

# 신경망 모형을 활용한 댐 군 연계 운영 기준

## Operating Guidelines for a Multi-reservoir System using a Neural Network Model

나미숙\*, 김재희\*\*, 김승권\*\*\*

Mi Suk Na, Jaehee Kim, Sheung-Kown Kim

### 요 지

저수지 군 연계 운영을 위한 각 댐에서의 방류량을 결정하기 위해서는 대개 각 댐의 초기 저수량, 유역 상·하류 댐의 총 저수량, 수요량, 기간별 발전 목표 달성 정도, 그리고 예상되는 미래 유입량 등이 추정되어야 한다. 본 연구에서는 댐 군 연계운동을 위한 일별 최적화 모형인 CoMOM(Coordinated Multi-reservoir Operating Model, 4.2)의 상위 단계의 더 큰 단위 기간에 활용될 댐 군 연계 운영 기본 가이드라인을 신경망 기법을 활용하여 도출할 수 있을 지를 실험해 보고자 한다. 이 방법은 기본적으로 CoMOM이 제시하는 일별 운영 계획의 결과가 최선의 정책일 것이라는 가정에 근거하고 있다. 즉, 주어진 상황에서 일별 CoMOM이 제시하는 결과를 교사 신호로 하여 신경망 학습을 수행하고, 이 결과를 통해 규칙(Rule)을 생성하는 과정으로 요약할 수 있다. 신경망 분석은 CoMOM이 이수기 모형인 점을 고려하여 이수기만을 대상으로 실험하였으며, 단위 분석기간을 10일로 택하여 미래 10일간의 방류량을 결정하는 것을 목표로 하였다. 신경망 모형의 입력요소로는 각 댐의 초기 유효 저수량, 유역 상·하류 댐의 총 저수량, 10일간의 수요량, 그리고 향후 한달 동안의 예상 유입량을 적용하였고, 출력요소로는 CoMOM에서 제시한 방류량 결과를 사용하였다. 모형의 유효성을 검증하기 위해 한강수계의 이수기를 대상으로 과거의 유입량 자료가 재현된다고 가정하고, 모의운동을 통하여 적합성을 분석하였다. 이를 위해 매일 단위의 실제 댐 군 연계 운영의 상황을 모의할 수 있는 실시간 시뮬레이션을 적용하였으며, 신경망 모형의 운영 기준에 의해 결정된 향후 10일 동안의 총 방류량이 해당기간 동안 동일한 양으로 나누어 방류된다는 가정 하에 모의 운영하였다. 그리고 도출된 운영 결과는 최종적으로 실적과의 평균 저수량, 발전량, 여수로 방류량 비교를 통해 평가하였다.

**핵심용어 : 댐 군 연계운영, 운영 기준, 신경망, CoMOM**

### 1. 서 론

최적화나 시뮬레이션 기법을 활용한 저수지 군 연계 운영 모형을 수립하는 경우, 저수량과 방류량의 할당 기준이나 운영 수위의 가이드라인 정보가 유용하게 활용될 수 있다. 이러한 저수지 군 연계 운영룰(Rule)을 도출하기 위해 회귀분석, 신경망 기법 등과 같은 추론방법이 다양하게 활용되고 있으며, 특히 신경망 모형은 파악하기 어려운 다항 또는 복잡한 비선형성을 근사시켜 데이

\* 정회원 · 고려대학교 정보경영공학전문대학원 석사과정 · E-mail : nicensami@korea.ac.kr  
\*\* 정회원 · 군산대학교 경영회계학부 조교수 · E-mail : jheekim@kunsan.ac.kr  
\*\*\* 정회원 · 고려대학교 정보경영공학부 교수 · E-mail : kimsk@korea.ac.kr

