

신경망 알고리즘을 이용한 중소유역의 수문곡선 예측

안상진* · ○진계원** · 이재경*** · 백남대****

1. 서 론

강우-유출과정으로부터 수문곡선의 예측은 유출량에 관한 정보를 사전에 파악하기 위한 것으로 유역내의 강우량과 유출량 또는 예측강우량등의 관련정보를 근거로 침투유량과 도달시간, 유속, 위험수위 지속시간 등을 미리 추정함으로써 하류지역의 홍수피해를 최소화하는데 있다. 그러나 홍수시에 비선형성이 강한 강우와 유출관계를 규명하는 일은 매우 복잡하므로 유출량 추정에 많은 어려움이 있다. 따라서 본 연구는 신경망 알고리즘 중 Radial Basis Function Network와 오차역전과 알고리즘의 Levenberg-Marquardt 방법을 이용하여 IHP 대표유역인 보청천유역에 수문곡선을 적용하여 선행유출량을 예측하고, 이를 미학습 유역인 낙동강의 위천유역에 적용하여 수문곡선을 예측하고 알고리즘의 적용가능성을 검토하는데 그 목적이 있다.

2. 신경망 알고리즘

2.1 Levenberg-Marquardt(LM) 방법

역전과 알고리즘에 의한 학습 과정에서 발생할 수 있는 지역최소값(local minima value)문제와 오차를 적게 해서 수렴 속도를 빨리하여 학습 속도를 향상시키기 위해 본 연구에서는 출력값의 SSE(Sum Square Error)를 최소화하는 최적기법으로 LM방법을 이용하였으며, 이 방법은 연결강도 조정시 LM update rule을 사용하게되며 식(1)과 같다(Demuth 와 Beale, 1994).

$$\Delta W = (J^T J + \eta I)^{-1} J^T e \quad (1)$$

여기서, J 는 각 연결강도에 대한 오차 미분의 Jacobian 행렬, η 는 적응학습율, I 는 항등행렬 그리고 e 는 오차벡터 이다.

* 정희원, 충북대학교 공과대학 교수

** 정희원, 충북대학교 대학원 토목공학과 박사과정

*** 정희원, 대원과학대학 토목과 조교수

**** 정희원, 충북대학교 대학원 토목공학과 석사과정

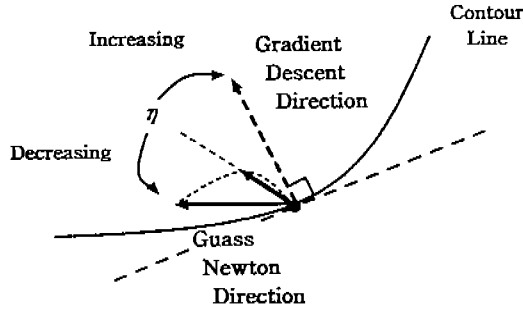


그림 1. Levenberg-Marquardt방법의 적응학습율(η)

식(1)에서 η 가 증가하면 그림 1과 같이 최급하강법으로 근사하고, η 가 감소하면 가우스-뉴턴법으로 근사되는데 가우스-뉴턴법은 빠르면서 국부최소값(error minima)에도 더 정확하게 가까워진다. 따라서, 적응학습율 η 를 조정하여 가능하면 가우스-뉴턴법으로 근사하도록 한다.

2.2 Radial Basis Function Network (RBFN)

다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron: MLP)은 일반적으로 높은 분류능력을 가지고 있는 반면 학습시간 및 국부 최소값의 문제점을 가지고 있다. 이에 반해 RBFN는 학습속도가 빠르고 구성이 간단하며 분류능력이 우수한 장점이 있다. RBFN는 Broomhead & Lowe(1988)와 Moody & Darken(1989)등에 의해 radial function에 기반을 둔 네트워크를 제시함으로써 이에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. RBFN은 대부분 학습 알고리즘을 두 단계로 나누어 학습을 한다. 즉, 은닉층에서의 학습과 출력층에서의 학습 알고리즘으로 나뉘어진다. 은닉층의 학습은 클러스터링 알고리즘을 이용한 자율학습

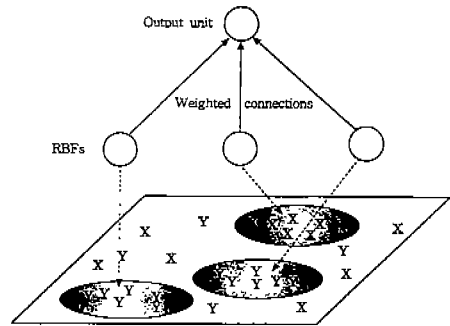


그림 2. RBFN의 학습

(unsupervised learning)을 한다. 그리고 출력층에서의 학습은 은닉층의 학습이 끝나고 난 뒤 하게되며, 이때 은닉층과 출력층 사이에서는 연결된 연결강도만 변하게 된다. 그림 2는 RBFN의 학습을 나타내고 있다.

