

한강수계 주요 다목적댐 운영을 위한 일유입량 예측기법 비교 연구

강권수*, 허준행**

1. 서론

일유입량 예측은 댐 상·하류의 이수기능을 충족시키기 위한 저수지운영계획 수립 및 향후 용수공급능력 검토에 있어 중요하다. 평·갈수기는 보통 기저유량수준으로 유지되다가 강우가 내리면 유출에 의해 유입량이 증가하는데 이 경우 보통 강우가 50mm 이상이 내리게 되면 댐저수지로 강우가 유출로 인해 댐으로 유입되어 저수량을 증가시키는데 기여할 수 있으나, 50mm 이하가 되면 유출율이 적어 비가 오기전의 유입량과 비교하여 볼 때 특히 다목적댐에서는 크게 기여를 하지 못한다. 현재 다목적댐의 유입량 예측은 빈도분석방법에 의한 방법 및 지수함수 곡선법을 사용하고 있으며 이것은 수문기상을 고려한 과학적이고 효율적인 방법으로 바꾸어 져야 한다고 생각한다. 홍수기에는 유입량의 예측이 자칫 잘못하면 댐 상·하류의 인명과 재산피해를 유발할 수 있으므로 무엇보다 중요하며 실무에서는 저류함수법에 의해 보통 10일 동안을 예측하여 홍수조절용량을 고려한 최대발전방류 및 여수로방류를 결정하게 된다. 수문학에서, 예측의 가장 흔한 변수는 유량이고 이의 예측시스템은 특별한 상황에서 구체적인 많은 인자에 의존한다. 조절인자의 종류로는 시간 간격, 상류유역 시스템의 특성, 유량을 발생시키는 강수의 특성이 있다. 일반적으로, 정확한 유량 예측에의 성공은 다음에 의존한다 : (a) 요구되는 선행시간에서 유역의 현행상태가 유량에 영향을 주는 정도, (b) 다른 입력(주로 강수)변수를 예측하는 정도가 있다. 본 연구에서는 최근에 연구되고 있는 많은 방법중 ARMAX 모형, TF 모형, 신경망모형에 대하여 한강수계 주요 다목적댐인 소양강댐, 충주댐, 화천댐의 일유입량 자료를 적용하여 검토하고자 한다.

2. 예측 모형

2.1 ARMAX 모형

ARIMA 모형에서는 시계열자료{ y_t }가 y_t 의 과거값들과 오차항들에 의해 나타내진다. 그러나 시계열자료{ y_t }와 밀접한 관계가 있는 다른 시계열자료{ x_t }가 존재해서 출력시계열자료{ y_t }가 { y_t }의 과거값들과 오차항뿐만 아니라 입력시계열자료{ x_t }의 현재값과 과거값들의 영향을 받는다면 ARIMA 모형에 외생변수{ x_t }를 첨가한 ARMAX 모형으로 표현하면 시스템을 잘 추정할 수 있다. 즉, 입력시계열데이터를 첨가시킨 ARMAX 모형은 다른 시계열데이터 안에 들어 있는 정보도 이용하므로 ARIMA 모형보다 주어진 정보를 더 잘 이용하는 모형을 구축한다.

차수가 p, r, q인 ARMAX 모형, 즉 ARMAX(p,r,q) 모형을 다음과 같이 정의한다.(Dunsmir & Hannan [1976])

$$\Phi(B)y_t = \theta(B)v_t + a(B)x_t \quad (2.1)$$

$$\text{단, } \Phi(z) = 1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2 - \dots - \phi_p z^p \quad ,$$

$$\theta(z) = 1 - \theta_1 z - \theta_2 z^2 - \dots - \theta_q z^q \quad ,$$

$$a(z) = 1 + a_1 z + a_2 z^2 + \dots + a_r z^r$$

*정회원 · 한국수자원공사 물관리센터 기술과 대리 · 042-629-3458(E-mail:kgs2770@kowaco.or.kr)

**정회원 · 연세대학교 토목 · 환경공학전공 교수 · 공학박사 · 02-2123-2805(E-mail:jhheo@yonsei.ac.kr)

위의 식에서, B는 후진 연산자, $\{v_t\}$ 는 백색잡음과정이다.

따라서 ARMAX(p, r, q) 모형은 식(2.2)와 같다.

