

OE4 신경회로망을 이용한 홍수유출예측에 관한 연구

정순돌^{1*}, 임동희, 손희원, 김기범, 안승섭

¹성주군 건설과/경일대학교 대학원, 경일대학교 건설정보공학부

1. 서 론

최근의 극심한 기상이변으로 인하여 발생하는 이상홍수의 예측에 관한 사항은 치수·이수는 물론 친수관점에서 볼 때 자연하천의 관리시에 매우 중요한 관심사로 부각되고 있다. 자동계측 장치로부터 구해지는 특정지점의 홍수유출자료는 침투, 토양 특성, 상류에서의 수위 등과 같은 변수들의 변동이 비선형으로 하천 홍수량에 많은 영향을 끼치기 때문에 제어점에서(control point)에서 홍수량을 예측하는 것은 매우 어려운 작업이라고 말할 수 있다. 즉, 유역에서의 유출은 매우 복잡하고 불확실한 과정에 의해 진행되며, 이러한 복잡한 과정을 확정적인 모델과 추계학적인 모델로 모의하여 수위와 유량을 예측하는 것은 매우 힘든 일이다. 또한 입력 자료에도 관측의 시간적 간격의 한계 등의 문제가 있어 불확실성을 내포하고 있다. 모형의 실제 적용시 모형의 불확실성, 입력자료의 불확실성, 매개변수의 불확실성 및 시스템의 초기상태 등으로 인해 모형의 결과 값과 실측자료가 불일치하는 문제가 발생하게 된다. 이와 같은 불확실성에 의한 모형오차를 줄이기 위해 사용하는 매개변수의 추정방법들은 매우 복잡하고 많은 시간을 필요로 하게 된다. 모형의 매개변수 결정에 있어서도 방법상의 문제 외에도 측정이 어려운 자료와 불확실한 자료 등으로 많은 문제점을 가진다.

본 연구에서는 이러한 모형의 한계를 극복하고 불확실성을 해결하여 모형출력의 정도를 높이기 위한 방법으로, 불확실성을 적극적으로 인정하고 수학적으로 해석하려는 신경회로망을 이용하여 홍수유출량예측에 적용하고자 한다.

2. 모형의 기본이론

신경회로망은 생물체의 신경망에서 출발한 것으로, 많은 수의 간단한 프로세서들이 서로 연결되어 있는 병렬 계산 시스템이다. 일반적인 신경회로망 모형은 Fig. 1과 같이 구성할 수 있다. 여기서 P는 입력패턴을 구성하는 입력벡터, w는 연결강도, Σ 는 각 입력벡터를 연결강도로 곱하여 합해주는 결합함수(summation function), F는 전달함수(transfer function), θ 는 바이어스(bias)를 나타낸다.

또한 신경회로망의 전달함수로서 동적반응을 결정하는 전달함수는 $-\infty$ 에서 $+\infty$ 까지의 모든 값을 변수로써 받아들이며, 주로 -1에서 +1또는 0에서 +1사이의 값을 출력하게 된다. 본 연구에서 이용된 역전파 알고리즘에 주로 이용되는 함수는 sigmoid함수이다.

학습방법은 지도학습(Supervised learning)과 자율학습법(Unsupervised learning)으로 나눌 수 있으며, 지도학습은 출력값과 비교할 수 있는 기지의 정답이 존재하며 그 오차를 이용하여 학습하는 방법이지만, 자율학습은 교사가 존재하지 않으며 정답이 존재하지

않는다. 그러나 이 방법은 정확한 정보 없이 입력자료의 흥미있는 범주나 특징을 발견하여 자기조직화에 의해 훈련을 하게 되고 결과를 출력한다.