3. 모형의 적용

3.1 대상구역 및 강우-유출 자료

홍수기의 수문곡선 예측을 위해 IHP대표구역인 보청천 유역 기대지점(No.2)의 1983년부터 1993년 사이의 25개의 주요 호우사상 자료를 학습하여 매개변수를 추정하고, 1995년부터 1998년 사이의 10개의 호우사상을 이용하여 매개변수의 정확성을 검증하였다. 그리고 1998년 호우 및 유출자료를 검증자료로 사용하였다. 또한 미학습 유역의 수문곡선 예측을 위해 금강수계 보청천 유역의 산계지점(No.1) 및 낙동강수계 위천유역의 무성, 병천지점의 호우 및 유출자료를 사용하였다.

3.2 최적 모형의 선정

역전파신경망(Back-Propagation Network: BPN)모형과 RBFN모형을 은닉층의 노드수, 학습회수, spread 상수에 따라 8개의 모형으로 구성하고 기대지점의 주요 호우사상 자료를 학습하여 매개변수를 추정하였고, 이를 기대지점 1995년부터 1998년 사이의 호우사상에 적용하여 예측능력을 검증하였다. 모형의 검증결과는 그림 3 및 표 1과 같다.

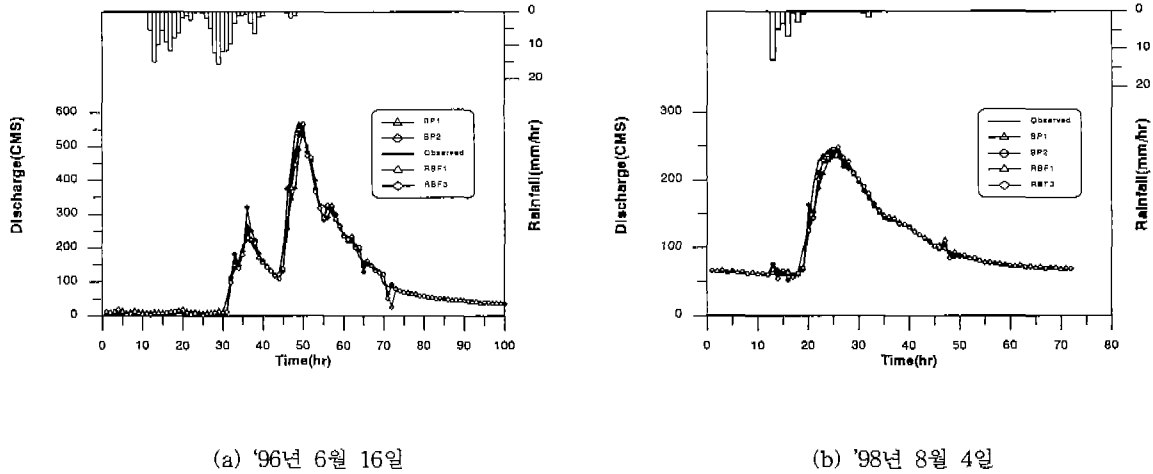


그림 3. 수문곡선의 검증결과

표 1. BPN과 RBFN의 검증결과 비교

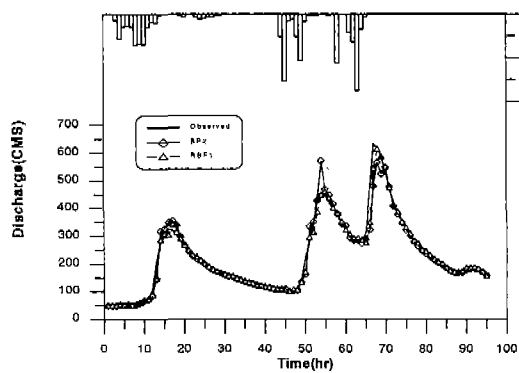
| Network | Model | Hidden layer node | Iterations Spread. | CC | R ² | RMSE | MF (%) | VE (%) |
|-----------------------------|-------------|-------------------|--------------------|--------------|----------------|---------------|--------------|--------------|
