

적응 퍼지 제어기법을 이용한 저수지 운영 최적화

Optimal Reservoir Operation using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

김진호*, 정건희**, 이도훈***, 이은태****

Jin Ho Kim, Gunhui Chung, Do Hun Lee, Eun Tae Lee

요 지

최근 들어 그 심각성을 더하고 있는 이상기후 현상으로 가용 수자원의 변동이 커지고 있으며, 이에 따라 수자원의 효율적인 운영이 요구되고 있다. 그러나 효율적인 운영을 위해서는 미래 유입량의 불확실성의 고려하고, 홍수 조절용량의 확보하면서도, 용수공급을 위한 저수량을 확보하고, 수력 발전을 해야 하는 복잡한 상황을 모두 고려하여야한다. 이러한 복잡한 시스템에서 하나의 최적화 기법으로는 모든 고려사항들을 만족시키는 최적해를 찾는 것은 사실상 불가능에 가깝다. 그러므로 저수지 운영의 최적화를 위한 연구에서 한 가지 이상의 기법을 조합하는 기법을 사용하게 되었다. 이러한 기법은 각 기법의 장점을 취하고 각각의 한계를 극복하기 위해 주로 사용되었다. 본 연구에서는 저수지 운영 최적화를 모의하기 위하여 대청댐에서의 저수위, 유입량, 용수이용량 등을 고려하여 방류량의 예측을 동적 계획법(Dynamic Programming Model)으로부터 동적 신경망(Dynamic Neural Network Model)과 적응 퍼지 제어기법(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)을 개발하여 실제 방류량과 세 가지 최적화 방법에 의한 결과를 비교·검정하였다. 본 연구의 수행으로 인해 얻어진 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 동적 신경망과 적응 퍼지 제어기법에 의한 최적화 모의가 동적 계획법에 비해 시스템의 구축이 쉽고 유연하다. 둘째, 퍼지추론의 Membership 함수의 구축에 따라 단시간에 많은 양의 강우가 발생하는 국지성 강우에 대해서도 최적 방류량을 예측할 수 있다. 셋째, 저수지 운영 과거자료의 부족과 불확실성을 해결하면, 보다 용이하고 양호한 예측결과를 얻을 수 있을 것이다.

핵심용어 : 최적화, 동적 계획법, 동적 신경망, 적응 퍼지 제어기법, Membership 함수

1. 서 론

저수지는 이수기에는 용수의 안정적인 공급, 홍수기에는 홍수피해의 최소화를 주목적으로 건설된다. 그러므로 우리나라에서는 다목적댐 운영계획에 따라 저수지의 운영정책을 결정하며, 실무에서는 연속된 수문량이 가진 주기특성을 반영한 수문량 누가방식(누가차분법)을 채택하여 이용하고 있다. 그러나 이 방법은 산정된 빈도의 차분량에서 부분적으로 음의 값이 산출되고 갈수빈도가 증가함에도 수문량이 증가하는 이상현상과 빈도분석 초기에 극심한 가뭄이 발생하는 문제점(류경식, 2009)을 가지고 있다. 그래서 여러 가지 불확실성을 고려하여 저수지의 최적운영을 위하여 한 가

* 경희대학교 토목공학과 석사과정 · E-mail : kjh1a@hanmail.net
** 고려대학교 · 방재과학기술연구소 연구교수 · E-mail : gunhui@korea.ac.kr
*** 정회원 · 경희대학교 토목공학과 교수 · E-mail : dohlee@khu.ac.kr
**** 정회원 · 경희대학교 토목공학과 교수 · E-mail : etlee@khu.ac.kr

지 이상의 최적화 기법을 조합하여 잡종의 최적화 시스템을 적용시켜 한 개의 최적화기법이 가지는 한계를 극복하기 위한 연구들이 진행되고 있다. 따라서 본 연구에서는 동적 계획법(DP) 최적화의 결과로부터 인공 신경망과 퍼지 신경망이라 불리는 두 가지의 모델을 각각 결합하여 저수지의 방류에 적용키 위해 개발되었다.

