

홍수流入量 豫測을 위한 神經網 模型과 貯留函數 模型의 比較研究

○김만석¹⁾, 심순보²⁾, 고덕구³⁾

1. 서론

본 연구는 신경망이론을 적용하여 개발된 다목적 저수지의 실시간 홍수유입량 예측모형을 적용성 검토를 위해 기존 홍수예경보모형으로 사용되고 있는 저류함수 모형과 비교·검토하였다. 개발된 신경망모형은 역전파학습알고리즘과 최적화기법으로 모멘트법-적용학습율기법과 Levenberg-Marquart기법을 이용하였다. 두 방법으로 충주다목적 저수지 유역에 대해 강우-홍수유입량을 예측할 수 있는 다층신경망모형을 개발하여 은닉층 노드수와 학습회수에 변화를 주어 16가지의 모형을 제안하였다.

최적의 신경망모형 도출을 위해 1987년부터 1994년까지 15개의 호우사상을 학습하여 산정된 16가지 모형 중 비교적 정도가 높게 나타난 2가지 최적모형(MA-7, LM-7)을 선정하였다. 그리고 모형의 예측능력의 검정을 위해 1990년과 1995년의 호우사상에 대해 각각의 모형을 적용하여 1시간부터 12시간까지 홍수유입량을 선행 예측하였다. 신경망모형에 의한 1~3시간의 선행예측은 저류함수모형보다 예측정도가 높게 나타났으며, 정확한 강우예측이 되면 그 적용성을 더욱 높일 수 있을 것으로 판단되어 개발된 신경망모형은 실제 다목적댐 저수지의 홍수유입량 예측에 활용할 수 있을 것으로 사료되었다.

2. 모형의 기본개념

2.1 신경망모형

신경망이론은 인간의 두뇌와 같이 생각하고 판단하며, 인식할 수 있는 능력을 구현하기 위해 인간뇌의 정보처리 메커니즘을 수학적으로 표현한 이론으로서 다수의 원소가 동시에 작동하는 병렬 처리 기계처럼 하드웨어 및 소프트웨어적인 병렬 분산 처리를 하는 시스템이며, 다른 환경에 맞도록 변화시킬 수 있는 학습 능력을 가지고 있다. 또한, 모형 개발에 있어 특별한 구조나 매개변수 산정, 자료의 변환 등이 필요치 않고 자료의 축적에 따라 학습을 통하여 모형의 예측 능력을 향상시킬 수 있다.

다목적 저수지의 홍수유입량으로 나타나는 물리적과정을 잘 나타낼 수 있는 신경망모형을 결정해야 한다. 이것은 일반적인 홍수유입량 예측모형중 어느 모형을 선택하느냐와 같은 문제이다. 여러 신경망모형중에 적절한 모형의 선택은 응용하고자 하는 문제의 특성을 고려하여 선택해야 된다. 신경망모형이 선택되면 수집된 또는 측정된 입력자료와 출력자료의 학습패턴을 정리해야 한다. 이 단계는 일반적인 모형에서의 필요로 하는 자료의 전 처리단계이다. 신경망모형에서는 일반적으로 자료의 특성을 변화시키지 않는 범위에서 임·출력 학습패턴을 정규화하여 입력값과 출력값의 차원을 일치시킨다. 다음 단계로 임·출력패턴으로 학습을 수행하는데 이는 일반적인 홍수유입량 예측모형에서 매개변수의 산정절차와 유사하다. 이때 신경망모형의 구조를 결정하고 그 구조에 필요한 매개변수를 산정하는데 임·출력자료의 수와 각 층의 수, 각 층의 노드의 수, 각 층의 출력함수 등을 결정한다. 그리고 학습을 완료한 후 학습되지 않은 실측자료를 이용하여 모형의 적합성을 검증하게 된다.

