

인공신경망과 RDAPS 자료를 이용한 유입량 예측

Inflow Forecasting for Reservoir Operation using Artificial Neural Network with RDAPS

최지안*, 이경주**, 김태순***, 허준행****

Gian Choi, Kyoungjoo Lee, Taesoon Kim, Jun-Haeng Heo

요 지

효과적인 저수지 운영을 위해 가장 중요한 절차는 저수지 유입량을 적절하게 모의하는 것이다. 실시간 저수지 운영의 경우 기존의 물리적인 강우-유출현상에 기초한 수학적인 모형을 이용해서 유입량을 예측하는데 한계가 있으므로 인공신경망과 같이 자료의 특성에 기반한 모형이 효율적인 대안이 될 수 있다. 본 연구에서는 인공신경망(Artificial neural network, ANN)을 이용하여 실시간 저수지 운영을 위해 현재시간을 기준으로 3시간 후, 6시간 후, 9시간 후, 12시간 후의 유입량을 예측하였다. 본 연구의 대상지역은 한강수계의 화천댐 유역으로 기상청 수치예보자료인 RDAPS(Regional Data Assimilation and Prediction System)자료 중에서 강우예측자료를 사용하였다. RDAPS 강우예측자료를 이용한 예측값 결과와 비교하기 위해 지점 강우자료를 사용하였으며, 이 지점 강우자료는 화천댐 유역에 있는 AWS, 기상청, 국토해양부의 지점자료를 이용하였다. RDAPS 강우예측값만을 이용한 유입량 예측결과가 과거 12시간 강우 누적값을 이용한 유입량 예측값과 비슷한 정확도를 가지는 것을 알 수 있었으며, 자료의 효율적인 취득을 고려해야만 하는 실시간 운영의 경우, RDAPS 강우예측자료와 인공신경망을 이용한 모형이 충분히 효과적인 대안이 될 수 있음을 알 수 있다.

핵심용어 : 인공신경망, 저수지운영, 수치예보모형, RDAPS

1. 서론

수자원 확보와 효과적인 수자원 운영을 위해서 한강유역 댐 연계운영 모델을 구축하고 있는데 댐 연계운영의 기본은 각 댐의 유입량을 정확하게 산출해 내는 것이다. 댐유입량을 산정하는데 가장 기초가 되는 것은 강우자료이나, 우리나라의 경우 과거 6, 7, 8, 9월에 집중되어 있던 강우 패턴에 변화가 생겨 과거자료를 이용한 강우량과 유입량 예측에 한계가 드러난 상황이다. 또한 강우자료가 한 시간단위로 업데이트되기 때문에 홍수기 강우나, 국지성 강우가 발생했을 때는 급격한 유입량의 변화에 따른 신속한 대응이 어려운 실정이다. 그리고 현재 강우량으로부터 유입량을 계산하기 위해 사용되는 물리적 모델들은 모의를 위한 매개변수 값의 산정이 어렵고, 매개변수 값을 해당 유역에 맞게 입력했다고 하더라도 주변상황에 변화에 따라 매개변수 값이 변할 가능성이 크므로 정확도가 떨어진다. 따라서 실시간 댐 운영을 위해서는 위에서 언급한 여러 문제를 극복할 수 있는 대안이 필요하며, 이를 위해 본 연구에서는 지점강우자료 사용 대신 기상청 수치예보모델인 RDAPS(Regional Assimilation and Prediction System)에서 강우예측 자료에 대해 물리적 모델 대신 개념적

* 정회원 · 연세대학교 대학원 토목공학과 석사과정 · E-mail: gian@yonsei.ac.kr

** 정회원 · 연세대학교 대학원 토목공학과 석사과정 · E-mail: leekj@yonsei.ac.kr

*** 정회원 · 연세대학교 대학원 토목공학과 BK21 연구교수 · E-mail: chaucer@yonsei.ac.kr

**** 정회원 · 연세대학교 사회환경시스템공학부 토목환경공학전공 교수 · E-mail: jhheo@yonsei.ac.kr

모델인 인공신경망(Artificial Neural Network)을 이용하여 유입량 예측을 수행하였다.

2. 기상 수치예보 자료를 이용한 면적강우량 산정

2.1 RDAPS(Regional Data Assimilation and Prediction System)

기상청 지역예보 모델로 사용하는 RDAPS는 동아시아영역 예보자료로 예보 영역은 30km 격자 간격의, 191 × 171 개의 격자수로 이루어져 있다. 좌표값 원점에 해당하는 격자점의 좌표는 12.269°N, 102.47°E 이다. 연직층수는 24개로 1,000, 975, 950, 925, 900, 875, 850, 800, 750, 700, 650, 600, 550, 500, 450, 400, 350, 300, 250, 200, 150, 100, 70, 50mb 면으로 구성되어 있다. 자료의 생산은 00UTC와 12UTC에 이루어지고, 3시간 간격으로 총 66시간 예보 자료를 생성한다. 표 1은 자료의 변수들에 대한 정보이다(한국수자원공사, 2005).

