J. Korea Water Resour. Assoc. Vol. 51, No. 6 (2018), pp. 523-533
doi: 10.3741/JKWRA.2018.51.6.523
pISSN 1226-6280
eISSN 2287-6138

Uncertainty assessment of ensemble streamflow prediction method

Kim, Seon-Ho[a] · Kang, Shin-Uk[b] · Bae, Deg-Hyo[a]*

[a]Department of Civil and Environmental Engineering, Sejong University
[b]National Drought Information Analysis Center, Korea Water Resources Cooperation

Paper number: 18-013
Received: 10 February 2018; Revised: 20 March 2018 / 21 March 2018; Accepted: 21 March 2018

Abstract

The objective of this study is to analyze uncertainties of ensemble-based streamflow prediction method for model parameters and input data. ESP (Ensemble Streamflow Prediction) and BAYES-ESP (Bayesian-ESP) based on ABCD rainfall-runoff model were selected as streamflow prediction method. GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) was applied for the analysis of parameter uncertainty. The analysis of input uncertainty was performed according to the duration of meteorological scenarios for ESP. The result showed that parameter uncertainty was much more significant than input uncertainty for the ensemble-based streamflow prediction. It also indicated that the duration of observed meteorological data was appropriate to using more than 20 years. And the BAYES-ESP was effective to reduce uncertainty of ESP method. It is concluded that this analysis is meaningful for elaborating characteristics of ESP method and error factors of ensemble-based streamflow prediction method.

Keywords: Dam inflow prediction, Ensemble-based streamflow prediction, GLUE method, Uncertainty assessment

앙상블 유량예측기법의 불확실성 평가

김선호[a] · 강신욱[b] · 배덕효[a]*

[a]세종대학교 공과대학 건설환경공학과, [b]한국수자원공사 국가가뭄정보분석센터

요 지

본 연구에서는 충주댐 유역에 대해 앙상블 유량예측기법의 강우-유출 모델 매개변수, 입력자료에 따른 불확실성 분석을 수행하였다. 앙상블 유량예측기법으로는 ESP (Ensemble Streamflow Prediction) 기법과 BAYES-ESP (Bayesian-ESP) 기법을 활용하였으며, 강우-유출 모델로는 ABCD를 활용하였다. 모델 매개변수에 따른 불확실성 분석은 GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법을 적용하였으며, 입력자료에 따른 불확실성 분석은 유량예측 앙상블에 활용되는 기상시나리오의 기간에 따라 수행하였다. 연구결과 앙상블 유량예측 기법은 입력자료 보다 모델 매개변수의 영향을 크게 받았으며, 20년 이상의 관측 기상자료가 확보되었을 때 활용하는 것이 적절하였다. 또한 BAYES-ESP는 ESP에 비해 불확실성을 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다. 본 연구는 불확실성 분석을 통해 앙상블 유량예측기법의 특징을 규명하고 오차의 원인을 분석하였다는 점에서 가치가 있다고 판단된다.

핵심용어: 댐 유입량 예측, 앙상블 유량예측기법, GLUE 기법, 불확실성 평가

1. 서 론

우리나라는 하천의 하상계수가 크고 강수량이 여름철에 집중되어 있으며, 그 변동성이 크기 때문에 가뭄 및 홍수와 같은 수자원 관련 재해에 취약한 특성을 가지고 있다. 국내 수자원 관리 기관에서는 수재해 예방을 위해 구조적 및 비구조적으로 다양한 노력을 기울이고 있다. 다목적댐, 보, 도수로 건설 등의 구조적 대책은 가장 적극적인 형태의 재해예방 방법으로, 재해예방에 직접적인 효과를 발휘할 수 있다. 다만 사회경제적 발전과 자연환경에 대한 보존 노력으로 인해 구조물의

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

© 2018 Korea Water Resources Association. All rights reserved.

적지를 찾는 것이 어렵다는 한계가 있다. 따라서 최근에는 비구조적인 대책에 대한 관심이 높아지고 있으며, 대표적인 비구조적 대책으로 장기 수문전망이 있다. 장기 수문전망은 미래 발생할 수재해에 대한 대비가 가능하도록 미래 수문상황에 대한 정보를 제공하는 방법으로 정확한 예측이 가능하다면 수재해 예방에 큰 도움이 될 수 있다.

장기 수문전망은 기후모델 활용여부에 따라 물리적 방법과 통계적 방법으로 구분할 수 있다. 물리적 방법은 역학적 알고리즘을 활용하는 기후모델의 기상전망자료와 수문모델을 결합하여 수문전망을 수행하는 방법이다. 이 방법은 물리적 방정식 기반의 예측방법이기 때문에 극한 기후상황에 대한 모의 능력이 우수하다는 장점이 있으나 구축에 많은 비용이 필요하고 장기간 전망에서는 불확실성이 높다는 한계가 있다. 통계적 방법은 과거 관측 기상 및 수문자료를 활용하여 미래 발생할 수문상황을 예측하는 방법으로 과거 자료의 경향에서 벗어나기 어렵다는 한계점이 있으나 구축이 쉽고 활용이 간편하여 다양하게 활용되고 있다.

ESP (Ensemble Streamflow Prediction) 기법은 앙상블 유량예측 기법으로 과거 기상자료와 수문모델만으로 손쉽게 미래를 예측할 수 있다. 따라서 국내외에서 가장 많이 활용하고 있는 통계적 수문전망 기법 중 하나이며, 적용성 평가 및 정확도 개선에 대한 다양한 연구가 수행되었다(Kim and Bae, 2006; Eum *et al*., 2006; DeChant and Moradkhani 2011; Lee *et al*., 2011; K-water, 2017). 국외에서는 Hay *et al*. (2009)가 전구기후지수와 유출량 간의 원격상관 관계를 이용하여 ESP의 정확도를 개선하는 연구를 수행하였으며, Najafi *et al*. (2012)는 봄철 ESP 유량예측의 정확도 향상을 위해 사전 및 사후처리 방법을 적용하였다. 국내에서는 Kim *et al*. (2001)이 국내 금강유역에 대하여 ESP 기법의 유량예측에 대한 적용성을 평가하였으며, Son and Bae (2015)는 ESP 기법 기반의 가뭄전망 정확도를 평가한 바 있다. Kim *et al*. (2011)과 Kang *et al*. (2014)는 확률기상예보를 활용하여 ESP의 유량예측 정확도를 개선하였으며, Kim *et al*. (2017)은 ESP에 베이지안 기법을 적용한 BAYES-ESP (Bayesian-ESP)를 활용하여 댐 유입량 예측의 정확도를 개선한 바 있다. 이러한 연구들은 ESP 기법의 예측성을 평가하고 정확도를 개선하였다는 점에서 가치가 있으나, 대부분 연구의 적용기간이 짧아 ESP 기법 및 정확도 향상 기법의 특성을 파악하는데 한계가 있다. 불확실성 평가는 불확실성 발생 요소에 따라 다양한 조건에서 기법을 적용하고 특성을 분석한다는 점에서 이러한 한계를 개선할 수 있는 대안이 될 수 있다.