2.2 저류함수 모형

저류함수 모형은 유역 유출현상의 비선형성과 물리적 특성을 표현하기 위해 강우-유출의 변환 과정에 유역 저류 과정을 도입하고, 저류량-유출량 관계를 함수식으로 표현함으로써, 저류량의 물

1) 한국수자원공사 수자원연구소 인턴연구원

2) 충북대학교 토목공학과 교수

3) 한국수자원공사 수자원연구소 선임연구원

수지를 계산한 후 이로부터 유출 수문곡선을 구하는 계산법이다. 또한 저류함수 모형에 의한 유출 계산시 제 계수를 과거의 강우-유출 자료나 경험 공식으로부터 비교적 용이하게 구할 수 있고, 유역의 홍수유출 현상을 이해하기 쉽게 분석할 수 있다. 홍수유입량 예측을 위한 저류함수 모형의 입력자료로는 각 강우관측소의 시강우자료와 댐 저수위, 발전 방류량, 여수로 방류량이며, 정확한 예측을 위해 유역에 대한 각 매개변수 $K, P, T_r, f_{so}, R_{sa}$ 를 특성에 의해 계수값을 조절한다.

3. 모형비교를 위한 기본사항

3.1 호우사상 선정

본 연구의 다중신경망 모형을 저류함수 모형과 비교·검토하기 위하여 선정된 사상은 1990년 9월 9일 01시 ~ 9월 14일 02시, 1995년 8월 23일 14시 ~ 8월 28일 02시의 홍수유입량을 선택하였으며, 전자를 홍수 1, 후자를 홍수 2로 표시하였다. 1990년 9월 9일 01시 ~ 9월 14일 02시의 호우사상은 한강유역에 300 ~ 500mm의 집중강우가 내려 막대한 피해를 준 홍수였다. 이 결과로 강우관측소가 22개에서 34로 증설하는 계기를 마련하였다.

1995년 8월 23일 14시 ~ 8월 28일 02시의 호우사상은 최근에 가장 강우가 많이 내린 호우사상으로 장시간에 걸쳐 두개의 호우사상이 겹쳐왔기 때문에 모형의 검정에 알맞은 큰 호우사상이라 사료되어 선정하였다. 1995년 이후에는 큰 호우사상이 거의 없었으며, 신경망모형의 모의 과정에서 사용된 자료와 같이 평활화(smoothing)하지 않은 실측자료를 사용하였다.

3.2 모형의 선행예측 방법과 평가방법

신경망모형중 선정된 LM-7과 MA-7로 1시간에서 12시간까지 홍수유입량 선행예측을 실시하기 위해 입력자료중 홍수유입량계열을 1시간 선행예측 결과를 2시간 선행예측시에 현재시간 홍수유입량 자료 그리고 관측된 홍수유입량의 2시간후와 3시간후의 자료로 홍수유입량 입력자료계열을 구성하는 방법으로 12시간 선행예측을 실시하였고, 강우자료계열은 1시간씩 선행예측때마다 0으로 입력하여 구성하였다. 저류함수 모형은 우선 매개변수 산정을 위해 매 모의 발생마다 관측치 수문곡선과 계산치 수문곡선의 시각적 비교를 통해 일정 비율을 가감하는 과정을 통해 최적 매개변수 조합을 찾아가는 과정을 반복하였다.

저류함수 모형의 유역 저류상수는 한국수자원공사의 다목적댐 홍수유출 해석 및 홍수기 저수지 운영 프로그램 해설서(1993)에 제시된 값을 기본으로 하여, 신경망모형에서 검정을 위해 사용된 시기의 홍수유입량 관측치와 모의 발생치간의 첨두유입량 및 첨두유입량 발생시간의 오차를 최소화 할 수 있도록 매개변수를 산정하였다. 그리고 12시간 선행예측을 위해 입력자료에서 강우자료를 1시간씩 줄여가며 예측하여 12시간씩 예측결과를 분류하였다.