터의 관계를 표현할 수 있다는 장점이 있어 다수의 적용 사례를 찾아볼 수 있다. Raman and Chandramouli (1996)은 신경망 모형을 이용하여 단일 저수지에 대한 운영률을 연구하였다. 여기서는 수요량에 대한 방류량의 부족을 최소화하는 것을 목적으로 하여 동적계획법(Dynamic Programming)으로 얻어낸 결과를 신경망 모형의 출력변수로 하고, 초기저수량, 유입량, 수요량을 입력변수로 해서 신경망의 학습을 수행하였다. 그리고 물 부족과 여수로 방류량을 지표로 각 기법의 결과를 비교하고 기존 방법보다 우수한 결과를 제공한다는 것을 보여주었다. 이후의 연구에서 Chandramouli and Raman(2001)은 동적계획법을 기반으로 한 신경망 모형을 저수지 연계 운영에도 적용하여 운영률을 도출했다. 여기서는 3개 저수지군에 대하여 연계 운영을 위한 신경망 모형을 구성하였으며, 초기 저수량, 유입량, 수요량을 신경망 모형의 입력변수로 하고, 동적계획법으로 구한 최적 방류량을 출력변수로 활용하였다. 그러나 동적계획법은 차원의 저주(curse of dimensionality)라는 단점이 있어 위의 기존 연구에서도 실제 8개의 저수지를 3개의 저수지군으로 하여 실험하였다. 이에 본 연구에서는 혼합정수계획법을 활용하고 신경망 기법을 통해 저수지군 연계 운영률을 도출하고자 하였다.

본 연구에서 제시하는 저수지 군 연계 운영률은 김승권과 박영준 (1998)이 제안한 저수지군 최적연계 운영 모형인 CoMOM(Coordinated Multi-reservoir Operating Model)의 결과에서 나타난 최적 운영 패턴을 활용해서 신경망 학습을 수행한다. CoMOM이 이수기 모형인 점을 감안하여 10월부터 5월까지의 이수기 운영방안을 제시하도록 하며, 단위 분석기간을 10일로 택하여 미래의 10일간의 방류량을 결정하고자 하였다. 그리고 제시된 방법의 적용성 검토를 위해 한강수계를 대상으로 모의운영을 수행해 보았다.

## 2. 저수지 군 연계 운영률 도출을 위한 절차

신경망 모형을 위한 학습 데이터의 생성을 위해 저수지 군 최적화 모형인 CoMOM을 활용하였다. CoMOM은 최적화 모형이면서도 수력발전량 계산과 하도추적 등 운영상의 복잡한 계산이 가능할 뿐 아니라, 목표계획법을 활용한 다양한 운영상의 목표 (저수지의 목표저수량, 목표 방류량, 조절점의 관리 유량 준수 등)를 고려할 수 있으며 다기준 의사결정 기법을 통해 저수지 운영의 상충되는 목적까지 고려할 수 있도록 설계되어 있다. 본 연구에서는 CoMOM이 제시하는 방류량이 댐 운영률 도출의 출발점이 될 수 있음에 주목하고 이를 활용하고자 하였다.

한편, CoMOM이 제시한 최적의 댐 운영 방안을 통해 저수지 군 연계 운영의 기본 가이드라인을 도출하기 위해서는 신경망 모형(Neural Networks)을 활용하였다. 신경망 모형은 인식이나 의사결정 등에서 인간의 두뇌를 모방하여 컴퓨터로 구현한 것으로 강우-유출 모형, 유량 예측, 지하수 모형, 수질, 수자원 관리 정책, 홍수 예측, 수문학적 시계열 분석, 저수지 운영 등에서 활용되고 있다. (Govindaraju, 2000). 특히 저수지 군 연계 운영을 위한 문제의 경우처럼 복잡한 상관관계를 회귀식보다 더 잘 표현할 수 있기 때문에 유용하다고 볼 수 있다. 본 연구에서 적용하는 절차는 아래 <그림 1>과 같다.

