

**인공 신경망 기법을 활용한  
댐 군 최적 연계 운영모형 (CoMOM)의 가중치 선정에 관한 연구**  
A Study on Determination of Weight Coefficients of Coordinated  
Multi-reservoir Operating Model Using an Artificial Neural Network  
Model

김재희\*, 김승권\*\*, 이재성\*\*\*, 고익환\*\*\*\*  
Jaehee Kim, Sheung-Kown Kim, Jaesung Lee, Ick-Hwan Ko

.....  
**요 지**

댐 군 연계운명을 위한 기존의 많은 최적화 모형은 경제성에 기반을 둔 단일 목적 함수를 가정함으로써 현실과는 동떨어진 결과를 도출하곤 하였다. 따라서 보다 현실적인 최적화 모형이 되기 위해서는 실제 운영과정을 모사할 수 있도록 적절한 초기 가중치를 부여하여 모형을 구축하고, 상충되는 목적간의 절충안으로 파레토 프런티어(Pareto-frontier)를 제시할 수 있는 다중목적 의사 결정 기법이 요구된다. 본 연구의 목적은 댐 군 연계 운영을 위한 최적화 모형으로 소개된 CoMOM(Coordinated Multi-reservoir Operating Model)의 다중목적함수에 적합한 초기 가중치를 도출할 수 있는 시스템을 제안하는 것이다.

본 연구에서는 최적화 모형에 적합한 가중치를 결정함에 있어 댐의 초기저수량과 미래의 예상 유입량과 같은 수문 조건을 감안할 필요가 있음에 주목하였다. 이것은 초기저수량과 미래에 예상되는 유입량이 작을 경우 가급적 저수에 중점을 두고, 그 반대일 경우는 발전방류에 주안점을 두는 것이 바람직하다는 사실에서 추정해 볼 수 있는 가정이다. 따라서 댐의 초기 저수량 조건과 유입량 시나리오의 다양한 수문 조건별로 가장 적합한 가중치를 찾아본 후, 수문 조건을 입력요소로, 최적 가중치를 출력요소로 갖는 신경망 모형을 활용해서 수문 조건에 적합한 가중치를 예측할 수 있는 절차를 제안한다. 이 과정에서 최적 가중치를 도출하는 것이 관건이 될 수 있는데, 이를 위해 전승목 (2008)등이 제안한 DEA기반 순위결정 절차를 활용해서 최선의 파레토 최적해와 이에 대응되는 가중치를 찾아 이를 신경망 모형의 출력요소 값으로 활용하였다. 본 연구에서 제안하는 신경망 모형은 임의의 수문 상황에 대해 이에 적합한 CoMOM의 초기 가중치를 결정해 줌으로써 CoMOM과 같은 최적화 모형의 가중치 선정에 따르는 어려움을 극복하는 데 도움이 될 수 있을 것으로 기대된다.

**핵심용어 : 가중치, 다중 목적, 인공신경망, 댐 군 최적 연계운영 모형**

---

**1. 서 론**

과거의 최적화 저수지 연계운영 모형은 경제성에 기반을 둔 단일 목적 함수를 가정함으로써

---

\* 정회원 · 군산대학교 경영회계학부 조교수 · E-mail : [jheekim@kunsan.ac.kr](mailto:jheekim@kunsan.ac.kr)  
\*\* 정회원 · 고려대학교 정보경영공학부 교수 · E-mail : [kimsk@korea.ac.kr](mailto:kimsk@korea.ac.kr)  
\*\*\* 학생회원 · 고려대학교 정보경영공학전문대학원 석사과정 · E-mail : [maisnon@korea.ac.kr](mailto:maisnon@korea.ac.kr)  
\*\*\*\* 정회원 · 한국수자원공사 수자원연구원 소장 · E-mail : [lhko@kwater.or.kr](mailto:lhko@kwater.or.kr)

현실과는 동떨어진 결과를 도출하곤 하였다. 그러나 현실은 다수의 목적을 고려해야 하고, 특히 어떤 목적들은 서로 영향을 주고받고 때로는 상충 관계를 형성하기도 하며, 이 때문에 각 목적간의 우선순위를 가늠하기 위한 적당한 가중치(weight coefficient)를 찾는 것이 매우 중요하다. 이런 배경에서 실제 운영과정을 모사할 수 있도록 적절한 초기 가중치를 부여하여 모형을 구축하고, 그 중 상충되는 목적간의 절충안으로 파레토 최적해 집합(Pareto set)을 제공하는 다중목적 의사결정 기법이 매우 유용하게 활용될 수 있다(Kim et al., 2005). 본 연구의 목적은 댐 군 연계 운영을 위한 최적화 모형으로 소개된 CoMOM(Coordinated Multi-reservoir Operating Model)의 다중목적함수에 적합한 초기 가중치를 도출할 수 있는 방법을 제안하는 것이다.