2. 저수지의 최적운영

2.1 대상 저수지

본 연구에서 적용된 저수지는 금강 유역의 대청댐으로 대전과 청주 지역의 용수공급 및 수력발전을 통한 전력생산에 필요한 수요량을 공급하게 되며, 생활용수, 농업용수, 공업용수, 수력발전 등에 이용되는 다목적 댐이다. 본 연구에서는 1개월 단위의 저수지 유입량을 24년(1983년~2006년)간의 자료를 사용하였다.

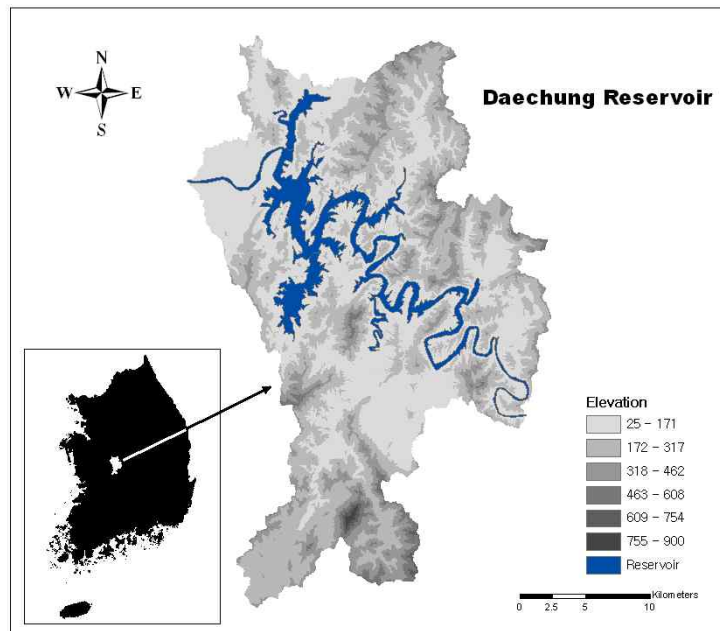


그림 1. 대청댐의 위치 및 형태

2.2 동적 계획법

동적 계획법은 의사결정을 여러 단계에 걸쳐하게 되며, 각 의사결정 단계를 '단계(Stage)'라 정의하고, 각 의사결정 단계에서 직접적으로 의사결정에 영향을 주는 요소들을 '상태(State)'라고 정의한다. 그리고 각 단계에서의 의사결정은 다음 단계의 의사결정에 영향을 미치는 요소들에 영향을 주어 요소들의 값(상태)을 변동 시키게 된다. 전단계의 의사결정 결과와 현 단계의 상태 사이의 관계는 '순환관계식(Recursive Equation)'으로 표현(Larry W. Mays and Yeou-Koung Tung, 1992)할 수 있다. 동적 계획법에서의 목적함수는 특정 단계에서 얻어지는 결과치의 최적해가 아니라, 전체 단계에서 발생한 모든 결과 값에 대하여 최적해를 찾는 것이다.

