다. 시간지체방법의 가장 주요한 변수인 지체시간(τ)은 시계열자료가 가지는 내부적인 반복간격으로, n 차 계열공분산을 0차 계열공분산으로 나눈값을 도출하여 처음으로 0에 접하는 점의 시간을 정수화하는 것이며, 평창강 유역 방림지점의 호우사상별 지체시간은 다음과 같다.

표 2 평창강 유역 방림지점의 시간 강우량자료의 τ 값 결정

관측시작 시점	계열상관도의 최초 0 에 일치점	τ 값
'94년 6월 29일 23:00 (45hr)	2.506	2
'95년 8월 24일 19:00 (65hr)	10.675	10
'96년 8월 25일 13:00 (58hr)	7.846	7
'99년 9월 19일 18:00 (46hr)	8.513	8

본 연구에서는 상기 지체시간 τ 값을 이용하여 시간 강우자료를 τ 만큼 지체시킨 지체강우자료와 2τ 만큼 지체시킨 시간강우자료를 구하였으며, 이 자료를 입력층의 매개변수의 요소로 정하여 입력층의 입력 Set를 결정하는데 적용하였다. 이때 입력층의 처리소자에 의한 중간층의 수는 다음과 같이 결정하였다.

표 3 평창강 유역 방림지점의 신경망 입력 Set 구성

시 간	모 델 명	지체시간 (τ)의 수	입력층의 수	중간층의 수	출력층의 수
'94. 06. 29 23:00(45hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'95. 08. 24 19:00(65hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'96. 08. 25 13:00(58hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'99. 09. 19 18:00(46hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1

3.5 평창강 유역의 신경회로망 적용 결과

상기 Model에 의한 평창강 유역 방림지점의 '94년 6월, '95년 8월, '96년 8월, '99년 9월의 시간강우량 자료에 대한 시간 유출량을 예측한 결과는 그림 1 ~ 4와 같다. 그림에서 보는바와 같이 각 모델들의 예측 결과를 비교하였을 때 유사한 예측 결과를 보여주고 있으며, 실측치와 비교하였을 때 전반적으로 수문곡선의 상승부분과 하강부분에서 잘 예측을 하고 있으나 초기 유출량자료에서 예측의 정도가 다소 낮은 것으로 나타났다.

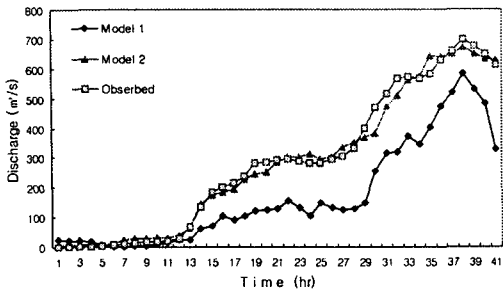


그림 1 평창강 방림지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('94.06.29)

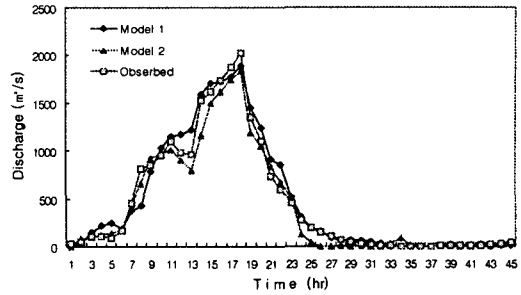


그림 2 평창강 방림지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('95.08.24)

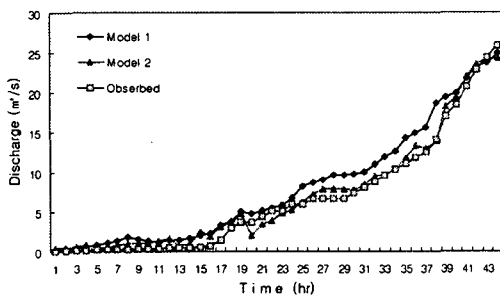


그림 3 평창강 방림지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('96.08.25)

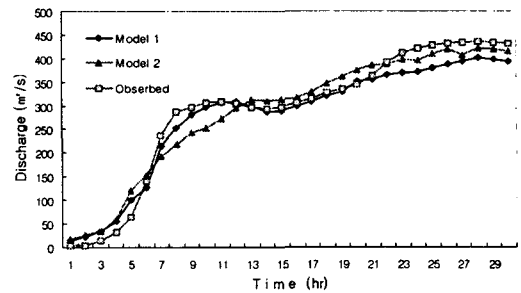


그림 4 평창강 방림지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('99.09.19)

3.6 설마천 유역의 신경회로망 적용 결과

설마천 유역의 전적비교 지점에 대하여 지체시간 및 신경망 입력 Set을 결정하고 '98년 6월, 7월과 '99년 7월, 9월의 시간강우량에 대한 시간유출량 예측결과는 다음 그림 5 ~ 8과 같다.