본 연구에서는 최적화 모형에 적합한 가중치를 결정함에 있어 댐의 초기저수량과 예상유입량의 수문 조건을 감안할 필요가 있음에 주목하였다. 즉, 댐의 초기 저수량과 유입량 시나리오의 다양한 수문 조건별로 가장 적합한 가중치를 찾아본 후, 수문 조건을 입력요소로, 최적 가중치를 출력요소로 갖는 신경망 모형을 통해 수문 상황에 적합한 가중치를 예측하는 절차를 제안한다.

## 2. 최적화 모형의 가중치 설정을 위한 방법

### 2.1 CoMOM의 다중 목적함수 구조

저수지 운영계획 문제의 최적화를 위해 다양한 수학적 모형이 소개된 가운데(Yeh, 1985; Labadie, 2004), 김승권과 박영준(1998)은 한국의 상황을 고려한 CoMOM이라는 혼합정수계획법(Mixed Integer Programming)기반의 최적화 모형을 제시한 바 있다. 이후 CoMOM은 지속적인 개선을 통해 보다 현실성 있는 다목적 최적화 모형의 형태로 보완되었다(Kim et al., 2005). CoMOM의 목적함수는 여러 목적을 동시에 고려한 다중 목적 형태로 구성되며, 댐 기준수위 상하한 준수, 물부족 최소화, 여수로 방류 최소화, 조절점 관리유량 유지 목표가 선취적으로 반영될 수 있도록 순차적으로 높은 가중치가 부여되었다. 그리고 목표 저수위에 대한 미충족과 수력발전량에는 우선 순서를 확정하지 않은 채, 임의의 작은 가중치를 부여함으로써 추후 두 목적간의 절충 분석(trade-off)을 통해 의사결정자의 선호에 따라 절충점을 택할 수 있도록 하였다. 그러나 수시로 변화하는 수문상황 속에 매 번 절충 분석을 통해 가중치를 결정하는 것은 의사결정자에게 부담을 줄 수 있는 일이다. 따라서 댐의 초기저수량과 미래의 예상유입량에 따라 적합한 가중치를 제시할 수 있는 절차를 제안하고자 한다.

### 2.2 최적화 모형의 가중치 부여를 위한 신경망 모형

본 연구에서 제안하는 가중치 선정 방법은 그림 1과 같다. 먼저 1단계에서 다수의 수문 조건을 생성하는데, 초기저수량으로  $m$ 개, 미래에 예상되는 유입량으로  $n$ 개의 조건을 설정한다. 2단계에서는  $k$ 개의 목적함수 가중치 셋을 생성한다. 이때는 2.1절에서 설명한 바와 같이 선취적 우선순위를 갖는 목적의 가중치를 제외한 채, 상충 관계를 갖는 저수와 발전의 두 목적에 대한 가중치만 설정하면 된다. 이 가중치 생성은 발전에 대한 가중치를 고정하고 저수에 대한 가중치만 임의 조정하는 방식으로 수행하였다. 가중치 생성과정에서 다양한 파레토 최적해 해들을 도출하도록 설계된 GA-CoMOM을 활용할 수도 있지만, 본 연구의 특성상 GA-CoMOM의 반복적 계산과정을  $m \times n$ 개의 수문 조건에 대해 수행해야 하는 데 따른 번거로움을 고려해서, 일단 발전에 대한 가중치를 고정한 후 저수에 대한 가중치만을 임의로 부여하는 방법을 사용했다. 3단계에서는  $m \times n$ 개의 수문 조건 각각에 대해  $k$ 개의 가중치를 적용해서 CoMOM을 수행하고 총  $m \times n \times k$ 개의 파레토 최적해를

표 1. 초기 저수량 조건  
(유효저수량 대비)

	용담	대청
No. 1	10%	10%
No. 2	10%	30%
No. 3	30%	20%
No. 4	30%	40%
No. 5	50%	40%
No. 6	50%	60%
No. 7	70%	50%
No. 8	70%	80%
No. 9	90%	80%
No. 10	90%	90%