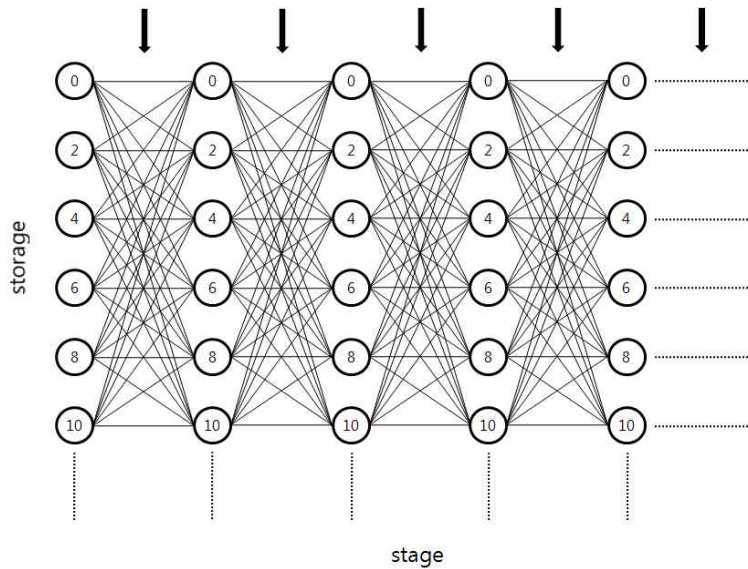


그림 2. 동적 계획법의 형태

본 연구에서는 목적함수가 수요량의 부족을 최소화한 저수지 방류를 목적으로 하여 개발되었다.

$$Z_t = \sum_t^T (D_t - R_t)^2$$

모든 시간 간격 t를 사용하는 순환관계식은

$$f_t^n(S_t) = \min[Z_t + f_{t+1}^{n-1}(S_t + I_t - R_t)]$$

그리고 제약조건으로는 다음과 같다.

$$0.0 \leq R_t \leq R_{t \max}$$

$$R_t \leq S_t + I_t - E_t$$

$$R_t \geq S_t + I_t - E_t - K$$

$$S_{t \min} \leq S_t \leq S_{t \max}$$

$$E_t = f(S_t, S_{t-1}, e_t)$$

T = number of time periods
R _t = release during time period t
D _t = demand during time period t
S _t = storage at the beginning of time period t
I _t = inflow during time period t
K = storage capacity of the reservoir
E _t = evaporation during time period t
e _t = evaporation rate during time period t
n = total number of periods remaining before reservoir operation terminates

2.3 동적 신경망

신경망은 학습과 재생 두 단계로 작업을 수행하게 된다. 학습은 패턴에 따라 신경망의 연결가중치(weigh)를 적당한 값으로 지정하는 과정이며, 재생은 학습된 가중치들과 입력벡터들과의 거리를 계산하여 가장 가까운 클래스(class)로 분류하는 과정(김재형과 윤용남, 2002)이다. 본 연구에서는 동적 신경망(DPN)에 의한 저수지 운영정책 유도를 위해 앞서 사용하였던 동적 계획법으로 처리된 자료에 신경망을 조합시킨 잡종 시스템이다.