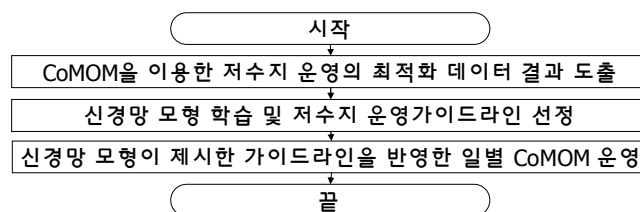


그림 1. 댐 군 연계운영 도출을 위한 절차

### 3. 신경망 모형을 활용한 한강수계 저수지 군 연계 운영

#### 3.1 한강 수계 저수지 군 최적 연계 운영 모형

본 연구에서는 한강 수계의 댐 군 연계 운영을 위한 최적화 모형인 CoMOM 4.2로 소양강댐, 충주댐, 충주조정지댐, 횡성댐, 화천댐, 팔당댐, 춘천댐, 의암댐, 청평댐, 괴산댐의 일별 연계 운영을 수행하여 최적 방류량을 얻었다. 수계 내의 물의 흐름을 표현하기 위하여 <그림 2>와 같이 총 10개의 저수지와 10개의 발전소, 18개의 조절점, 16개의 수요지, 14개의 소유역 노드 등으로 한강 수계 네트워크 모형을 구성하였다.