표 1. RDAPS 자료의 변수

변수명	설명	단위
APCPsfc	누적 강수량	kg/m ²
HGTsfc	지표 지오폠펜셀고도	gpm
HGTprs	지오폠펜셀고도	gpm
MIXRsfc	지표 혼합비	kg/kg
MIXRprs	혼합비	kg/kg
PRMSmsl	해면기압	Pa
TMPsfc	지표 기온	K
TMPprs	기온	K
UGRDsfc	지표 동서방향 바람	m/s
UGRDprs	동서방향 바람	m/s
VGRDsfc	지표 남북방향 바람	m/s
VGRDprs	남북방향 바람	m/s

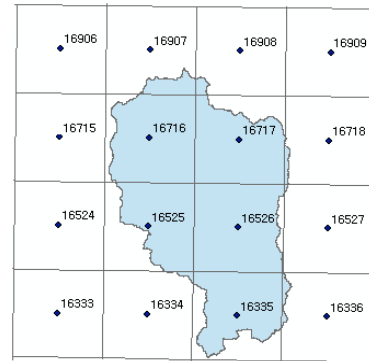


그림 1. 화천댐 유역 격자망

2.2 면적강우량 산정

연구범위는 화천댐과 평화의 댐 유역을 포함한 유역으로 본 연구에서는 화천댐 유역이라 하겠다. 이 유역의 경우 한강유역의 최상류로 중요한 유역이지만 북한지역과 인접하고, 일부 북한지역이 포함되어 있어 강우 지점설치 및 관리가 어려워 사실상 강우량 측정이 불가능한 지역이다. 그리고 강우 지점도 관리가 제대로 이루어지고 있지 않아 결측과 오측 자료가 빈발하는 유역이다. 화천댐 유역의 격자망은 그림 1과 같다. 2006년 5월 12일 00UTC부터 2006년 5월 18시 12UTC까지의 RDAPS자료를 이용하였고, 면적강우량을 계산하였다. 면적강우량은 현재시간 기준으로 3시간 후, 6시간 후, 9시간 후, 12시간 후 각각의 면적강우량을 계산하였다.

3. 인공신경망을 이용한 강우량 보정

3.1 인공신경망 이론

인공신경망이란 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 강도를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 가리킨다. 신경망 모형에서 학습이란 입력층, 은닉층,

출력층으로 구성된 다층신경망의 각 층 노드들의 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 말하며 전반적인 개형은 그림 2와 같다. 단, 은닉층은 1개 이상으로 할 수 있다. 인공신경망은 수학적 연산능력을 가진 노드들이 상호 연결된 것으로 적절한 학습규칙에 의하여 작동한다. 각 노드들은 결합함수(식 (1))과 전달함수(활성화 함수)(식 (2))에 의해 수학적 연산을 수행한다(Bishop, 1995).

$$S_j = \sum_{i=0}^m w_{ji}x_i \quad (1)$$

$$O_k = \frac{1}{1 + \exp(-S_j)} \quad (2)$$

여기서 w_{ji} 은 각 층으로 연결된 연결강도이며, x_i 는 입력층의 입력값이다.

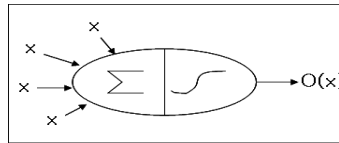


그림 2. 노드에서의 함수

그림 2은 실제 노드로 입력되는 신호는 가중치가 부여된 값들의 합과 전달함수를 나타낸 그림으로서 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다(박성천, 2006). 입력신호에 가중치가 부여된 값들의 합은 시그모이드 함수(비선형 함수)를 통해 노드에서의 출력 값을 도출해낸다. 연결강도를 최적화하기 위해 사용된 학습 알고리즘은 오차 역전파등의 학습 알고리즘을 적용한다.

3.2 입력변수 결정 및 모델구축

본 연구에 사용된 인공신경망의 종류는 다층(multi-layer)신경망으로 개략적인 모습은 그림 3과 같이 1개의 입력층과 1개의 은닉층 그리고 1개의 출력값으로 구성되어 있다. RDAPS 강우예측자료를 이용한 면적강우량을 이용하여 유입량을 구하기 위한 인공신경망 모형을 Case2이라고 하고, 화천댐 유역의 강우지점 중에 Null값이 적은 지역을 선택하여 누적강우량을 구한 후 인공신경망의 입력값으로 이용한 모형을 Case1라고 한다. 두 개의 값을 제외한 나머지 입력값은 현재시간의 화천댐 유입량, 평화의 댐 수위, 각시교 수위로 동일하다. 표 2에서 각 모델에 대한 입력 변수를 정리하였다.