예측된 결과의 효율성을 알아보기 위해 RMSE, 결정계수(determination coefficient) R^2 , K-S(Kolmogorov-Smirnov)방법을 사용하였다.

4. 적용결과 및 비교고찰

4.1 예측결과

저류함수 모형의 최적 매개변수 산정에는 많은 시간과 노력이 필요로 했으며 홍수 1에 대해 매개변수 K 는 1.00, P 는 0.90, T_r 은 1.70, f_{so} 은 1.30, R_{sa} 은 0.90, 기저유량은 200m³/sec으로 나타났다. 그리고 신경망모형과 저류함수 모형으로 1~12시간까지 홍수유입량 선행예측을 실시하였으며 1시간, 3시간, 6시간 선행예측 결과를 그림 1~3에 나타내었다.

그림 1~3에서 보듯이 신경망모형은 overfitting 또는 underfitting 되는 결과를 나타내었으며 그 원인은 본 연구에서 사용한 출력함수인 시그모이드 함수의 특성상 결과로 나타난 것으로 초기값의 불안정으로 정도가 떨어지는 것을 볼 수 있으며 이 문제를 해결하는 방법을 개발해야 될 것으로 사료된다. 신경망모형은 3시간 선행예측까지는 실측 홍수유입량 자료의 불규칙 변화에도 불구하고 비교적 양호하게 예측되었으며 첨두 홍수유입량에도 잘 예측되는 결과를 나타냈다. 또한, 실측 홍수유입량 자료를 평활화하면 예측의 정도는 더 높아질 것으로 사료된다. 그러나 4시간 선행예측 이후부터는 실측홍수유입량 수문곡선과 거의 다른 형태를 나타내고 있으며, 첨두유입량에도 과소 예측됨을 나타냈다. 저류함수 모형은 첨두 홍수유입량에는 매우 과소 예측되는 것을 나타냈는데 실측 홍수유입량값의 급격한 진동에 대해 매개변수의 조정에도 불구하고 잘 예측되지 못함을 알 수 있었으며, 이는 매개변수 조정으로는 한계가 있었다. 그러나 선행예측 시간이 진행됨에도 예측 홍수유입량 수문곡선 형태가 거의 변화가 없음을 알 수 있다.

홍수 2에 대한 저류함수 모형의 매개변수 K 는 0.95, P 는 0.95, T_r 은 0.90, f_v 은 1.00, R_{50} 은 1.15, 기저유량은 500m³/sec으로 나타났으며, 홍수 1과 마찬가지로 신경망모형과 저류함수 모형으로 1시간, 3시간, 6시간까지 홍수유입량 선행예측을 실시하여 그 결과를 그림 4~6에 나타내었다. 신경망모형은 4시간 선행예측까지는 비교적 양호하게 예측되었으며 침투 홍수유입량에도 잘 예측되는 결과를 나타냈으나 5시간 선행예측 이후부터는 실측홍수유입량 수문곡선과 거의 다른 형태를 나타내고 있다. 그리고 침투유입량에도 과소 예측됨을 나타냈다. 저류함수 모형은 홍수유입량 침투 도달시간에는 3~4시간의 차이를 나타냈으며 침투 홍수유입량도 약간 과대 예측됨을 알 수 있었고, 실측 홍수유입량 수문곡선에 전체적으로 비교적 양호하게 예측됨을 나타냈다.