표 4 설마천 유역 전적비교지점의 시간 강우량자료의 τ 값 결정

관측시작 시점	계열상관도의 최초 0 에 일치점	τ 값
'98년 6월 30일 15:00 (57hr)	4.824	4
'98년 7월 8일 04:00 (74hr)	5.801	5
'99년 7월 30일 19:00 (83hr)	11.245	11
'99년 9월 18일 11:00 (59hr)	8.853	8

표 5 설마천 유역 전적비교지점의 신경망 입력 Set 구성

시 간	모델명	지체시간 (τ)의 수	입력층의 수	중간층의 수	출력층의 수
'98. 06. 30 15:00(57hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'98. 07. 08 04:00(74hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'99. 07. 30 19:00(83hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1
'99. 09. 18 11:00(59hr)	Model 1	1	2	5	1
	Model 2	2	3	7	1

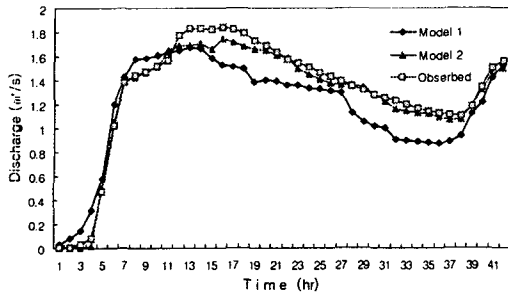


그림 5 설마천 전적비교지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('98.06.30)

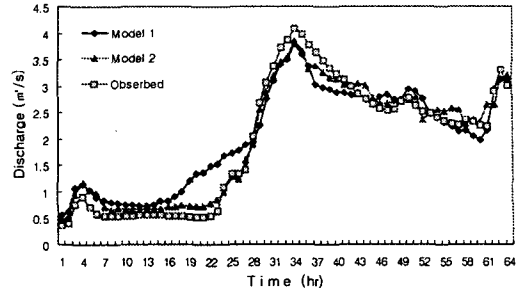


그림 6 설마천 전적비교지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('98.07.08)

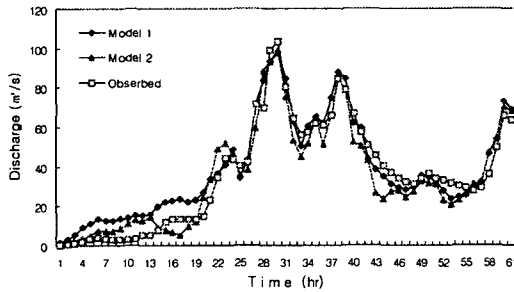


그림 7 설마천 전적비교지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('99.07.30)

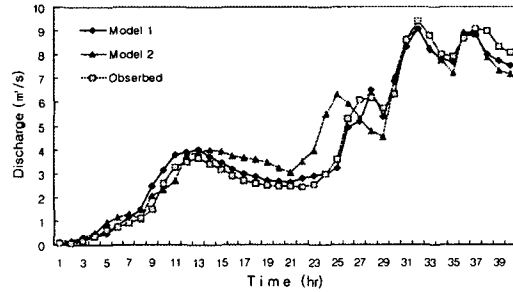


그림 8 설마천 전적비교지점의 시간 유출량의 신경회로망 예측결과 ('99.09.18)

그림에서 보는바와 같이 각 모델들의 예측 결과를 비교하였을 때 유사한 예측 결과를 보여주고 있으며, 실측치와 비교하였을 때 전반적으로 수문곡선의 상승부분과 하강부분에서 잘 예측을 하고 있으나 초기 유출량자료에서 예측의 정도가 낮은 것으로 나타났다.

4. 분석 및 고찰

평창강 유역 방림지점의 시간강우량 자료에 대한 신경회로망 적용시 연결강도를 설마천 전적비교지점의 '98년~'99년도의 시간강우량자료의 신경회로망에도 동일하게 적용하여 유출량을 예측하였으며 비교·분석 내용은 다음과 같다.

