

1. 서론

하천을 통한 유출현상은 유역의 지형적 인자들, 식생피복상태, 토양의 종류, 유로 특성, 지하수층, 강우분포, 인간활동 등에 의하여 영향을 받는 복잡한 자연현상이다. 엔지니어링 설계 업무나 환경영향평가 사업 등 유역개발 관련사업을 수행할 경우 미계측유역에 대한 유출량 자료가 필요한 경우가 종종 생기게 된다. 미계측유역의 유출량을 산정하기 위하여 유역의 특성과 기상자료로부터 유출량을 합성하는 방법, 인접 측정 지점의 자료를 이용하여 경험적으로 구하는 방법 등 다양한 방법들이 개발되어져 왔다.

최근들어서 신경회로망기법은 토목공학의 구조분야를 포함한 다양한 분야에 적용되기 시작하였다. 이 기법의 특징은 모형을 개발하는데 있어서 일반적으로 모형의 특별한 구조나 매개변수의 산정, 자료의 전환 또는 smoothing 등이 필요치 않을 뿐만 아니라 기존 모델링 기법들에 비하여 개발시간이 대단히 짧고, 자료의 축적에 따라 학습을 통하여 신경회로망모형의 예측능력을 향상 시켜나갈 수 있다는 장점이 있다.

본 논문에서는 이러한 신경회로망을 미계측유역의 강우-유출 시뮬레이션에 적용하기 위한 예비적인 연구결과들을 소개하고 그 적용성을 고찰하고자 한다.

2. 다층 퍼셉트론 신경회로망모형

뇌에 관한 연구는 동서고금을 막론하고, 인간에게 관심이 깊은 것이었기에 오래전부터 연구되어 왔다. 최근들어서 컴퓨터 기술의 발달과 인공지능 분야 연구의 급격한 진보로 인간 두뇌의 생물학적 기능을 모방한 신경회로망의 연구가 급속히 진행되고 있다. 특히 인간의 두뇌는 결함이 많고 불완전한 자료로부터 완전하고 가장 근접하게 매칭이 되는 반응을 이끌어 낼 수 있어서 이를 모방한 신경회로망은 임의성이 많은 영상신호처리, 실제 환경에서의 패턴 인식, 퍼지 패턴 매칭, 시스템 제어 등에 활발히 적용되고 있다.

* 육군사관학교 토목공학과 조교수

** 육군사관학교 토목공학과 교수

다층 퍼셉트론은 그림 1에 나타난 것과 같이 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 계층구조를 갖는데, 이때 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층이라고 한다. 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 입력층에서 출력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 前方向 네트워크이다. 다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지고 있지만 중간층의 도입과 각 유닛의 입출력 특성을 비선형화함으로써 네트워크의 능력을 향상시켜 단층 퍼셉트론의 여러가지 단점들을 극복하였다.

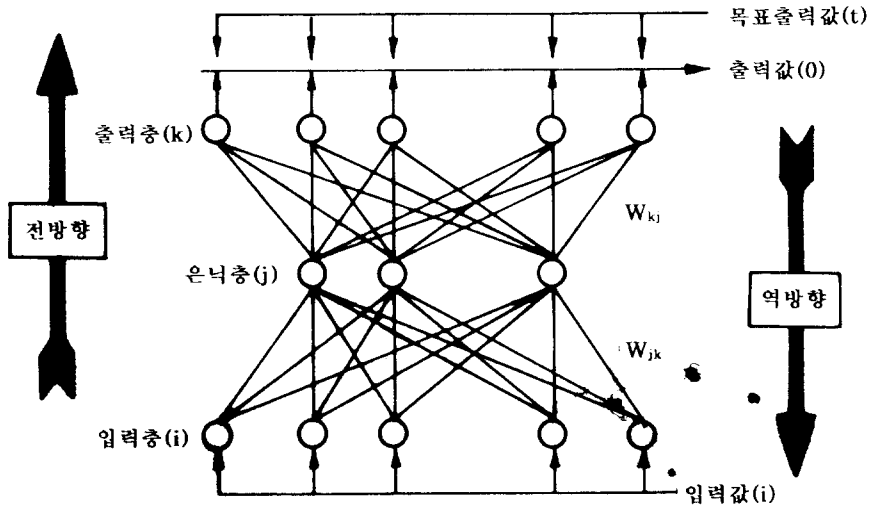


그림 1 다층 퍼셉트론의 구조 (김대수, 1992)

일반적인 다층 퍼셉트론의 학습방법으로서 러멜하트(Rumelhart)등에 의하여 제안된 역전파 학습 알고리즘(back propagation algorithm)은 현재 신경회로망의 각광 속에서 제일 유행하고 있는 방법으로서 일반화된 델타법칙이라고도 불리고 있다. 역전파 학습 알고리즘의 기본 원리는 먼저 입력층의 각 유닛에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유닛에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후에 출력층 신호를 발생하게 된다. 이때, 네트워크에서 출력된 신호 패턴이 목표 패턴과 일치하지 않을 경우 출력 패턴과 목표 패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 네트워크의 연결강도를 조절하여 학습한다.

