



Development and evaluation of ANFIS-based conditional dam inflow prediction method using flow regime

Moon, Geon-Ho^a · Kim, Seon-Ho^a · Bae, Deg-Hyo^{a*}

^aDepartment of Civil & Environmental Engineering, Sejong University

Paper number: 18-016

Received: 14 February 2018; Revised: 3 April 2018 / 17 April 2018; Accepted: 17 April 2018

Abstract

Flow regime-based ANFIS Dam Inflow Prediction (FADIP) model is developed and compared with ANFIS Dam Inflow Prediction (ADIP) model in this study. The selected study area is the Chungju and Soyang multi-purpose dam watersheds in South Korea. The dam inflow, precipitation and monthly weather forecast information are used as input variables of the models. The training and validation periods of the models are 1987~2010 for Chungju and 1984~2010 for Soyang dam watershed. The testing periods for both watersheds are 2011~2016. The results of training and validation indicate that FADIP has better training ability than ADIP for predicting dam inflow in normal and low flow regimes. In the result of testing, ADIP shows low predictability of dam inflow in the low flow regime due to the model tuning on all flow regime together. However, FADIP demonstrates the improved accuracy over the entire period compared to ADIP, especially during the normal and low flow seasons. It is concluded that FADIP is valuable for the prediction of dam inflow in the case of drought years, and useful for water supply management of the multi-purpose dam.

Keywords: ANFIS, Dam inflow prediction, Flow regime, Conditional training

ANFIS 기반의 유황별 조건부 댐 유입량 예측기법 개발 및 평가

문건호^a · 김선호^a · 배덕효^{a*}

^a세종대학교 건설환경공학과

요 지

본 연구에서는 ANFIS 기반의 유황별 댐 예측유입량 산정 기법(Flow regime-based ANFIS Dam Inflow Prediction, FADIP)을 개발하고, 이를 단순 ANFIS 기반 댐 예측유입량 산정 기법(ANFIS Dam Inflow Prediction, ADIP)과 비교 평가하였다. 대상유역은 국내 주요 다목적댐인 충주댐 유역과 소양강댐 유역을 선정하였으며, 입력자료로 댐 유입량, 강수량, 장기기상예보 자료를 사용하였다. 모델의 훈련 및 보정기간으로 충주댐 유역은 1987~2010년, 소양강댐 유역은 1984~2010년을 선정하였다. 검증기간은 두 유역 모두 2011~2016년을 활용하였다. 훈련 및 보정결과 FADIP는 ADIP에 비해 평수기, 저수기에 훈련이 개선되는 것으로 나타났다. 검증결과 ADIP는 통계모델의 학습방법 특성상 일반적인 사상에 학습이 이루어져, 저수기에 예측성이 떨어지는 것으로 나타났다. 반면 FADIP는 ADIP에 비해 전기간의 정확도가 향상되었으며, 특히 평수기와 저수기에 예측성이 우수하였다. 따라서 FADIP는 다목적댐 이수관리에 활용성이 높을 것으로 판단된다.

핵심용어: ANFIS, 댐 유입량 예측, 유황, 조건부 학습

*Corresponding Author. Tel: +82-2-3408-3814
E-mail: dhbae@sejong.ac.kr (D.-H. Bae)

1. 서론

최근 우리나라를 비롯한 전 세계는 이상기후로 인해 빈번한 수재해를 겪고 있으며, 그 피해를 예방하기 위해 다양한 구조적 및 비구조적 대책을 수립하고 있다. 구조적 대책은 수공구조물 건설과 같은 직접적 수재해 예방 방법이며, 비구조적 대책은 기상-수문전망 기반의 방법으로 기 건설된 수공구조물을 효과적으로 활용하는 것이다. 우리나라의 경우 과거에는 구조적 대책인 다목적 댐을 건설하는데 집중하였으나, 최근에는 댐을 효율적으로 운용하기 위한 비구조적 대책에 관심이 증가하고 있다. 효율적인 댐 운용은 예측유입량 기반으로 수행되기 때문에 장기 댐 유입량 예측의 정확도 확보가 필수적이다. 지금까지 이에 대한 다양한 연구가 수행되어 왔으나, 아직까지 실무에 활용 가능한 예측 정확도 확보는 어려운 상태이다.

장기 댐 유입량 예측 기법은 크게 물리적 방법과 통계적 방법으로 구분할 수 있다. 물리적 방법은 기후 모델로부터 기상 예측자료를 생산한 후 수문 모델에 적용하여 댐 예측유입량을 산정하는 방법이다. 하지만 모델 오차, 초기조건 오차 등으로 인해 불확실성이 크다는 한계가 있다. 통계적 방법은 과거의 수문기상 현상이 미래에도 재현될 수 있다는 전제하에 과거관측 자료의 패턴을 학습하여 미래를 예측하는 방법이다. 전통적인 통계 모델로는 회귀분석 기반의 Auto Regressive Moving Average (ARMA), Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) 등이 있다. 하지만 정상상태에서의 선형적 거동을 가정하고 있기 때문에 수문기상현상의 비선형성을 반영하기 어렵다. 최근에는 예측에 비선형성을 고려하기 위해 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술을 사용하여 댐 유입량 예측을 수행하는 연구가 활발히 진행 중이다(Yaseen *et al.*, 2015). AI 기술은 생물의 신경계를 모방함으로써 복잡한 수문기상현상의 비선형적 관계를 병렬적으로 분석하고 예측할 수 있으며, 수문기상분야에서는 주로 Artificial Neural Network (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Support Vector Machine (SVM) 등이 활용된다(Dahamsheh and Aksoy, 2013; Bacanlı *et al.*, 2009; Chen *et al.*, 2010).

