

# 시계열 모형의 적용을 통한 댐 방류의 수질개선효과 검토

유철상\* / 김상단\*\* / 윤용남\*\*\*

## 1. 서론

우리나라 강수의 시간적인 발생분포는 계절에 따라 매우 심한 변화를 보이며, 그에 따라 하천유량의 계절변화도 심하여 7, 8, 9월 3개월 동안의 유출량이 1년 전체 유출량의 60% 가까이 차지하고 있다. 또한 우리나라 주요 수계에는 크고 작은 댐이 축조되어 있어 하천유량이 조절되고 있으며, 이와 같이 대규모 다목적 댐이나 발전 댐 혹은 농업용 댐들에 의해 하류 하천의 유량이 완전히 또는 상당히 조절되고 있다. 이에 따라 하류 하천의 수질은 댐수의 방류에 따라 크게 변하며, 특히 하천유량이 적고 자정효율이 낮은 겨울의 하천수질은 상류 댐의 방류량에 크게 좌우된다(한국수자원공사, 1993). 이처럼 출력계열이 한 개 이상의 입력계열에 의존한다면 일반적인 Box-Jenkins모형보다는 입력과 출력의 관계를 고려할 수 있는 다변량 통계모형을 적용하는 것이 더 바람직할 것으로 판단된다. 이에 본 연구에서는 다변량 시계열모형을 구축한 후, 적용에 있어서는 팔당댐 하류부인 노량진 지점의 수질예측에 적용하여 방류량과 수질의 상관특성을 검토하고자 한다.

## 2. 모형구축 및 적용

### 2.1 대상자료

본 연구를 위한 대상지역으로는 팔당댐 하류부를 선정하였다. 실제 한강 본류의 유량은 팔당댐에서의 방류량과 기타 지류 유입량의 합이라 할 수 있으나, 서울시정개발연구원(1994)에서 연구된 한강 본류의 물 수지를 보면 팔당댐의 방류량에 비해 노량진 지점의 유량은 약 3%정도 증가하므로 장기적인 유량의 측면에서 팔당댐 방류량을 노량진 지점의 유량이라고 가정하였다. 1985년부터 1993년까지의 9개년간의 팔당댐 월방류량과 노량진 지점의 월BOD와 COD농도의 실측 시계열(환경부, 1988~1994)을 그림 1에 나타내었다. 이러한 항목들을 선정한 이유는 이 항목들이 비교적 잘 수집 정리되어 있고, 하천의 오염도를 평가하는데 있어서 주요한 인자로 고려되기 때문이다. 이 중 특히 BOD는 하천오염도 평가에 있어서 기본적인 지표로 사용된다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 팔당댐의 방류량은 7월과 8월에 가장 높으며, 10월부터 4월까지 갈수기의 평균 방류량은 약 250cms정도이다. BOD와 COD농도는 8월 및 9월에 가장 낮으며, 1월부터 4월까지 오염의 정도가 가장 심함을 알 수 있다. 이는 여름철에 강우량이 집중되는 우리나라 강수 특성에 따른 희석작용에 의해 여름철의 BOD가 낮게 나타나는 것으로 판단된다.

또한 시계열의 스펙트럼을 구해보면, 그림 2에서 알 수 있듯이 모두 12개월의 주기를 갖는 것으로 나타났다. 팔당댐 방류량 및 노량진 BOD와 COD농도의 평균, 표준편차, 최소값 및 최대값을 그림 3에 도시하였다. 그림 3에서 보여주는 바와 같이 팔당댐 방류량 및 노량진 COD농도는 정상성을 나타내고 있으며, 노량진 BOD농도의 경우 점차적으로 감소하는 추세를 나타내고 있다. 이처럼 한강에서의 오염도가 감소하고 있는 이유로는 하수처리 시설이 확충에 기인한 것으로 보이나, 그 감소율을 통계학적인 변화추세라고 보기에는 힘들 것으로 판단되었다. 시계열자료의 정규분포여부를 조사한 결과 노량진 BOD와 COD농도의 경우 왜곡도 계수가 0.51로 볼 때 정규분포를 나타낸다고 할 수 있으나, 팔당댐 방류량의 경우 왜곡도 계수가 3.49 등 정규분포로 보기 어려움에 따라 대수 변환을 통하여 왜곡도 계수를 0.94로 정규화 시켜 이후 과정을 진행하였다.