앙상블 유량예측 기법의 불확실성 발생 요소는 크게 모델 구조 및 매개변수, 기상 입력자료, 초기 수문조건(Initial Hydrologic Condition, IHC)가 있으며, 국외에서는 앙상블 유량예측 기법의 특성과 예측 오차의 원인을 파악하기 위한 불확실성 평가 연구가 진행되었다. Wood and Lettenmaier (2008)은 IHC에 따른 ESP 기법의 불확실성을 평가하기 위해 ESP와 reverse-ESP 결과를 비교하였으며, Paiva *et al*. (2012)은 아마존 유역에 대해 IHC에 따른 ESP 기법의 불확실성 분석을 수행하였다. 반면 입력자료 및 모델 매개변수에 따른 연구사례는 부족한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 모델 매개변수, 입력자료에 따른 불확실성 분석을 통해 앙상블 유량예측 기법의 특징을 보다 자세히 규명하고 오차의 원인을 분석하고자 한다.

본 연구의 주요 수행절차는 Fig. 1과 같다. Monte Carlo 모의를 통한 무작위의 매개변수 세트와 입력자료 세트(관측 기상자료)를 ESP, BAYES-ESP 기법에 적용함으로써 다수의 예측유량을 산정하고 도시적 및 통계적 방법을 활용하여 불확실성 분석을 수행하였다.

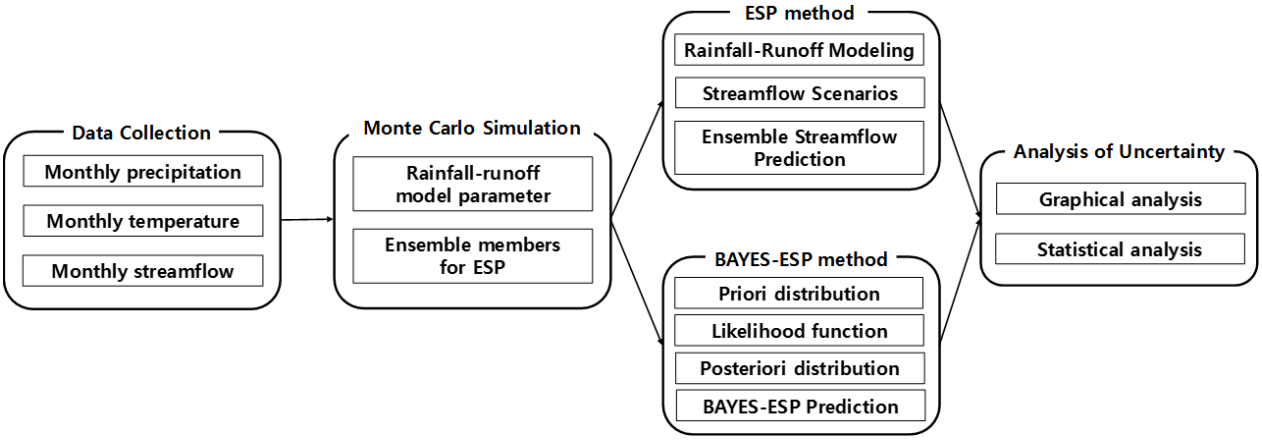


Fig. 1. Schematic diagram of study

2. 이론적 배경

2.1 강우-유출 모델

강우-유출 모델은 모의 기간에 따라 단일 사상 모델과 연속형 모델로 구분할 수 있다. 단일 사상 모델은 짧은 시간의 유출 변화를 해석하는 것이 목적이며, 시 단위 및 분 단위 모의를 통해 홍수해석에 많이 활용된다. 연속형 모델은 장기간에 대한 수문순환 변수들의 변동을 해석하는 것이 목적으로 일 단위 및 월 단위 모의를 수행하며, 계절 수문전망 및 기후변화 영향평가 등을 위해 많이 활용되고 있다. 본 연구에서는 계절 수문전망 기법의 불확실성 분석이 목적이므로 현업에서 댐 유입량 예측에 활용하고 있으며, 비교적 유출 모의 능력이 우수하다고 알려진 연속형 모델 ABCD를 강우-유출 모델로 선정하였다.

ABCD 모델은 Thomas (1981)에 의해 개발된 집중형 강우-유출 모델이며, 본 연구에서는 기존 Thomas의 모델에 온도지수법을 활용하여 융적설에 의한 지체효과를 반영할 수 있도록 개선한 모델을 활용하였다(Kim *et al*., 2016). ABCD 모델은 기본 이론으로 물수지 이론을 활용하여 토양 속에 함유된 수분이 강수와 증발산에 의해 변화하고 지표 및 지하로 유출되는 현상을 간단한 식으로 표현하였다. 모델의 이름으로 활용되는 A, B, C, D는 모델의 개념적 매개변수로 유출모의 능력에 지배적인 영향을 미친다. 매개변수 A와 B는 직접유출량에 영향을 미치며, C와 D는 간접유출량의 영향을 미친다. 보다 구체적인 모델 이론은 K-Water (2017)을 참고하기 바란다.

2.2 앙상블 유량예측기법

본 연구에서 앙상블 유량예측기법은 미국 기상청(National Weather Service, NWS)에서 개발한 ESP 기법과 이를 베이지안 이론을 활용하여 개선한 Kim *et al*. (2017)의 BAYES-ESP 기법을 활용하였다.

ESP 기법은 과거에 발생했던 기상현상이 미래에 재현될 수 있다는 가정 하에 예측시점의 수문상태와 과거 기상자료를 강우-유출모델을 통해 결합하여 미래의 수문을 예측하는 장기 수문 예측기법이다. 즉, 예측시점의 수문상태와 미래에 발생할 가능성이 있는 모든 기상시나리오를 활용하여 강우-유출 모델로부터 다수의 수문시나리오를 산정하고, 그 대푯값을 미래 수문 예측 값으로 활용한다. ESP 기법은 예측시점의 IHC를 반영할 수 있다는 점에서 단순히 평년 평균 관측 값을 활용한 경험적 예측보다 우수하며, 산정방법이 간단하여 초기 투자비용이 큰 수치예보 모델 기반의 물리적 방법을 적용하기 어려운 경우 대안으로 활용할 수 있다는 장점이 있다. 다만, 과거 기상자료 기반의 예측기법이기 때문에 수문 예측결과가 과거의 경향에서 벗어나지 못하고 앙상블 기법의 특성상 변동이 큰 여름철 강수를 모의하기 어렵다는 한계가 있다.