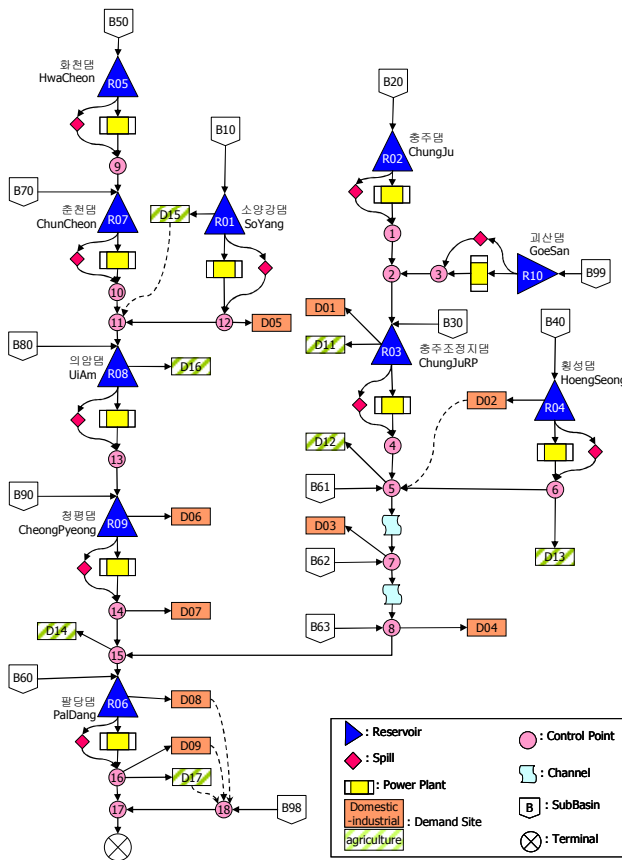


그림 2. 한강수계 연계 운영을 위한 네트워크 모형

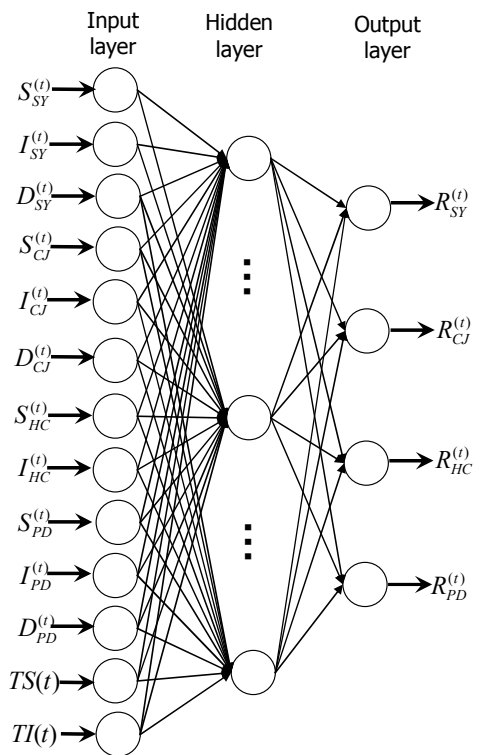


그림 3. 한강수계 연계 운영을 위한 신경망 구조

#### 3.2 한강 수계 연계 운영을 고려한 신경망 모형의 설계

본 연구에서 적용한 신경망 모형은 <그림 3>과 같다. 각 변수의 의미를 살펴보면, 시점  $t$ 에 대하여,  $S_{SY}^{(t)}$  = 소양강댐의 초기유효저수량,  $S_{CJ}^{(t)}$  = 충주댐의 초기유효저수량,  $S_{HC}^{(t)}$  = 화천댐의 초기유효저수량,  $S_{PD}^{(t)}$  = 팔당댐의 초기유효저수량,  $I_{SY}^{(t)}$  = 향후 한달 동안의 소양강댐 예상 유입량,  $I_{CJ}^{(t)}$  = 향후 한달 동안의 충주댐 예상 유입량,  $I_{HC}^{(t)}$  = 향후 한달 동안의 화천댐의 예상 유입량,  $I_{PD}^{(t)}$  = 향후 한달 동안의 팔당댐 유입량,  $D_{SY}^{(t)}$  = 10일 동안의 소양강댐 수요량,  $D_{CJ}^{(t)}$  = 10일 동안의 충주댐 수요량,  $D_{PD}^{(t)}$  = 10일 동안의 팔당댐 수요량,  $TS(t)$  = 한강수계 총 저수량,  $TI(t)$  =

한강수계 총 예상 유입량,  $R_{SY}^{(t)}$  = 10일 동안의 소양강댐 방류량,  $R_{CJ}^{(t)}$  = 10일 동안의 충주댐 방류량,  $R_{HC}^{(t)}$  = 10일 동안의 화천댐 방류량,  $R_{PD}^{(t)}$  = 10일 동안의 팔당댐 방류량을 의미한다. 신경망은 일별 CoMOM에서 얻어진 최적화된 결과 데이터를 입·출력값으로 사용하여 역전파 알고리즘(Backpropagation)으로 학습시켰고, 은닉층과 출력층의 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid)를 사용했다. 또한 은닉층의 노드 수를 정하는 기준으로 Chandramouli and Raman(2001)이 사용한 평균제곱오차(Mean Square Error)와 평균상대오차(Mean Relative Error)를 적용하였다. 그 결과 은닉층의 노드 수는 6개로 결정되었다.

### 3.3 신경망 학습 결과를 활용한 저수지 군 연계 모의운영

신경망 모형의 학습을 위해 한강수계의 2002년 10월 ~ 2006년 9월(4개 수문년)의 이수기 동안의 최적 운영 결과를 활용하였으며, 학습된 신경망 모형을 활용한 모의운영 기간으로 2006년 10월을 선정하였다. 그리고 한강수계의 과거 유입량 자료가 재현된다고 가정하고, 신경망 모형이 제시하는 운영 기준에 의하여 결정된 10일 동안의 총 방류량이 해당기간 동안 동일한 양으로 나누어 방류된다고 가정하고 과거 운영 실적자료와 결과를 비교하여 보았으며, 그 결과는 <표 1>과 같다. 아래 <표 1>에서 보는 바와 같이 평균 저수량은 실적운영보다 4백만톤 가량 증가하였으나, 발전량은 1.81GWh 정도가 다소 감소했다. 여수로 방류량의 경우에는 실적과 모형 수행 결과 모두 발생하지 않았다. 소양강댐의 경우 발전량이 8GWh 가량 증가하지만 발전방류량이 실적보다 많았고, 이에 평균저수량이 다소 감소하였다.