4.2 고 찰

4.2.1 홍수 1

홍수 1의 예측결과에 대해 RMSE와 R^2 의 변화양상을 알기 위해 그림 7 및 그림 8에 나타내었다. 예측홍수유입량 수문곡선과 관측홍수유입량 수문곡선의 용적 및 침투량의 차이를 그림 9 및 그림 10에 나타내었다. 홍수 1의 예측결과에서 RMSE는 0.8 이하를 기준으로 신경망모형의 LM-7은 선행예측 2시간, MA-7은 선행예측 3시간까지는 양호했으며 저류함수 모형은 전반적으로 양호한 것으로 나타났으나 홍수시 다목적댐을 운영하기 위해서는 단시간 내에 보다 정확한 예측을 필요로 하므로 신경망모형이 타당한 것으로 판단되었다. 결정계수 R^2 은 0.8 이상을 기준으로 신경망모형의 LM-7은 3시간, MA-7은 2시간 선행예측까지는 양호하게 나타났다. 그러나 선행예측 5시간~6시간 이후에는 급격히 정도가 떨어졌으며 10시간 이후에는 0으로 나타났다. K-S 검정에서 유의수준을 본 연구에서는 0.05로 결정하였으며 이에 따라 LM-7과 MA-7은 3시간, 저류함수 모형은 4시간 선행예측까지 예측홍수유입량 수문곡선의 분포형태와 실측홍수유입량 수문곡선 분포형태가 유사하다는 것을 알 수 있었다. 그리고 LM-7의 경우 선행예측 7시간부터 유의수준이 0.39 ~ 0.73으로 나타났는데 이는 K-S검정방법에서 최대치를 기준으로 산정하기 때문에 LM-7의 예측치가 크게 overfitting되는 결과에 의해 유의수준이 양호하게 나온 결과이다. 이상과 같이 통계 분석 결과로 홍수 1에서는 신경망모형의 선행예측은 3시간, 저류함수 모형은 4시간까지의 예측이 양호함을 알 수 있고, 신경망모형은 저류함수 모형보다 1시간 선행예측에서는 정도가 높은 것을 알 수 있었다. 그러나 2시간 선행예측부터는 신경망모형이 저류함수 모형에 비해 정도가 많이 떨어지는 결과를 나타냈는데 이는 신경망모형에서 선행예측을 수행할 때 입력층의 자료로 사용하는 전시간 강우자료가 예측하는 선행시간이 늘어남에 따라 전시간 강우자료 계열이 전부 0으로 입력되기 때문에 점점 정도가 떨어지게 된다. 따라서 다목적 저수지의 홍수유입량 또는 홍수유출량의 보다 정확한 예측을 하기 위해서는 강우가 중요한 요소이며 또한, 강우예측이 선행되어야 한다는 것을 알 수 있었다. 그림 9에 나타난 예측홍수유입량 수문곡선과 관측홍수유입량 수문곡선의 용적 차이는 선행예측 시간이 진행됨에 따라 점점 오차가 커지며, 저류함수 모형에 비해 신경망모형이 오차가 비교적 작게 나타났다. 그리고 신경망모형의 선행예측 7시간~9시간에는 갑자기 오차가 크게 나타났는데 이는 overfitting 회수가 많았음을 알 수 있다. 침투 홍수유입량의 차이를 나타낸 그림 10에서 신경망모형에서 LM-7은 양호하게 나타났으나 MA-7에서는 선행예측 7시간~10시간에 많은 오차를 나타냈으며, 저류함수 모형은 침투 홍수유입량을 과소 예측함을 알 수 있다. 저류함수 모형은 단순 호우사상이 연속적으로 단시간에 발생하여 유역 침투유입량이 2번이상 발생할 경우에 예측의 정도가 떨어지는 단점이 있는데 홍수 1에서도 이와 같은 결과를 나타냄으로써 홍수유입량 용적과 침투 홍수유입량에 과소 평가되고 침투 도달시간에서도 2시간 늦게 예측되었다. 신경망모형은 다소 국부적으로 진동하는 경향을 나타냈으나 연속되는 침투유입량에 정도가 높게 예측되어 홍수유입량 용적, 침투 홍수유입량의 오차가 적게 나타났으며, 침투 도달시간도 비교적 정확하게 예측되었다.