| BP (Levenberg Marquardt) | BP1 | 5 | Iterations 600 | 0.983 | 0.965 | 58.411 | 5.562 | 2.727 |
| | BP2 | 10 | | 0.982 | 0.963 | 56.896 | 2.441 | 2.388 |
| | BP3 | 12 | | 0.920 | 0.848 | 85.139 | 3.011 | 6.543 |
| | BP4 | 15 | | 0.933 | 0.881 | 72.676 | 2.569 | 5.135 |
| RBF | RBF1 | 15 | Spread 4.0 | 0.989 | 0.978 | 46.428 | 2.222 | 2.034 |
| | RBF2 | 20 | | 0.987 | 0.975 | 49.281 | 2.409 | 2.119 |
| | RBF3 | 25 | | 0.985 | 0.970 | 51.879 | 1.652 | 2.138 |
| | RBF4 | 30 | | 0.984 | 0.969 | 54.496 | 4.079 | 2.167 |

통계분석 결과 표 1에서 알 수 있듯이 BPN과 RBFN에서 각각 가장 좋은 통계분석 결과를 나타낸 BP2모형(학습회수 600회, 노드수 10)과 RBF1모형 (spread 상수 4.0, 노드수 15)을 최종 모형으로 선정하였다.

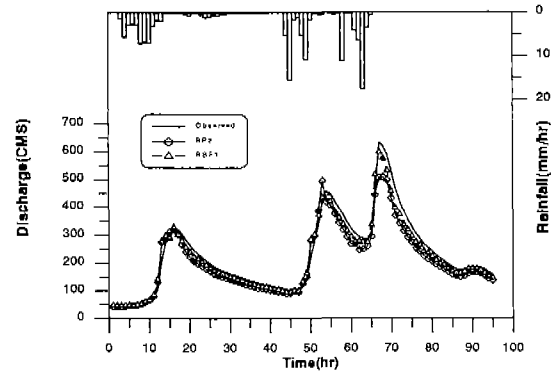
4. 결과분석

4.1 결과의 검증

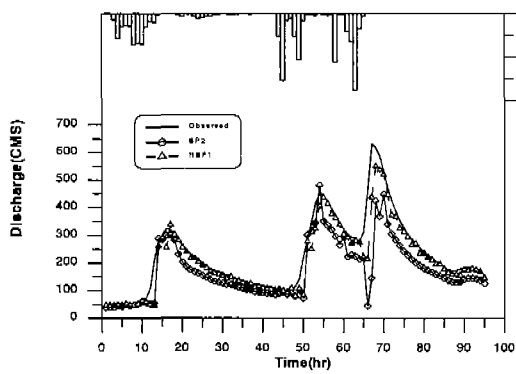
최적 모형으로 선정된 BP2모형과 RBF1모형을 검증하기 위해 '98년 6월 30일 호우사상의 수문곡선을 1시간~4시간까지 선행예측 하였다. 예측결과는 그림 4 및 표 2에 나타내었다.



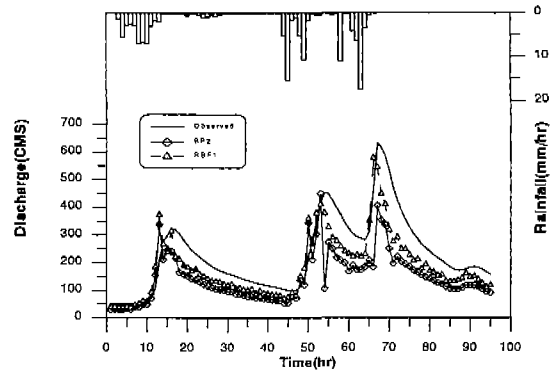
(a) 1시간선행예측



(b) 2시간 선행예측



(c) 3시간 선행예측



(d) 4시간 선행예측

그림 4 선행예측 결과 (보청천의 기대지점)