- 1) 평창강 유역 방림지점의 시간 강우량의 경우 계열상관도에 의해 구한 지체시간(τ)은 각각 2, 10, 7, 8으로 나타났으며, 계열상관도에 의해 구한 지체시간(τ)을 신경회로망(BPN)에 적용시켜 예측한 시간유출량 모델 1, 2 중 '96년 8월의 자료를 사용하였을 때 처리소자의 갯수가 3인 모델 2의 경우에 결정계수가 0.9836로 가장 좋은 결과를 나타내었다.
- 2) 미계측 유역의 시간유출량에 예측한 신경회로망(BPN)의 적용성을 검토하기 위하여 평창강 유역 방림지점을 신경회로망의 학습유역으로 선정하고, 과거 시간강우량 자료를 이용하여 시간유출량을 예측한 결과와 학습한 유역의 동일한 연결강도를 설마천 유역 전적비교지점의 '98년 6월, 7월과 '99년 7월, 9월의 시간강우량 자료에 적용하였다. 지체시간은 시간 강우량 계열상관도에 의해 구하였으며, 그 결과 지체시간(τ)은 각각 4, 5, 11, 8이었다. 계열상관도에 의해 구한 지체시간을 신경회로망(BPN)에 적용시켜 분석하였으며, 그 결과 '98년 6월의 자료를 사용했을 때 처리소자의 갯수가 3인 모델 2의 경우에 결정계수가 0.9829로 가장 좋은 예측결과를 나타내었다.
- 3) 평창강 유역 방림지점의 과거 시간강우량 자료를 이용하여 시간 유출량을 예측하고 관측자료의 예측오차,

분산오차, 평균제곱오차, 평균절대백분비, 시계열오차, 결정계수를 구하여 적합성을 검토한 결과 평균오차, 분산오차 및 평균제곱오차 모두 모델 1, 2에서 대체로 0에 가까운 값을 나타내었으며, '96년 8월의 시간강우량에 의한 모델 2의 결정계수가 0.9836으로 가장 좋은 결과를 나타내었다.

- 4) 미 계측 유역인 설마천 유역 전적비교지점의 과거 시간강우량 자료를 이용하여 시간 유출량을 예측하고 관측자료의 통계치 분석을 하여 적합성을 검토한 결과 평균오차, 분산오차 및 평균제곱오차 모두 모델 1, 2에서 대체로 0에 가까운 값을 나타내었으며, '98년 6월의 시간강우량 자료에 의한 모델 2의 결정계수가 0.9829로 가장 좋은 결과를 나타내었다.
- 5) 지체시간(τ)에 따른 각 모델의 결정계수값을 비교하면 평창강 유역 방림지점의 경우 τ 값이 2와 같이 작을 때는 모델 2의 경우가 모델 1보다 결정계수가 높게 나타났으며, τ 값이 7, 8, 10과 같이 클 때는 모델 1이 모델 2보다 결정계수의 값이 다소 높게 나타났다. 그리고 미 계측유역인 설마천 유역 전적비교지점의 경우에도 τ 값이 4, 5와 같이 작을 경우 모델 2가 모델 1보다 결정계수값이 높게 나타났으며, 8, 11과 같이 클 때는 모델 1이 모델 2보다 결정계수가 높게 나타났다.

5. 결론

평창강 유역 방림지점을 학습유역으로 선정하고 신경회로망에 적용하여 예측한 시간유출량 자료에 대한 적용성 검토를 하였으며, 학습된 연결강도의 적용성과 최적의 입력층의 갯수를 비교하기 위하여 설마천 시험 유역 전적비교지점을 검정 대상지점으로 선정하여 시간 유출량 자료를 비교·분석한 결과는 다음과 같다.

- 1) 유출량 예측시 신경회로망 이론을 적용한 결과 단순호우 및 복합호우 모두 적용가능한 것으로 판단되며 시간 강우량 자료에 의한 신경회로망의 적용으로 미 계측 유역의 유출량 예측시에도 정도가 높은 결과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.
- 2) Chaos 이론인 시간지체방법에 의하여 구한 지체시간(τ)에 따라 결정되어진 모델 중 지체시간(τ)이 2, 4, 5와 같이 작은 경우에는 처리소자가 3개인 모델 2가 처리소자가 2개인 모델 1보다 신경회로망의 시간 유출량의 예측모델이 더 적합하였으며, 지체시간(τ)이 7, 8, 10, 11과 같이 클 경우에는 처리소자가 2개인 모델 1이 모델 2보다 더 적합한 것으로 밝혀졌다.
- 3) 신경회로망(BPN)의 모델 구성시 계열상관도에 의해 얻어진 지체시간(τ)에 의해 결정되는 처리소자의 갯수로 구성된 모델에 의해 시간유출량을 예측하였을때 실측치와 가장 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 신경회로망(BPN)에 의한 시간유출량을 예측코자 할 때 계열상관도에 의해 지체시간(τ)을 구하고 처리소자의 갯수를 결정한 후 시간유출량 예측 모델을 구성한다면 모든 모델을 적용한 후 그 타당성을 검정하는 과정을 생략할 수 있어 시간유출량 예측시 실행시간 단축과 정도가 높은 결과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

6. 참고 문헌

1. 김주환(1993), "신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구", 박사학위 논문, 인하대학교.
2. 나진수(2000), "신경회로망을 이용한 하천유출량의 BPN적 해석에 관한 연구", 석사학위 논문, 인천대학교
3. 박종훈(1996), "신경회로망을 이용한 하천유출량의 Chaos적 해석에 관한 연구", 석사학위 논문, 인천대학교.