\* 고려대학교 환경공학과 조교수

\*\* 고려대학교 토목환경공학과 석사과정

\*\*\* 고려대학교 토목환경공학과 교수

## 2.2 단변량 시계열분석

다변량 시계열모형의 구축에 앞서 각 변량(방류량, BOD 및 COD자료)들 각각의 특성을 파악하기 위하여 단변량 시계열모형을 먼저 구축하였다. 계절시계열의 평균은 강한 계절변동 때문에 주기마다 일정하기 않고 상당히 변하는 경우가 있으므로, 이처럼 비정상성을 포함하고 있는 계절시계열에 모형을 적합 시킬 수는 없다. 따라서, 시계열자료를 12차 차분하여 구한 각각의 자기상관함수와 편자기상관함수를 그림 4에 나타내었다. 그림 4의 결과로부터 역차분모형, ARMA모형, 단변량 상태공간모형을 각각 구축하였다.

## 2.2 단변량 시계열분석

다변량 시계열모형의 구축에 앞서 각 변량(방류량, BOD 및 COD자료)들 각각의 특성을 파악하기 위하여 단변량 시계열모형을 먼저 구축하였다. 계절시계열의 평균은 강한 계절변동 때문에 주기마다 일정하기 않고 상당히 변하는 경우가 있으므로, 이처럼 비정상성을 포함하고 있는 계절시계열에 모형을 적합 시킬 수는 없다. 따라서, 시계열자료를 12차 차분하여 구한 각각의 자기상관함수와 편자기상관함수를 그림 4에 나타내었다. 그림 4의 결과로부터 역차분모형, ARMA모형, 단변량 상태공간모형을 각각 구축하였다.

## 2.3 다변량 시계열분석

### 2.3.1 VARMA모형

먼저 투입계열인 팔당댐 방류량에 ARMA모형을 적합시켜 사전백색화 계열  $\alpha, \beta_{1,2}$ 를 구하였다. 여기서  $\alpha$ 는 방류량에 대한 사전백색화계열이며,  $\beta$ 는 BOD(첨자 1) 및 COD(첨자 2)의 사전백색화 계열이다. 모형의 식별을 위하여 사전백색화된 투입계열과 산출계열에 대한 표본교차상관함수  $r_{\alpha\beta}(k)$ 를 구하면 그림 5와 같이 된다.

그림 6의 교차상관함수로부터 변환함수모형을 추정하고 추정된 변환함수 잔차의 자기상관함수와 편자기상관함수를 조사하여 잡음모형을 추정하였으며, 이러한 변환함수와 잡음모형을 결합시켜 VARMA 1 모형을 결정하였으며, VARMA 1 모형이 절대적인 모형이 될 수 없으므로 VARMA 2 모형을 함께 결정하였다. 위의 두 가지 모형을 사용하여 현재시점에서 한 시점 후의 예측값을 구하기 위하여 방류량의 값을 우선 예측하며, 이때 관측치가 있을 경우 그 값을 사용한다. 그리고, 예측되거나 선행되는 방류량을 사용하여 BOD 및 COD의 농도를 예측하게 된다.

### 2.3.2 다변량 상태공간모형

먼저 정상성 가정을 충족시키기 위하여 팔당댐 방류량 자료는 대수를 취한 후 12차분을, BOD와 COD농도 자료는 12차분을 취한 후, VAR모형단계와 정준상관분석단계 및 최종추정단계를 수행하여 상태공간모형을 설정하였으나, t검정법을 사용한 결과 변환행렬  $F$ 와 입력행렬  $G$ 의 원소들의 최종추정값들 중에서 0과 유의적으로 다르지 않은 것이 조사되었다. 따라서, 후향제거방법을 사용하여 여러 가지 상태공간모형을 설정하였으며, 벌칙함수식별방법인 AIC, BIC, HQC 등을 이들 모형에 적용하여 두 가지 최적모형을 선택하였다.

