(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0044092
(43) 공개일자 2021년04월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/20 (2019.01) *G06N 7/08* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/20 (2019.01)
G01W 1/10 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0127228
(22) 출원일자 2019년10월14일
심사청구일자 2019년10월14일

(71) 출원인
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
김종호
울산광역시 남구 대학로 93, 23호관 415호 (무거동)
전옥빈
울산광역시 남구 대학로 93 (무거동)
(74) 대리인
특허법인 무한

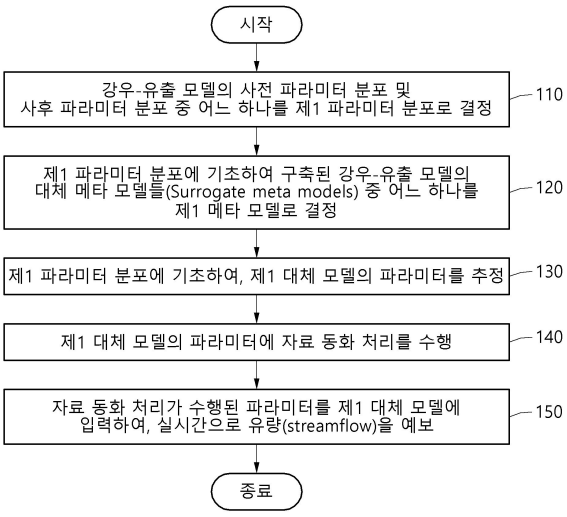
전체 청구항 수 : 총 21 항

(54) 발명의 명칭 **실시간 앙상블 유량 예보 방법 및 장치**

(57) 요 약

유량 예보 방법 및 장치가 개시된다. 일 실시예에 따른 유량 예보 방법은 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하는 단계, 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 강우-유출 모델의 대체 모델들(surrogate models) 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하는 단계, 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하는 단계; 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하는 단계 및 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 7/08 (2013.01)
G01W 2201/00 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	RE201901047
부처명	환경부
과제관리(전문)기관명	한국환경산업기술원
연구사업명	물관리연구사업
연구과제명	수문 기상 불확실성을 고려한 앙상블 확률홍수예보기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하는 단계;

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 상기 강우-유출 모델의 대체 모델들(meta models) 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하는 단계;

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하는 단계;

상기 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하는 단계; 및

상기 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 상기 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보하는 단계

를 포함하는 유량 예보 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 자료 동화 처리를 수행하는 단계는

앙상블 칼만 필터(EnKF; ensemble Kalman filter) 및 듀얼 앙상블 칼만 필터(Dual EnKF) 중 적어도 하나에 기초하여 상기 자료 동화 처리를 수행하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하는 단계는

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 초기화하는 단계; 및

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1 파라미터로 결정하는 단계는

과거 관측 데이터에 기초하여 상기 사전 파라미터 분포를 결정하는 단계;

GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법에 기초하여, 상기 사후 파라미터 분포를 결정하는 단계; 및

상기 사전 파라미터 분포 및 상기 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 상기 제1 파라미터 분포로 결정하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 사후 파라미터를 결정하는 단계는

상기 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정하는 단계; 및

상기 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 상기 조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 조건을 설정하는 단계는

우도함수(likelihood function)를 결정하는 단계; 및

상기 우도함수의 임계값을 결정하는 단계

를 포함하는, 유량 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 임계값을 결정하는 단계는

정확성 인덱스(accuracy index)를 설정하는 단계;

효율성 인덱스(efficiency index)를 설정하는 단계; 및

상기 정확성 인덱스 및 상기 효율성 인덱스에 기초하여 상기 우도함수의 임계값을 결정하는 단계

를 포함하는, 유량 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 제1 파라미터로 결정하는 단계는

상기 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거하기에 충분한 기간을 설정하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 제1 대체 모델로 결정하는 단계는

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 다항식 카오스 확장(PCE; Polynomial Chaos Expansion) 모델을 구축하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 다항식 카오스 확장 모델을 구축하는 단계는

상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 학습 디자인(design)의 수를 결정하는 단계; 및

상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 다항식의 차수를 결정하는 단계

를 포함하는, 유량 예보 방법.

청구항 11

하드웨어와 결합되어 제1항 내지 제10항 중 어느 하나의 항의 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 12

강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 상기 강우-유출 모델의 대체 모델들 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하고, 상기 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하고, 상기 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 상기 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보하는 프로세서

를 포함하는, 유량 예보 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 프로세서는

앙상블 칼만 필터 및 듀얼 앙상블 칼만 필터 중 적어도 하나에 기초하여 상기 자료 동화 처리를 수행하는, 유량 예보 장치.

청구항 14

제12항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 초기화하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화하는, 유량 예보 장치.

청구항 15

제12항에 있어서,

상기 프로세서는

과거 관측 데이터에 기초하여 상기 사전 파라미터를 결정하고, GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty

Estimation) 기법에 기초하여, 상기 사후 파라미터를 결정하고, 상기 사전 파라미터 및 상기 사후 파라미터 중 어느 하나를 상기 제1 파라미터로 결정하는, 유량 예보 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정하고, 상기 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 상기 조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정하는, 유량 예보 장치.

청구항 17

제16항에 있어서,

상기 프로세서는

우도함수를 결정하고, 상기 우도함수의 임계값을 결정하는, 유량 예보 장치.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 프로세서는

정확성 인덱스를 설정하고, 효율성 인덱스를 설정하고, 상기 정확성 인덱스 및 상기 효율성 인덱스에 기초하여 상기 우도함수의 임계값을 결정하는, 유량 예보 장치.

청구항 19

제12항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거하기에 충분한 기간을 설정하는, 유량 예보 장치.

청구항 20

제12항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 다항식 카오스 확장 모델을 구축하는, 유량 예보 장치.

청구항 21

제20항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 디자인의 수를 결정하고, 상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 다항식의 차수를 결정하는, 유량 예보 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 아래 실시예들은 유량 예보 방법 및 장치에 관한 것으로, 실시간 앙상블 확률 홍수 예보를 수행하기 위해서, 정확성, 예측성 및 계산 효율성을 동시에 만족시키는 통합 모델링 프레임워크에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 전 세계적으로 도시화와 기후변화로 인하여 홍수피해가 커지고 있다. 따라서 호우와 태풍이 야기하는 홍수피해를 줄이기 위하여 많은 예산과 노력이 필요하다. 홍수피해를 줄이기 위한 방법에는 댐, 제방, 저류조 등의 구조물을 건설하는 구조적 대비책과 홍수예·경보 시스템과 같은 비구조적 대비책이 있다. 많은 건설비용과 시간이 필요한 구조적 대비책과는 달리 비구조적 대비책은 홍수의 예·경보를 통하여 인명 피해 방지에 신속한 효과를 볼 수 있다. 홍수 예·경보 시스템은 피해 예상지역 주민들이 대피할 시간을 확보하는데 목적이 있다. 이로 인하여 피해 예상지역의 인명피해 및 재산피해를 줄일 수 있게 되며, 구조적 대비책을 보완하는 역할을 한다.

[0004] 전 세계적으로 홍수예측 시스템 분야에서 앙상블 예측 시스템(Ensemble Prediction System, EPS)에 대한 연구가 증가하고 있다. 또한 수문학 분야에서 이를 이용하여 유량예측을 하는 앙상블 유량예측(Ensemble Streamflow Prediction, ESP)에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 이러한 앙상블 유량예측은 발생 확률의 범위를 표현하기 위해서 확률예측이 가지는 전체 불확실성을 정확하게 분석할 필요가 있으며, 충분한 선행예보 시간을 갖도록 효율성을 개선할 필요가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 실시예들은 대체 모델링(surrogate modeling), 파라미터 추론(parameter inference) 및 자료동화(data assimilation) 세 가지 모델링 기법의 장점을 통합하고자 한다.