AI 기반 통계적 모델은 일반화 능력이 뛰어나고 오류나 잡음에 강한 특징을 갖는다(Basheer and Hajmeer, 2000). 하지만 반대로 AI 모델은 일반화 때문에 예측이 과거의 일반적인 경향에 국한되며, 발생 빈도가 상대적으로 적은 홍수 및 가뭄이 발생했을 경우 모의능력이 떨어지는 한계를 갖는다. 이러한 한계를 극복하기 위해 국외에서는 Shirmohammadi *et al.*

(2013)이 홍수나 가뭄의 주기성을 고려할 수 있는 Wavelet-ANFIS 모델을 활용하였으며, 단순 ANN, ANFIS 모델에 비해 예측성이 개선됨을 보였다. Madadgar *et al.* (2016)은 통계적 모델과 비교적 극한상황에 대한 모의능력이 우수한 물리적 모델을 결합하였으며, 계절적 강수량에 대한 예측성을 개선하였다. 국내에서는 Awan and Bae (2014)가 댐 예측유입량을 산정하기 위해 기후모델의 장기기상예보 자료를 ANFIS의 입력자료로 사용하였으며 정확도가 개선됨을 보였다. 국외에서는 통계적 모델의 한계를 개선하기 위한 여러 연구가 수행되었지만 국내 연구사례는 아직 부족한 실정이며, 아직까지 입력을 구분하여 조건부로 학습과 모의를 수행하는 댐 유입량 예측 연구는 없었다. 이에 본 연구에서는 AI 기반 모델인 ANFIS를 활용하여, 유량상황에 따라 조건부로 학습하는 방법(FADIP)을 개발하고, 이를 단순 ANFIS 기반 댐 유입량 예측기법(ADIP)과 비교 평가하고자 한다.

2. 대상 지역 및 자료 수집

2.1 대상지역

본 연구에서는 비교적 장기간의 수문 및 기상자료 확보가 가능해 모델 구축이 용이하고 댐의 중요도가 높아 실무에 활용

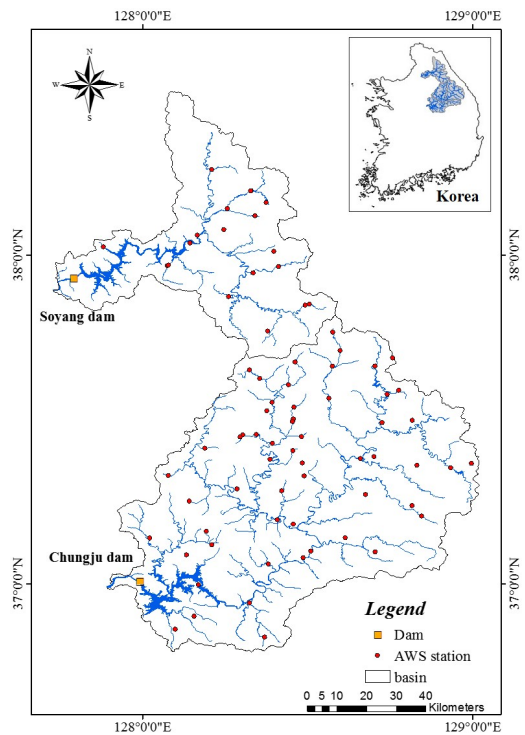


Fig. 1. Study area

가능성이 높은 충주댐과 소양강댐 유역을 대상지역으로 선정하였다(Fig. 1). 충주댐과 소양강댐은 각각 1986년, 1973년에 완공되어 국내 다목적 댐 중 비교적 장기간의 수문 및 기상자료가 사용가능하다. 또한, 유역면적이 각각 6,648 km², 2,703 km²으로 국내 대표적인 대규모 다목적 댐이며, 수도권 지역의 이 수 및 치수 측면에서 중요도가 높다.

2.2 자료 수집

댐 예측유입량 산정을 위해 수문기상자료로 댐 유입량, 강수량, 장기기상예보 자료를 사용하였다. 댐 유입량 및 강수량은 Fig. 1에 도시된 국토교통부 및 기상청 지점의 관측자료를 수집하였으며, 장기기상예보는 기상청의 1개월 전망자료를 수집하였다. 충주댐 유역은 1987~2016년(30년) 기간을 사용하였으며, 소양강댐 유역의 자료는 1984~2016년(33년) 기간의 자료를 사용하였다.

기상청의 1개월 전망은 Table 1과 같이 예보방법에 따라 단정예보(2002~2014년)와 확률예보(2014년~현재)로 구분된다. 단정예보는 1개월 후의 강수량을 3분위(많음/비슷/적음)로 구분하여 예측하는 자료이며, 확률예보는 1개월 후의 강수량을 5분위(많음/많거나 비슷/비슷/적거나 비슷/적음)로 구분하고 각 분위의 발생확률을 예측하는 자료이다. 본 연구에서는 정성적인 1개월 전망을 ANFIS의 입력자료로 사용하기 위해 기상청 1개월 예보에 제시된 월별 강수량의 예보 표현 기준표(Table 1)를 활용하여 정량적인 값으로 변환하였다. 다만, 장기기상예보를 ANFIS의 훈련, 보정 및 검증에 사용하기에는 1개월 전망의 가용기간이 짧기 때문에, 1984~2001년의 기간에는 Table 2의 기준을 활용하여 실제 관측 강수량을 가상의 장기기상예보로 구축하였다. Tables 1 and 2의 Mean

monthly prcp.는 1987~2016년(30년)의 월별 평균 강수량을 의미한다.

3. 방법론

3.1 ANFIS & ADIP

Fuzzy Inference System (FIS)는 *If-then* 개념을 통해 인간의 언어 및 사고에 관련된 애매함(fuzziness)을 수리적으로 나타낼 수 있으나, 학습 능력이 없기 때문에 퍼지 시스템의 도출을 전문가에 의존한다는 한계가 있다. 반면, ANFIS는 FIS의 *If-then* 개념과 ANN의 학습능력을 결합한 모델로서, 과거자료 기반의 학습을 통해 *If-then* 규칙을 최적화 할 수 있으며, 비선형성을 고려할 수 있는 장점이 있다. ANFIS는 *If-then* 개념을 기반으로 하며, 입력 변수가 x 와 y 이고 입력당 n 개의 퍼지 집합(fuzzy sets)을 갖는 1차 스게노형 FIS의 *If-then* 규칙은 다음과 같다.

$$\text{If } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i, \text{ then } z_i = p_i x + q_i y + r_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

여기서, *If* 부분(전건부)의 A_i 와 B_i 는 퍼지 집합으로 입력 값을 언어적으로 나타내고, *then* 부분(후건부)의 p_i, q_i, r_i 은 후건부 매개변수로 결과 값을 입력변수의 식으로 나타낸다.