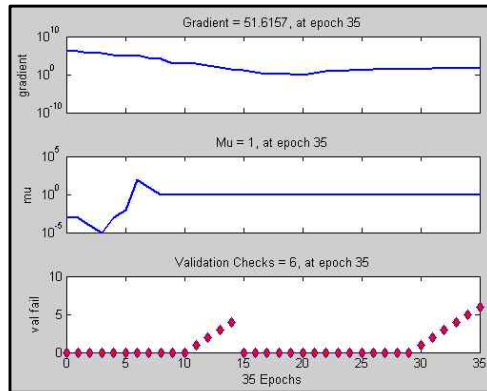


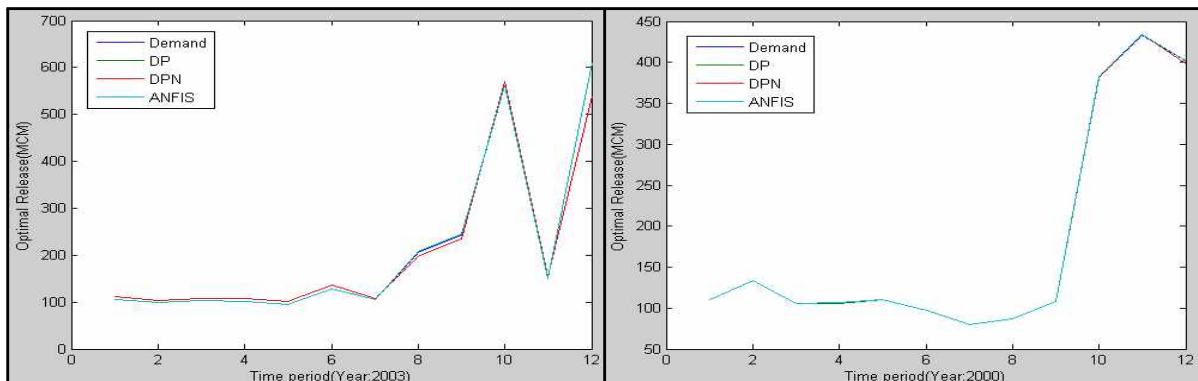
그림 3. 신경망의 훈련과정

2.4 적응 퍼지 제어기법

현재 퍼지 논리는 시스템을 설계하는데 체계적인 방법이 없이 전문가의 오랜 경험에서 나온 노하우를 연구하여 주관적인 방법으로 소속 함수와 제어규칙을 결정하고 원하는 성능을 위하여 설계한 시스템을 시험하는 방법으로 이루어졌다. 만약 만족할 만한 결과를 얻지 못할 경우 소속함수와 제어규칙들은 재조정 된다. 즉 시행착오를 거쳐 소속 함수와 제어규칙들을 선택하게 되는데, 이런 문제를 해결하기 위한 방법으로 학습능력을 가진 신경망을 조합하여 각 시스템이 가진 장점을 살리면서 단점을 보완(이재웅, 2008)할 수 있다.

3. 결과 및 비교

동적 계획법으로 최적화한 대청댐의 24년간의 월별 방류자료를 바탕으로 동적 신경망 모델과 적응 퍼지 제어기법 모델을 모의하였다. 연단위로 나누어서 비교된 최적방류량의 비교 그래프를 보면 대체로 동적 계획법, 동적 신경망, 적응 퍼지 제어기법 세 가지 모두 수요량과 비슷한 방류량을 보여준다. 하지만, 1985년과 2003년의 그래프를 보면 동적 신경망의 최적 방류량이 다른 최적화 기법의 방류량과 차이가 많이 나는 것을 확인 할 수 있다. 1985년 자료의 경우 다른 자료들과 강우는 많지 않았으나 수요량이 급증한 경우이며, 2003년의 자료는 2003년 7~9월에 유입량이 24년간의 자료 중에서 가장 컸다. 신경망은 학습을 통해 패턴을 인식하여 최적해를 찾기 위해서는 충분히 많은 양의 자료가 있어야 한다. 하지만, 특별한 경우가 생기면 그에 해당하는 자료가 없기 때문에 신경망은 만족스러운 해를 주기 힘들다. 그 반면, 적응 퍼지 제어기법의 경우 자료로부터 소속함수를 학습시켜 퍼지이론에 적용시킴으로써 특별한 경우가 생기더라도 어떠한 소속함수의 범위에 속하게 되면, 목표로 하는 최적해에 가까운 해를 찾아준다.