[0007] 실시예들은 대체모형의 구축 방식, 모델 입력으로 사용되는 파라미터 산정방법, 및 자료동화 파라미터들의 업데이트 여부에 따라 18개의 시나리오들을 고안하고 그 시나리오들의 장단점를 분석하여 최적의 조합을 찾고, 통합 프레임 워크의 적용 가능성과 효과를 조사하고자 한다.

[0008] 실시예들은 강우-유출 모델(rainfall-runoff model)의 불확실성 평가 기법에 기초하여 파라미터 및 상태변수들에 대해 정확한 앙상블을 생성하고자 한다.

[0009] 실시예들은 불확실성을 정량화하고 자료동화를 수행하는 비용을 상쇄하기 위해 고효율 대체 모델을 구축하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0011] 일 실시예에 따른 유량 예보 방법은 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하는 단계; 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 상기 강우-유출 모델의 대체 모델들(surrogate models) 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하는 단계; 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추론하는 단계; 상기 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하는 단계; 및 상기 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 상기 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보하는 단계를 포함한다.

[0012] 상기 자료 동화 처리를 수행하는 단계는 앙상블 칼만 필터(EnKF; ensemble Kalman filter) 및 듀얼 앙상블 칼만 필터(Dual EnKF) 중 적어도 하나에 기초하여 상기 자료 동화 처리를 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하는 단계는 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의

파라미터를 초기화하는 단계; 및 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 제1 파라미터로 결정하는 단계는 과거 관측 데이터 및 가정에 기초하여 상기 사전 파라미터를 결정하는 단계; GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법에 기초하여, 상기 사후 파라미터 분포를 결정하는 단계; 및 상기 사전 파라미터 분포 및 상기 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 상기 제1 파라미터 분포로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 사후 파라미터를 결정하는 단계는 상기 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정하는 단계; 및 상기 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 상기 조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 조건을 설정하는 단계는 우도함수(likelihood function)를 결정하는 단계; 및 상기 우도함수의 임계값을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 임계값을 결정하는 단계는 정확성 인덱스(accuracy index)를 설정하는 단계; 효율성 인덱스(efficiency index)를 설정하는 단계; 및 상기 정확성 인덱스 및 상기 효율성 인덱스에 기초하여 상기 우도함수의 임계값을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 제1 파라미터로 결정하는 단계는 상기 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거하기에 충분한 기간을 설정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 상기 제1 대체 모델로 결정하는 단계는 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 다항식 카오스 확장(PCE; Polynomial Chaos Expansion) 모델을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

[0020] 상기 다항식 카오스 확장 모델을 구축하는 단계는 상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 학습 디자인(design)의 수를 결정하는 단계; 및 상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 다항식의 차수를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0021] 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 상기 강우-유출 모델의 대체 모델들 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하고, 상기 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하고, 상기 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 상기 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보하는 프로세서를 포함한다.

[0022] 상기 프로세서는 앙상블 칼만 필터 및 듀얼 앙상블 칼만 필터 중 적어도 하나에 기초하여 상기 자료 동화 처리를 수행할 수 있다.

[0023] 상기 프로세서는 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 초기화하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화할 수 있다.

[0024] 상기 프로세서는 과거 관측 데이터에 기초하여 상기 사전 파라미터를 결정하고, GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법에 기초하여, 상기 사후 파라미터를 결정하고, 상기 사전 파라미터 및 상기 사후 파라미터 중 어느 하나를 상기 제1 파라미터로 결정할 수 있다.

[0025] 상기 프로세서는 상기 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정하고, 상기 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 상기 조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정할 수 있다.

[0026] 상기 프로세서는 우도함수를 결정하고, 상기 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다.

[0027] 상기 프로세서는 정확성 인덱스를 설정하고, 효율성 인덱스를 설정하고, 상기 정확성 인덱스 및 상기 효율성 인덱스에 기초하여 상기 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다.

[0028] 상기 프로세서는 상기 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거하기에 충분한 기간을 설정할 수 있다.

[0029] 상기 프로세서는 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 다항식 카오스 확장 모델을 구축할 수 있다.

[0030] 상기 프로세서는 상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 학습 디자인의 수를 결정하고, 상기 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 다항식의 차수를 결정할 수 있다.

발명의 효과

[0032] 실시예들은 대체 모델링(surrogate modeling), 파라미터 추론(parameter inference) 및 자료동화(data assimilation) 세 가지 모델링 기법의 장점을 통합할 수 있다.

[0033] 실시예들은 대체 모델의 구축 방식, 모델 입력으로 사용되는 파라미터 산정방법, 및 자료동화 절차 중 파라미터들의 업데이트 여부에 따라 18개의 시나리오들을 고안하고 그 시나리오들의 장단점을 분석하여 최적의 조합을 제시할 수 있으며, 통합 프레임 워크의 적용 가능성과 효과를 조사할 수 있다.

[0034] 실시예들은 강우-유출 모델(rainfall-runoff model)의 불확실성 평가 기법에 기초하여 파라미터 및 상태변수들에 대해 정확한 앙상블을 생성할 수 있다.

[0035] 실시예들은 파라미터 추론과 자료동화를 통해 계산된 불확실성을 정량화하는 비용을 상쇄하기 위해 고효율 대체 모델을 구축할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0037] 도 1은 일 실시예에 따른 유량 예보 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

도 2는 일 실시예에 따른 실시간 유량 예보 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 일 실시예에 따른 불확실성을 평가하기 위한 조건들을 설정하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 일 실시예에 따른 정확성 인덱스와 효율성 인덱스에 기초하여 우도함수의 임계값을 결정하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 일 실시예에 따른 전체 계산 시간을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 일 실시예에 따른 자료 동화 처리의 효과를 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 일 실시예에 따른 유량 예보 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 일 실시예에 따른 유량 예보 장치를 설명하기 위한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0038] 본 명세서에서 개시되어 있는 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 기술적 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 실시예들은 다양한 다른 형태로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.

[0039] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 이해되어야 한다. 예를 들어 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0040] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성요소들 간의 관계를 설명하는 표현들, 예를 들어 "~간의에"와 "바로~간의에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

[0041] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설시된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0042] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로

해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0043] 실시예들은 퍼스널 컴퓨터, 랩톱 컴퓨터, 태블릿 컴퓨터, 스마트 폰, 텔레비전, 스마트 가전 기기, 지능형 자동차, 키오스크, 웨어러블 장치 등 다양한 형태의 제품으로 구현될 수 있다. 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0045] 도 1은 일 실시예에 따른 유량 예보 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

[0046] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 단계들(110 내지 150)은 유량 예보 장치에 의해 수행될 수 있고, 유량 예보 장치는 하나 또는 그 이상의 하드웨어 모듈, 하나 또는 그 이상의 소프트웨어 모듈, 또는 이들의 다양한 조합에 의하여 구현될 수 있다.

[0047] 도 1의 동작은 도시된 순서 및 방식으로 수행될 수 있지만, 도시된 실시예의 사상 및 범위를 벗어나지 않으면서 일부 동작의 순서가 변경되거나 일부 동작이 생략될 수 있다. 도 1에 도시된 다수의 동작은 병렬로 또는 동시에 수행될 수 있다.

[0048] 단계(110)에서, 유량 예보 장치는 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포(prior parameter distribution) 및 사후 파라미터 분포(posterior parameter distribution) 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정한다. 강우-유출 모델은 입력에 따라 그 출력이 고정적으로 결정되는 성질의 결정적 모델(deterministic model)로, 하천 유역에서의 일정 기간 동안의 강우와 그에 따른 하천으로의 유출과의 관계에 관한 모델일 수 있다. 일 실시예에 따른 강우-유출 모델은 NAM(Nedbør - Afstrømnings Model)을 포함할 수 있다.