3. 신경회로망 모형에 의한 유역 강우-유출 시뮬레이션

유역 수문 응답과 같이 시스템의 상태가 시간에 따라 변화하는 동적 시스템의 경우 특정 시점에서의 단일 결과보다는 시간의 경과에 따라 나타나는 일련의 결과들을 필요로 하게 된다. 이러한 경우 일반적으로 시뮬레이션 기법을 적용하여 시스템 상태나 성과등의 시스템 거동을 예측하게 된다. 그러나, 유역의 강우-유출과 같은 복잡한 수문 시스템의 경우 문제를 단순화하기 위한 많은 가정과 간략화에도 불구하고 시뮬레이션 모형의 개발과 운용이 용이하지 않은 형편이다. 일반적으로 신경회로망을 이용한 시뮬레이션 모형의 특징은 기존의 시뮬레이션 모형에 비하여 비교적 개발이 용이하고 시뮬레이션 수행 속도를 크게 향상시킬 수 있다는 점에 있다(Flood외, 1994b).

신경회로망기법을 시뮬레이션에 적용하는 절차는 먼저 적용 대상 시스템의 거동을 결정하는데 중요한 결정 요소들을 파악하여 이들을 입력층 구성 유니트로하고, 시스템의 반응들을 출력층 구성 유니트로 하는 다층퍼셉트론을 구성한다. 이렇게 구성된 신경회로망을 과거 기록이나 데이터베이스 등을 이용하여 학습시킴으로써 입력패턴과 출력패턴간의 관계를 일반화할 수 있는 시스템 모형을 도출하도록 한다. 학습이 끝난 신경회로망 모형은 시뮬레이션 하고자 하는 대상 시스템의 초기상태에 해당하는 입력이 주어지게 되며 이에 따라 신경회로망 모형은 다음 시점에 대한 시스템 상태를 예측하는 시뮬레이션 결과를 출력하게 된다. 출력된 결과는 다시 그 다음 시점에 대한 시스템 예측을 위한 자료로 입력됨으로써 시스템 정보가 휘드백되어 매번 시뮬레이션이 수행되어질 때마다 시스템 상태는 갱신되어지게 된다.

유역의 강우-유출과정에 있어서 유출현상을 해석하고 모형화하기 위하여 경험적 방법, 통계적 방법, 해석적 방법 등 여러가지 방법들이 제안되어 왔다. 특히, 근래에 들어 유역의 실시간 강우-유출 예측을 위한 연구들이 활발히 수행되고 있다. 실시간 강우-유출 모형이란 유역에서 발생한 새로운 자료가 입력되는 즉시 이전 모형의 구조나 매개변수 등을 시간에 따라 수정하면서 유출의 미래 상태 변화를 연속적으로 최적 추정하는 상태공간(state-space) 개념의 모형이다.

국내에서는 최근 박상우(1993)가 전이함수모형과 필터링 기법을 적용하여 평창강 유역의 실시간 1단계전 홍수에측을 수행하였다. 그리고, 강주환(1993)은 신경회로망 모형을 수문계의 실시간 홍수 유출해석에 적용하는 방법을 제안하였다.

본 연구의 목적은 Karlsson과 Yakowitz(1987), 강주환이 제안한 특정 지점에 대한 실시간 1단계전 홍수 예측을 위한 패턴매칭기법을 확장하여, 시뮬레이션 기간 동안 수문계의 초기 상태외에 시스템 상태에 대한 외부 정보가 일체 제공되지 않는 상태에서 임의의 미계측 유역에 대한 임의의 호우 사상에 대하여 유출 패턴을 예측하는 방법을 제안하고 그 적용가능성을 살펴보고자 한다.

신경회로망모형의 입력층 구성 인자는 유역면적, 토지이용, 평균유로경사, 시뮬레이션 수행 시점 및 그 이전의 선행강우자료와 선행 시점의 유출량자료로 구성하였다(그림 2). 이때 수문계의 최초 유출량은 그 유역의 기저유량 조건을 나타내고 있다고 할 수 있다.