표 1. 모형 수행 결과와 과거 실적치 비교

		소양강댐	충주댐	화천댐	팔당댐	합계
평균 저수량 (MCM)	실적치	1669.28	1460.48	616.35	235.27	3981.38
	모형 결과	1642.62	1495.53	618.15	229.47	3985.77
	증감량	-26.66	35.05	1.80	-5.80	4.39
	증감량 (%)	-1.60	2.40	0.29	-2.46	0.11
발전량 (GWh)	실적치	31.48	28.76	1.84	16.94	79.02
	모형 결과	39.79	19.99	1.48	15.95	77.22
	증감량	8.32	-8.77	-0.36	-1.00	-1.81
	증감량(%)	26.42	-30.49	-19.37	-5.88	-2.28

한편 최적화 모형 및 모의운영 수행은 ILOG CPLEX 9.0을 이용하여 빠른 시간 안에 결과를 도출할 수 있었다.

## 4. 결 론

본 연구에서는 일별 최적화 모형인 CoMOM의 상위 단계에서 활용될 수 있는 댐 군 연계운영의 기본 가이드라인 도출하기 위해 신경망 기법을 활용하는 방법을 제시하고, 한강수계를 대상으로 연계운영을 모의하여 그 결과를 실적과 비교하여 가능성을 확인해 보았다. 그러나 본 연구는 현재 CoMOM을 활용해서 한강 수계의 운영률을 도출하는 과정의 예비 분석에 해당하며, 몇 가지

측면에서 보완 및 추가 연구가 필요한 상황이다. 첫째, 본 연구에서는 신경망 모형의 운영 기준에 의해 결정된 향후 10일 동안의 총 방류량이 해당기간 동안 동일한 양으로 나누어 방류된다는 단순한 가정 하에 모의 운영을 수행하였는데, 10일 정도의 운영에서는 단기 기상예측 자료 등의 실시간 정보를 활용해서 보다 효율적인 댐 운영을 할 수도 있을 것이다. 따라서 실시간 모의 운영에서는 10일간의 방류량을 유연하게 배분하는 방안을 찾아볼 볼 계획이다. 둘째, 현재 신경망 학습에 사용된 자료가 4개년 치에 불과해서 그 양이 다소 적은 편이며, 검증에 위한 1개월의 모의운영 역시 기간적인 측면에서 충분하다고 볼 수 없다. 따라서 보다 다양한 유입량 시나리오와 수문 조건을 반영해서 풍부한 최적화 결과를 도출하고 이를 신경망 모형의 학습 셋(Set)으로 활용할 필요가 있다. 마지막으로 본 연구에서 사용한 역전파 알고리즘 대신 비선형 예측이 가능한 여타의 신경망 모형, 예컨대 Radial Base Function을 활용해 볼 수도 있을 것이다.

### 감 사 의 글

본 연구는 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단의 연구비지원(과제번호:1-6-3)과 한국수자원공사의 ‘한강수계 실시간 저수지 운영 시스템(분석모형) 구축’ 용역의 연구비지원에 의해 수행되었습니다. 그리고 모형 개발 및 수행에 사용된 ILOG 소프트웨어를 고려대학교에 기증해 주신 KSTEC에 감사드립니다.

### 참 고 문 헌

1. 문사인(1997). 수자원시스템의 최적운영방안 도출을 위한 회귀분석과 인공신경망의 모형비교, 석사학위논문, 고려대학교.
2. Chandramouli, V., Raman, H.(2001), Multireservoir Modeling with Dynamic Programming and Neural Networks, Journal of Water Resources Planning and Management, 127(2), pp.89-98.
3. Govindaraju, Rao S.(2000) Artificial Neural Networks in Hydrology. II : Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, 5(2), pp.124-137.
4. Kim, S. K., Park, Y. J.(1998) A Mathematical Model for Coordinated Multiple Reservoir Operation, Journal of Water Resources Association, 31(6), pp.779-793.
5. Labadie, J. W.(2004) Optimal Operation of Multireservoir Systems : State-of-the-Art Review , 130(2), pp.93-111.
6. Raman, H., Chandramouli, V.(1996), Deriving a General Operating Policy for Reservoirs Using Neural Network, Journal of Water Resources Planning and Management, 122(5), pp.342-347.