[0049] 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포는 과거 관측 데이터 및 분포의 가정에 기초하여 결정될 수 있다. 강우-유출 모델의 사전 파라미터는 아래 표 1과 같은 범위를 갖는 파라미터를 포함할 수 있다.

표 1

[0050]

Parameter	Unit	Description	Lower Bound	Upper Bound
Um	mm	Maximum water content in surface storage	5	35
Lm	mm	Maximum water content in lower zone/root storage	50	400
CQOF	[-]	Overland flow coefficient	0	1
CKIF	hrs	Interflow drainage constant	200	2000
TOF	[-]	Overland flow threshold	0	0.9
TIF	[-]	Interflow threshold	0	0.9
TG	[-]	Groundwater recharge threshold	0	0.9
CK12	hrs	Time constant for routing interflow and overland flow	3	72
CKBF	hrs	Time constant for base flow	500	5000

[0051] 유량 예보 장치는 표 1의 파라미터들의 과거 관측 데이터에서, 최소값 과 최대값 구간 내에서 미리 정해진 개수(예를 들어, 1,000개)의 데이터들을 무작위로 추출하여 사전 파라미터 분포를 결정할 수 있다.

[0052] 강우-유출 모델의 사후 파라미터 분포는 불확실성 평가 기법에 기초하여 결정될 수 있다. 불확실성 평가 기법과 관련하여, 앙상블 유량예보 기법은 과거에 발생했던 기상현상이 미래에 재현될 수 있다는 가정 하에 예보시점의 수문상태와 과거 기상자료를 강우-유출 모델을 통해 결합하여 미래의 수문을 예보하는 장기 수문 예보 기법일 수 있다. 예를 들어, 예보시점의 수문상태와 미래에 발생할 가능성이 있는 모든 기상시나리오를 활용하여 강우-유출 모델로부터 다수의 수문 시나리오를 산정하고, 그 대푯값을 미래 수문 예보 값으로 활용할 수 있다.

[0053] 앙상블 유량예보 기법은 강우-유출 모델의 구조 및 파라미터, 기상 입력자료 및 초기 조건 등에 의하여 불확실성이 존재할 수 있기 때문에, 복잡한 자연 유역의 수문작용을 정확하게 모델링하는 것은 불가능할 수 있다. 이러한 환경에서, 유량 예보 장치는 최적의 유량 예보에 가까운 결과를 만족시키는 데이터들을 추출하기 위하여 불확실성 평가 기법을 사용할 수 있다.

[0054] 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 불확실성 평가 기법에 기초하여 불확실성을 정량화하고 평가할 수 있다. 나아가, 유량 예보 장치는 불확실성을 평가하기 위한 조건들을 설정할 수 있고, 해당 조건에 기초하여 최적의

유량 예보에 가까운 결과를 만족시키는 데이터들을 추출할 수 있다. 해당 조건을 만족하는 최적의 유량 예보에 가까운 결과를 만족시키는 데이터들의 집합을 반응(behavior) 데이터 집합이라 지칭할 수 있다. 불확실성 평가 기법의 일례로, 유량 예보 장치는 GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법에 기초하여 반응 데이터 집합을 결정할 수 있다.

[0055] 불확실성 평가 기법의 정확도와 관련된 성능은 불확실성을 평가하기 위한 조건들을 설정하는 방법에 따라 달라질 수 있다. 아래에서, 도 3 내지 도 4를 참조하여 일 실시예에 따른 불확실성을 평가하기 위한 조건들을 설정하는 방법을 상세히 설명한다.

[0056] 단계(120)에서, 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 강우-유출 모델의 대체 모델들(meta models) 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정한다.

[0057] 대체 모델은 모델의 모델, 실시예에서는 강우-유출 모델의 결정론적(Deterministic) 모델을 의미할 수 있고, 대체 모델(surrogate model)로 지칭될 수 있다. 유량 예보 장치는 불확실성을 정량화하는 비용을 상쇄하기 위해 고효율 대체 모델을 구축할 수 있다. 예를 들어, 유량 예보 장치는 강우-유출 모델과 성능은 유사하면서 연산 속도를 현저히 줄일 수 있는 대체 모델을 구축할 수 있다. 일례로, 유량 예보 장치는 반응 데이터 집합에 기초하여, 다항식 카오스 확장(PCE; Polynomial Chaos Expansion) 모델을 구축할 수 있다.

[0058] 유량 예보 장치는 사전 파라미터 분포에 기초하여 대체 모델을 구축하거나, 또는 사후 파라미터 분포에 기초하여 대체 모델을 구축할 수 있다. 사전 파라미터 분포에 기초하여 구축한 다항식 카오스 확장 모델을 PCE-I로 지칭할 수 있고, 사후 파라미터 분포에 기초하여 구축한 다항식 카오스 확장 모델을 PCE-II로 지칭할 수 있다.

[0059] 다항식 카오스 대체 모델은 적절하게 구축된 다항식 함수의 스펙트럼 표현을 통해 강우-유출 모델의 기능적 근사치를 제공할 수 있다. 다항식 카오스 대체 모델은 복잡한 강우-유출 모델을 간단한 다항식의 조합된 형태로 근사하기 때문에 강우-유출 모델에 비해 훨씬 빠른 연산을 수행할 수 있다.

[0060] 다항식 카오스 대체 모델을 구축하기 위해서는 PCE 계수(y_α)를 결정하여야 할 수 있다. PCE 계수는 훈련 세트의 수(N)와 다항식의 차수(p) 결정을 통해 결정될 수 있다. 훈련 세트의 수는 훈련을 위한 실험 디자인의 수로 지칭될 수 있다.

[0061] 다항식의 차수를 증가시키면 다항식 카오스 대체 모델의 정확성을 높일 수 있다. 그러나 차수가 증가함에 따라 추정할 상수값의 개수가 지수적으로 증가하기 때문에 입력 데이터의 개수를 증가시키고 차수를 증가시키는 것이 계산의 비효율성을 유발할 수 있다.

[0062] 일 실시예에 따르면, 유량 예보 장치는 정확성과 효율성의 균형을 맞출 수 있는 훈련 세트의 수(N)와 다항식의 차수(p) 결정할 수 있다. 예를 들어, 유량 예보 장치는 훈련 세트의 수(N)를 50, 다항식의 차수를 3차 또는 4차로 결정할 수 있다.

[0063] 단계(130)에서, 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 추정한다. 초단기 예보의 경우 파라미터 상세화(parameter specification) 및 상태변수 초기화(state initialization)가 중요한 역할을 할 수 있다.

[0064] 이에, 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 상세화할 수 있다. 또한, 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화할 수 있다. 특히, 사후 파라미터 분포에 기반한 파라미터 추정은 미래예보 성능을 크게 개선하고 불확실성을 최소화할 수 있다. 사전 파라미터 분포에 기반한 파라미터 추정은 "랜덤(random) 접근법"이라 지칭할 수 있고, 사후 파라미터 분포에 기반한 파라미터 추정은 "선택(selectd) 접근법"이라 지칭할 수 있다.

[0065] 단계(140)에서, 유량 예보 장치는 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행한다. 자료동화란, 현재의 상태를 설명하기 위해서 유용한 모든 관측자료를 사용하여 최적의 모델 초기자료를 생성하는 과정을 의미할 수 있다. 예보 정확도 향상을 위해서는 모델 초기조건의 불확실성을 줄이기 위한 자료동화가 필요할 수 있다.