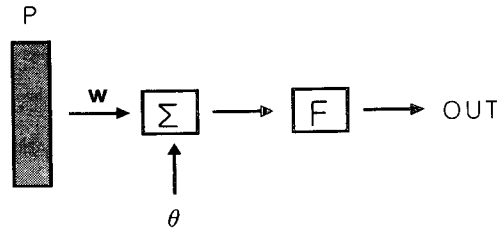
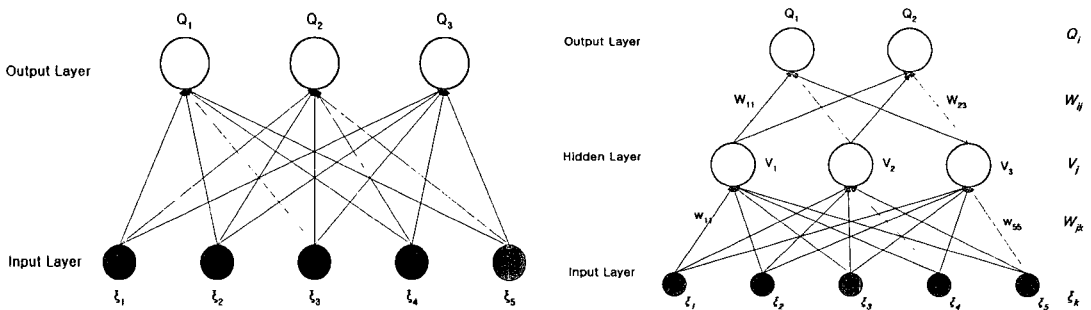


Fig. 1. General model of neural network.

신경회로망 모형의 구조는 Fig. 2과 같이 순방향(feed-forward)의 단순인식자 모형과 이층신경망(two-layer neural network) 모형으로 나타낼 수 있다. 먼저, 단순인식자 모형은 Fig. 2(a)와 같이 입력층과 출력층으로 구성되며 그 한계 때문에 입력층과 출력층 사이에 하나 또는 그 이상의 은닉층을 가지는 다층신경망 모형이 제시되었다. 여기서 출력 성분들은 Q_i , 은닉층의 성분들은 V_j , 그리고 입력자료들은 ξ_k 로 표기하였다. 또한 입력층에서 은닉층으로의 연결강도와 은닉층에서 출력층으로의 연결강도는 각각 w_{jk} 와 W_{ij} 로 표기하였다. 다음으로 다층 신경망 모형 중 입력층과 출력층 사이에 하나의 은닉층이 존재하는 이층신경망(two-layer neural network) 모형의 구조는 Fig. 2(b)와 같이 입력층과 출력층이 존재하고 그 사이에 은닉층이 존재한다. 여기서, 입력층과 출력층은 각각 외부로부터의 입력을 받아들이고 결과를 출력하는 역할을 수행하며, 은닉층은 입력층으로부터 출력층으로의 계산과정에 이용된다. 또한 각 층 사이에는 연결강도가 존재하며 이들은 두 층의 성분들 사이의 연결정도를 나타내며, 입력과 출력값에 따라서 이들 연결강도를 조절해 나간다. 즉, 다층 신경망이란 은닉층의 개수가 2개 이상인 구조로 지금까지의 계산과정을 같은 방법에 의하여 확장할 수 있다.



(a) A Simple Perceptron

(b) A Two-Layer Neural Network

Fig. 2. Structure of Neural Network Model.

입출력층으로 구성된 단순인식자 모형의 한계점 때문에 다층신경망은 뛰어난 적용성에도 불구하고 학습방법이 없어 활발한 연구가 진행되지 못하다가 80년대 중반 역전파 알고리즘을 이용한 다층 신경망의 학습방법이 발표되면서 역전파 알고리즘과 그 적용을 위한 활발한 연구가 이루어지고 있다. 역전파 알고리즘은 주어진 입력과 출력에 대한 적절한 연결강도를 구하기 위한 방법으로써 이 알고리즘에 의하여 신경망이 학습되어지는 과정의 흐름도를 나타내면 Fig. 3과 같다.