Thomas Bayes가 제시한 베이지안 이론은 어떤 사건에 대해 기존의 지식과 새로운 증거가 확보된다면 기존의 지식과 새로운 증거 간의 관계를 활용하여 보다 사실에 가까운 예측을 할 수 있다는 이론이다. 여기서 기존의 지식을 사전정보, 기존의 지식과 새로운 증거 간의 관계를 우도함수, 보다 사실에 가까운 예측을 사후정보라고 하며 이를 확률로써 표현할 경우 Eq. (1)과 같다. 본 연구에서는 베이지안 이론을 활용하여 ESP를 개선하기 위해 BAYES-ESP의 사전정보 인자로 과거 관측 유량, 우도함수 인자로 과거 관측 유량과 ESP 예측 유량을 활용하였으며, 사후정보로 유량예측 값을 산정하였다. 최종적으로 유량예측에 활용되는 사후정보는 Eq. (2)를 통하여 산정하며, 사전정보와 우도함수의 분산을 고려하여 ESP의 불확실성을 감소시킬 수 있다. 보다 자세한 이론 및 산정방법은 Kim *et al*. (2017)을 참고하기 바란다.

$$P(\theta_t|X_t) \propto P(X_t|\theta_t)P(\theta_t) \tag{1}$$

$$\theta_{pst} = \frac{C_t\sigma_{lt}^2 + y_t\sigma_{et}^2}{\sigma_{et}^2 + \sigma_{lt}^2} \tag{2}$$

여기서, $P(\theta_t)$는 사전확률(priori probability), $P(X_t|\theta_t)$는 우도함수(likelihood function), $P(\theta_t|X_t)$는 사후확률(posteriori probability), θ_{pst}는 사후정보, C_t는 사전분포의 평균, σ_{et}는 사전분포의 분산, y_t는 우도함수의 예측 값, σ_{lt}는 우도함수의 분산을 나타낸다.

2.3 앙상블 유량예측의 불확실성 분석 기법

2.3.1 강우-유출 모델 매개변수에 따른 앙상블 유량예측 불확실성 분석 방법

앙상블 유량예측 기법의 강우-유출 모델 매개변수에 따른 불확실성 평가를 위해 대표적인 불확실성 평가 기법 중 하나인 GLUE를 적용하였다. GLUE 기법은 강우-유출 모델이 복잡한 자연 유역의 수문작용을 정확하게 모델링하는 것은 불가능하다는 현실적인 한계에서 출발한 방법이다. Beven and Binley (1992)는 최적의 유량예측과 유사한 결과를 만족시키는 모델 및 매개변수가 하나 이상 존재하며, 이는 모델의 구조 또는 매개변수의 불확실성 때문이라고 가정하고 불확실성을 평가할 수 있는 방법을 제시하였다. GLUE 기법을 활용한 불확실성 평가는 크게 무작위 매개변수 세트 추출, 우도함수 산

정, 반응변수 산정, 앙상블 유량예측 순으로 진행된다.

무작위 매개변수 세트 추출은 난수발생기(random number generator)를 활용하여 무작위로 ABCD 모델의 매개변수 세트를 추출하는 과정으로 난수발생기로는 Monte Carlo 모의를 활용하였으며, 주요 수문 매개변수인 A, B, C, D의 최댓값과 최솟값 구간 내에서 1,000개의 값을 무작위로 추출하였다. 모델성능을 평가하기 위한 우도함수로는 Nash and Sutcliffe (1970)이 제안한 NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency)를 선정하였다. NSE의 산정방법은 Eq. (3)과 같으며, 1에 가까울수록 모델성능이 우수함을 뜻한다. 반응변수(behavioral variable)은 최적의 유량예측과 유사한 결과를 만족시키는 매개변수를 뜻하며, 본 연구에서는 0.80 이상의 NSE를 갖는 매개변수 세트를 반응변수로 선정하였다. 반응변수들을 ABCD 모델에 활용하여 ESP와 BAYES-ESP 유량 예측을 수행하였으며, 각 유량예측 값의 상하위 5%를 제외한 구간을 불확실성 구간으로 선정하여 분석하였다.

GLUE 기법의 매개변수 세트 산정방법, 우도함수, 반응변수 선정 기준 등은 불확실성 평가결과에 상당한 영향을 줄 수 있으며, 각각에 대한 명확한 기준이 제시된 바가 없다. 본 연구에서는 선행연구사례를 참고하여 위와 같은 기준을 설정하였다(Beven and Binley, 1992; Kim, 2011).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}[Q_{obs}(t) - Q_{\sim}(t)]^2}{\sum_{t=1}^{n}[Q_{obs}(t) - \overline{Q_{obs}}]^2} \tag{3}$$

여기서, n은 분석 기간 자료 개수, $Q_{obs}(t)$은 관측 유량, $Q_{sim}(t)$은 모의유량, $\overline{Q_{obs}}$는 모의유량의 평균을 나타낸다.

2.3.2 입력자료에 따른 앙상블 유량예측 불확실성 분석 방법

앙상블 유량예측 방법의 입력자료는 과거 관측 기상자료가 활용된다. 입력자료의 구축은 기상관측, 면적평균값으로 가공, 앙상블 멤버 선정 과정을 통해 수행된다. 따라서 앙상블 유량예측의 입력자료에 따른 불확실성은 기상관측 및 품질관리 방법, 면적평균값 산정을 위한 보간 방법, 앙상블 멤버 선정 방법에 따라 발생할 수 있다. 본 연구에서는 기상관측 방법 및 보간 방법에 따른 유량예측 값의 불확실성이 크지 않을 것이라고 가정하고 앙상블 멤버 선정방법에 따른 불확실성 분석을 수행하였다.

앙상블 멤버 선정은 앙상블에 활용되는 기상시나리오의 기간을 결정하는 것으로 선정방법에 따라 유량예측의 결과가 상이해 질 수 있다. 일반적으로 기상시나리오의 기간은 유황을 고려하여 30년을 선정하여 활용하고 있다. 다만, 대상유역의 자료 가용여부에 따라 활용 가능한 기상시나리오 기간이 제한적일 수 있으며, 기상시나리오 기간 선정에 대한 명확한 기준이 제시되어 있지 않아 사용자에 따라 바뀔 수 있다. 본 연구에서는 기상시나리오 기간 선정에 따른 불확실성 평가를 위해 Monte Carlo 모의를 통해 30년 이상의 과거 관측 기상자료에서 5년, 10년, 15년, 20년, 25년, 30년 자료를 무작위로 1,000개씩 추출하고 앙상블 멤버로 활용하였다. 각각의 앙상블 멤버를 활용하여 ESP와 BAYES-ESP 유량예측을 수행하였으며, 유량예측의 상하위 5%를 제외한 구간을 불확실성 구간으로 선정하여 분석하였다.

2.3.3 불확실성 평가 방법

불확실성 평가는 불확실성 구간 기반의 도시적 평가와 정량적 평가를 수행하였다. 도시적 평가는 유량 예측 불확실성 구간의 거동을 분석하는 방법으로 불확실성 구간의 시계열을 도시하여 수행하였다. 정량적 평가는 불확실성 구간을 정량적으로 산정하여 평가하는 방법으로 Eqs. (4)~(6)의 P-factor와 R-factor를 활용하였다(Yang *et al*., 2008). P-factor는 관측값이 불확실성 구간에 얼마나 포함되는지 평가하기 위한 통계치로 값이 1에 가까울수록 관측 값이 불확실성 구간에 많이 포함되는 것을 뜻한다. 따라서 관측 값과 예측 값 간의 오차가 평가하고자 하는 불확실성의 영향을 받는지 분석할 수 있다. R-factor는 불확실성 구간이 얼마나 넓은지를 평가하는 통계치로 값이 0에 가까울수록 불확실성이 작음을 뜻한다.

$$P-factor = \frac{\sum_{t=1}^{n} l(Q_{obs}(t))}{n} \tag{4}$$

$$l(Q_{obs}(t)) = \begin{cases} 1, & Q_{LL}(t) < Q_{obs}(t) < Q_{UL}(t) \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{5}$$

$$R-factor = \frac{\sum_{t=1}^{n}(Q_{UL}(t) - Q_{LL}(t))}{n\sum_{t=1}^{n}(Q_{obs}(t) - \overline{Q_{obs}})} \tag{6}$$

여기서, $Q_{LL}(t)$은 불확실성 구간의 하한 값, $Q_{UL}(t)$은 불확실성 구간의 상한 값을 의미한다.