## 3. 각 모형의 결과 및 분석

### 3.1 각 모형의 성능 비교

2절에서 설정한 모형들을 사용하여 한강 본류에서의 월BOD와 COD농도의 예측을 수행하였다. 각 모형은 1985-1991년 자료를 사용하여 모수를 추정하였으며, 1992-1993년 기간을 일단계전방예측(그림 6과 7)한 후, 이를 분석하기 위하여 아래의 오차기준을 통하여 각 모형의 오차를 산정하였으며, 그 검증 결과는 그림 9와 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [\hat{y}_i - y_i]^2}$$

$$RRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^T [\hat{y}_i - y_i]^2}{\sum_{i=1}^T y_i^2}}$$

여기서,  $T$ 는 검증에 사용된 자료의 수이며,  $\hat{y}_t$ 는 예측치,  $y_t$ 는 실측치이다. 그림 8에서 알 수 있듯이 BOD의 경우 단변량분석은 ARMA모형, 다변량분석은 VARMA모형이 가장 우수하였으며, COD의 경우 단변량분석 및 다변량분석 모두 상태공간모형이 가장 우수한 결과를 주고 있으나, 전체적으로 보면 단변량 분석과 다변량 분석에 별 다른 차이를 보여주지 못하고 있다. 이는 강우에 의해 유역의 비점오염원이 유입되어 하천 수질이 악화되는 반면 동시에 유량의 증대로 오염물의 농도가 낮아지는 경향이 상충되기 때문인 것으로 판단된다.

### 3.2 댐 방류의 수질개선효과 검토

방류량이 수질농도에 미치는 영향을 통계학적으로 분석하기 위하여 분석대상을 다변량모형으로 한정하였으며, 그림 8으로부터 알 수 있듯이 BOD의 경우 VARMA 2 모형이 가장 좋은 결과를 나타내고 있다. VARMA 2 모형을 살펴보면 2개월 전의 방류량이 다른 선행 방류량보다 BOD농도에 더 큰 영향을 주고 있는 것으로 나타나고 있음을 알 수 있다. 따라서, 1992년 11월과 12월 방류량을 0~50%까지 임의로 증가시켰을 경우 1993년 1월, 2월의 BOD농도변화를 살펴보면 그림 9와 같다. 그림 9에서 알 수 있듯이 방류량 증가에 따른 수질개선효과는 방류량을 50% 증가시킬 때 BOD를 1% 정도 낮추는 효과를 주는 것으로 조사되었다.

COD의 경우는 그림 8에서 알 수 있듯이 다변량 상태공간모형이 가장 좋은 결과를 나타내고 있으며, 가장 우수한 모형인 multivariate state space 2 모형을 살펴보면 금월의 농도에 비교적 큰 영향을 미치는 유량계열은 금월 및 전월, 2개월 전 유량이므로 COD농도에 더 큰 영향을 주고 있으므로 1993년 2월과 3월 방류량을 0~50%까지 임의로 증가시켰을 경우 1993년 3월, 4월의 COD농도변화를 살펴보면 그림 9와 같다. 그림 9에서 알 수 있듯이 방류량 증가에 따른 수질개선효과는 방류량을 35%정도 증가시킬 때 COD를 최대 7%정도 낮추는 효과를 주는 것으로 조사되었다.

그림 9에서 가용 수자원이 있을 경우 수질개선을 위한 상류의 방류량 증가가 하류에 미치는 수질개선 효과는 BOD의 경우보다 COD의 경우가 더 민감한 것으로 나타나고 있다.