표 2. 선행예측한 수문곡선의 통계적 특성('98. 6.30)

| Network | Ahead Forecasting Hour | CC | R ² | RMSE | MF(%) | VE(%) |
|---------------------------------|------------------------|-------|----------------|---------|---------|---------|
| BP2 (Levenberg Marquardt) | 1 | 0.975 | 0.950 | 30.148 | -9.648 | -0.971 |
| | 2 | 0.975 | 0.950 | 40.054 | -19.874 | -10.382 |
| | 3 | 0.976 | 0.953 | 90.754 | -24.080 | -24.262 |
| | 4 | 0.850 | 0.722 | 115.041 | -28.870 | -37.159 |
| RBF1 | 1 | 0.990 | 0.979 | 20.050 | -3.312 | -1.987 |
| | 2 | 0.987 | 0.975 | 25.079 | -5.617 | -4.684 |
| | 3 | 0.953 | 0.907 | 46.916 | -12.966 | -9.580 |
| | 4 | 0.900 | 0.808 | 74.823 | -8.571 | -19.966 |

선행예측결과 BP2모형은 표 2에서 알 수 있듯이 선행예측 3시간 이후 오차가 크게 증가하였고 RBF1모형은 선행예측 4시간까지 양호한 결과를 나타내었다.

4.2 미학습 유역의 적용성 검토

미학습 유역의 수문곡선 예측에 관한 적용성을 검토하기위해 검정된 BP2, RBF1모형의 연결강도를 적용하여 미학습유역의 유역면적이 300km² 이상인 금강수계 보청천 산계지점(No.1)과 낙동강수계 위천유역의 무성(No.1), 병천(No.2)지점의 수문곡선을 예측하였고, 그 결과를 그림 5~6과 표 3에 나타내었다.

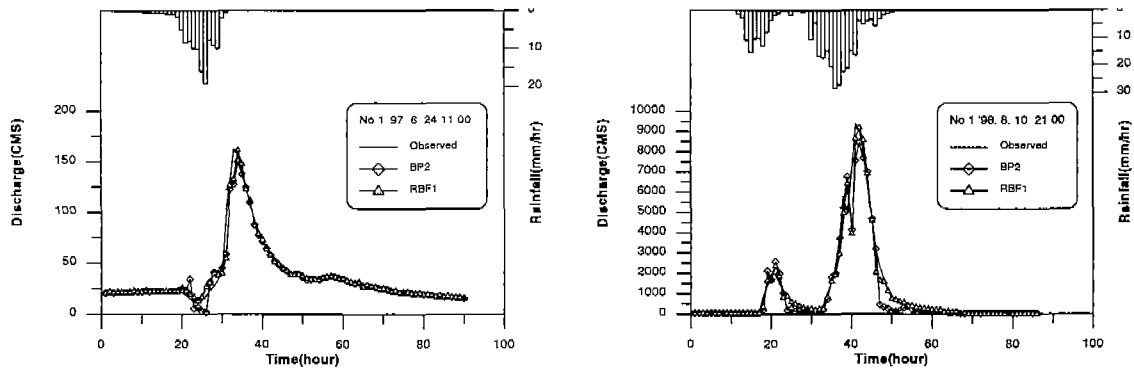


그림 5. 미학습유역의 수문곡선 예측 결과 (보청천의 산계지점)

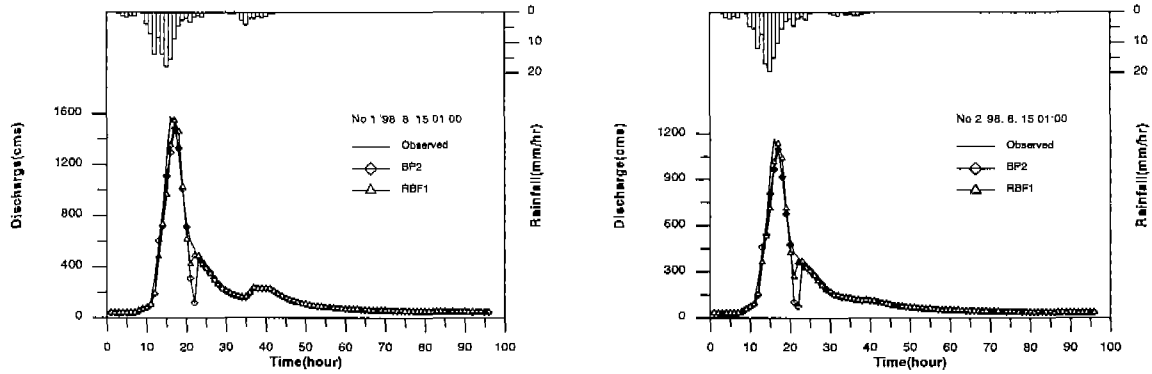


그림 6. 미학습유역의 수문곡선 예측 결과 (위천의 무성, 병천지점)