3. 대상유역 및 자료수집

연구대상유역은 장기간의 수문, 기상 관측자료의 확보가 용이하며, 유량 예측의 필요성이 높은 충주댐 유역을 선정하였다. 충주댐은 1985년 10월에 준공된 국내 대표적 다목적 댐으로 유역면적은 6,705 km^2, 최대 저수용량은 2,750 백만m^3이며, 국내 용수공급에 중요한 역할을 수행하고 있다.

강우-유출 모델 구축 및 ESP 기법을 활용한 유량 예측을 위해서는 장기간의 기상 및 수문자료가 필요하다. 충주댐 유역에는 Fig. 2와 같이 3개의 기상 관측소와 49개의 강우 관측소가 위치해 있으며, 약 50년 이상의 기상 관측 자료가 구축되어 있다. 수문관측소로는 충주댐 유입량 관측소가 위치하고 있으며, 준공 이후로 약 30년 이상의 댐 유입량 자료가 구축되어 있다. 본 연구에서는 기상 관측자료로 기상청, 국토교통부의 자료를 활용하였으며, 수문자료로 한국수자원공사의 자료를 활용하였다.

4. 결과 및 분석

4.1 ABCD 강우-유출 모델 구축

본 연구에서는 충주댐 유역의 유입량 산정을 위해 ABCD 강우-유출 모델을 구축하고 모의능력을 평가하였다. 모의능력 평가는 대상지역에 대한 강우-유출 모델의 적정 매개변수를 산정하고 그에 따른 유출결과의 정확도 평가를 통해 수행하였다. 매개변수 추정방법으로는 국내에 다양한 적용사례

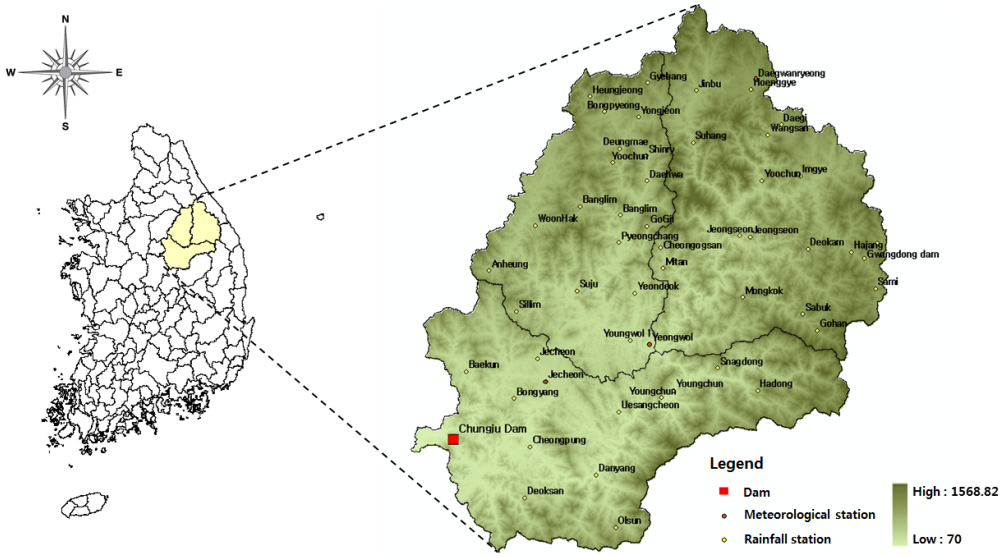
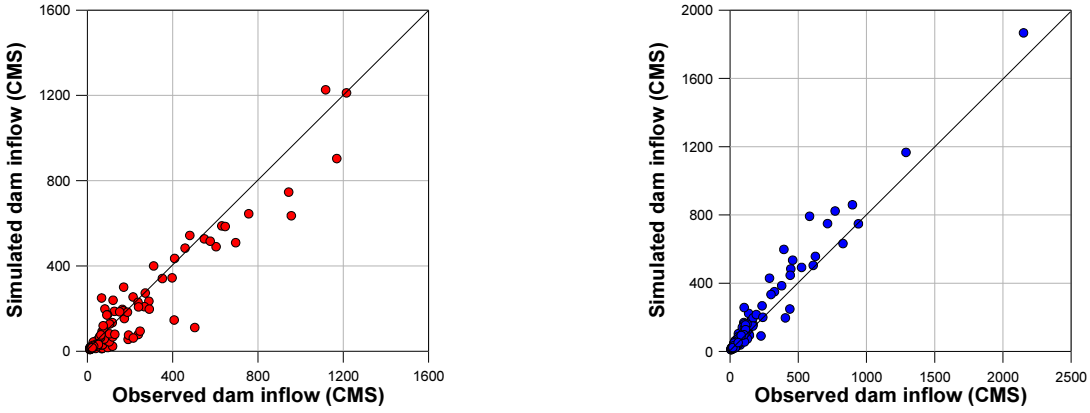


Fig. 2. Study area



(a) Calibration results (1994~2004)

(b) Verification results (2005~2015)

Fig. 3. Calibration and verification results of ABCD model

가 있는 Duan *et al*. (1992)의 SCE-UA (Shuffled Complex Evolution method developed at The University of Arizona) 방법을 활용하였다.

Fig. 3은 ABCD 모델의 매개변수 검보정 기간에 대한 모의 댐 유입량과 관측 댐 유입량 간의 Q-Q 관계도를 나타낸 것이며, 분포도가 검정색 실선에 가깝게 형성될수록 ABCD 모델의 모의능력이 우수함을 뜻한다. 매개변수의 보정기간 및 검정기간의 댐 유입량 분포도 모두 검정색 실선에 근접하였으며, 모의 유입량과 관측 유입량의 상관계수는 0.90 이상으로 ABCD 모델의 모의능력이 우수한 것으로 나타났다.

4.2 ABCD 모델 매개변수에 따른 불확실성 평가 결과

앙상블 유량예측기법의 강우-유출 모델 매개변수에 따른 불확실성을 평가하기 위해 무작위의 매개변수 세트를 산정한 후 반응(behavioral) 변수를 추출하고 ABCD 모델의 매개변수에 따른 불확실성을 평가하였다. 무작위 매개변수 세트 산정에는 Monte Carlo 모의기법이 활용되었으며, 매개변수 A, B, C, D를 무작위로 추출하여 1,000개의 매개변수 세트를 구축하였다. 각 매개변수 세트를 활용하여 강우-유출 모의를 수행하고 모의 값과 관측 값의 NSE를 산정하였으며, 각 매개변수에 따른 NSE 산정결과를 Fig. 4에 나타내었다.