표 2. 유입량 조건

연도	용담	대청	합계	순위
1986	471.64	1663.32	2134.96	5
1988	60.46	202.58	263.05	20
1989	227.10	694.37	921.47	16
1990	156.00	502.27	658.26	17
1992	252.10	923.76	1175.87	13
1993	376.14	894.56	1270.70	12
1994	296.48	1215.25	1511.74	4
2001	308.94	1130.13	1439.07	9
2002	212.68	1011.77	1224.46	6
2003	340.08	1249.99	1590.07	8

표 3. 후보 저수 가중치

	용담	대청
No. 1	-0.2000	-0.0001
No. 2	-0.5000	-0.0060
No. 3	-0.0500	-0.0600
No. 4	-0.0001	-0.8000
No. 5	-3.0000	-0.0500

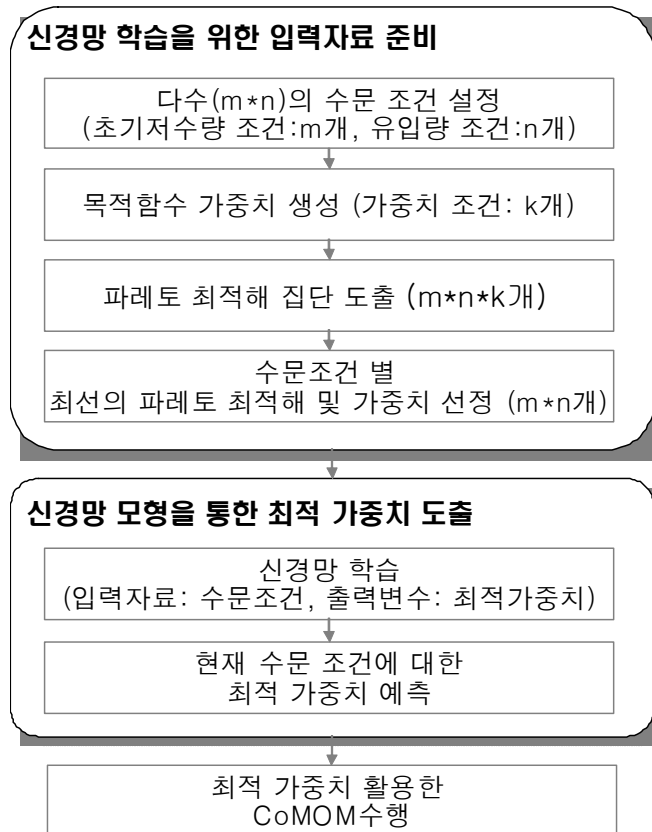


그림 1. 최적 가중치 선정 절차

도출했다. 4단계에서는  $m \times n$ 개의 수문 조건에 대해  $k$ 개 파레토 최적해 중 가장 선호되는 파레토 최적해를 선정한다. 이때는 전승목 등 (2008)에서 제안된 DEA기반 순위결정 절차를 활용하였다. 다음 5단계에서는 전 단계에서 확보된  $m \times n$ 개의 {(초기저수량, 예상 유입량), 최적가중치}의 조합을 신경망 모형의 {입력변수, 출력변수}의 조합으로 적용해서 신경망 학습을 수행한다. 이때 학습이 완료된 신경망 모형을 활용하면 임의의 수문 조건에 대해 적합한 최적의 가중치를 도출할 수 있으며, 이 가중치를 적용해서 CoMOM을 수행하면 된다.

### 3. 저수지 군 연계운명을 위한 최적화 모형의 가중치 설정

#### 3.1 입력 자료

신경망 모형을 활용한 최적 가중치 도출 방법의 적용성 검토를 위해 금강 수계를 대상으로 10월에 해당하는 CoMOM의 가중치를 도출해 보았다. 다양한 수문조건을 가정하기 위해, 우선 표 1과 같이 저수지의 초기 유효 저수량 조건을 상정했으며, 유입량 조건은 표 2와 같이 용담과 대청댐으로 유입될 수 있는 소유역의 유출량을 토대로 1985년부터 2004년까지 총 20년 동안의 10월 댐 유입량 중 10개를 임의로 선택하였다. 마지막으로 후보 가중치 군의 경우는 발전에 대한 가중치를 고정한 채, 표 3과 같이 저수에 대한 가중치를 임의로 조정해서 얻은 자료를 활용하였다.