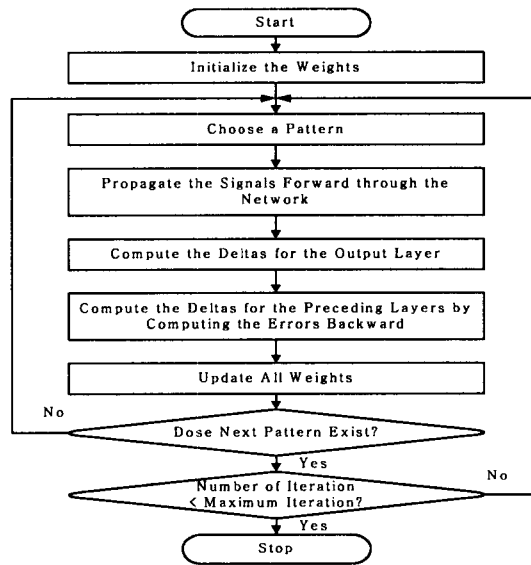


Fig. 3. Flow Chart of the Back Propagation Algorithm.

3. 모형의 적용 및 고찰

3.1. 연구대상구역

본 연구에서는 하천유출량 예측을 위한 신경회로망모형을 적용하기 위하여 금호강 중류에 위치한 금호수위표 지점을 대상으로 선정하였다. 연구대상 구역의 면적은 920.833 km², 유로연장 64.454km로서 평면 직교좌표계로는 동경 128°41' ~ 129°13', 북위 35°49' ~ 36°15' 사이에 위치하고 있다.

분석을 위한 수문기상학적 자료는 낙동강 홍수통제소 T/M수위국 및 강우관측소에서 1997년부터 2003년까지 유역내에서 발생한 11개의 주요 호우사상에 대한 실측 강우량과 유출량 자료를 수집하여 이용하였으며, 이들 자료를 학습 및 설정된 모형의 검증에 위한 자료로 이용하였다.

3.2. 모형의 적용 및 고찰

호우발생시 유출에 가장 큰 영향을 미치는 인자는 강우량이며, 유출량은 수문학적 지속성이 많은 자료이므로 본 연구에서는 선행강우량과 선행 유출량을 입력변수로 하여 1시간, 2시간 및 4시간 이후의 유출량을 예측하기 위해 다음과 같이 기본모형을 구성하였다.

- Model I : $Q(t+1) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), R(t-1), R(t-2)]$
- Model II : $Q(t+1) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), R(t-1), R(t-2), R(t-3)]$
- Model III : $Q(t+1) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), R(t-1), R(t-2), R(t-3), R(t-4)]$
- Model IV : $Q(t+2) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), R(t-1), R(t-2)]$
- Model V : $Q(t+2) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), R(t-1), R(t-2), R(t-3)]$
- Model VI : $Q(t+2) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), R(t-1), R(t-2), R(t-3), R(t-4)]$
- Model VII : $Q(t+4) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), R(t-1), R(t-2)]$
- Model VIII : $Q(t+4) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), R(t-1), R(t-2), R(t-3)]$
- Model IX : $Q(t+4) = f [Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), R(t-1), R(t-2), R(t-3), R(t-4)]$

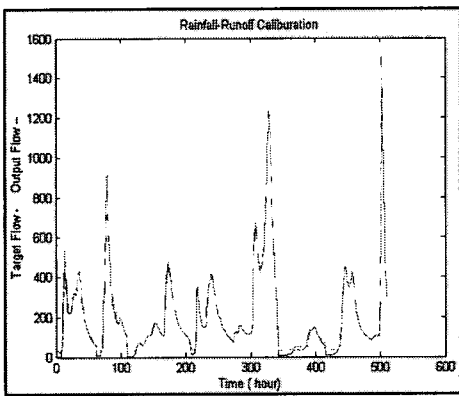
설정된 기본모형에서 좌변의 $Q(t+i)$ 는 현시점(t)를 기준으로 할 때 i 시간(1시간, 2시간, 4시간) 후의 예측된 유출량이고 우변의 $Q(t-i)$, $R(t-i)$ 는 현시점(t)를 기준으로 할 때 i 시간(1시간, 2시간, 3시간, 4시간) 전의 강우량 및 유출량이다.