표 2. 각 모델에 대한 입력변수

모델	입력변수	
Case1	강우지점의 자료 누적 값 (10개 지점)	화천댐 현재 유입량 평화의 댐 수위 각시교 수위
Case2	RDAPS 자료를 이용한 예측 면적강우량	

4. 결과 분석

그림 3은 case1과 case2에 대한 결과 값을 3시간 간격으로 측정된 실제 유입량 관측값과 함께 나타낸 것이다. RDAPS의 예측 강우량이 3시간 간격 누적값으로 주어지기 때문에 유입량예측 결과 역시 3시간 간격으로 비교하였다. 또한 정확도 비교를 위해서 각 case에 대한 RMSE(Root Mean Square Error)를 산정하였고, 그 결과는 아래 표 3과 같다. 그림 3에서는 case1과 case2 둘 다 실제 값과 차이가 크지 않은 것으로 나타났다.

RMSE는 91.369로 지점강우자료를 이용한 값 94.341보다 작다, 6시간 후 유입량에 대한 RMSE는 case1가 94.661, case2가 93.821로 3시간 유입량과 같이 RDAPS를 이용한 case2가 더 낮게 나왔다. 9시간 후 유입량 역시 case1가 84.771, case2가 84.175로 근소한 차이가 있기는 하지만 RDAPS를 이용한 경우가 좀 더 정확성이 높은 것으로 나타났다.

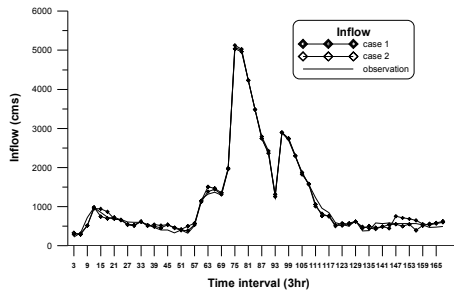


그림 3. 인공신경망을 통한 유입량예측 결과

표 3. 시간별 유입량의 RMSE

RMSE	Case1	Case2
Lead time 3-hours	94.341	91.369
Lead time 6-hours	94.661	93.821
Lead time 9-hours	84.771	84.175
Lead time 12-hours	75.702	76.119

5. 결론

본 연구에서는 화천댐유역의 유입량을 예측하기 위해 2006년07월12일부터 18일까지의 RDAPS 기상수치예보모델 자료와 인공신경망을 이용하여 유입량 예측값을 산정하였고, 화천댐 유역의 강우지점자료의 12시간 누적값을 이용해서 예측 유입량 값을 산정하여 비교하였다. 위의 두 값 뿐 아니라 인공신경망을 위한 입력자료로, 평화의 댐 수위와 각시교 수위 그리고 현재 화천댐 유입량을 선정하였다. 인공신경망을 이용하여 3시간 후, 6시간 후, 9시간 후, 12시간 후의 유입량을 모의해본 결과 RDAPS 모델의 예측강우량 값을 통해 유입량을 예측한 것의 결과와 지점강우자료를 이용하여 유입량을 구한 것 모두 실제 화천댐 유입량과 유사하게 모의되었지만, RMSE를 비교해본 결과 RDAPS 자료를 이용하여 예측유입량을 모의한 것이 정확성이 높았다. 하지만 그 차이가 크지 않고, 12시간 후 유입량에 대해서는 RDAPS자료를 사용한 결과가 RMSE가 낮게 산정되었다. 따라서 추후에 RDAPS 자료 사용범위를 조정한다든지, 혹은 RDAPS 자료를 후보정한 후 인공신경망 입력자료로 사용하는 등의 연구가 필요할 것으로 보인다.

감사의 글

본 연구는 국토해양부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁시행한 건설기술혁신사업(08기술혁신 F01)에 의한 차세대홍수방어기술개발연구단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

1. 김광섭 (2006). “상층기상자료와 신경망기법을 이용한 면적강우 예측.”, 한국수자원학회논문집 제 39권, 제8호, pp.717-726.
2. 박성천, 오창열, 김동렬, 진영훈 (2006). “인공신경망 이론을 이용한 홍수유출 예측시스템 개발 -GUI_FFS 개발 및 적용-”, 대한토목학회논문집 제26권, 제 2B호, pp.145-152.
3. 한국수자원공사 (2005). 유역 물 관리 운영 기술 개발.
4. Bishop, C. M.. (1999). Neural Networks for Pattern Recognition, OXFORD, pp.140-148.