[0066] 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 앙상블 칼만 필터(EnKF; ensemble Kalman filter) 및 듀얼 앙상블 칼만 필터(Dual EnKF) 중 적어도 하나에 기초하여 상기 자료 동화 처리를 수행할 수 있다. 앙상블 칼만 필터는 베이지안 업데이트(Bayesian update)에 대한 몬테카를로 접근 방법으로, 모델 변수의 확률밀도함수(pfd)와 데이터의 확률이 주어지며, 베이지안 이론을 통해 데이터 불확도를 고려하여 확률밀도함수를 계산할 수 있다. 앙상블 칼만 필터는 모델 변수의 분포를 변수의 집합체, 앙상블로 표현하고, 공분산 메트릭스를 이용하는 대신 앙상블로

부터 계산된 샘플의 공분산을 이용할 수 있다.

[0067] 단계(150)에서, 유량 예보 장치는 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보한다. 유량을 예보하는 것은 유량도(hydrograph)를 예보하는 것일 수 있고, 유량 예보 장치는 유량 예보를 통해 홍수의 발생도 예보할 수 있다. 유량 예보 장치는 실시간으로 확률 홍수 예보를 수행할 수 있다.

[0069] 도 2는 일 실시예에 따른 실시간 유량 예보 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0070] 도 2를 참조하면, 일 실시예에 따른 실시간 유량 예보 방법은 웜업(warm-up) 기간, 캘리브레이션(calibration) 기간 및 예보(forecasting) 기간을 포함할 수 있다.

[0071] 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포를 결정하는 단계에서, 웜업 기간을 통해 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거할 수 있다. 웜업 기간을 수행하는 경우, 웜업 기간을 수행하지 않는 경우와 비교하여 GLUE 기법에서 반응 데이터 집합을 훨씬 빠르게 생성할 수 있다. 도 2에서, n은 사후 파라미터 분포의 샘플수를 의미할 수 있고, n_w는 사전 파라미터 분포의 샘플수를 의미할 수 있다.

[0072] 캘리브레이션 기간 동안 대체 모델이 구축될 수 있다. 사전 파라미터 분포에 기초하여 PCE-I 모델이 구축될 수 있고, 사후 파라미터 분포에 기초하여 PCE-II 모델이 구축될 수 있다.

[0073] 유량 예보 장치는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 추정할 수 있고, 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행할 수 있다. 이후, 예보(forecasting) 기간에서 유량 예보 장치는 실시간으로 확률 홍수 예보를 수행할 수 있다.

[0075] 도 3은 일 실시예에 따른 불확실성을 평가하기 위한 조건들을 설정하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0076] 도 3를 참조하면, 단계들(310 내지 340)은 도 1을 참조하여 설명한 유량 예보 장치에 의해 수행될 수 있다.

[0077] 단계(310)에서, 유량 예보 장치는 과거 관측 데이터에 기초하여 데이터를 샘플링할 수 있다.

[0078] 유량 예보 장치는 과거 관측 데이터에서, 최소값 과 최대값 구간 내에서 미리 정해진 개수(예를 들어, 1,000개)의 데이터들을 무작위로 추출할 수 있다. 일례로, 유량 예보 장치는 몬테 카를로 방법(Monte Carlo Method)에 기초하여 데이터를 샘플링할 수 있다. 몬테 카를로 방법은 무작위 추출된 난수를 이용하여 원하는 함수의 값을 계산하기 위한 시뮬레이션 방법일 수 있다. 다만, 몬테 카를로 방법은 예시적인 방법일 뿐, 이에 한정되지 않고 데이터를 샘플링하는 다양한 방법들이 적용될 수 있다.

[0079] 단계(320)에서, 유량 예보 장치는 샘플링된 데이터를 상기 강우-유출 모델에 입력할 수 있다.

[0080] 단계(330)에서, 유량 예보 장치는 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정할 수 있다. 유량 예보 장치는 강우-유출 모델의 성능을 평가하기 위한 우도함수 및 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다. 일 실시예에 따른 우도함수는 NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency), 피크 에러(PE; peak error), 볼륨 에러(VE; volume error)를 포함할 수 있다. NSE는 유량도(hydrograph)의 모양(shape)에 대응하고, 피크 에러는 유량도의 피크값에 대응하고, 볼륨 에러는 유량도의 볼륨에 대응하는 우도함수일 수 있다.

[0081] 종래에는 불확실성 평가 기법에 있어서, 우도함수의 임계값을 결정하는 명확한 방법이 존재하지 않았다. 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 정확성 인덱스(AI; accuracy index) 및 효율성 인덱스(EI; efficiency index)를 정의하고, 정확성 인덱스 및 효율성 인덱스에 기초하여 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다.

[0082] 보다 구체적으로, 정확성 인덱스는 수학식 1과 같이 정의될 수 있다.

수학식 1

$$U = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Q_t^{97.5} - Q_t^{2.5})$$

$$AI_k = 1 - \frac{U_k}{U_{max}}$$

[0083]

[0084] 수학식 1에서, U는 유량도에서 전체 계산 시간 동안 1,000 개의 행동 앙상블 결과 중 2.5 ~ 97.5번째 백분위 수 사이에서 식별된 불확실성의 시간 평균을 의미할 수 있다. k는 다양한 임계값에 대응하는 인덱스일 수 있고, T는 전체 시간에 대한 총 계산 타임스텝의 수일 수 있고, t는 1에서 T까지의 시간에 대한 인덱스일 수 있다. $Q_t^{97.5}$ 및 $Q_t^{2.5}$ 는 시간 t에서 불확실성 분포의 2.5 및 97.5 퍼센타일(percentile)에 대응하는 유량(discharge) 값일 수 있다.

[0085] 효율성 인덱스는 미리 정해진 개수(예를 들어 1000개)의 반응 데이터 집합을 획득할 때까지 필요한 강우-유출 모델의 실행 횟수(P)를 계산할 수 있다. 나아가, 강우-유출 모델의 실행 횟수(P)는 k마다 계산될 수 있다. 이에 기초하여, 효율성 인덱스는 수학식 2와 같이 정의될 수 있다.

수학식 2

$$EI_k = 1 - \frac{P_k}{P_{max}}$$

[0086]

[0087] 여기서 P_{max}는 모델의 최대 실행 횟수일 수 있다. 정확도 인덱스와 효율성 인덱스는 0과 1 사이에서 결정될 수 있다. 유량 예보 장치는 정확성 인덱스와 효율성 인덱스를 결정한 이후에, 두 인덱스에 기초하여 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다.

[0088] 도 4를 참조하면, 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 정확성 인덱스와 효율성 인덱스의 교점에 대응하는 우도함수의 값을 임계값으로 결정할 수 있다.

[0089] NSE의 경우 1에 가까울수록 모델의 성능이 우수함을 의미할 수 있고, PE 및 VE는 0(%)에 가까울수록 모델의 성능이 우수함을 의미할 수 있다.

[0090] 정확성 인덱스 우도함수의 값에 비례하는 추세를, 효율성 인덱스는 우도함수의 값에 반비례하는 추세를 갖을 수 있다. 일 실시예에 따른 유량 예보 장치는 정확성 인덱스와 효율성 인덱스의 교점에 대응하는 우도함수의 값을 임계값으로 결정하여 정확성과 효율성이 균형을 이루는 임계값을 설정할 수 있다. 도 3의 실시예에 따라 결정된 임계값은 아래 표 2와 같을 수 있다.

표 2

Event	NSE [-]	PE [%]	VE [%]
2	0.85	4.48	4.81
5	0.85	4.47	4.83
8	0.83	2.93	2.48
Mean	0.82	4.05	4.35

[0091]

[0092] 다시 도 3을 참조하면, 단계(340)에서, 유량 예보 장치는 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 조건을 만족하

는 반응 데이터 집합을 결정할 수 있다. 반응 데이터 집합에 기초하여 사후 파라미터 분포가 결정될 수 있다.