Fig. 4의 세로축은 NSE를 뜻하며, 가로축은 매개변수 A, B, C, D의 값을 뜻한다. 반응변수 선정을 위한 NSE 기준은 0.80을 활용하였으며, 빨간색 점은 반응변수의 분포를 나타낸다. 각 매개변수 세트별 NSE 산정결과 매개변수 A와 D는 넓게 퍼지는 분포형을 나타내었으며, 매개변수 B와 C는 NSE가 높아질수록 일정구간에 분포가 모이는 것으로 나타났다. 분포형이 넓을 경우 같은 NSE를 갖는 여러 개의 매개변수 값이 존재하므로 최적변수 선정에 어려움이 있으며, 반대로 NSE가 높아질수록 일정구간에 모이는 경우에는 최적변수 선정에 용이하다. 따라서 매개변수 A와 D보다 B와 C의 최적변수 선정이 용이할 것으로 판단된다.

Fig. 5는 Fig. 4의 반응변수를 기반으로 강우-유출 모의를 수행한 결과를 나타낸 것으로 검정색 점은 관측 댐 유입량, 빨간색 점은 모의 댐 유입량, 회색 음영은 반응변수에 따른 불확실성 구간을 뜻한다. 모델 매개변수에 따른 불확실성 구간은

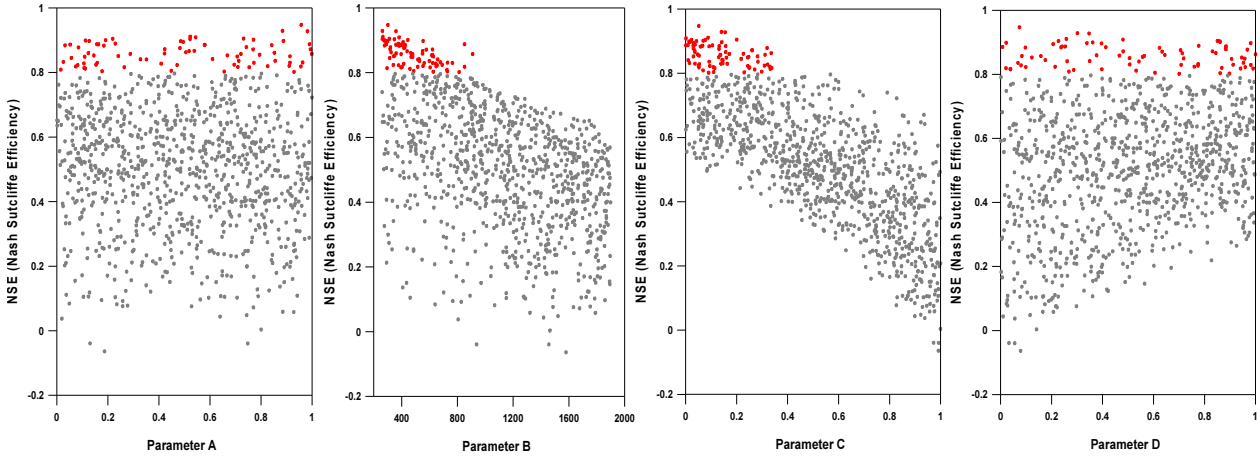


Fig. 4. Behavioral parameter sets

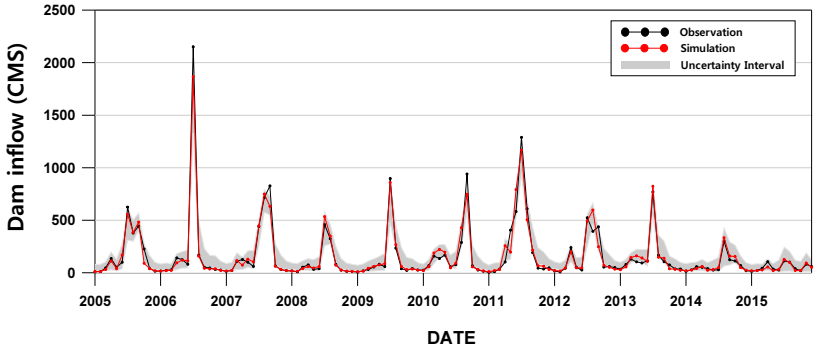


Fig. 5. Uncertainty interval of ABCD model simulation for the parameter sets

대부분의 관측 유입량과 유사한 거동을 보이는 것으로 나타났다. 다만 일부 여름철 구간에 관측 값이 불확실성 구간에서 크게 벗어나는 것으로 나타났으며, 이는 강우-유출 모델 구조 또는 입력자료의 불확실성 때문인 것으로 판단된다.

4.3 앙상블 유량예측 기법에 따른 불확실성 평가

본 연구에서는 ABCD 모델 매개변수, 입력자료를 고려하여 앙상블 유량예측 기법의 불확실성 평가를 수행하였다. ABCD 모델 매개변수에 따른 불확실성은 앞서 산정한 반응변수에 따른 댐 유입량 예측의 변동을 평가하였으며, 입력자료에 따른 불확실성은 앙상블 유량예측 기법의 앙상블 멤버 선정에 따른 변동을 분석하였다.

4.3.1 ABCD 모델 매개변수에 따른 앙상블 유량예측 불확실성 평가

Fig. 6은 ABCD 모델 매개변수에 따른 ESP와 BAYES-ESP 댐 예측유입량 결과를 나타낸 것으로 좌측은 ESP 결과, 우측은 BAYES-ESP 결과를 나타낸다. ESP 댐 유입량 예측결과는 매년 예측 값의 큰 차이가 없는 것으로 나타났으며, 다우년과 과우년에 비교적 정확도가 떨어지는 것으로 나타났다. BAYES-ESP는 ESP의 과소모의하는 경향을 보정하는 것으로 나타났다. 매개변수에 따른 불확실성 구간은 ESP의 경우 1~3개월 전망결과 모두 크게 나타났으며, 특히 여름철에 가장 큰 것으로 나타났다. BAYES-ESP는 ESP의 불확실성 구간을 현저하게 감소시켰으며, 선행시간이 길어질수록 불확실성 구간이 커지는 것으로 나타났다. 이는 Eq. (2)와 같이 BAYES-ESP의 예측 값이 사전정보의 분산과 우도함수의 분산의 가중평균으로 산정되며, 예측 값의 불확실성이라고 할 수 있는 분산이 감소하는 효과가 발생하기 때문이다. 또한 선행시간이 길어짐에 따라 사전정보와 우도함수의 분산이 모두 커질 경우 BAYES-ESP의 불확실성을 감소시키는 효과가 줄어드는 것으로 판단된다.