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + v_t - \theta_1 v_{t-1} - \dots - \theta_q v_{t-q} + x_t + a_1 x_{t-1} + \dots + a_r x_{t-r} \quad (2.2)$$

2.2 Linear TF모형

Box와 Jenkins(1976)에 의하면 선형 전이함수모형은 식(2.3)의 형태로 쓰여진다.

$$X_t - \delta_1 X_{t-1} - \dots - \delta_r X_{t-r} = w_0 U_{t-b} - w_1 U_{t-b-1} - \dots - w_s U_{t-b-s} \quad (2.3)$$

모형에 의해 예측되는 출력에 영향을 주는 교란 또는 잡음을 설명하기 위하여, 식(2.3)은 다음과 같이 쓸 수 있다.(Box와 Jenkins, 1976) :

$$X_t = \delta^{-1}(B)w(B)U_{t-b} + N_t \quad (2.4a)$$

또는

$$X_t = v(B)U_t + N_t \quad (2.4b)$$

여기서 X_t =출력(일유량), U_t =입력(전체 강우 또는 초과강우), N_t = 에러 또는 잡음 입력, $w(B) = w_0 - w_1 B - \dots - w_s B^s$, 그리고 $\delta^{-1}(B) = 1/(1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)$ 이며, B는 $BX_t = X_{t-1}$ 로서 정의된 후진연산자로서 모형에서 X_t, U_t, N_t 는 정상성이 있다고 가정된다. 반면에, 제열은 정상성 가정을 이행하기 위하여 차분화된다.

소양강댐에 대한 TF식은 다음과 같다.

- ① $v(B) = (0.5 + 0.5B)$
 $Y_t = -0.0325 + \frac{(1.58687 + 0.086287B)}{(1 - 0.79343B)} B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.71548B + 0.23911B^2} \right) a^t$
- ② $v(B) = (0.25 + 0.5B + 0.25B^2)$
 $Y_t = -0.0325 + (0.22353 + 0.86652B^2) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.70748B + 0.15986B^2} \right) a^t$
- ③ $v(B) = \frac{0.5B^3}{1 - 0.5B}$
 $Y_t = -0.0325 + \left(\frac{1}{1 - 0.84366B} \right) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.7111B + 0.23763B^2} \right) a^t$
- ④ $v(B) = \frac{(0.25 + 0.5B)}{1 - 0.5B}$
 $Y_t = -0.0325 + \left(\frac{1.58687 + 0.86287B}{1 - 0.79343B} \right) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.71548B + 0.23911B^2} \right) a^t$
- ⑤ $v(B) = \frac{(0.125 + 0.25B + 0.125B^2)}{1 - 0.5B}$
 $Y_t = -0.0325 + \left(\frac{1.7879 + 0.28867B^2}{1 - 0.82636B} \right) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.71101B + 0.2333B^2} \right) a^t$
- ⑥ $v(B) = \frac{0.8}{1 - 0.6B + 0.4B^2}$
 $Y_t = -0.0325 + \left(\frac{1}{1 - 0.94952B^2} \right) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.70711B + 0.15792B^2} \right) a^t$
- ⑦ $v(B) = \frac{0.2 + 0.4B + 0.2B^2}{1 - 0.6B + 0.4B^2}$
 $Y_t = -0.0325 + \left(\frac{0.22318 + 0.86799B^2}{1 + 0.00825B^2} \right) B^3 X_t + \left(\frac{1}{1 - 0.7075B + 0.15985B^2} \right) a^t$

2.3 신경망 모형

오차역전파 알고리즘(BP)은 다층신경망을 학습시키기 위한 알고리즘으로 현재 가장 널리 응용되고 있다. 오차역전파 학습알고리즘은 크게 두 단계로 이루어진다. 첫번째는 신경망의 입력패턴에 따라 각 처리소자의 입력값을 전달함수를 이용해서 출력값을 산출하는 순방향처리(feedforward)이고, 두번째는 목표값과 계산값과의 차이를 역으로 진행시키면서 오차가 최소가 되도록 층과 층 사이의 연결강도를 조절하는 역방향처리(feedback)이다. 순방향처리는 자료가 신경망에 입력된 후 생성된 출력층에서의 출력값과 목표값과의 오차를