입력 x, y 당 2가지 퍼지 규칙을 갖는 가장 간단한 퍼지 추론 과정을 도시화하면 Fig. 2와 같다. 전건부에서 입력 x 와 y 는 각 퍼지 규칙의 퍼지 집합에 따라 0~1 사이의 소속도가 할당되는 퍼지화(fuzzification) 과정을 거치며, 퍼지 집합의 소속도를 기반으로 퍼지 규칙의 기여도인 연결강도 w_i 를 산정한다.

Table 1. Deterministic and probabilistic forecast criteria for mean monthly precipitation (KMA)

Deterministic forecast	Probabilistic forecast	Quantification
Above normal	Above normal	Mean monthly prcp. * 1.2
	Above or near normal	
Near normal	Near normal	Mean monthly prcp.
Below normal	Below or near normal	Mean monthly prcp. * 0.7
	Below normal	

Table 2. Criteria to obtain artificial monthly weather forecast from observed rainfall

Categorical rainfall	Categorization rule	Quantification
Above normal	Observed rainfall > Mean monthly prcp.*1.2	Mean monthly prcp. * 1.2
Near normal	Mean monthly prcp.*0.7 ≤ Observed rainfall ≤ Mean monthly prcp.*1.2	Mean monthly prcp.
Below normal	Observed rainfall < Mean monthly prcp.*0.7	Mean monthly prcp. * 0.7

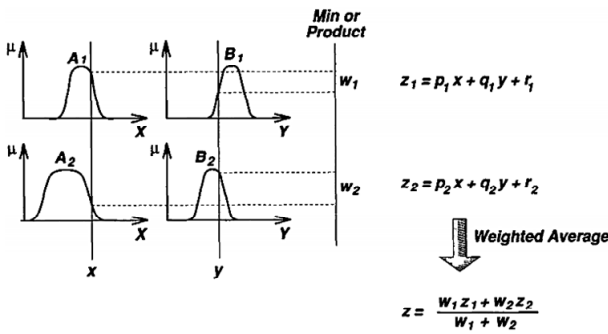


Fig. 2. First-order Sugeno fuzzy reasoning (Jang *et al.*, 1997)

후진부에서는 각 퍼지 규칙의 결과 z_i 를 산정하는 역퍼지화 (defuzzification)를 수행하고 연결강도를 가중치로 최종 출력 값 z 를 산정한다.

ANFIS의 구조는 퍼지 추론과정을 기반으로 하며, Fig. 2 기반의 ANFIS 구조는 Fig. 3과 같다(Jang, 1993). ANFIS는 총 5개의 층으로 구성되며, 사각형으로 표시된 노드는 학습을 통해 매개변수를 조절하는 적응형(adaptive) 노드이고 원으로 표시된 노드는 매개변수가 없는 일반노드를 의미한다. 첫 번째 층에서는 퍼지화가 이루어지며, 이때 사용되는 소속 함수의 매개변수를 전진부 매개변수라 하고 Gradient Descent 방법에 의해 학습된다. 두 번째와 세 번째 층에서는 소속도를 통해 해당 규칙의 연결강도를 계산한다. 네 번째 층에서는 역 퍼지화가 이루어지며, 이때 사용되는 결과함수의 매개변수를 후진부 매개변수라 하고 Least-Square Estimate (LSE) 방법에 의해 학습된다. 다섯 번째 층에서는 각 퍼지 규칙의 결과를 연결강도로 가중 평균하여 ANFIS의 결과를 산정한다.

본 연구의 ADIP는 Fig. 3과 같이 조건부 학습과정이 포함 되지 않은 단순 ANFIS 모델이며, ADIP 모델의 구축 방법은 Awan and Bae (2014)의 방법론을 활용하였다. 1개월 댐 유입량 예측을 수행하기 위해 ADIP 모델의 입력변수로 예보 시점 전월의 관측 댐 유입량, 관측 강수량 그리고 선행시간 1개월 장기기상예보를 활용하였다. 퍼지화를 위한 소속 함수는 총 8가지 함수(gbell, triangular, trapezoid, gauss, sigmoid 등)를

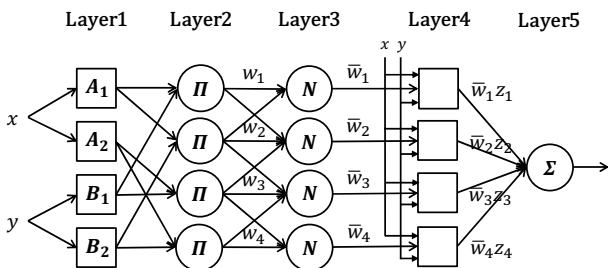


Fig. 3. ANFIS structure

검토하였으며, 구축 모델 중 최적의 결과를 나타낸 Triangular 함수를 선정하였다. 전진부와 후진부 매개변수 학습은 Jang (1993)이 제안한 Hybrid 방법을 활용하였으며, 이는 Gradient Descent와 LSE 방법을 결합하여 계산 효율성이 높은 것으로 알려져 있다(Awan and Bae, 2014). 역퍼지화를 위한 결과 함수는 스게노 함수 중 최적의 결과를 보인 1차 함수를 활용하였다. 충주댐과 소양강댐의 훈련 및 보정기간은 각각 1987~2010년, 1984~2010년으로 선정하였으며, 검정기간은 두 댐 유역 모두 2011~2016년 기간을 활용하였다. 본 연구에서는 제한적인 자료 확보 조건에서 최적의 모델을 구축하기 위해 Mitchell (1997)이 제안한 5-Fold Cross Validation을 활용하였다. Cross Validation은 훈련 및 보정기간의 자료를 활용하여 수행하였으며, 검정기간에 대해 모델의 예측성을 평가하였다.