## 4. 결론

본 연구에서는 단변량 시계열모형인 역차분모형, ARMA모형, 단변량 상태공간모형에 의한 결과와 다변량 시계열모형인 VARMA모형 및 다변량 상태공간모형을 통한 예측 결과의 분석을 수행하였다. 연구대상지역인 팔당댐 하류에 적용한 결과 BOD의 경우 다변량모형인 VARMA모형이 가장 우수하였으며, COD의 경우 단변량 상태공간모형이 가장 우수한 결과를 나타내었다. 또한, 다변량 시계열분석을 통하여 BOD와 COD농도 모두 1개월 전 혹은 2개월 전의 유량을 포함한 모형구축이 해당 월만의 상관을 통한 분석보다 더 유용한 예측결과를 주고 있음을 파악할 수 있음에 따라 월 유량자료를 1개월 혹은 2개월 후의 수질오염 예측을 위한 입력자료로 사용할 수 있음을 파악할 수 있었다. 그러나, 다변량 시계열분석 결과가 단변량 시계열분석 결과보다 크게 개선된 예측결과를 주지 못한다는 점에 알 수 있듯이 이는 대상유역이 넓어서 수질관련 인자들이 많고 상호작용이 복잡하다는 점 이외에도 일반적으로 강우는 유량에 의한 하천수질의 희석과 비점오염원의 유입이라는 서로 상반된 효과를 주기 때문인 것으로 판단된다. 또한, 팔당댐 방류량의 증가로 인한 노랑진 지점의 수질개선효과를 통계학적으로 분석한 결과 COD의 경우가 BOD의 경우보다 더 민감하게 반응함을 알 수 있었다.

이와 같이 일정하지 못한 하천유황은 수자원의 양적 관리에서는 불리하나 수질 관리에서는 유리하다 할 수 있다. 일반적으로 수중생물들의 활동이 왕성한 여름철에 갈수가 맞물린다면 심각한 오염상황을 맞을 수 있으나, 여름철에 갈수를 맞는 상황은 극히 드물기 때문이다. 또한, 우기의 수자원을 확보하여 건기의 방류량을 증가시킨다면 하류의 건기 시 수질악화현상을 어느 정도 완화시킬 수 있을 것으로 판단된다.

## 5. 참고문헌

- 서울시정개발연구원 (1994), 한강 수질관리 효율화 방안 연구  
 한국수자원공사 (1993), 댐 방류량이 하천수질에 미치는 영향에 관한 연구.  
 환경부 (1988,1989,1990,1991,1992,1993,1994) 한국환경연감.  
 Akaike, H. (1973), Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models, *Biometrika*, vol. 60, pp.255-265.  
 Akaike, H. (1974a), Markovian representation of stochastic process and its application to the analysis of autoregressive moving average process, *Ann. Inst. Statist. Math.*, vol. 26, pp.363-387.  
 Akaike, H. (1974b), Stochastic theory of minimal realization, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-19,

pp.667-674.

Akaike, H. (1975), Markovian representation of stochastic process by canonical variables, *SIAM J. Contr.*, vol. 9, pp.162-173.

Akaike, H. (1976), Canonical correlation analysis of time series and the use of an information criterion, in *System Identification: Advances and Case Studies*, R. K. Mehra & D. G. Lainiotis, Eds., Academic Press, New York, pp.27-96.

Makridakis, S., and Wheelwright, W. C. (1983), *Forecasting Methods for Management*, New York, Wiley.

## 6. 그림

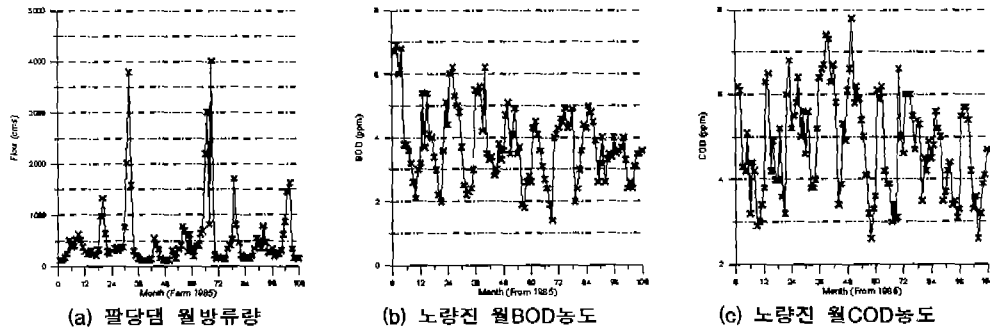


그림 1. 시계열자료 (1985-1993)