계산하고 이를 은닉층에 전파하는 과정으로 오차의 역전파 과정이다. 역방향처리는 출력층에서 출력값이 목표값과의 오차를 최소화시키도록 은닉층과 출력층의 연결강도를 조절하고 은닉층의 출력값을 얻어 은닉층과 입력층 사이의 연결강도를 반복적으로 조절하는 형태를 갖는다. 출력층에 연결된 연결강도의 조정량은 출력의 제곱오차의 합을 최소화하기 위하여 오차가 감소하는 방향으로 구성된다. 아래의 식 2.5처럼 강우량, 유입량을 이용하여 유입량을 산정하는 모델을 구성하였다.

$$\text{모형} : I_{t+1} = ANN(I_t, I_{t-1}, I_{t-2}, I_{t-3}, R_t, R_{t-1}, R_{t-2}, R_{t-3}) \quad (2.5)$$

3. 예측모형 적용

3.1 한강수계 주요 댐별 예측모형 적용

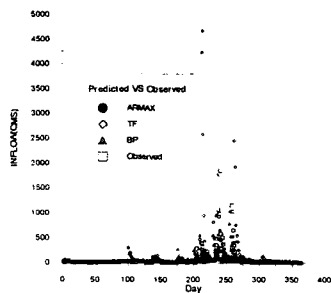


그림 3.1 소양강댐

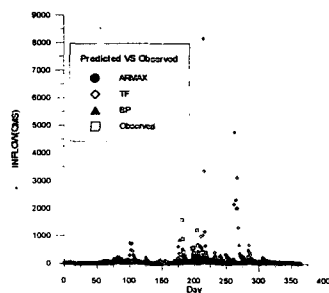


그림 3.2 충주댐

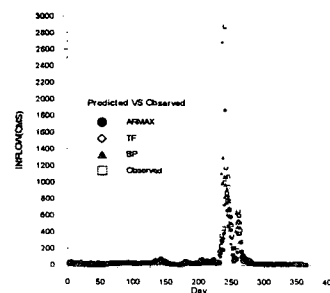


그림 3.3 화천댐

표 3.1 ARMAX, TF, BP모형에 의한 소양강댐 일별유입량 예측의 오차

| 구분 | MSE | RMSE | RMSPE | MAPE | TSE | Var(E) |
|-------|----------|-------|---------|-------|--------|--------|
| ARMAX | 11311.3 | 106.3 | 11123.1 | 163.2 | 31.1 | -12.5 |
| TF | 167151.5 | 408.8 | 47627.6 | 495.9 | -115.7 | 38.2 |
| BP | 45161.7 | 212.3 | 841.0 | 115.6 | 38.9 | 121.3 |

표 3.2 ARMAX, TF, BP모형에 의한 충주댐 일별유입량 예측의 오차

| 구분 | MSE | RMSE | RMSPE | MAPE | TSE | Var(E) |
|-------|----------|-------|---------|-------|--------|--------|
| ARMAX | 8669.4 | 93.1 | 4478.0 | 87.4 | 16.8 | -8.3 |
| TF | 373602.0 | 611.3 | 37026.3 | 730.9 | -335.8 | -116.3 |
| BP | 19296.4 | 138.9 | 28989.4 | 108.7 | -11.3 | 34.3 |

표 3.3 ARMAX, TF, BP모형에 의한 화천댐 일별유입량 예측의 오차

| 구분 | MSE | RMSE | RMSPE | MAPE | TSE | Var(E) |
|-------|---------|-------|----------|-------|-------|--------|
| ARMAX | 3743.2 | 61.2 | 20206.5 | 157.8 | 37.0 | 0.85 |
| TF | 3777.0 | 61.5 | 102432.6 | 467.9 | -56.4 | 3.54 |
| BP | 40182.5 | 200.5 | 102419.5 | 505.8 | -89.4 | -0.91 |

상기의 3가지 모형에 대하여 MSE, RMSE, RMSPE, MAPE, TSE, Var(E)의 예측오차를 검토한 결과 대체로 ARMAX, BP, TF의 순서로 나타났으며, 이는 ARMAX 모형이 기타 다른 예측검토시에도 우수한 결과를 보여 주리라는 추측을 가능하게 된다.