4.2.2 홍수 2

홍수 2에서도 홍수 1에서와 같이 12시간까지 홍수유입량 선행예측된 결과에서 RMSE와 R^2 를 그림 11 및 12에 나타내었으며 또한, 예측 홍수유입량과 관측 홍수유입량의 용적 및 침투량의 차이를 그림 13 및 14에 나타내었다. 홍수 2의 예측결과에서 RMSE는 0.1 이하를 기준으로 신경망모형의 LM-7과 MA-7의 경우 선행예측 3시간 ~ 4시간까지는 양호했으며, 저류함수 모형은 7시간 선행예측까지 양호하게 나타났다. 결정계수 R^2 은 0.8 이상을 기준으로 신경망모형의 LM-7은 5시간, MA-7은 3시간 선행예측까지는 양호하게 나타났다. 그리고 LM-7의 경우 선행예측 7시간까지도 양호한 결과를 나타냈으며 MA-7은 선행예측 6시간 이후에는 급격히 정도가 떨어졌으며 10시간 이후에는 0으로 나타났다. K-S 검정에서 유의수준 0.05를 기준으로 LM-7과 MA-7, 저류함수 모형은 5시간 선행예측까지 예측홍수유입량 수문곡선의 분포형태와 실측홍수유입량 수문곡선 분포형태가

유사하다는 것을 나타낸다. 이상과 같이 통계분석 결과로 홍수 1에서는 신경망모형과 저류함수 모형의 선행예측은 5시간까지의 예측이 양호함을 알 수 있고, 두 모형의 1시간 선행예측에서는 정도가 높은 것을 알 수 있었다. 그리고 관측 홍수유입량 수문곡선이 비교적 양호한 상태로써 신경망모형과 저류함수 모형의 예측결과가 정도 높게 나타내었다. 따라서, 홍수 1의 경우 관측 홍수유입량 자료를 평활화하여 예측한다면 좀더 양호한 결과를 나타낼 것이다.

용적(volume) 차이를 나타낸 그림 13에서 선행예측 시간이 진행됨에 따라 점점 오차가 커지며, LM-7은 비교적 양호했으며 MA-7은 과소 예측됨을 알 수 있었다. 그리고 저류함수 모형에서도 선행예측 시간이 진행됨에 따라 점점 오차가 커졌다. 침투 홍수유입량의 차이를 나타낸 그림 14에서 신경망모형의 LM-7은 양호하게 나타났으나 MA-7에서는 선행예측 6시간~8시간에 많은 오차를 나타냈으며, 저류함수 모형은 침투 홍수유입량이 선행예측 1시간~5시간까지는 오차가 작아지다가 선행예측 6시간부터는 오차가 점점 커짐을 알 수 있었다.

홍수 2는 홍수 1에 비해 장시간에 걸쳐 2개의 호우사상이 발생하여 홍수유입량 수문곡선이 양호하게 나타냄으로써 저류함수 모형의 홍수유입량 용적과 침투 홍수유입량의 오차가 적게 나왔으나 침투 도달시간에서 1~2시간 늦게 예측되었다. 신경망모형에서도 장시간의 호우사상에 대해 정도가 높게 예측되어 홍수유입량 용적, 침투 홍수유입량의 오차가 적었으며, 침투 도달시간도 정확하게 예측되었다. 저류함수 모형은 20년 전부터 현재까지 우리나라의 다목적 댐의 설계 및 운영을 위한 유출분석에 이용하고 있으며 모형의 매개변수들은 많은 시행착오를 거쳐 현재 가장 최적의 값을 사용하고 있다. 그럼에도 불구하고 본 연구의 결과에서 신경망모형에 비해 홍수시 다목적댐의 운영시 가장 중요한 침투 홍수유입량 도달시간이 늦게 예측되고 전체 용적도 차이가 많이 났다. 또한, 실측 홍수유입량의 국부적 진동에도 민감하지 못하고 평활화한 형태로 예측되었다.

5. 결론

본 연구는 충주다목적댐 홍수유입량 예측 신경망모형의 적용성 검토하기 위해 저류함수 모형과 비교·분석하였으며 이로부터 얻은 결론은 다음과 같다.