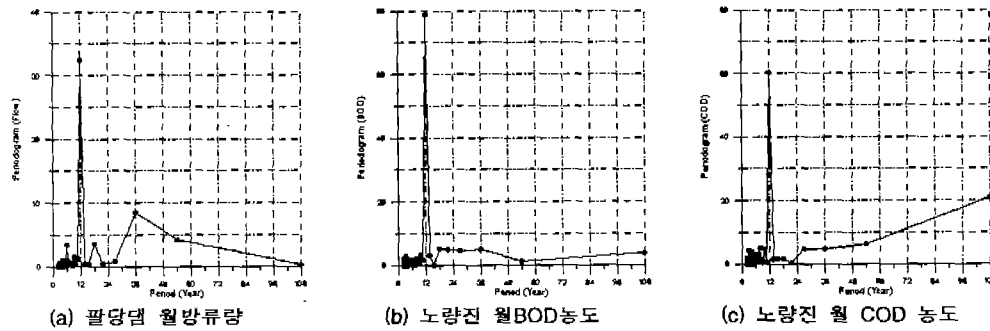


그림 2. 시계열자료의 스펙트럼

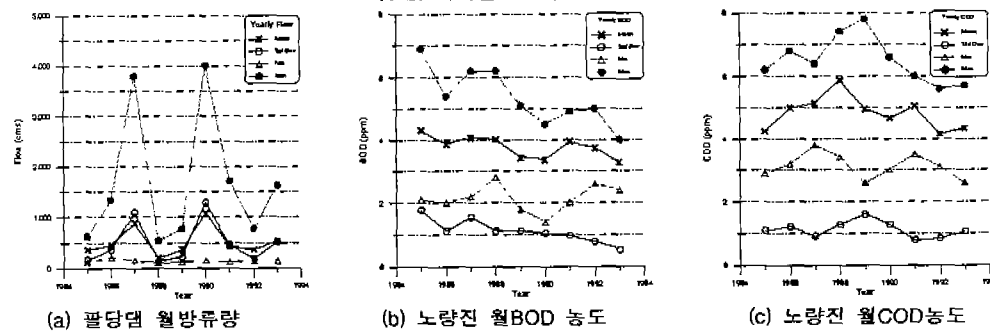


그림3. 시계열자료의 정상성 분석(연평균, 표준편차, 연최소값 및 연최대값)