Table 1. Test and Verification Data

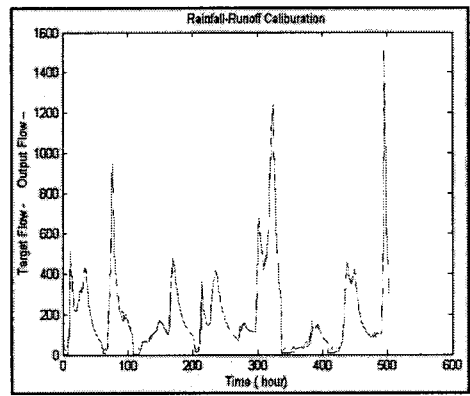
Storm No.	Date	Duration(hr)	Total Rainfall(mm)	Remark
1	97. 7. 5. 13:00 ~ 7. 8. 09:00	69	90	Test data
2	97. 7. 15. 16:00 ~ 7. 17. 18:00	50	139	
3	98. 6. 24. 21:00 ~ 6. 28. 23:00	98	118	
4	99. 8. 3. 05:00 ~ 8. 6. 04:00	71	75	
5	99. 9. 22. 03:00 ~ 9. 25. 00:00	69	152	
6	00. 8. 24. 17:00 ~ 8. 27. 20:00	75	114	
7	00. 9. 12. 17:00 ~ 9. 17. 06:00	109	245	
8	02. 8. 7. 19:00 ~ 8. 11. 23:00	100	214	
9	03. 7. 6. 11:00 ~ 7. 11. 02:00	98	191	
10	03. 8. 18. 09:00 ~ 8. 20. 23:00	65	132	Verification data
11	03. 9. 11. 20:00 ~ 9. 15. 06:00	82	231	

입출력 변수에 의해 신경회로망에서 추정된 연결강도는 비선형성을 모의하는 예측 모형식의 매개변수 역할을 한다. 여기서, 입력층 노드(node)수나 출력층 노드 수는 입출력 패턴에 따라 정해지나 은닉층 수나 은닉층 노드 수를 결정하기 위한 명확한 기준이 없으므로 은닉층 수와 노드 수에 따른 학습효과를 분석하기 위해 신경회로망 모형에서는 리벤버그-마쿼트방법(Levenberg-Marquart)을 이용하였다.

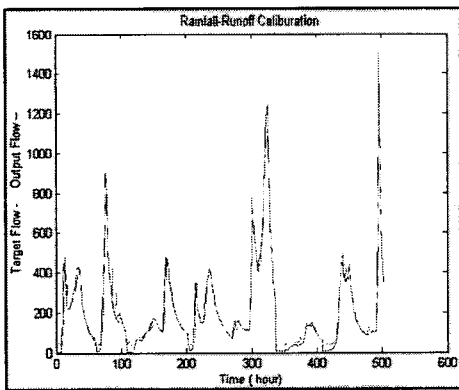
본 연구에서 선정된 모형에 대한 최적 매개변수에 의해 추정된 신경회로망 모형에 의한 예측 결과는 Fig. 4에서 나타낸 바와 같으며, 신경회로망 모형의 훈련 및 검증결과는 실측 홍수유출량과 신경회로망 모형에 의해 예측된 홍수유출량의 통계분석에 의해 평가하였다. 분석에 사용된 통계지표는 예측오차(Forecasting bias), 평균제곱오차의 평방근(Root mean square error), 첨두유출비(Peak runoff ratio) 및 상관계수(Correlation coefficient) 등으로 하였다.