3.2 FADIP

본 연구에서는 홍수 및 가뭄 상황에 대한 ANFIS의 모의 능력을 향상시키기 위해 모델을 유황에 따라 조건부로 구축하고 1개월 후의 댐 유입량을 모의하였다. 현시점에서 1개월 후의 유황을 파악하는 것은 불가능하기 때문에, 본 연구에서는 현시점의 풍수, 평수, 저수 등의 유황상황이 1개월 후에도 동일한 유황 조건으로 유지된다는 가정 하에 유황별 모델을 구축하였다. 실제로 과거 연구사례에서는 1개월 댐 유입량 예측을 위해 현시점의 댐 유입량을 활용한 사례들이 있으며, 비교적 높은 활용성을 보인바 있다(Jain and Kumar, 2007; Sanikhani and Kisi, 2012; Mehr *et al.*, 2014).

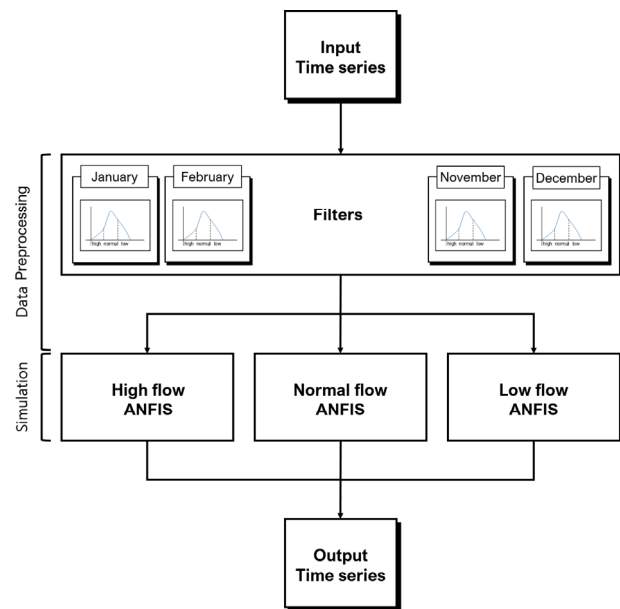


Fig. 4. Schematic view of FADIP model

본 연구에서 제안하는 FADIP의 구성은 Fig. 4와 같다. 댐 유입량, 강수량, 장기기상예보 자료로 구성된 FADIP 모델의 입력자료는 전처리 필터를 통해 각 월별로 정해진 유황 조건에 따라 풍·평·저수기로 구분된다. 유황별 구분은 월별로 1987~2010년(30년)의 댐 유입량을 크기순으로 3등분하였다. 각 유황별 자료를 활용하여 3개의 ANFIS 모델을 ADIP와 동일한 방법으로 구축하였으며, 최종적으로 1개월 댐 예측유입량을 산정하였다.

3.3 평가 방법

ADIP와 FADIP의 비교 평가는 도시적 방법으로 산포도와 시계열 그래프를 활용하였으며, 통계적 방법으로는 정규화된 평균제곱근오차(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)와 상관계수(Correlation Coefficient, CC)를 사용하였다. NRMSE와 CC는 Eqs. (1)~(3)을 통해 산정하였으며, 여기서 n 는 전체 자료의 개수, $X_{pre,t}$ 는 모델을 통해 산정한 t 시점의 댐 예측유입량, $X_{obs,t}$ 는 댐 관측유입량, $Max(X_{obs,t})$ 는 댐 관측유입량의 최댓값, $Min(X_{obs,t})$ 는 댐 관측유입량의 최솟값, \bar{X}_{pre} 는 댐 예측유입량의 평균, \bar{X}_{obs} 는 댐 관측유입량의 평균을 뜻한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_{pre,t} - X_{obs,t})^2} \quad (1)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{Max(X_{obs,t}) - Min(X_{obs,t})} \quad (2)$$

$$CC = \frac{\sum (X_{pre} - \bar{X}_{pre})(X_{obs} - \bar{X}_{obs})}{\sqrt{\sum (X_{pre} - \bar{X}_{pre})^2 \sum (X_{obs} - \bar{X}_{obs})^2}} \quad (3)$$

4. 댐 예측유입량 산정 및 평가

충주댐, 소양강댐 유역에 대해 ADIP의 댐 예측유입량(ADIP-Q)과 FADIP의 댐 예측유입량(FADIP-Q)을 산정하였으며, Figs. 5~7은 각 모델의 훈련 및 보정과 검증결과이다. 훈련 및 보정결과는 두 모델의 훈련성능 파악을 위해 값을 표준화하여 산포도로 도시하였으며, 검증결과는 두 모델의 댐 예측유입량과 관측 댐 유입량을 시계열 그래프로 도시하였다. 또한 그래프로 확인하기 어려운 정량적 비교를 위해 통계치를 산정하여 Tables 3 and 4에 제시하였다.

4.1 도시적 평가

Figs. 5 and 6은 충주댐과 소양강댐 유역에 대해 ADIP 및 FADIP의 유황별 훈련 및 보정결과를 표준화하여 도시한 그림으로 실선은 선형회귀선, 점선은 기울기가 1인 선을 의미한다. 여기서 선형회귀선의 기울기가 1(점선)에 가까울수록 모델 모의값은 관측값과 선형관계를 가지며, 점선보다 기울기가 낮을 경우 과소모의, 높을 경우 과대모의 함을 의미한다. R^2 는 1에 가까울수록 산포도가 점선 주변에 분포되어 모의성능이 우수함을 의미한다.

Fig. 5는 충주댐 유역의 ADIP-Q와 FADIP-Q의 훈련 및 보정결과를 나타낸 것으로 일부 보정기간을 제외하고는 회귀선의 기울기가 0.50~0.70로 1보다 작게 나타나 ADIP-Q와 FADIP-Q 모두 관측값에 비해 과소 모의되는 것으로 나타났다. ADIP의 훈련 결과는 모든 기간의 R^2 가 0.50~0.60으로 비교적 낮았다. 보정결과 풍수기 및 평수기의 R^2 는 0.70 이상으로 훈련이 적합하였으나, 저수기의 경우 0.25로 훈련성능이 낮은 것으로 나타났다. FADIP의 훈련결과는 모든 기간의 R^2 가 ADIP에 비해 증가하는 것으로 나타났다. 보정결과 평수기와 저수기의 R^2 는 0.70 이상으로 비교적 높게 나타났으나, 풍수기의 R^2 는 0.40 이하로 훈련성능이 낮게 나타났다.