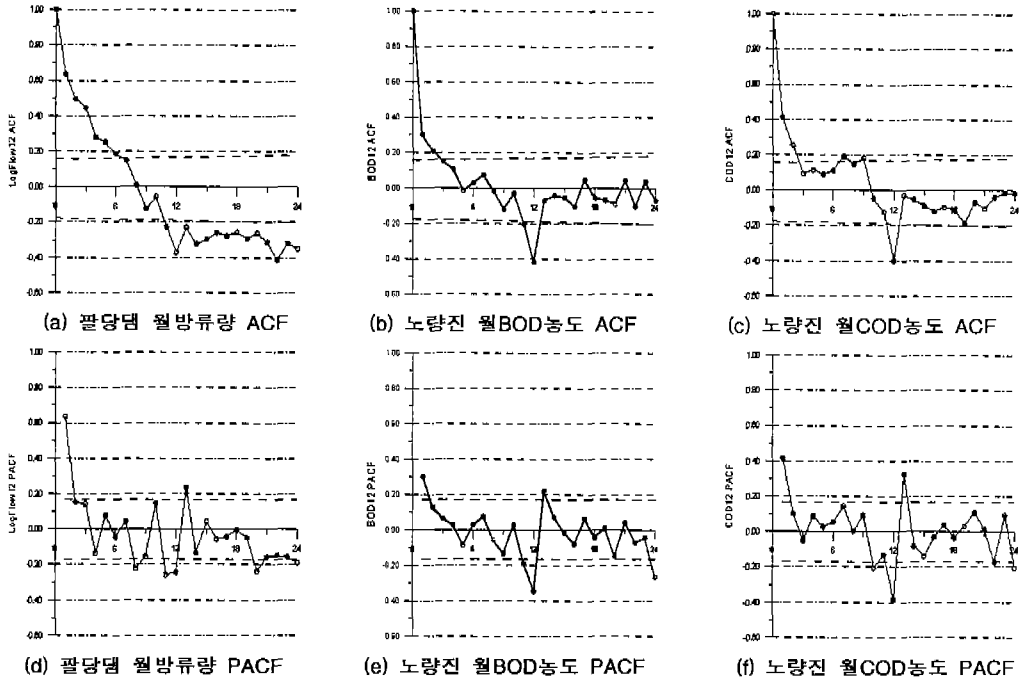


그림 4. 차분된 시계열자료의 자기상관함수 및 편자기상관함수

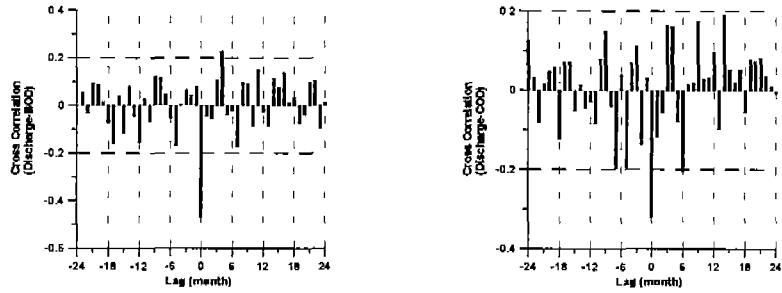


그림 6. 사전백색화된 시계열의 표본교차상관함수

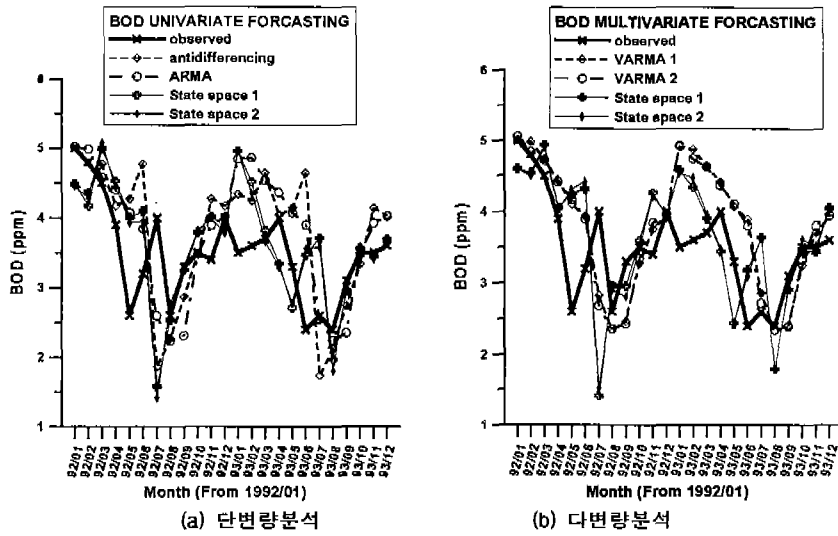
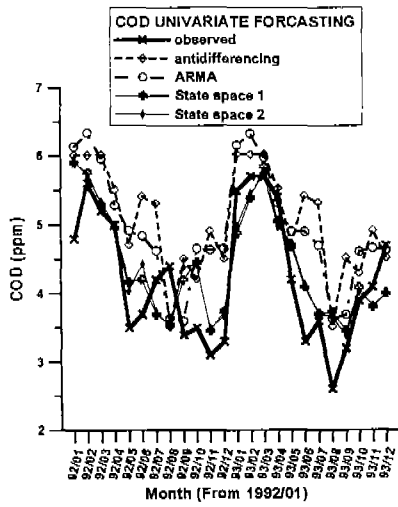
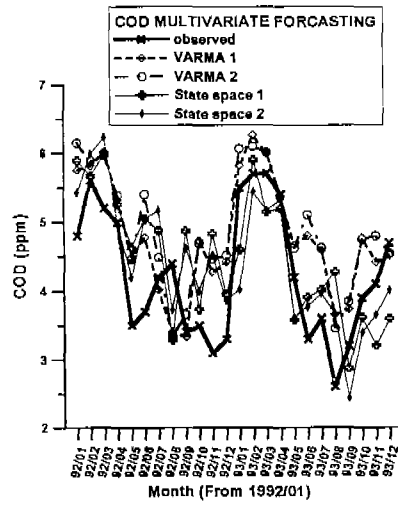