(1) 1시간, 2시간 및 3시간 선행예측에 대해서는 신경망모형에 의한 예측결과가 저류함수 모형에 의한 결과보다 정도가 높게 예측되었다.

(2) 선행 예측시간이 4시간 보다 큰 경우에 대해서는 저류함수 모형에 의한 것과 비슷하였으나, 예측시간이 길어짐에 따라 정도가 급격히 떨어짐을 알 수 있었다. 이것은 입력층 계열에서 전시간 경우가 2으로 입력되는 것에 기인하는 것으로 판단된다.

(3) 선택된 홍수 1과 홍수 2의 경우, 각 홍수사상에 따라 관측 홍수유입량과 각 모형의 예측 홍수유입량의 전체용적 및 침투 홍수유입량을 비교한 결과 각 신경망모형이 저류함수 모형보다 1~3시간 선행예측에서 양호한 결과를 보여 주었다.

(4) 신경망모형은 관측 홍수유입량 자료의 급격한 진동에도 잘 예측되었으나 저류함수 모형은 국부 진동에 평활화 형태로 예측됨으로써 침투 도달시간은 2~3시간 늦게 예측되고 침투유입량에도 과소 예측되었다.

(5) 예측된 결과를 보면 실측 홍수유입량자료의 불규칙 변화에도 잘 예측되는 것을 알 수 있으며, 실측 홍수유입량자료를 평활화하면 예측의 정도는 더 높아질 것으로 사료된다.

(6) 본 연구의 예측결과로 홍수시 다목적댐 운영에서 가장 중요한 침투 홍수유입량 도달시간과 전체 용적 등으로 판단할 때 1시간~3시간까지는 홍수유입량 예측모형으로 저류함수 모형보다 신경망모형이 타당한 것으로 사료되었다.

6. 참고문헌

- Flood, I., and K., Nabil, (1994a). "Neural Networks in Civil Engineering I: Principles and Understanding". *J. of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 8, No. 2, pp. 131~148.
- Flood, I., and K., Nabil, (1994b). "Neural Networks in Civil Engineering. II: System and Application". *J. of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 8, No. 2, pp. 149~162.
- Haykin, S., (1994). *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
- The SPSS Inc., (1997). SPSS Base 7.5 for windows 사용안내서. SPSS Korea.
- 김만식(1998). "다목적 저수지의 홍수유입량 예측을 위한 신경망모형". 박사학위논문, 충북대학교.
- 심순보, 김만식(1999) "충주다목적댐 홍수유입량 예측을 위한 최적 신경망모형의 개발". **대한토목학회논문집**, 제31권, 제1호, pp. 47~59.
- 한국수자원공사(1993). "다목적댐 홍수유출해석 및 홍수기 저수지 운영 프로그램 해설서". 보고서.