[0094] 도 5는 일 실시예에 따른 전체 계산 시간을 설명하기 위한 도면이다.

[0095] 도 5를 참조하면, 일 실시예에 따른 전체 계산 시간은 대체 모델 구축시간, 파라미터 유추시간, 및 자료 동화 시간을 포함할 수 있다. 정확도 향상을 위해서 필요한 파라미터 유추 및 자료 동화에 많은 시간이 소요될 수 있지만, 파라미터 유추 및 자료 동화에 대체 모델을 사용하여 시간을 줄일 수 있다. 예를 들어, 대체 모델을 사용하는 경우, 그렇지 않은 경우 보다 최대 80배 빠를 수 있다.

[0097] 도 6은 일 실시예에 따른 자료 동화 처리의 효과를 설명하기 위한 도면이다.

[0098] 도 6을 참조하면, 그래프들은 예보 기간 동안 500 앙상블 홍수 피크(peak)에 대한 3가지 자료 동화 방법(자료 동화 처리 없음, 앙상블 칼만 필터, 듀얼 앙상블 칼만 필터에 따른 성능을 도시한 그래프들이다.

[0099] 앙상블 칼만 필터, 듀얼 앙상블 칼만 필터 간에 실질적인 결과 차이는 크게 없지만, 수위에 대한 첨두를 재현하는 데 현저한 개선이 있을 수 있다. 자료 동화 처리를 사용하지 않는 경우, 선택(Selected) 접근법이 우수한 결과를 제공하며, 선택 접근법을 사용할 수 없는 경우에는 자료 동화 처리를 적용해야 할 수 있다.

[0101] 도 7은 일 실시예에 따른 유량 예보 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0102] 도 7을 참조하면, 일 실시예에 따른 유량 예보 방법은 대체 모델링(surrogate modeling), 파라미터 추론(parameter inference) 및 자료동화(data assimilation) 세 가지 모델링 기법의 장점을 통합할 수 있다.

[0103] 구체적으로, 유량 예보를 위한 모델(710)로는 대체 모델 PCE-I, PCE-I 와 강우-유출 모델(NAM)의 3가지 모델이 존재할 수 있고, 파라미터 추론 방법(720)은 선택 접근법과 랜덤 접근법 2가지가 있을 수 있고, 자료 동화 처리 방법(730)은 자료 동화 처리 없음, 앙상블 칼만 필터 사용, 듀얼 앙상블 칼만 필터 사용 3가지 방법이 있을 수 있다.

[0104] 따라서, 일 실시예에 따른 유량 예보 방법은 대체 모델의 구축 방식, 모델 입력으로 사용되는 파라미터 산정방법, 및 자료동화 절차 중 파라미터들의 업데이트 여부에 따라 아래 표 3과 같이 18개의 시나리오가 존재할 수 있다.

표 3

[0105]

Approach	Specification	*Model*	Data assimilation
A1	*Random*	NAM	None
A2			EnKF
A3			Dual EnKF
A4		PCE-I	None
A5			EnKF
A6			Dual EnKF
A7		PCE-II	None
A8			EnKF
A9			Dual EnKF
A10	*Selected*	NAM	None
A11			EnKF
A12			Dual EnKF
A13		PCE-I	None
A14			EnKF
A15			Dual EnKF
A16		PCE-II	None
A17			EnKF
A18			Dual EnKF

[0106] 일 실시예에 따른 유량 예보 방법에 따르면, A15 방법이 가장 우수한 방법일 수 있다. A15 방법은 사후 파라미

터 분포에 기초하여 대체 모델이 결정되고, 선택 접근법에 기초하여 대체 모델의 파라미터를 추정하고, 대체 모델의 파라미터에 듀얼 앙상블 칼만 필터에 기초하여 자료 동화 처리를 수행하는 방법일 수 있다.

[0108] 도 8은 일 실시예에 따른 유량 예보 장치를 설명하기 위한 순서도이다.

[0109] 도 8을 참조하면, 일 실시예에 따른 유량 예보 장치(800)는 프로세서(810)를 포함한다. 유량 예보 장치(800)는 메모리(830), 통신 인터페이스(850), 및 센서들(880)을 더 포함할 수 있다. 프로세서(810), 메모리(830), 통신 인터페이스(850), 및 센서들(880)은 통신 버스(805)를 통해 서로 통신할 수 있다.

[0110] 프로세서(810)는 강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 상기 강우-유출 모델의 대체 모델들 중 어느 하나를 제1 대체 모델로 결정하고, 상기 제1 파라미터 분포에 기초하여, 상기 제1 대체 모델의 파라미터를 추정하고, 상기 제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행하고, 상기 자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 상기 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량을 예보한다.

[0111] 메모리(830)는 과거 관측 데이터, 반응 데이터 집합 등을 저장할 수 있다. 메모리(830)는 휘발성 메모리 또는 비 휘발성 메모리일 수 있다.

[0112] 실시예에 따라서, 프로세서(810)는 앙상블 칼만 필터 및 듀얼 앙상블 칼만 필터 중 적어도 하나에 기초하여 자료 동화 처리를 수행할 수 있다. 프로세서(810)는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 초기화하고, 제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 상태변수를 초기화할 수 있다. 프로세서(810)는 과거 관측 데이터에 기초하여 사전 파라미터를 결정하고, GLUE(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) 기법에 기초하여, 사후 파라미터를 결정하고, 사전 파라미터 및 사후 파라미터 중 어느 하나를 제1 파라미터로 결정할 수 있다. 프로세서(810)는 강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정하고, 강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서, 조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정할 수 있다. 프로세서(810)는 우도함수를 결정하고, 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다. 프로세서(810)는 정확성 인덱스를 설정하고, 효율성 인덱스를 설정하고, 정확성 인덱스 및 효율성 인덱스에 기초하여 우도함수의 임계값을 결정할 수 있다. 프로세서(810)는 강우-유출 모델의 초기 상태의 불확실성을 제거하기에 충분한 기간을 설정할 수 있다. 프로세서(810)는 제1 파라미터 분포에 기초하여, 다항식 카오스 확장 모델을 구축할 수 있다. 프로세서(810)는 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 디자인의 수를 결정하고, 다항식 카오스 확장 모델 구축을 위한 다항식의 차수를 결정할 수 있다.

[0113] 이 밖에도, 프로세서(810)는 도 1 내지 도 7을 통해 전술한 적어도 하나의 방법 또는 적어도 하나의 방법에 대응되는 알고리즘을 수행할 수 있다. 프로세서(810)는 프로그램을 실행하고, 유량 예보 장치(800)를 제어할 수 있다. 프로세서(810)에 의하여 실행되는 프로그램 코드는 메모리(830)에 저장될 수 있다. 유량 예보 장치(800)는 입출력 장치(미도시)를 통하여 외부 장치(예를 들어, 퍼스널 컴퓨터 또는 네트워크)에 연결되고, 데이터를 교환할 수 있다. 유량 예보 장치(800)는 스마트 폰, 테블릿 컴퓨터, 랩톱 컴퓨터, 데스크톱 컴퓨터, 텔레비전, 웨어러블 장치 등 다양한 컴퓨팅 장치 및/또는 시스템에 탑재될 수 있다.