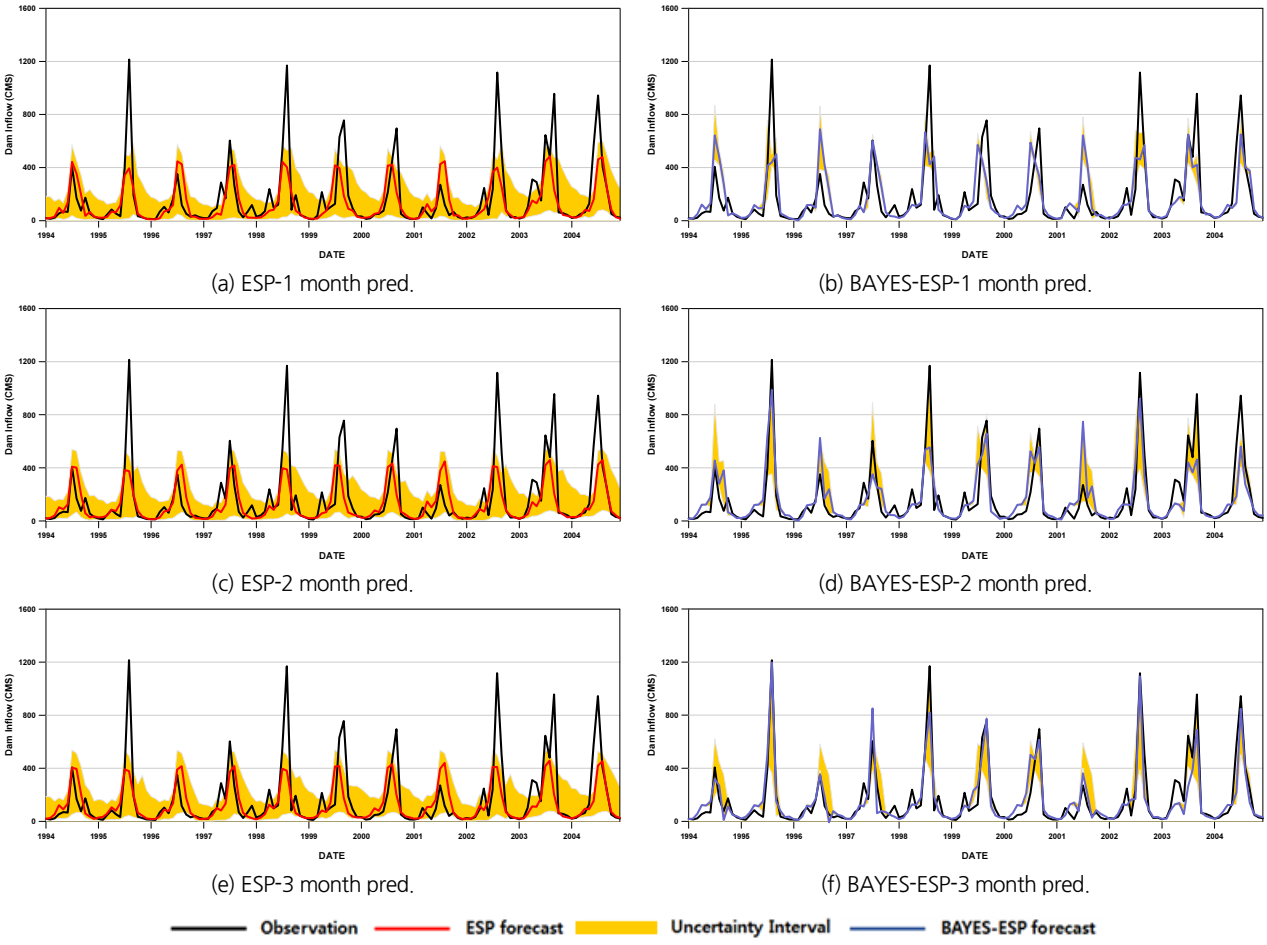


Fig. 6. Uncertainty intervals of ESP and BAYES-ESP for the parameter sets

Table 1은 ABCD 모델 매개변수 불확실성에 따른 통계치 산정결과로 R-factor는 불확실성 구간을 정량적으로 나타내며, P-factor는 불확실성 구간에 관측 값이 얼마나 포함되어 있는지를 나타낸다. R-factor 산정결과는 BAYES-ESP 방법이 ESP에 비해 낮게 나타났으며, 이는 Fig. 6 결과와 동일하게 ESP의 ABCD 모델 매개변수에 따른 불확실성을 감소시킬 수 있다는 것을 의미한다. P-factor 산정결과는 ESP가 BAYES-ESP에 비해 높게 나타났으며, 이는 ABCD 모델 매개변수에 따른 불확실성이 댐 유입량 모의 정확도에 미치는 영향을 뜻한다. 즉, ESP의 댐 유입량 예측 오차가 BAYES-ESP의 댐 유입량 예측 오차에 비해 매개변수에 따른 불확실성의 영향을 크게 받음을 의미한다.

4.3.2 입력자료에 따른 불확실성 평가

Fig. 7은 입력자료에 따른 ESP와 BAYES-ESP 1개월 전망 댐 유입량 결과를 나타낸 것으로 괄호안의 숫자는 ESP 또는

Table 1. Statistics of ESP and BAYES-ESP for the model parameter uncertainty

Statistics	Method	Lead time		
		1 mon.	2 mon.	3 mon.
R-factor	BAYES-ESP	0.36	0.58	0.57
	ESP	1.58	1.55	1.52
P-factor	BAYES-ESP	0.12	0.15	0.19
	ESP	0.80	0.73	0.69