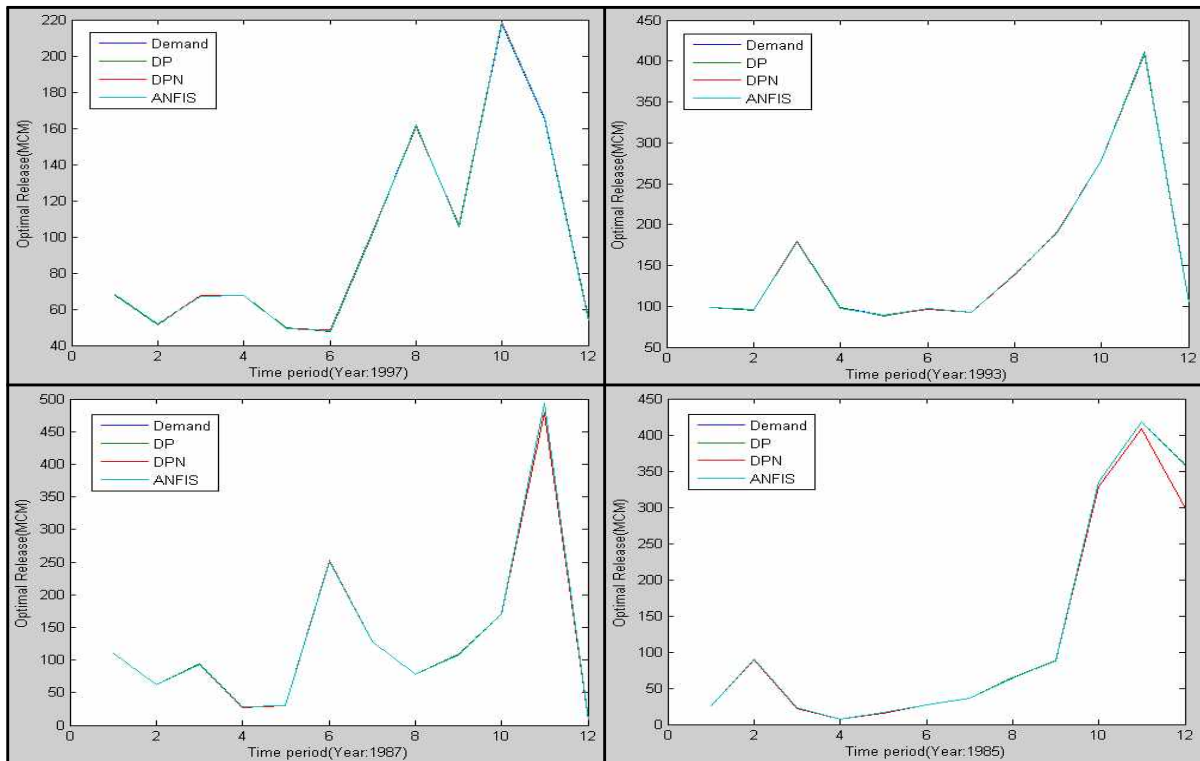


그림 4. 모형에 따른 최적방류량 비교

4. 결론

본 연구에서는 저수지 운영을 동적 계획법으로부터 구한 최적 방류량을 신경망에 합성시키는 방법과 신경망을 이용하여 소속함수를 정하고 퍼지 이론을 적용시키는 두 가지 방법을 비교하였다. 두 가지 방법 모두 자료를 학습시켜야 하기 때문에 자료의 양이 충분히 많다면 좋은 결과값을 구할 수 있지만, 자료의 양이 충분치 않다면 결과값의 정확도가 떨어진다. 특히, 동적 신경망의 경우 그 정도가 심하였다. 하지만, 저수지의 운영정책에 잡종의 최적화 기법을 사용하여 얻을 수 있는 장점으로 동적 계획법을 통하여 다른 최적화 기법보다 나은 최적값을 얻을 수 있으며, 신경망을 통해서 퍼지의 소속함수를 결정함에 있어서 필요한 전문가의 경험과 시행착오를 대신하며, 빠르게 결정할 수 있는 장점을 취할 수 있다. 또한 퍼지 이론으로는 자연 상태의 저수지가 가지는 불확실성을 고려할 수 있다.

참고 문헌

김재형, 윤용남(2002), “저수지 유입량 예측을 위한 신경망 모형의 특성 연구”, 한국도시방재학회 논문집, 제2권 4호 pp.123~129
 이재웅(2008), “Neuro-Fuzzy 추론기법을 이용한 홍수 예·경보”, 한국수자원학회논문집, pp.99~126
 류경식(2009), “저수지 최적운영을 위한 갈수빈도유입량 산정기법 개선”, 한국수자원학회 2009년도 학술발표회 초록집, pp.1287~1291
 Larry W. Mays and Yeou-Koung Tung(1992), “Hydrosystems engineering and management”, McGraw-Hill, pp.106~125