3.2 확률별 ARMAX 모형 적용

소양강댐, 충주댐, 화천댐에 대한 일유입량에 대하여 확률별로 유입량을 예측해 보았다. 소양강댐은

30%에 해당하는 해가 1991년, 50%에 해당하는 해는 1989년, 70%에 해당하는 해는 1998년이였다. 충주댐은 30%에 해당하는 해가 1986년, 50%에 해당하는 해는 1989년, 70%에 해당하는 해는 1993년이였다. 또한 화천댐은 30%에 해당하는 해가 1992년, 50%에 해당하는 해는 1996년, 70%에 해당하는 해는 1998년이였다. 표 3.4는 과거 수문자료에 대한 확률별 년도를 나타낸다.

표 3.4 소양강댐, 충주댐, 화천댐에 대한 확률별 수문년도

| 구 분 | 소양강댐 | | 충주댐 | | 화천댐 | |
|-----|------|------|-----|------|-----|------|
| | 확률 | 년도 | 확률 | 년도 | 확률 | 년도 |
| 1 | 30% | 1991 | 30% | 1986 | 30% | 1992 |
| 2 | 50% | 1989 | 50% | 1989 | 50% | 1996 |
| 3 | 70% | 1998 | 70% | 1993 | 70% | 1998 |

이중에서 ARMAX모형에 의한 소양강댐의 30%, 50%, 70%에 대한 일별 유입량 예측결과는 다음과 같다.

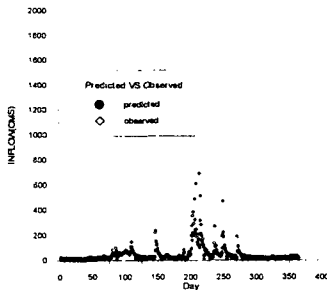


그림 3.4 30%확률 적용

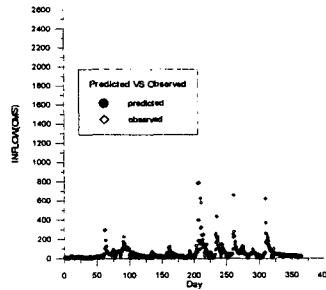


그림 3.5 50%확률 적용

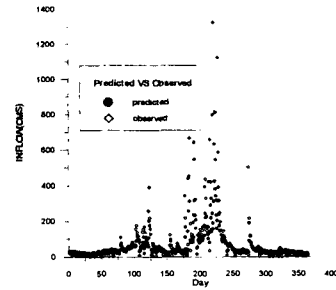


그림 3.6 70%확률 적용

표 3.5 30%, 50%, 70% 유입시 ARMAX모형에 의한 소양강댐 일별유입량 예측의 오차

| 구 분 | MSE | RMSE | RMSPE | MAPE | TSE | Var(E) |
|-------|---------|-------|----------|-------|--------|--------|
| 30%확률 | 12222.4 | 110.6 | 122592.5 | 663.1 | -200.4 | 7.4 |
| 50%확률 | 4432.0 | 66.6 | 19663.2 | 756.8 | -186.0 | 10.4 |
| 70%확률 | 10160.3 | 100.8 | 42833.2 | 351.2 | -72.9 | 20.4 |

ARMAX모형을 이용하여 소양강댐의 과거 수문자료에 대한 확률을 산정하여 MSE, RMSE, RMSPE, MAPE, TSE, Var(E)의 예측오차를 검토한 결과 50%, 70%, 30%의 순으로 오차가 적음을 알수 있었으며 이 경우 50%확률과 비슷한 수문자료가 유입되는 경우 보다 나은 예측을 할 수 있음을 추측할 수 있다.

4. 결론

소양강댐, 충주댐, 화천댐의 일수문자료를 가지고 ARMAX모형, TF모형, BP모형을 이용한 일유입량을 예측하였으며, 이때 본 검토에서는 다양한 예측오차에 대하여 검토한 결과 ARMAX모형, BP모형, TF모형순이었으며, 소양강댐의 확률별(30%, 50%, 70%) 검토에서는 50%, 70%, 30%의 순으로 오차가 적게 나옴을 알 수 있었다.

참고문헌

- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., and Reinsel, G.C. (1994). Time Series Analysis : Forecasting and Control, 3rd Ed., Prentice-Hall.
- Hipel, K.W. and McLeod, A.I. (1994). Time Series Modeling of Water Resources and Environmental Systems, Elsevier.