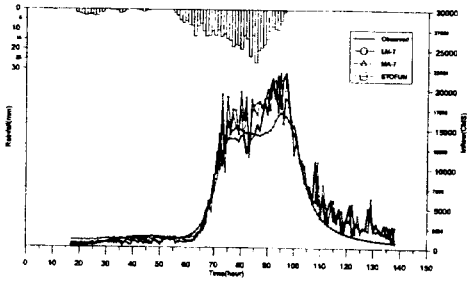


그림 1. 홍수 1의 1시간 선행예측 결과

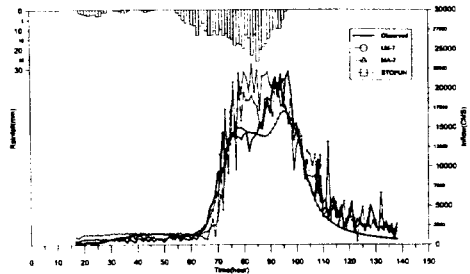


그림 2. 홍수 1의 3시간 선행예측 결과

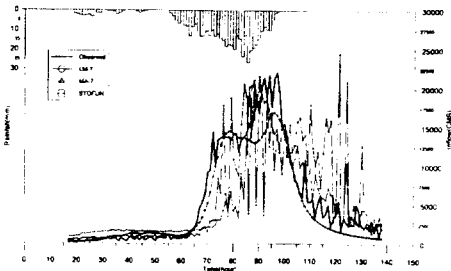


그림 3. 홍수 1의 6시간 선행예측 결과

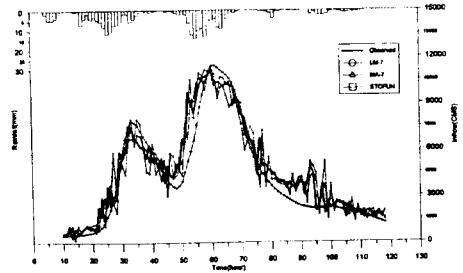


그림 4. 홍수 2의 1시간 선행예측 결과

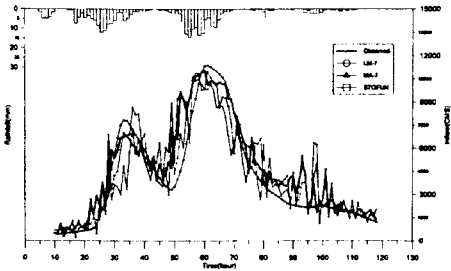


그림 5. 홍수 2의 3시간 선행예측 결과

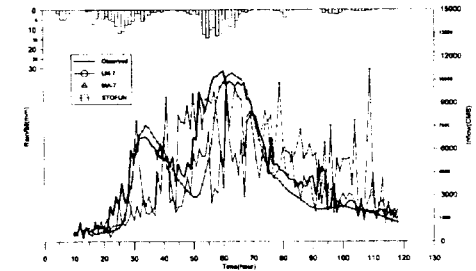


그림 6. 홍수 2의 6시간 선행예측 결과

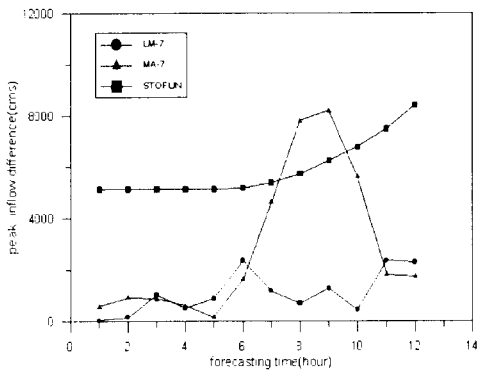