Fig. 6은 소양강댐 유역의 ADIP-Q와 FADIP-Q의 훈련 및 보정결과를 나타낸 것으로 충주댐 유역과 유사하게 대부분의 회귀선 기울기가 1 이하로 ADIP-Q와 FADIP-Q가 관측값에 비해 작은 것으로 나타났다. ADIP의 훈련결과 풍수기의 R^2 는 0.59로 비교적 낮았으나 평수기 및 저수기의 R^2 는 0.70 이상으로 나타났다. 보정결과 풍수기의 R^2 는 0.49로 낮았으며, 평수기 및 저수기의 R^2 는 0.70 이상으로 적절하게 훈련된 것으로 판단된다. FADIP의 훈련결과는 풍수기와 평수기의 R^2 가 ADIP와 유사하게 나타났으며, 저수기의 경우 R^2 가 ADIP에 비해 높았다. 보정결과 풍수기는 ADIP에 비해 R^2 가 높았으며, 평수기와 저수기는 비교적 R^2 가 높은 것으로 나타났다.

ADIP와 FADIP의 훈련 및 보정 결과 전반적으로 두 모델은 댐 유입량을 관측값에 비해 과소모의하는 것으로 나타났다. FADIP는 ADIP에 비해 평수기와 풍수기에 훈련성능이 높았으며, 보정결과 또한 우수한 것으로 나타났다. 이는 FADIP의 유황별 조건부 학습 때문인 것으로 판단된다. 다만 풍수기의 경우 FADIP의 결과가 ADIP에 비해 뚜렷하게 향상되는 결과를 보이지는 않았으며, 우리나라 풍수기의 댐 유입량 변동성이 매우 크기 때문인 것으로 판단된다.

Fig. 7은 충주댐과 소양강댐 유역에 대해 ADIP와 FADIP의 검증결과를 도시한 것으로, 막대그래프는 관측값(OBS), 회색 점선은 ADIP-Q, 붉은색 실선은 FADIP-Q를 의미한다.

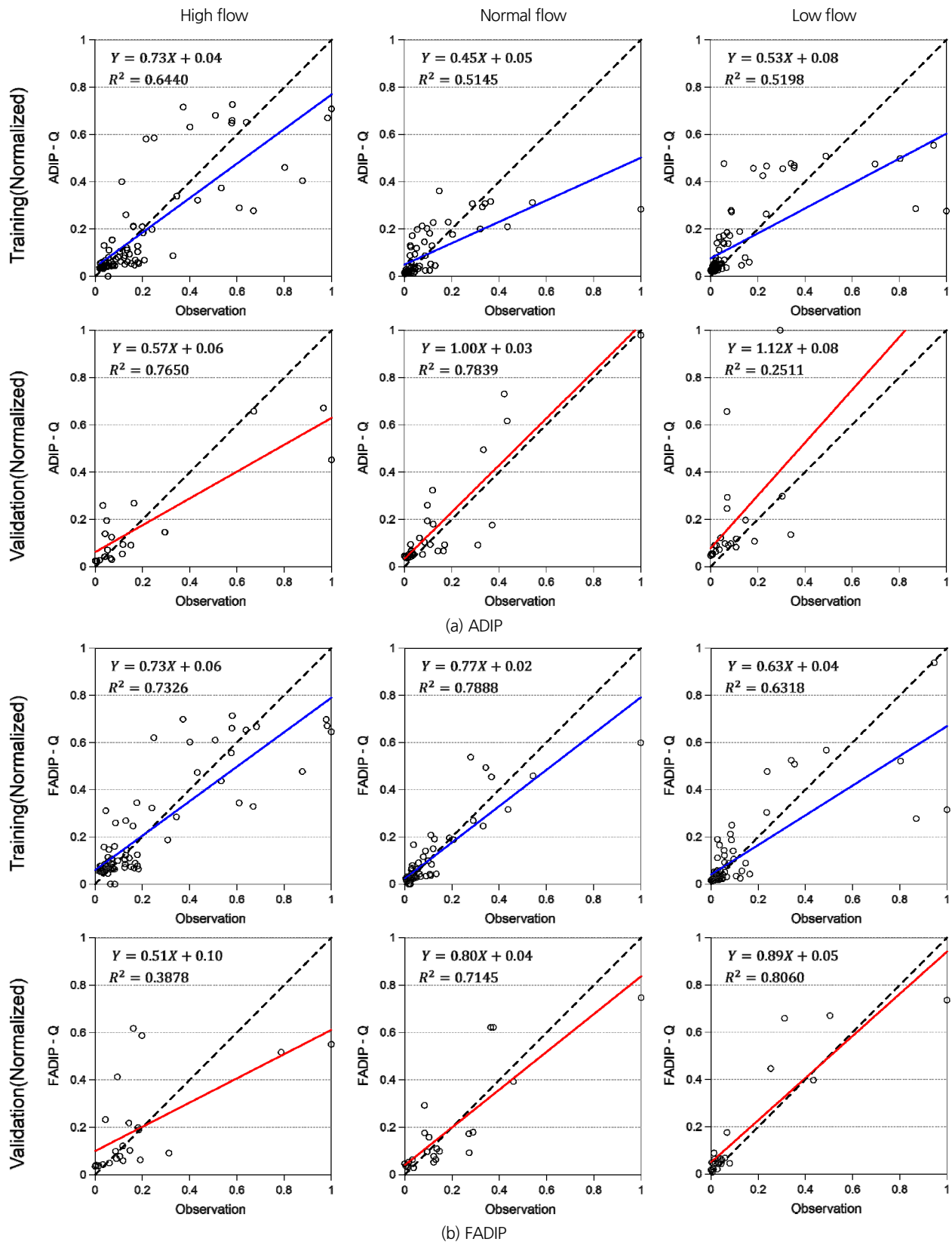


Fig. 5. Training & validation results of ADIP and FADIP model for dam inflow in the Chungju dam