[0115] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0116] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의

조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

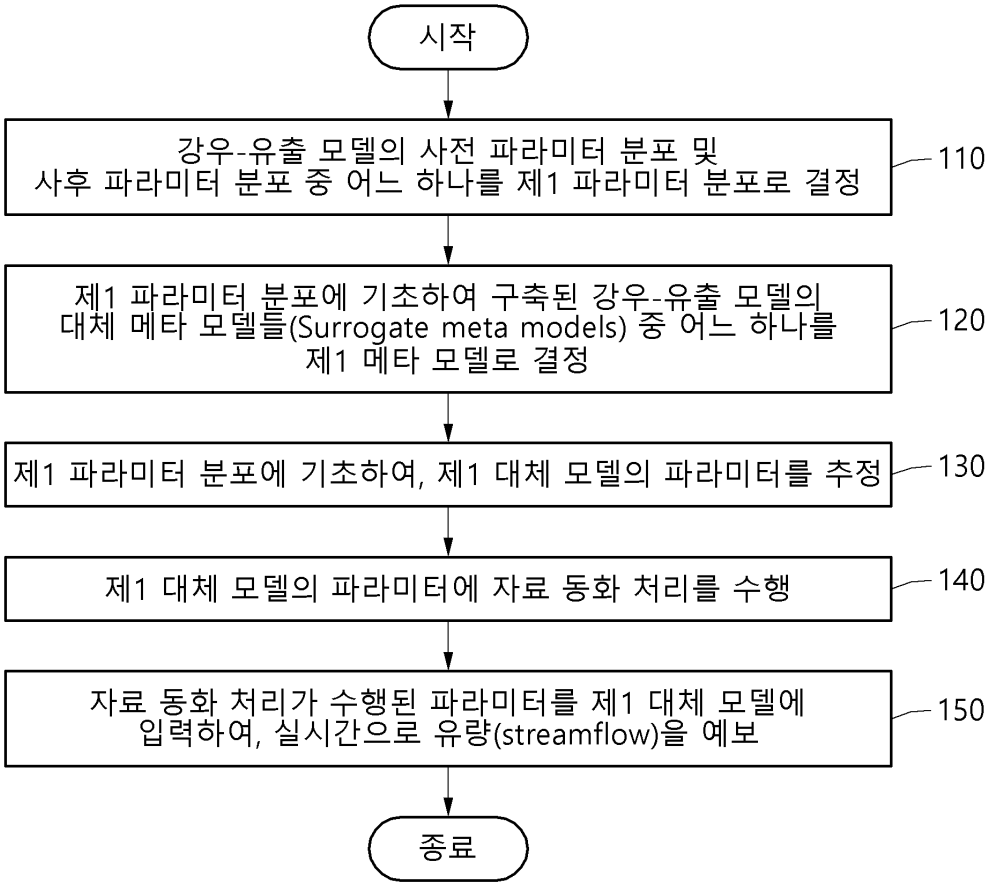
[0117] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0118] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

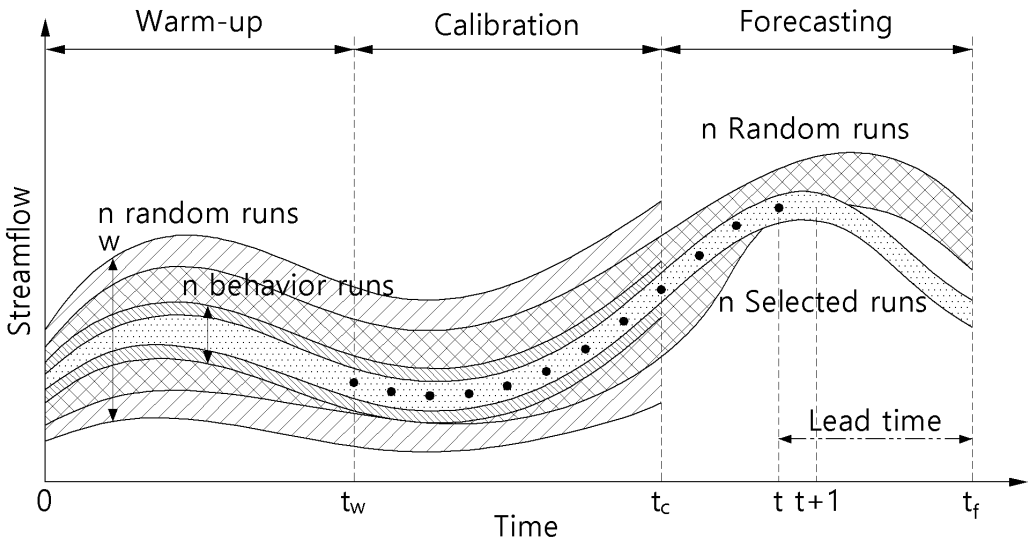
[0119] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

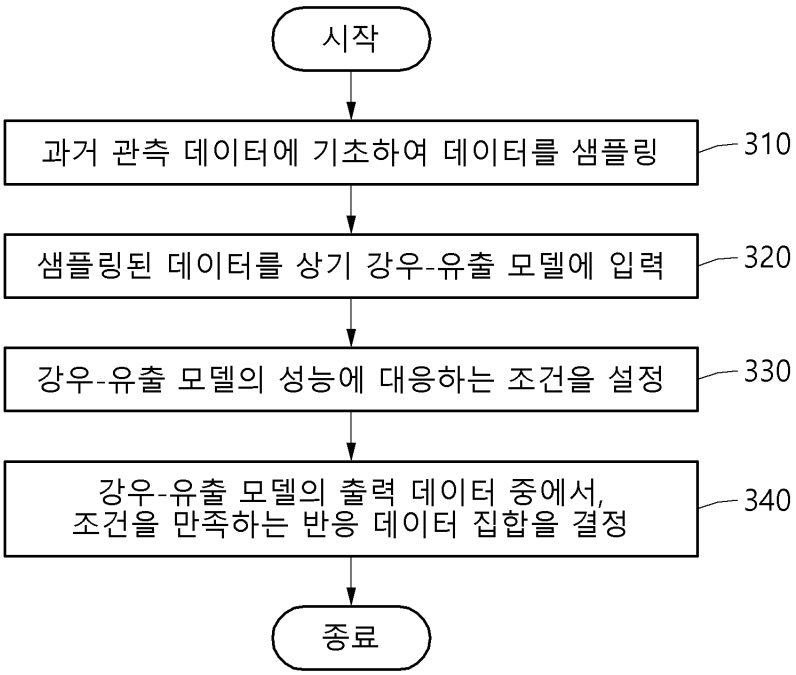
도면1


시작
강우-유출 모델의 사전 파라미터 분포 및 사후 파라미터 분포 중 어느 하나를 제1 파라미터 분포로 결정
110
제1 파라미터 분포에 기초하여 구축된 강우-유출 모델의 대체 메타 모델들(Surrogate meta models) 중 어느 하나를 제1 메타 모델로 결정
120
제1 파라미터 분포에 기초하여, 제1 대체 모델의 파라미터를 추정
130
제1 대체 모델의 파라미터에 자료 동화 처리를 수행
140
자료 동화 처리가 수행된 파라미터를 제1 대체 모델에 입력하여, 실시간으로 유량(streamflow)을 예보
150
종료