그림 7. 호우사상 1의 RMSE

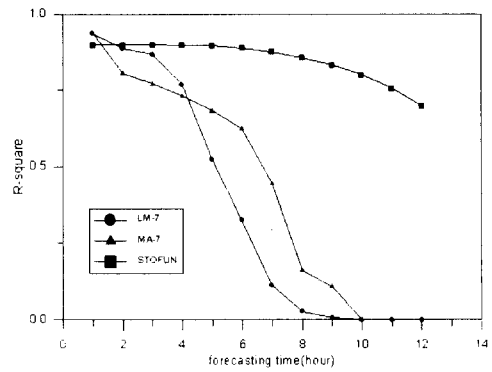


그림 8. 호우사상 1의 R^2

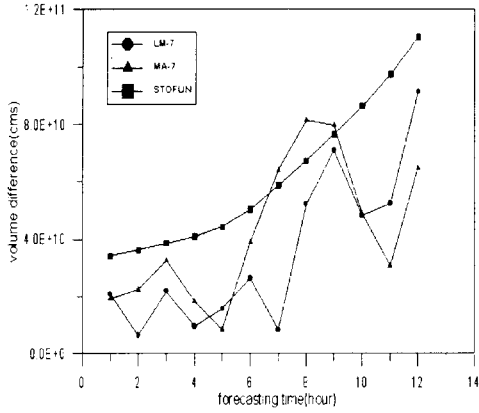


그림 9. 호우사상 1의 용적 차

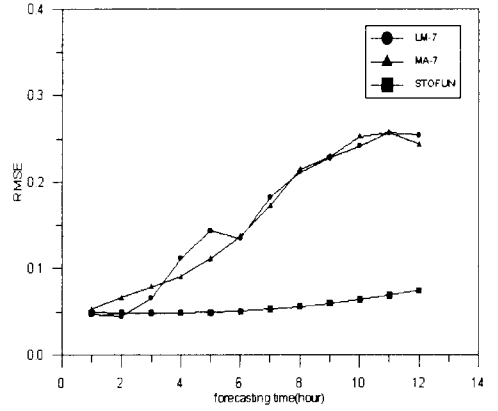


그림 10. 호우사상 1의 첨두 홍수유입량 차

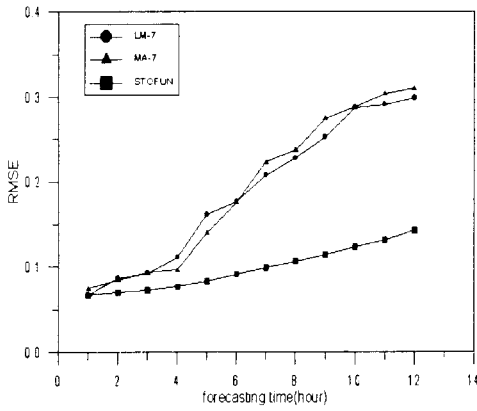


그림 11. 홍수 2의 RMSE

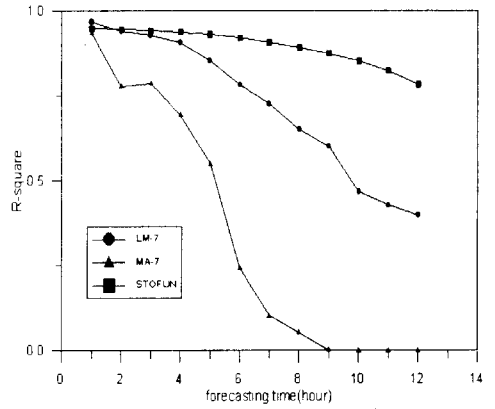


그림 12. 홍수 2의 R^2

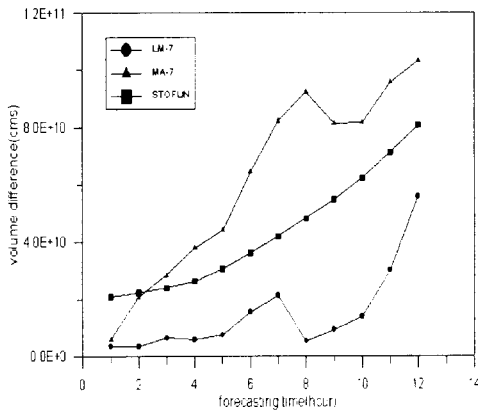


그림 13. 홍수 2의 용적 차

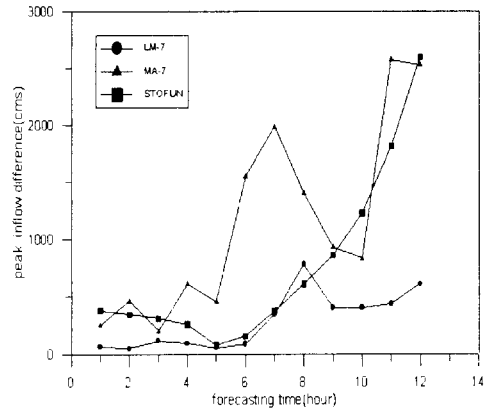


그림 14. 홍수 2의 첨두 홍수유입량 차