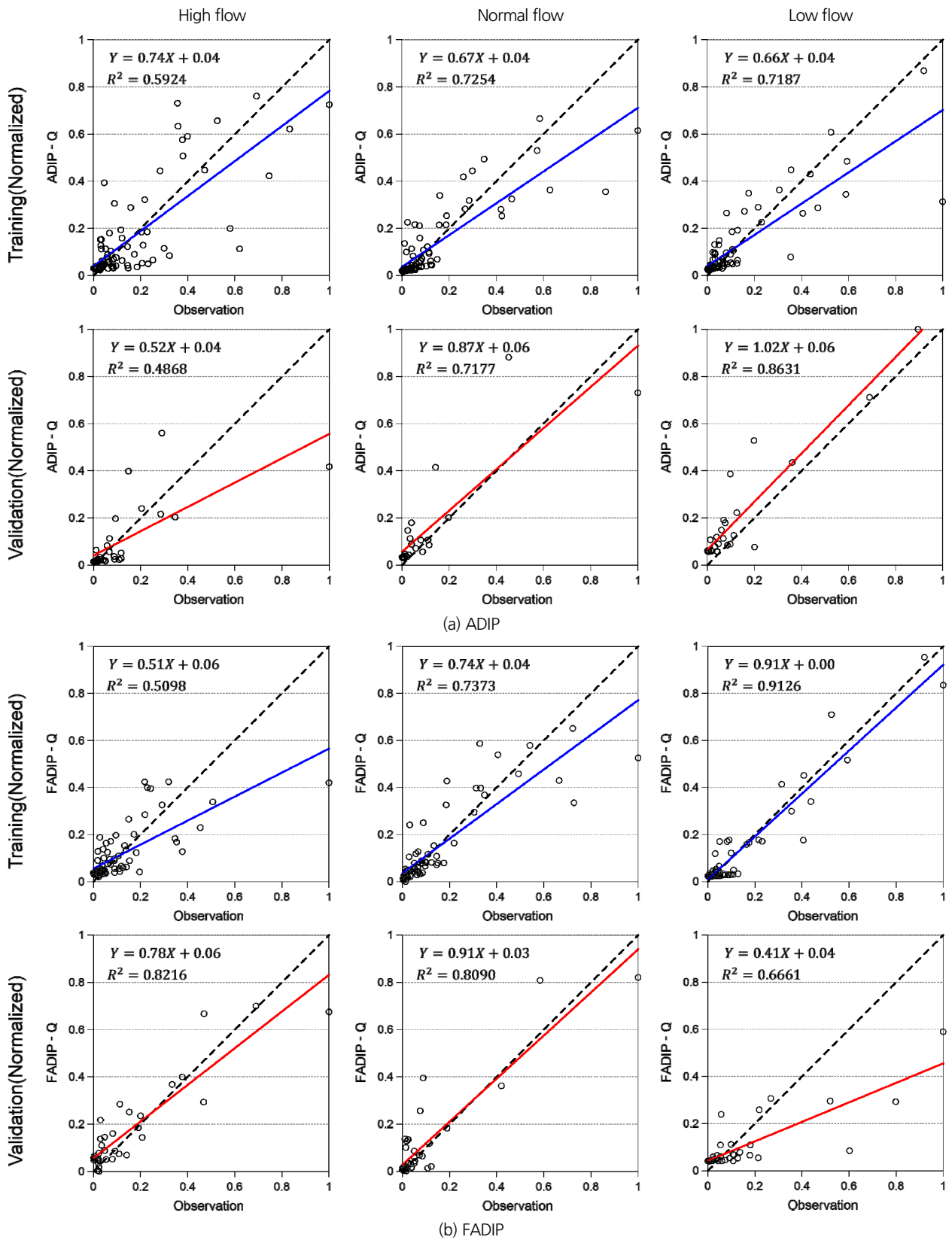


Fig. 6. Training & validation results of ADIP and FADIP model for dam inflow in the Soyang dam