표 3. 미학습유역 수문곡선 예측의 통계적 특성

| Basin | Station | Beginning date | Network | CC | R ² | RMSE | MF(%) | VE(%) |
|-----------------|------------|----------------|---------|-------|----------------|---------|--------|--------|
| Bocheong Stream | Sangye | '97.6.24 11:00 | BP2 | 0.980 | 0.960 | 6.509 | 8.281 | 2.286 |
| | | | RBF1 | 0.982 | 0.965 | 5.933 | 1.033 | 0.682 |
| | | '98.8.10 21:00 | BP2 | 0.966 | 0.932 | 525.600 | 10.434 | 10.797 |
| | | | RBF1 | 0.977 | 0.955 | 422.585 | 2.527 | 5.566 |
| Wi Stream | Museung | '98.8.8 15:00 | BP2 | 0.981 | 0.962 | 65.072 | 5.739 | 6.785 |
| | | | RBF1 | 0.987 | 0.974 | 53.063 | 1.984 | 4.799 |
| | Byeungchun | '98.8.15 15:00 | BP2 | 0.973 | 0.948 | 54.785 | 5.749 | 7.603 |
| | | | RBF1 | 0.986 | 0.971 | 40.375 | 2.551 | 4.657 |

그림 5~6에서 알 수 있듯이 보청천 유역BP2모형과 RBF1모형 모두 실측 수문곡선을 잘 예측하였다. 표3에서 상관계수(correlation coefficient: CC)는 두 모형 모두 0.96이상, 결정계수(correlation of determination: R²)는 0.93이상으로 예측 능력이 우수하게 나타났고, 첨두유량의 퍼센트오차(percent error of maximum flow: MF)와 유출용적의 퍼센트오차(percent volume error: VE)가 BP2모형은 2.3%~10.8%사이로 나타났고, RB1모형은 0.7%~5.6%사이로 나타났으며, RBF1모형이 BP2모형보다 적합한 결과를 얻을 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 IHP 대표유역인 보청천 유역의 홍수시의 시 강우 및 시유출량 자료를 입력자료로 사용하여 유출량 예측 신경망 모형을 구성하였고, 신경망 모형의 최적 모형을 찾기 위해 Levenberg-Marquardt(LM)방법을 이용한 BPN과 Radial Basis 뉴런을 이용한 RBFN을 이용하였다. 그리고 노드수, 학습회수, spread 상수에 따라 8개의 모형을 구성하고 학습하지 않은 호우사상에 적용하여 최적모형을 선정된 후 1시간 4시간까지 선행예측을 수행하였고, 또한 선정된 최적 모형을 이용하여 미학습 유역의 수문곡선을 예측하였다.

그 결과 복잡하고 비선형성이 강한 강우-유출 과정의 학습에 있어 BPN에서는 학습회수 600회, 노드수 10개인 모형을 RBFN에서는 spread 상수 4.0, 노드수 15개인 모형을 최종모형으로 선정하였다. 선행유출량의 예측결과는 여러 통계적 지표에서 RBFN이 BPN보다 좋은 결과를 얻었고, 선행예측 시간은 BPN은 3시간까지, RBFN은 4시간까지 비교적 양호한 결과를 얻을 수 있었다. 미학습유역의 적용성 검토에서는 금강수계 보청천 유역과 낙동강수계 위천 유역에서 모두 비교적 청두치가 실측자료의 경향을 잘 따라가는 것을 알 수 있었다.

1. 강관원, 박찬영, 김주환, "패턴인식방법을 적용한 하천유출의 비선형 예측" 한국수문학회지, 제25권, 제3호, 1992, pp. 105~113.
2. 신현석, 최종남, 박무중, "신경망을 이용한 비선형 강우 및 홍수 유출 실시간 예측 모형", '98년도 대한토목학회 학술발표회 논문집(III), 대한토목학회, 1998, pp. 185~188
3. 심순보, 김만식, 심규철, "신경망이론에 의한 다목적 저수지의 홍수유입량 예측", 한국수자원학회논문집, 제31권, 제1호, 1998, pp. 45~57.
4. Hsu, Kuo-Lin, Gupta, H. V., and Sorooshian, S., "Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process", Water Resources Research, Vol3, No, 1995, pp. 2517~2530.
5. Orr., M. J. L., "Introduction to radial basis function networks", Technical report, Institute for Adaptive and Neural Computation, Division of Informatics, Edinburgh University, 1996, pp. 4~65.
6. Haykin, S., "Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition", Prentice Hall, 1999, pp. 1~317.