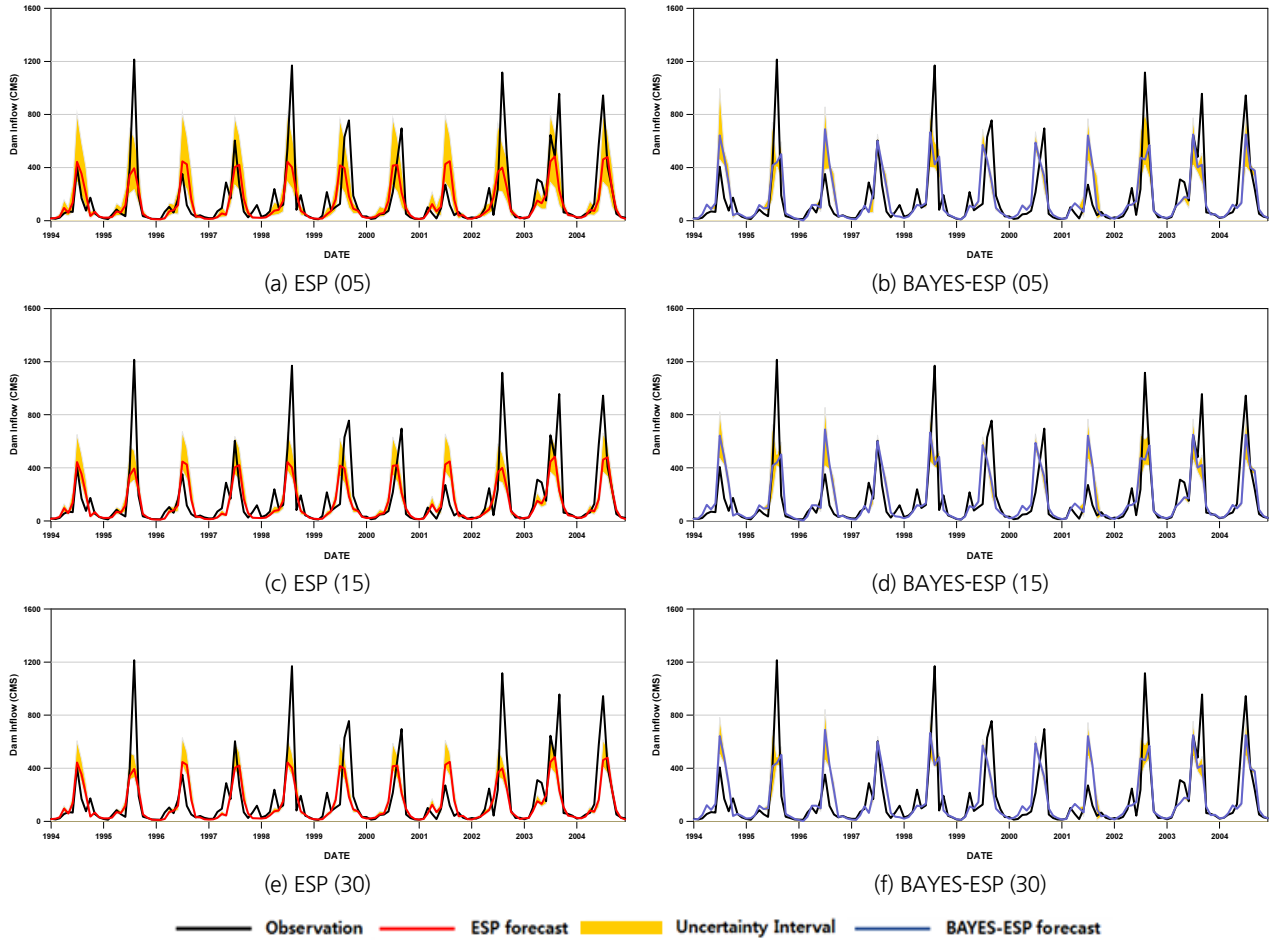


Fig. 7. Uncertainty intervals of ESP and BAYES-ESP for the input data set

BAYES-ESP 산정 시 활용된 기상시나리오의 기간을 뜻한다. ESP 및 BAYE-ESP의 입력자료에 따른 불확실성 구간은 Fig. 6의 매개변수에 따른 불확실성 구간에 비해 전반적으로 작게 나타났으며, 이는 앙상블 예측기법의 특성 때문인 것으로 판단된다. ESP 기법의 입력자료에 따른 불확실성은 기상시나리오의 기간이 길어질수록 감소하는 것으로 나타났으며, 여름철에 불확실성 구간이 가장 큰 것으로 나타났다. BAYES-ESP는 ESP의 입력자료에 따른 불확실성 구간을 전반적으로 감소시키는 것으로 나타났으며, ESP와 동일하게 여름철에 불확실성 구간이 가장 큰 것으로 나타났다. 또한 ESP와 BAYES-ESP의 입력자료, 매개변수에 따른 불확실성 구간에 대부분의 관측 댐 유입량이 포함되었으나 일부 여름철 관측 값이 포함되지 않는 것으로 나타났다. 이는 유량 예측 오차의 원인이 입력자료 및 매개변수에서 발생하는 것이 아니라 모델 구조 자체의 한계 때문에 발생하는 것으로 판단된다.

Table 2는 입력자료의 불확실성에 따른 통계치 산정결과로 R-factor 산정결과 1~3개월 전망 ESP의 불확실성 구간은 기상시나리오의 기간이 길어질수록 감소하는 것으로 나타났다. 특히 기상시나리오를 20년 이상 활용할 때부터 불확실성은 크게 감소하지 않는 것으로 나타나, ESP 적용시 최소 20년 이상의 기상시나리오를 활용하는 것이 바람직하다고 판단된다. BAYES-ESP는 1개월 전망에서 기상시나리오의 기간이 길어질수록 불확실성 구간이 감소하는 것으로 나타났으며, ESP의 불확실성을 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다. 다만 2개월 및 3개월 전망에서는 이러한 경향이 나타나지 않았으며, 이는 전술하였던 것과 같이 사전정보와 우도함수의 분산이 모두 커지기 때문인 것으로 판단된다. P-factor 산정결과 1~3개월 전망 ESP는 기상시나리오의 기간이 길어질수록 불확실성 구간이 작아지기 때문에 P-factor가 낮아지는 경향을 보였으며, 이는 기상시나리오의 기간이 길어질수록 ESP의 예측오차가 입력자료의 불확실성의 영향을 덜 받는다는 것을 의미한다. BAYES-ESP는 1개월 전망에서만 기상시나리오

Table 2. Statistics of ESP and BAYES-ESP for the input data uncertainty

Statistics	Method	Lead time		
		1 mon.	2 mon.	3 mon.
R-factor	BAYES-ESP (05)	0.41	0.50	0.49
	BAYES-ESP (10)	0.36	0.58	0.57
	BAYES-ESP (15)	0.31	0.60	0.60
	BAYES-ESP (20)	0.29	0.59	0.63
	BAYES-ESP (25)	0.27	0.58	0.65
	BAYES-ESP (30)	0.25	0.57	0.68
	ESP (05)	0.89	0.92	0.94
	ESP (10)	0.63	0.66	0.67
	ESP (15)	0.51	0.53	0.55
	ESP (20)	0.45	0.47	0.48
	ESP (25)	0.41	0.42	0.43
	ESP (30)	0.37	0.39	0.39
P-factor	BAYES-ESP (05)	0.12	0.14	0.16
	BAYES-ESP (10)	0.12	0.15	0.19
	BAYES-ESP (15)	0.12	0.15	0.23
	BAYES-ESP (20)	0.12	0.17	0.22
	BAYES-ESP (25)	0.11	0.14	0.22
	BAYES-ESP (30)	0.11	0.14	0.23
	ESP (05)	0.48	0.49	0.52
	ESP (10)	0.36	0.41	0.41
	ESP (15)	0.33	0.36	0.38
	ESP (20)	0.30	0.35	0.33
	ESP (25)	0.25	0.32	0.30
	ESP (30)	0.22	0.28	0.27

의 기간이 길어질수록 P-factor가 감소하였으며, 2개월 및 3개월 전망에서는 이러한 경향을 보이지 않았다.

5. 결 론

본 연구에서는 모델 매개변수, 입력자료에 따른 불확실성 분석을 통해 앙상블 유량예측 기법의 특징을 규명하고 오차의 원인을 분석하고자 하였다. 대상유역으로 국내 대표적 다목적 댐인 충주댐 유역을 선정하였다. 모델 매개변수에 따른 불확실성 분석은 ABCD 강우-유출 모델의 매개변수 조합을 무작위로 산정하여 수행하였으며, 입력자료에 따른 불확실성 분석은 앙상블에 활용될 기상시나리오의 기간을 무작위로 선정하여 수행하였다. 불확실성 평가에는 P-facotr와 R-factor를 활용하였으며, 본 연구의 결론을 요약하면 다음과 같다.