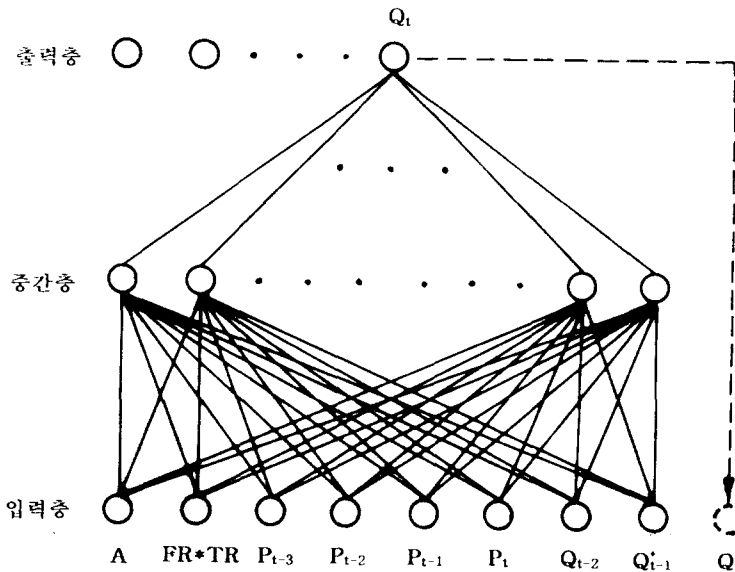


그림 2 유출 시뮬레이션 신경회로망 구조

출력층은 단일 출력 유니트로서 다음 시점의 예측 유출량을 출력하며, 예측된 유출량은 그 다음 시점의 유출 예측을 위한 입력자료가 되도록 순환적 모형으로 구성하였다. 대상 유역은 IHP 대표시험유역 중 유역 면적이 100 km² 이내인 유역들을 선정하였다(표 1 참조).

표 1 모형 적용 대상유역의 수문학적 특성

하 천	지점명칭	유역면적(km ²)	유로연장(km)	유로경사(m/m)	산림면적(%)
평창강	하반정	92.73	19.30	0.01315	88.7
	이목정	55.90	16.50	0.02037	91.5
보청천	탄 부	72.53	19.20	0.01234	85.0
	이 평	79.52	16.81	0.01615	87.1
위 천	동 곡	33.63	8.00	0.04057	89.8

이들 유역들에 대한 강우-유출 자료 분석 결과 강우사상은 현 시점이전 3시간 전까지 포함시키고, 유출량은 1시간 전까지의 자료들을 포함시켜서 모두 6개의 입력층 유니트들을 구성하도록 하였다.

대상 유역별로 신경회로망모형을 학습시키기 위한 호우사상과 유출량자료는 국제수문개발계획(IHP) 연구보고서에 수록된 수문조사 자료의 누가우량자료와 시간별 유량자료 측정 성과를 이용하였다.

학습자료는 본 연구에서 사용한 처리 유니트의 비선형함수인 시그모이드(sigmoid)함수가 최소값 0과 최대값 1을 출력함으로 입출력 패턴자료를 0과 1사이의 값으로 정규화 하였다. 이러한 전처리 과정은 출력된 패턴을 후처리하는 과정과 대응한다. 총 학습 자료수는 4 개 호우사상에 대한 262 개의 학습패턴으로 구성되었다. 네트워크의 학습은 486-DX2급 PC에서 총 30,000회의 반복 학습을 수행토록 하였으며 약 3시간 가량의 학습시간이 소요되었다. 일단 학습을 완료한 후에 적용 단계에서는 하나의 호우사상을 시뮬레이션하는데 1초의 시간도 소요되지 않음을 고려하면 충분히 투자할 만한 가치가 있는 시간이라고 할 수 있겠다.

신경회로망의 학습이 성공적으로 수행되었는지를 확인하기 위하여 학습에 사용되었던 자료를 이용하여 평창강 하반정지점에 대한 시뮬레이션을 수행한 결과가 그림 3에 제시되어 있다.

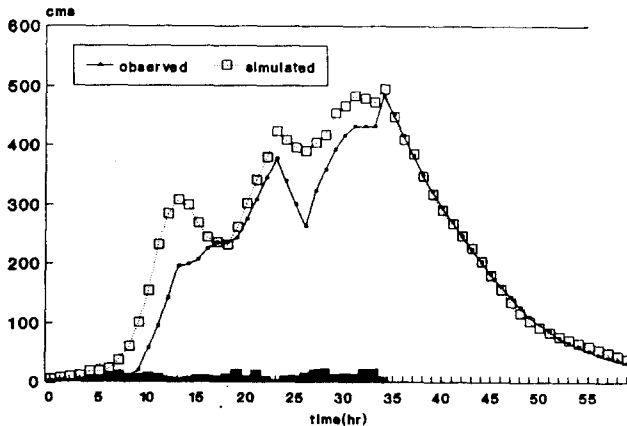


그림 3 학습 강우-유출 모의 결과 (하반정 1990.9.10호우)

학습 대상인 4개 유역에 대하여 첨두유량을 기준으로 산정한 오차를 비교한 결과 -4.3%에서 13.3%의 범위내의 값으로 나타났다(표 2 참조). 유역별로는 보청천유역의 탄부지점에서 -4.3%로서 실측치보다 다소 작게 계산되었고, 위천 유역의 동곡에서 13.3%로서 다소 큰 값이 계산되었다.