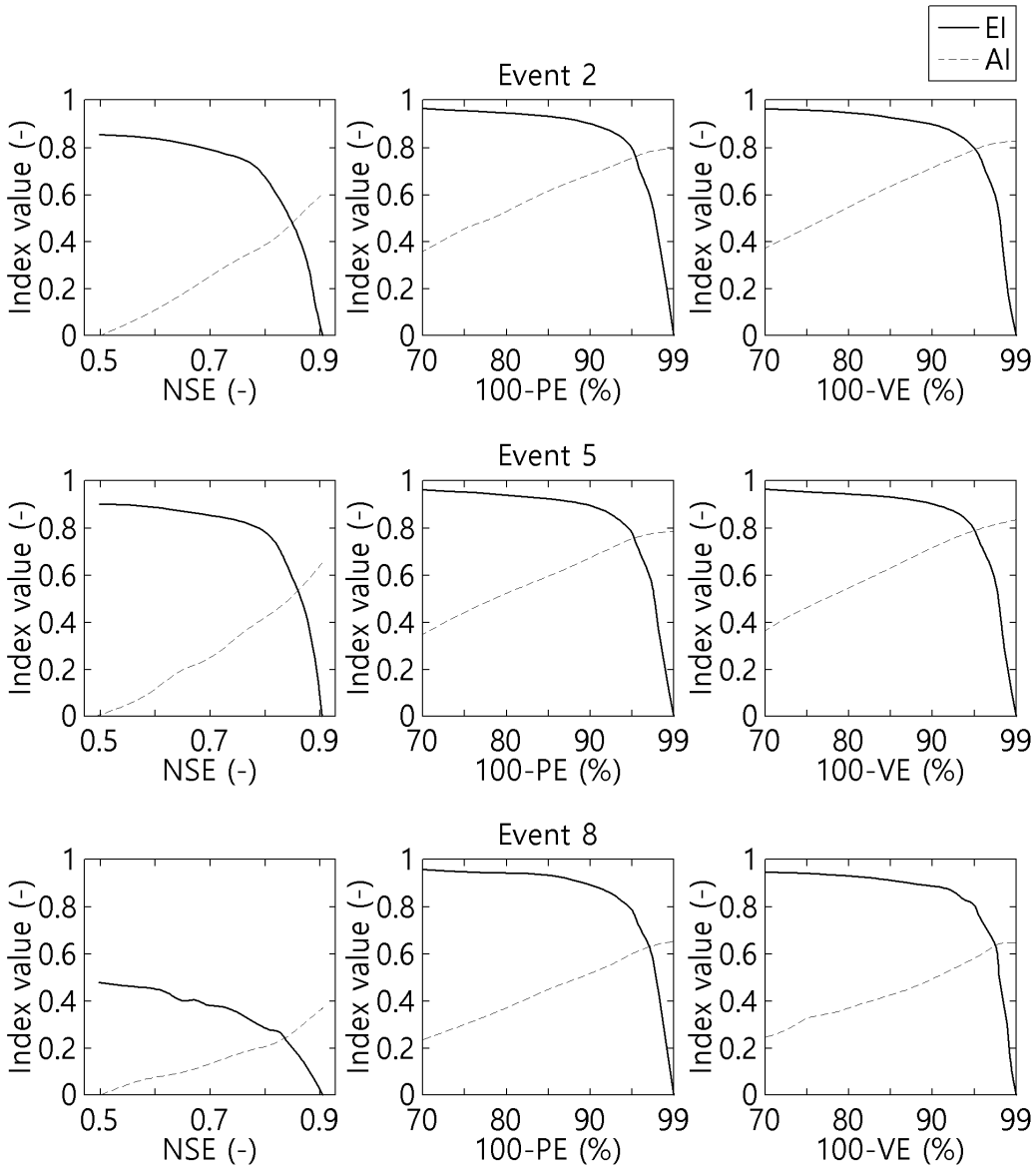
도면2


Warm-up
Calibration
Forecasting
n Random runs
n random runs
w
n behavior runs
n Selected runs
Lead time
Streamflow
0
t_w
t_c
t t+1
t_f
Time

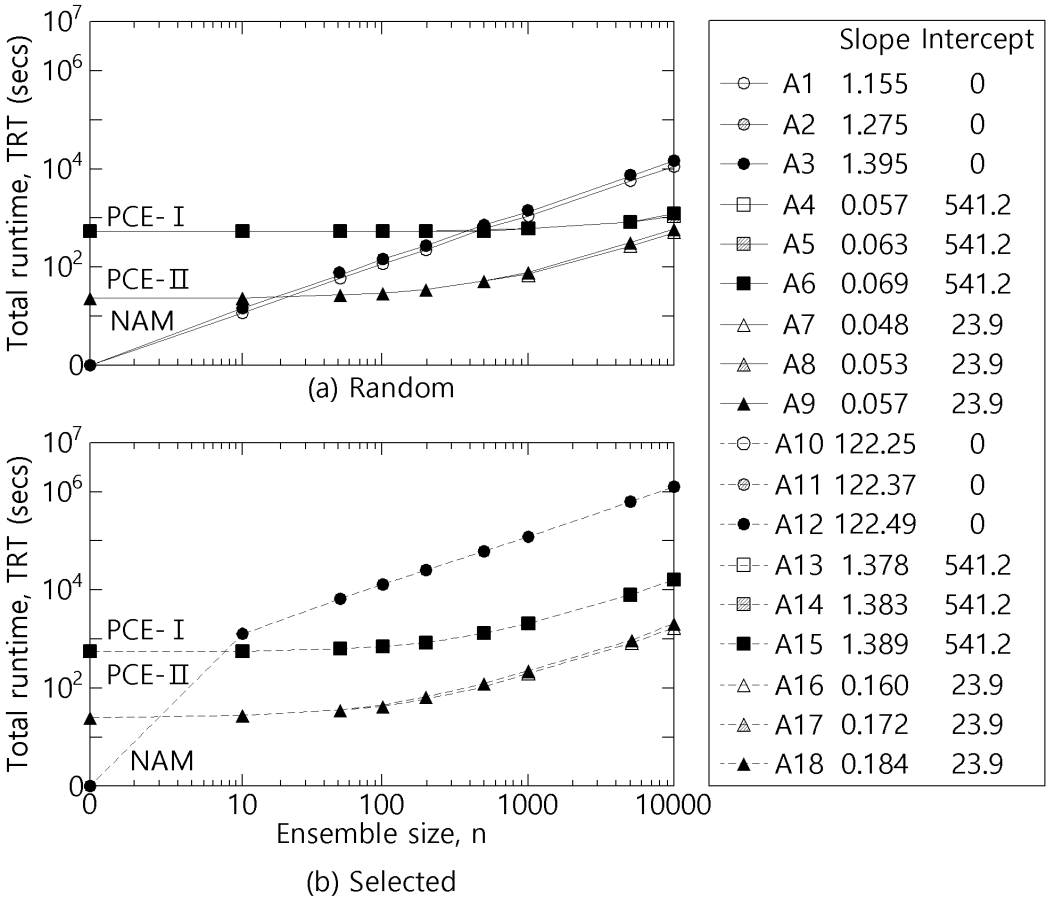
도면3


시작
과거 관측 데이터에 기초하여 데이터를 샘플링
310
샘플링된 데이터를 상기 강우-유출 모델에 입력
320
강우-유출 모델의 성능에 대응하는 조건을 설정
330
강우-유출 모델의 출력 데이터 중에서,
조건을 만족하는 반응 데이터 집합을 결정
340
종료