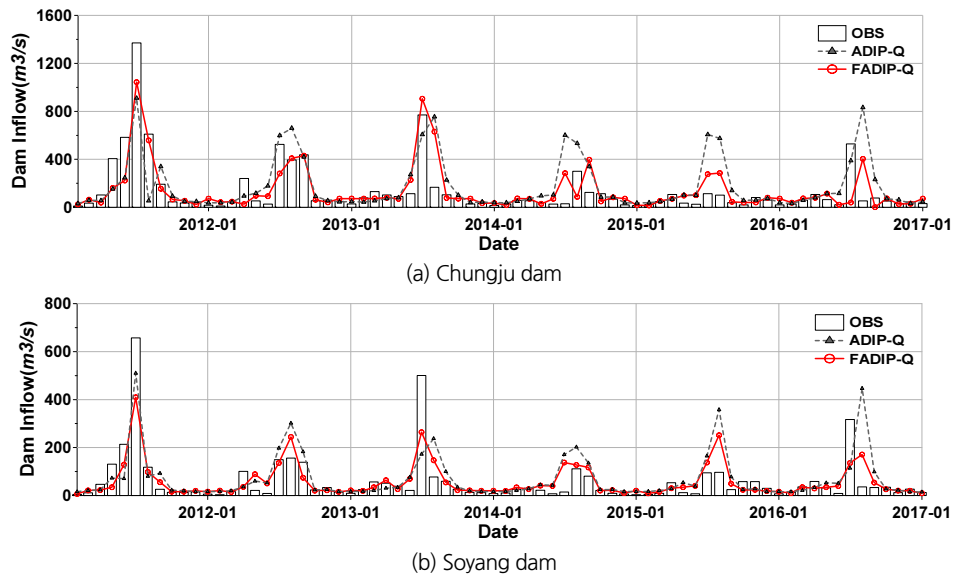


Fig. 7. Testing results of ADIP and FADIP model for dam inflow prediction

Fig. 7(a)는 충주댐의 검정결과로 풍수기에 속하는 2011년에는 ADIP-Q와 FADIP-Q 모두 관측 값을 과소모의하는 경향을 보였으며, 평수기에 속하는 2012년, 2013년, 2016년의 경우 FADIP-Q가 ADIP-Q에 비해 관측 값과 더 유사한 것으로 나타났다. 다만 2012년 7월과 2016년 7월의 경우 FADIP-Q가 ADIP-Q에 비해 예측성이 떨어졌다. 이례적인 가뭄기간으로 저수기에 속하는 2014년, 2015년의 경우 ADIP-Q와 FADIP-Q 모두 관측 댐 유입량에 비해 과대모의하는 경향을 보였으나, FADIP-Q가 과대모의하는 폭이 ADIP-Q에 비해 매우 작은 것으로 나타났다. Fig. 7(b)는 소양강댐 지역의 검정 결과로 풍수기에 속하는 2011년에는 ADIP-Q와 FADIP-Q 모두 관측 값을 과소모의하였으며, 평수기에 속하는 2012년, 2013년, 2016년에는 FADIP-Q가 ADIP-Q에 비해 여름철 강수량을 보다 정확하게 예측하는 것으로 나타났다. 저수기에 속하는 2014년, 2015년에는 충주댐 결과와 유사하게 ADIP-Q와 FADIP-Q 모두 관측 값을 과대모의 하였으나, FADIP-Q가 ADIP-Q에 비해 과대모의 하는 폭이 작았다.

ADIP와 FADIP의 검정결과 풍수기에는 두 모델의 정확도 차이가 크지 않은 것으로 나타났으며, 평수기와 저수기에는 FADIP가 ADIP에 비해 예측성이 우수한 것으로 나타났다. 이는 앞선 훈련 및 보정 결과에서 나타난 바와 같이 FADIP이 ADIP에 비해 평수기와 저수기에 훈련능력이 우수하였기 때문이다. 다만 일부 평수기에서 FADIP이 ADIP에 비해 정확도가 낮은 경우가 나타났으며, 이는 현시점의 유황과 1개월 후의 유황이 큰 차이를 보였기 때문으로 판단된다.

4.2 통계적 평가

ADIP와 FADIP의 댐 유입량 예측결과를 정량적으로 평가하기 위해 NRMSE와 CC를 산정하였으며, 유황별 훈련, 보정, 검정결과는 Tables 3 and 4와 같다. 여기서 각 모델 앞의 H, N, L은 각각 High (풍수), Normal (평수), Low (저수)를 의미한다. Table 3은 충주댐 지역의 평가결과로 훈련결과는 ADIP와 FADIP 모두 CC가 0.70 이상으로 우수하였으나 FADIP가 ADIP에 비해 CC가 전반적으로 높았으며, NRMSE가 낮게 산정되어 훈련능력이 우수하였다. 보정결과는 ADIP와 FADIP의 CC가 대부분 높았으나, ADIP의 저수기와 FADIP의 풍수기 훈련능력이 낮은 것으로 나타났다. 검정결과 FADIP는 ADIP에 비해 NRMSE 및 CC 모두 향상되는 것으로 나타났다. Table 4는 소양강댐 지역의 평가결과로 훈련결과는 ADIP와 FADIP 모두 전기간의 CC가 0.70 이상으로 우수하였으며, 평수기와 저수기에는 FADIP의 NRMSE 및 CC가 ADIP 보다 우수하였다. 보정결과는 ADIP와 FADIP 모두 전기간의 CC가 0.70 이상으로 우수한 것으로 나타났다. 검정결과 FADIP는 ADIP에 비해 모든 기간의 NRMSE 및 CC가 우수한 것으로 나타났다.

정량적 평가 결과 훈련 및 보정에서 FADIP는 ADIP에 비해 평수기, 저수기에 대한 훈련능력이 우수하였으며, 검정에서는 전기간에 대해 정확도가 향상되는 것으로 나타났다. 풍수기의 경우 FADIP의 훈련 성능이 ADIP 보다 좋지 않음에도 불구하고 검정결과가 우수하게 산정되었으며, 이는 검정기간 내의 풍수기가 짧아 모델의 성능 평가가 적절하게 이루어지지 못했기 때문으로 판단된다.

Table 3. The NRMSE and CC for dam inflow prediction in Chungju dam

Model	Training		Validation		Testing	
	NRMSE	CC	NRMSE	CC	NRMSE	CC
H-ADIP	0.15	0.80	0.17	0.87	0.16	0.71
N-ADIP	0.11	0.72	0.11	0.89	0.45	0.48
L-ADIP	0.16	0.72	0.62	0.50	0.25	0.63
ADIP	0.09	0.73	0.11	0.83	0.15	0.60
H-FADIP	0.14	0.86	0.19	0.62	0.11	0.88
N-FADIP	0.07	0.88	0.12	0.85	0.27	0.64
L-FADIP	0.13	0.79	0.11	0.90	0.18	0.69
FADIP	0.07	0.85	0.13	0.78	0.10	0.79

Table 4. The NRMSE and CC for dam inflow prediction in Soyang dam

Model	Training		Validation		Testing	
	NRMSE	CC	NRMSE	CC	NRMSE	CC
H-ADIP	0.14	0.77	0.14	0.70	0.17	0.70
N-ADIP	0.10	0.85	0.12	0.85	0.15	0.79
L-ADIP	0.10	0.85	0.12	0.93	0.26	0.52
ADIP	0.09	0.83	0.09	0.76	0.14	0.63
H-FADIP	0.11	0.71	0.09	0.91	0.11	0.91
N-FADIP	0.10	0.86	0.09	0.90	0.11	0.96
L-FADIP	0.06	0.96	0.15	0.82	0.18	0.62
FADIP	0.08	0.85	0.08	0.87	0.09	0.82