표 2 학습강우-유출 자료를 이용한 시뮬레이션 결과

유역명	유역면적 (km)	예측 첨두 유량(cms)	실측 첨두 유량(cms)	오차율(%)	비 고
하반정	92.73	494.0	483.0	2.2	90.9.10
이목정	55.90	408.0	388.0	5.2	90.9.10
탄 부	72.53	67.0	70.0	-4.3	90.6.19
동 곡	33.63	34.0	30.0	13.3	90.9.23

신경회로망은 학습 수행간에 네트워크의 내부적인 자기조직화과정을 통하여 분류(classification)작업을 수행하는데 필요한 두드러진 특징들을 발견할 수 있다. 이 점이 신경망의 가장 뛰어난 특징 가운데 하나로서 학습, 일반화 또는 적응 등의 용어로 표현되고 있다. 신경회로망이 학습 과정을 통하여 수문계의 강우-유출 과정에 대하여 일반화할 수 있는 원리나 법칙 등을 도출할 수 있다면 학습대상에 포함되지 않았던 호우사상이나 새로운 유역에 대해서도 일관성 있는 유출 시뮬레이션 결과들을 산출할 것으로 기대할 수 있겠다.

본 연구에서는 먼저 학습되어 있는 유역들에 대하여 학습에 포함되지 않았던 새로운 호우사상을 이용한 강우-유출 시뮬레이션을 수행하여 임의의 강우 사상에 대하여서도 일반화 할 수 있는지를 살펴보았다. 그림 4는 신경회로망의 학습에 사용되지 않았던 호우 사상에 대하여 하반정지점의 강우-유출을 시뮬레이션한 결과이다.

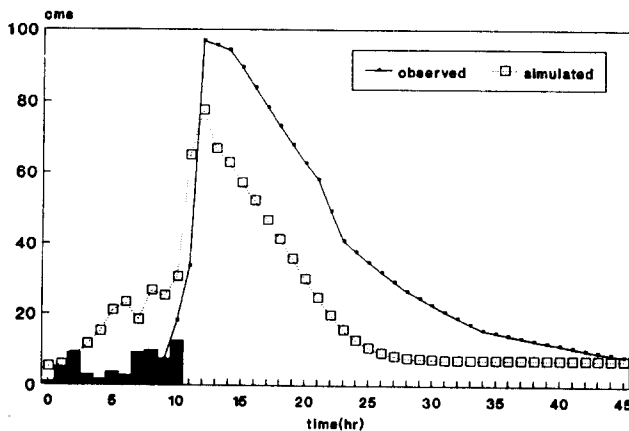


그림 4 비학습 강우로부터의 유출 모의 결과 (하반정 1990.7.17호우)

표 4 비학습 강우로부터의 유출 시뮬레이션 결과

유역명	유역면적 (km ²)	예측 첨두 유량(cms)	실측 첨두 유량(cms)	오차율(%)	비 고
하반정	92.73	77.5	96.8	-20.0	90.6.20
이목정	55.90	29.0	30.0	-3.3	90.7.17
동 곡	33.63	23.5	24.0	2.0	90.7.18

그림 4에 나타난 바와 같이 시뮬레이션 결과는 실측수문곡선보다 첨두유출량에서 19.3 cms 작게 예측됨으로써 그 영향이 감수곡선부분에서 지속적인 편차로 나타나고 있다. 이러한 현상은 외부로부터의 시스템 상태 정보를 제공받지 못하는 순환적 시뮬레이션에서는 어쩔 수 없는 현상이지만 신경회로망모형의 학습자료를 확충하고 모형의 구조를 발전시킴으로서 그 격차를 줄여나갈 수 있을 것으로 예상된다.

다음으로는 학습대상에 포함되어 있지 않았던 보청천 대표유역내의 이평지점에 대한 유출 시뮬레이션을 수행한 결과가 그림 5에 나타나 있다.