1) 앙상블 유량예측을 위해 충주댐 유역에 대해 ABCD 강우-유출 모델을 구축하였으며, 모델 매개변수에 따른 불확실성 분석을 수행하였다. 모델 구축결과 관측 값과 모의 값의 상관계수는 0.90 이상으로 모의능력이 우수하게 나타났다. 매개변수에 따른 불확실성 분석은 GLUE 기법을 활용하였으며, 불확실성 분석에 활용될 반응변수는 0.80 이상의 NSE를 갖는 매개변수 세트를 선정하였다. ABCD 모델 매개변수에 따른 유량모의 불확실성 분석 결과 불확실성 구간은 비교적 크지 않았으며, 대부분 관측 유량과 유사한 거동을 보이는 것으로 나타났다.
2) ABCD 모델 매개변수에 따른 앙상블 유량예측의 불확실성 평가 결과 ESP 기법의 유량예측 불확실성 구간은 매우 크게 산정되어 유량예측에 매개변수의 영향을 많이 받는 것으로 나타났다. BAYES-ESP의 유량예측 불확실성 구간은 ESP 불확실성 구간의 약 35%로 BAYES-ESP 기법은 ESP의 모델 매개변수에 따른 불확실성을 현저하게 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다.
3) 입력자료에 따른 앙상블 유량예측 불확실성 평가 결과, 매개변수에 따른 불확실성 구간에 비해 전반적으로 폭이 작았으며, 이는 앙상블 유량예측 기법이 입력자료 보다 매개변수의 영향을 많이 받는 것을 뜻한다. 대부분의 관측 댐 유입량은 매개변수와 입력자료에 따른 불확실성 구간에 포함되어 오차의 원인을 파악할 수 있었다. 다만 일부 여름철 관측 값은 포함되지 않았으며, 오차의 원인이 모델 구조 자체의 한계 때문인 것으로 판단된다. 기상시나리오 기간에 따른 불확실성 구간 산정결과 기간이 길어질수록 폭이 감소하였으며, 20년 이상부터 감소폭이 크지 않아 ESP 산정 시 20년 이상의 기상시나리오를 활용하는 것이 바람직할 것으로 판단된다. 또한 BAYES-ESP는 1개월 전망 ESP의 입력자료에 따른 불확실성 구간을 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다.

본 연구결과 앙상블 유량예측 기법은 입력자료 보다 모델 매개변수의 영향을 크게 받았으며, 일부 여름철에 발생하는 예측오차는 모델 구조의 한계 때문인 것으로 나타났다. 앙상블 유량예측은 20년 이상의 관측 기상자료가 확보되었을 때 활용하는 것이 적절하였으며, BAYES-ESP는 ESP에 비해 불확실성을 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다. 본 연구는 불확실성 분석을 통해 앙상블 유량예측기법의 특징과 오차 원인을 분석하였다는 점에서 가치가 있다고 판단된다. 추후 앙상블 유량예측 기법뿐만 아니라 다양한 수문전망 기법에 대한 불확실성 분석이 수행될 필요가 있으며, 이를 기반으로 정확도 개선 연구가 진행될 필요가 있다.

감사의 글

이 연구는 기상청 기상기술개발사업(KMIPA2015-2070)과 국토교통부/국토교통과학기술진흥원(18AWMP-B083066-05)의 지원으로 수행되었습니다.

References

Beven, K., and Binley, A. (1992). “The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction.” *Hydrological Process*, Vol. 6, No. 3, pp. 279-298.

DeChant, C. M., and Moradkhani, H. (2011). “Improving the characterization of initial condition for ensemble streamflow prediction using data assimilation.” *Hydrology and Earth System Science*, Vol. 15, pp. 3399-3410.

Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V. K. (1992). “Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models.” *Water Resources Research*, Vol. 28, No. 4, pp. 1015-1031.

Eum, H. I., Kim, Y. O., and Ko, I. H. (2006). “Value of ensemble streamflow forecasts for reservoir operation during the draw-down period.” *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 39, No. 3, pp. 187-198.

Hay, L. E., McCabe, G. J., Clark, M. P., and Risley, J. C. (2009). “Reducing streamflow forecast uncertainty: application and qualitative assessment of the upper Klamath river basin,

Oregon." *Journal of the American Water Resources Association*, Vol. 45, No. 3, pp. 580-596.

Kang, M. S., Yu, M. S., and Yi, J. E. (2014). "Prediction of Andong reservoir inflow using ensemble technique." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 34, No. 3, pp. 795-804.

Kim, H. S., Kim, H. S., Jeon, G. I., and Kang, S.W (2016). "Assessment of 2014-2015 Drought Events." *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 49, No. 7, pp. 61-75.

Kim, J. C., Kim, J. K., and Lee, S. J. (2011). "Improvement of mid/long-term ESP scheme using probabilistic weather forecasting." *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 44, No. 10, pp. 843-851.

Kim, J. H., and Bae, D. H. (2006). "Probabilistic medium- and long-term reservoir inflow forecasts (II) use of GDAPS for ensemble reservoir inflow forecasts." *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 39, No. 3, pp. 275-288.

Kim, S. H., So, J. M., Kang, S. U., and Bae, D. H. (2017). "Development and evaluation of dam inflow prediction method based on Bayesian method." *Journal of Korea water Resources*, Vol. 50, No. 7, pp. 489-502.

Kim, T. M. (2011). *Accuracy and uncertainty assessment of real-time system for dam inflow forecasting*, Master dissertation, Sejong University, Seoul, Korea, pp. 44-46.

Kim, Y. O., Jeong, D. I., and Kim, H. S. (2001). "Improving water supply outlook in Korea with ensemble streamflow prediction." *Water International*, Vol. 26, No. 4, pp. 563-568.

K-water (2017). *Drought information analysis improvement and development direction.* Report, K-water, Daejeon, Korea, pp. 163-166.

Lee, S. J., Jeong, C. S., Kim, J. C., and Hwang, M. H. (2011). "Long-term streamflow prediction using ESP and RDAPS model." *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 44, No. 12, pp. 967-974.

Najafi, M. R., Moradkhani, H., and Piechota, Y. C. (2012). "Ensemble streamflow prediction: climate signal weighting methods vs. climate forecast system reanalysis." *Journal of Hydrology*, Vol. 442-443, No. 6, pp.105-116.

Nash, J. E., and Sutcliffe, J. V. (1970). "River flow forecasting through conceptual models part Ⅰ-A discussion of principles." *Journal of Hydrology*, Vol. 10, No. 3, pp. 282-290.

Pavia, R. C. D., Collischonn, W., Bonnet, M. P., and de Goncalves, L. G. G. (2012). "On the sources of hydrological prediction uncertainty in the Amazon." *Hydrology and Earth System Science*, Vol. 16, pp. 3127-3137.

Son, K. H., and Bae, D. H. (2015). "Applicability assessment of hydrological drought outlook using ESP method." *Journal of Korea Water Resources*, Vol. 48, No. 7, pp. 581-593.

Thomas, H. A. (1981). *Improved methods for national water assessment.* Report, United States Water Resources Council, Washington, D.C.

Wood, A. W., and Lettenmaier, D. P. (2008). "An ensemble approach for attribution of hydrologic prediction uncertainty." *Geophysical Research Letters*, Vol. 35, L14401.

Yang J., Reichert, P., Abbaspour, K. C., Xia, J., and Yang, H. (2008). "Comparing uncertainty analysis technique for a SWAT application to the Chaohe basin in China." *Journal of Hydrology*, Vol. 358, No. 1-2, pp. 1-23.