5. 결론

본 연구에서는 ANFIS 기반의 유형별 조건부 댐 유입량 예측기법(FADIP)을 개발하고, 이를 단순 ANFIS 기반 댐 유입량 예측기법(ADIP)과 비교 평가하였다. 대상유역으로 국내 주요 다목적댐인 충주댐과 소양강댐 유역을 선정하였으며, 입력자료로 댐 유입량, 강수량, 장기기상예보를 사용하였다. 평가방법은 도시적 분석과 통계적 분석을 수행하였으며, 연구의 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) ANFIS 기반의 유형별 댐 예측유입량 산정을 위해 충주댐과 소양강댐 유역에 대해 FADIP 모델을 구축하였다. 현지점의 유황을 기준으로 입력자료를 3등분(풍·평·저수기)하였으며, 각 유황 조건별로 모델을 구축하였다. 훈련 및 보정기간은 충주댐의 경우 1987~2010년, 소양강댐의 경우 1984~2010년의 자료를 활용하였다. 검정기간은 두 댐 유역 모두 2011~2016년이며, 비교 평가를 위해 ADIP를 구축하여 댐 예측유입량을 산정하였다.
- 2) 훈련 및 보정결과 FADIP와 ADIP는 댐 유입량을 관측값

에 비해 과소모의하는 것으로 나타났다. FADIP는 ADIP에 비해 평수기, 저수기에 대한 훈련성능이 우수하나, 풍수기의 경우 FADIP의 결과가 ADIP에 비해 뚜렷하게 향상되는 결과를 보이지는 않았다. 이는 우리나라 풍수기의 댐 유입량 변동성이 매우 크기 때문인 것으로 판단된다.

- 3) 검정결과 FADIP는 ADIP에 비해 전기간에 대해 정확도가 향상되었으며, 특히 평수기와 저수기에 FADIP이 ADIP에 비해 예측성이 우수한 것으로 나타났다. 다만 일부 평수기에서 FADIP이 ADIP에 비해 정확도가 낮은 경우가 있었으며, 이는 현지점의 유황과 1개월 후의 유황이 큰 차이를 보였기 때문으로 판단된다. 풍수기의 경우 FADIP의 훈련 성능이 ADIP 보다 좋지 않음에도 불구하고 검정결과가 우수하게 산정되었으며, 이는 검정기간 내의 풍수기가 짧아 모델의 성능 평가가 적절하게 이루어지지 못했기 때문으로 판단된다.

본 연구결과 ADIP는 AI 기반 통계모델의 학습방법 특성상 일반적인 사상에 대해 학습이 이루어지기 때문에 가뭄과 같은 저수기에 모의능력이 떨어지는 것으로 나타났다. 반면 FADIP

는 유황별 구분을 통해 학습이 개선되어, ADIP에 비해 평수기와 저수기에 예측력이 향상되는 것으로 나타났다. 따라서 FADIP를 통한 조건부 학습은 가뭄이 발생한 경우의 댐 유입량 예측 연구에 가치가 있으며, 특히 다목적댐 이수관리 측면의 운영 시 활용성이 높을 것으로 판단된다. 다만, FADIP와 ADIP 모델 구축 단계에서 가상의 장기기상예보를 활용하였다는 한계가 있으며, 추후 가용기간이 충분한 장기기상예보 자료를 활용한 연구를 수행할 필요가 있다. 또한 AI 기반 댐 예측유입량 산정 모델의 성능 개선을 위해 조건부 학습기법 뿐만 아니라 원격상관, Wavelet, 물리적 모델과의 결합과 같은 다양한 후속 연구가 필요한 것으로 판단된다.

감사의 글

이 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원(과제번호 18AWMP-B083066-05)의 지원을 받아 수행되었습니다.

References

- Awan, J. A., and Bae, D. H. (2014). "Improving ANFIS based model for long-term dam inflow prediction by incorporating monthly rainfall forecasts." *Water Resources Management*, Vol. 28, No. 5, pp. 1185-1199.
- Bacanli, U. G., Firat, M., and Dikbas, F. (2009). "Adaptive neuro-fuzzy inference system for drought forecasting." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 23, pp. 1143-1154.
- Basheer, I. A., and Hajmeer, M. (2000). "Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application." *Journal of Microbiological Methods*, Vol. 43, No. 1, pp. 3-31.
- Chen, H., Guo, J., Xiong, W., Guo, S., and Xu, C.-Y. (2010). "Down-scaling GCMs using the smooth support vector machine method to predict daily precipitation in the Hanjiang basin." *Advances in Atmospheric Sciences*, Vol. 27, pp. 274-284.
- Dahamsheh, A., and Aksoy, H. (2013). "Markov chain-incorporated artificial neural network models for forecasting monthly precipitation in arid regions." *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 39, No. 4, pp.2513-2524.
- Jain, A., and Kumar, A. M. (2007). "Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting." *Applied Soft Computing*, Vol. 7, No. 2, pp. 585-592.
- Jang, J. S. R. (1993). "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T., and Mizutani, E. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall, pp. 73-91.
- Madadgar, S., AghaKouchak, A., Shukla, S., Wood, A. W., Cheng, L., Hsu, K. L., and Svoboda, M. (2016). "A hybrid statistical-dynamical framework for meteorological drought prediction: Application to the southwestern United States." *Water Resources Research*, Vol. 52, No. 7, pp. 5095-5110.
- Mehr, A. D., Kahya, E., Şahin, A., and Nazemosadat, M. J. (2015). "Successive-station monthly streamflow prediction using different artificial neural network algorithms." *International Journal of Environmental Science and Technology*, Vol. 12, No. 7, pp. 2191-2200.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. WCB/McGraw-Hill, Boston, M. A., pp. 108-112.
- Sanikhani, H., and Kisi, O. (2012). "River flow estimation and forecasting by using two different adaptive neuro-fuzzy approaches." *Water Resources Management*, Vol. 26, pp. 1715-1729.
- Shirmohammadi, B., Moradi, H., Moosavi, V., Semiromi, M. T., and Zeinali, A. (2013). "Forecasting of meteorological drought using Wavelet-ANFIS hybrid model for different time steps (case study: southeastern part of east Azerbaijan province, Iran)." *Natural Hazards*, Vol. 69, No. 1, pp. 389-402.
- Yaseen, Z. M., El-Shafie, A., Jaafar, O., Afan, H. A., and Sayl, K. N. (2015). "Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting: 2000-2015." *Journal of Hydrology*, Vol. 530, pp. 829-844.