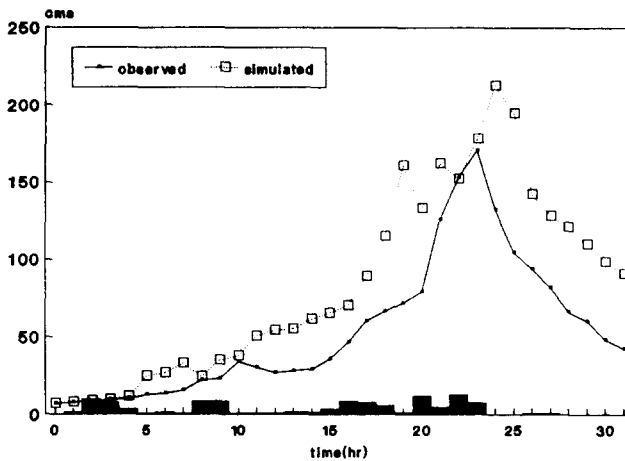


그림 5 이평지점 강우-유출 시뮬레이션

그림 5에서 첨두유출량은 예측치가 213 cms인데 비하여 실측치는 171 cms로 시뮬레이션 결과가 25%의 오차를 보이고 있다. 오차의 크기도 중요하지만 위의 그림에서 나타난 것처럼 입력 강우에 대하여 신경회로망으로부터 산출되는 유출패턴이 실측패턴과 정성적으로 유사성을 보이는 것은 신경회로망의 일반화 능력을 보여주는 중요한 점이라고 할 수 있다.

4. 결론 및 전망

본 연구에서는 신경회로망모형을 강우-유출 시뮬레이션과정에 대하여 적용하는 방안

예비적 고찰을 수행하였다. 이를 위하여 4개의 유역에 대하여 각각 1개씩의 강우-유출 사상을 선택하여 총 262개의 유역 강우-유출 패턴자료를 학습시킨후 학습되지 않은 새로운 호우사상과 더 나아가서 새로운 유역에 대하여 적용하는 과정을 살펴보았다. 4개의 유역과 해당 유역별 1개의 호우사상자료는 복잡하고 비선형성이 강한 강우-유출 과정을 학습하기에 결코 충분한 자료라고 할 수 없으며 일반적인 결론을 도출하기에는 미흡하다고 하겠다. 그러나 본 연구를 통한 예비적인 고찰을 통하여 신경회로망을 이용한 유출시뮬레이션 모형은 학습되지 않은 '새로운' 호우사상이나 '새로운' 유역에 대하여 일관성 있는 유출패턴을 산출함으로써 강우-유출 과정을 일반화할 수 있는 것으로 나타났다. 그러나, 앞으로 이러한 신경회로망기법을 강우-유출 예측에 실무적인 차원에서 사용할 수 있도록 하기 위해서는 유역특성인자를 적절히 고려하는 방법들, 적정 신경망 구조의 결정 방법, 신뢰성 있는 수문자료의 확충과 신경회로망 모형의 검증 등 해결하여야 할 사항들이 아직도 많이 남아 있다.

* 감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단의 새만금유역 실시간 물관리를 위한 수자원 관리시스템 연구(과제번호 92-29-00-03)의 일부로서 수행되었음을 밝히며 연구에 많은 지원을 아끼지 않은 재단측에 감사드립니다.

참고문헌

- 1) 강주환(1993) 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구, 박사학위논문, 인하대학교.
- 2) 건설부(1980-1993) 국제수문개발계획(IHP)연구보고서.
- 3) 김대수(1992) 신경망이론과 응용(I), 하이테크정보.
- 4) 박상우(1992) 전이함수계모형과 필터링 알고리즘을 적용한 실시간 홍수예측, 박사학위논문, 동국대학교.
- 5) Flood, I., and Kartam, N. (1994a). "Neural Networks in Civil Engineering. I : Principles and Understanding." J. Comp. in Civil Engr., ASCE, 8(2), pp.131-148.
- 6) Flood, I., and Kartam, N. (1994b). "Neural Networks in Civil Engineering. II : Systems and Application." J. Comp. in Civil Engr., ASCE, 8(2), pp.149-162.
- 7) Karlsson, M., and Yakowitz, S. (1987). "Nearest-Neighbor Methods for Nonparametric Rainfall-Runoff Forecasting." Water Resour. Res., 23(7), pp.1300-1308.
- 8) Nachimuth, K., Grenny, W., Whitley, D., and Bovee, K. (1994). "Neural Networks for River Flow Prediction." J. Comp. in Civil Engr., ASCE, 8(2), pp.201-220.
- 9) Overton, D., and Meadows, M. (1976). Stormwater Modeling, Academic Press.