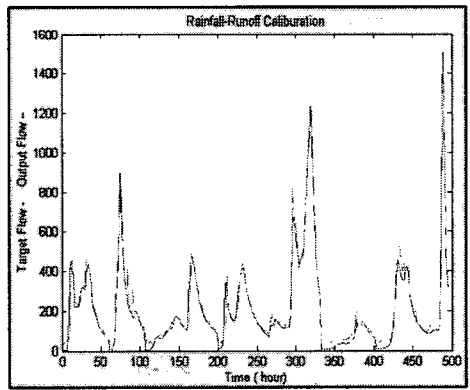
(a) ANN 1_5_5(1-hour Lead Time)



(b) ANN 1_7_7 Model(1-hour Lead Time)



(a) ANN 2_5_5(1-hour Lead Time)



(b) ANN 2_7_7 Model(1-hour Lead Time)

Fig. 4. Comparison of Rainfall-Runoff Calibration.

4. 결 론

본 연구에서는 강우-유출과정을 유역이라는 시스템 내에서 발생한 신호체계를 패턴으로 간주하고 모형을 구성하는 각 유닛의 매개변수를 신경회로망을 이용하여 최적화하는 방법으로 실제 수문계에 적용하고 하천유출량 및 강우의 과거 기록치를 이용하여 유출량을 예측하였다. 홍수량 예측을 위해 1997년부터 2003년까지 유역내에서 발생한 11개의 주요 호우사상을 선택하여 모형의 훈련자료 및 검증자료로 사용하였다. 또한 신경회

로망 모형의 최적 매개변수를 찾기 위해 리벤버그-마퀴트법을 이용하여 은닉층 수와 은닉층 노드수를 변화 시켜가면서 모형을 구성하였다.

분석결과 본 연구에서 설정된 신경회로망모형에 대한 통계분석을 통한 모형의 검증결과, 모형의 결과 값이 전체적으로 안정된 예측을 하는 것으로 나타났고, 모형의 우수성을 평가하는데 거의 차이가 없는 것으로 나타났지만, 본 분석에서 사용된 소규모 자료만으로 모형의 우수성을 판단하기에는 상당히 어려운 점이 많으므로 보다 많은 양질의 자료를 이용한 보완이 필요하다고 사료된다.

참 고 문 헌

- Ahn, S.S. and S.W. Kim, 1997, A Stochastic Nonlinear Analysis of Daily Runoff Discharge Using Artificial Intelligence Technique, *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 39(6): 54-66. (in Korean)
- French, M.N., Andrieu, H., and Krajewski, W.F., A Model for Real-Time Quantitative Rainfall Forecasting Using Remote Sensing: 1. Formulations, *WRR*, 30(4): 1075-1083.
- French, M.N., Andrieu, H., and Krajewski, W.F., A Model for Real-Time Quantitative Rainfall Forecasting Using Remote Sensing: 2. Case Studies, *WRR*, 30(4): 1085-1097.
- Kang, M.S. and S.W. Park, 2003, Short-term Flood Forecasting Using Artificial Neural Networks, *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 45(2): 45-57. (in Korean)
- Karunanithi, N., Grenney, W. J., Whitley, D., and Bovee, K., 1994, Neural networks for river prediction, *J. of Comp. in Civil Engineering, ASCE*, 8(2), pp. 201-220.
- Kim, S.W. and Salas, J.D., 2000, The Flood Stage Prediction Based on Neural Networks Method in Stream Gauge Station, *Journal of Korea Water Resources Association* 33(2): 247-262. (in Korean)
- Lee, S.T. and K.S. Lim, 1999, Neural Networks Model for Forecasting of River Flow, *Journal of Water, Coastal and Environmental Engineering, KSCE* 19(6): 67-70. (in Korean)
- Smith, J. and Robert N. Eli, 1995, Neural-Network Models of rainfall-Runoff Process, *Journal of Water Resources Planning and Management., ASCE*, 121(6): 499-508.