#### 3.2 신경망 학습 결과

표 1~3의 조건을 조합한 총 500(10×10×5)개의 입력 조건에 대해 CoMOM을 수행하였으며, 초기저수량과 유입량 조건의 조합에 의한 100개의 수문 조건에 대해 각각 5개씩의 최적화 결과를 구할 수 있었다. 그리고 100개의 수문 조건 각 경우에 대해 5개씩 도출된 파레토 최적해들에 대한 우선순위 결정을 위해 DEA기반의 순위 결정 절차를 활용하였다. 그 결과 100개의 수문조건 각각에 대해 가장 적합한 가중치를 예측할 수 있었다. 다음 단계에서는 수문조건을 입력변수로, 여기에 대응되는 최적 가중치를 출력변수로 설정한 역전파 알고리즘 (Back-propagation)을 수행해서 신경망 모형을 학습하였으며, 여기서 학습된 신경망 모형을 이용해서 2005년-2007년의 10월에 적합한 초기 가중치를 예측해 보았다. 다음의 표 4는 그 결과를 요약한 것이다.

표 4. 최적 가중치 예측 결과

연도	초기 저수량		유입량		최적 저수 가중치	
	용담	대청	용담	대청	용담	대청
2005	493.38	964.22	6.42	53.04	-0.0659	-0.00183
2006	516.18	815.79	2.48	41.95	-0.1048	-0.01965
2007	685.10	1,183.77	22.76	86.95	-0.0205	-0.00001

### 4. 결론

본 연구에서는 저수지 군 연계 운영을 위한 최적화 모형인 CoMOM의 다목적 함수에 적합한 초기 가중치를 설정하기 위한 방법을 제안하였다. 이 방법은 초기 저수량 조건과 유입량 시나리오의 다양한 수문 조건별로 가장 적합한 가중치를 찾아본 후, 수문 조건을 입력요소로, 최적 가중치를 출력요소로 갖는 신경망 모형을 활용해서 수문 조건에 적합한 가중치를 예측하는 과정으로 요약할 수 있다. 한편 본 연구에서 신경망 학습을 위한 입출력 변수 값으로 10개의 초기저수량 조건과 10개의 유입량 조건으로 만들 수 있는 총 100개의 수문조건과 여기에 대응되는 최적 가중치를 활용했는데, 용담, 대청댐이 가질 수 있는 초기 저수량과 유입량의 가능한 조합의 수로는 다소 부족한 편이다. 또한 저수 가중치의 후보값 역시 5개 이상으로 늘리는 것이 보다 바람직하다. 물론 이 과정에서 CoMOM의 수행횟수가 크게 증가하는 부담이 있지만, 가중치 예측 능력의 제고를 위해서는 보다 많은 입출력 자료를 활용할 필요가 있다고 판단된다. 아울러 본 연구에서 사용한 역

전과 알고리즘 대신 비선형 제어가 가능한 Radial Basis Function을 활용할 경우 수문조건과 여기에 대응되는 최적 가중치 간의 관계를 보다 정확히 예측할 수 있을 것으로 기대된다.

### 감 사 의 글

본 연구는 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단의 연구비지원(과제번호: 1-6-3)에 의해 수행되었습니다.

### 참 고 문 헌

1. 김민규, 김재희, 김승권, 유입량의 변동성을 고려한 저수지 연계 운영 모형의 가중치 선정, 한국수자원학회 논문집, 제41권, 제1호, pp. 1-15
2. 김승권, 박영준 (1998). 댐군의 연계운영을 위한 수학적 모형, 한국수자원학회논문집, 제31권, 제6호, pp. 779-793.
3. 전승목, 김재희, 김승권, DEA기반 순위결정 절차를 이용한 파레토 최적해의 우선순위 결정, IE Interfaces, 제21권, 제1호, pp. 75-84
4. Kim, S. K., Lee, Y. D., Kim, J. H., and Ko, I. H. (2005). A multiple objective mathematical model for daily coordinated multi-reservoir operation, Water Science and Technology : water supply, Vol. 5, Issue 3-4, pp 81-88.
5. Labadie, J.W. (2004). "Optimal operation of multireservoir systems: state-of-art review." Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, Vol. 130, No. 2, pp. 93-111.
6. Lee, Y.D., Kim, S.K., and Ko, I.H. (2008). "Genetic algorithm to determine weighting factors in multiple objective reservoir operation model under inflow uncertainty." Working Paper, Korea University.
7. Yeh, W.W.-G. (1985). "Reservoir management and operations models : A state of art review." Water Resources Research, AGU, Vol. 21, No. 12, pp. 1797-1818.