그림 7. BOD 예측결과

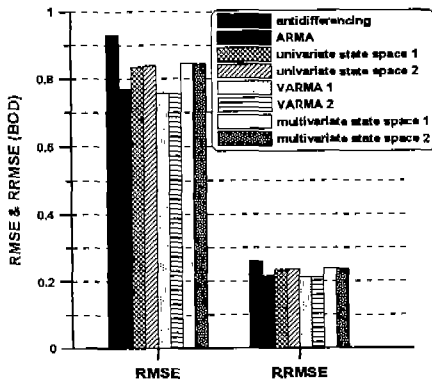


(a) 단변량분석

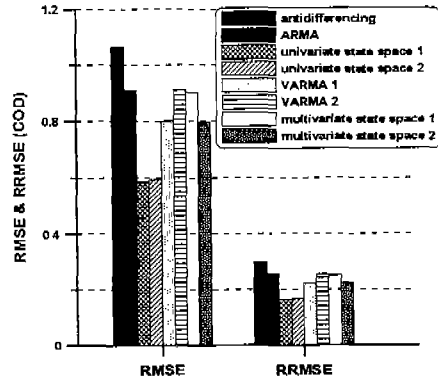


(b) 다변량분석

그림 8. COD 예측결과

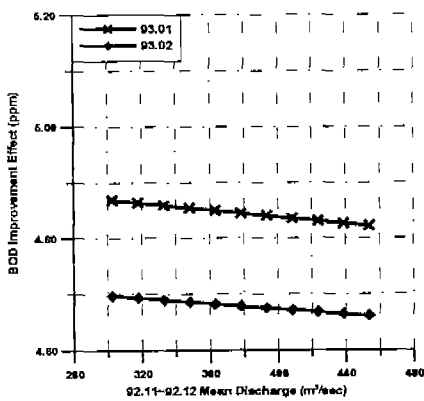


(a) 노량진 월BOD농도

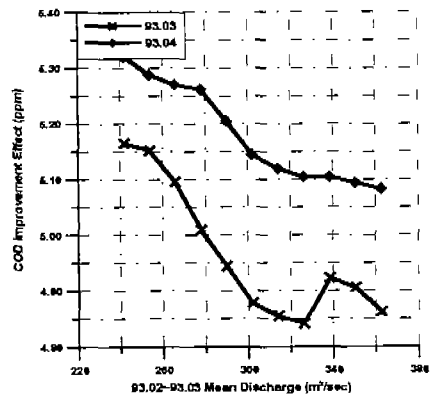


(b) 노량진 월COD농도

그림 9. RMSE와 RRMSE를 통한 각 모형의 예측능력 비교



(a) 노량진 월BOD농도



(b) 노량진 월COD농도

그림 10. 방류량에 따른 수질개선효과