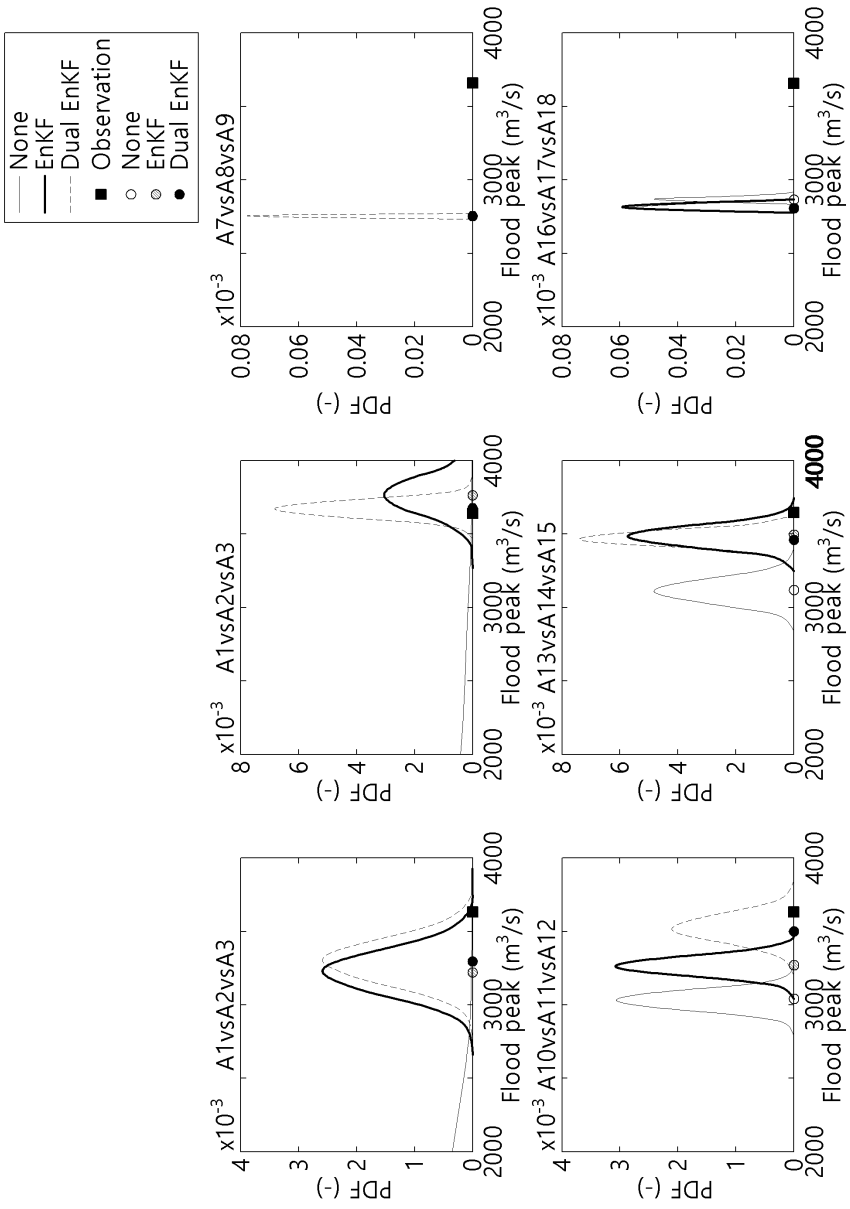
도면4


EI
AI
Event 2
Event 5
Event 8
Index value (-)
NSE (-)
100-PE (%)
100-VE (%)
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1
0.5
0.7
0.9
70
80
90
99

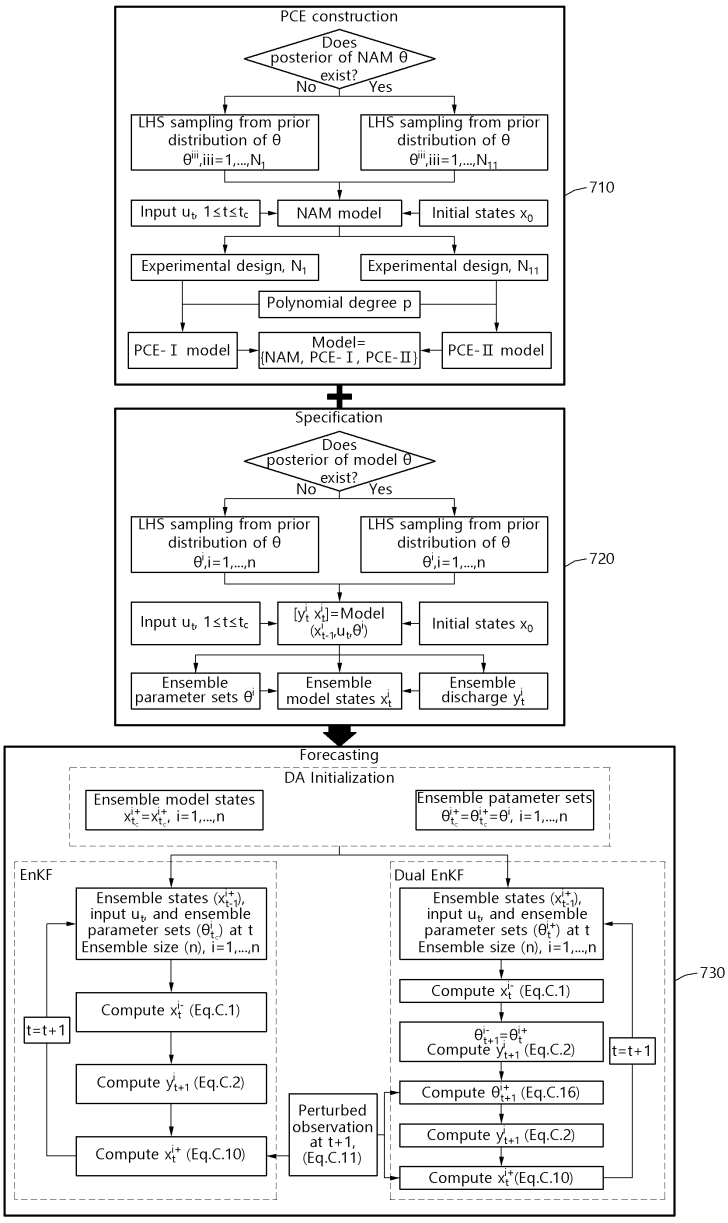
도면5


Total runtime, TRT (secs)
PCE-Ⅰ
PCE-Ⅱ
NAM
(a) Random
Total runtime, TRT (secs)
PCE-Ⅰ
PCE-Ⅱ
NAM
0
10
100
1000
10000
Ensemble size, n
(b) Selected
Slope Intercept
A1 1.155 0
A2 1.275 0
A3 1.395 0
A4 0.057 541.2
A5 0.063 541.2
A6 0.069 541.2
A7 0.048 23.9
A8 0.053 23.9
A9 0.057 23.9
A10 122.25 0
A11 122.37 0
A12 122.49 0
A13 1.378 541.2
A14 1.383 541.2
A15 1.389 541.2
A16 0.160 23.9
A17 0.172 23.9
A18 0.184 23.9

도면6


None
EnKF
Dual EnKF
Observation
None
EnKF
Dual EnKF
A7vsA8vsA9
A16vsA17vsA18
A1vsA2vsA3
A13vsA14vsA15
A1vsA2vsA3
A10vsA11vsA12
PDF (-)
Flood peak (m3/s)
x10-3
0
2000
3000
4000

도면7


PCE construction
Does posterior of NAM θ exist?
No
Yes
LHS sampling from prior distribution of θ θ^iii,iii=1,...,N_1
LHS sampling from prior distribution of θ θ^iii,iii=1,...,N_11
Input u_t, 1≤t≤t_c
NAM model
Initial states x_0
Experimental design, N_1
Experimental design, N_11
Polynomial degree p
PCE-Ⅰ model
Model={NAM, PCE-Ⅰ, PCE-Ⅱ}
PCE-Ⅱ model
710
Specification
Does posterior of model θ exist?
No
Yes
LHS sampling from prior distribution of θ θ^i,i=1,...,n
LHS sampling from prior distribution of θ θ^i,i=1,...,n
Input u_t, 1≤t≤t_c
[y_t^i x_t^i]=Model (x_t-1^i,u_t,θ^i)
Initial states x_0
Ensemble parameter sets θ^i
Ensemble model states x_t^i
Ensemble discharge y_t^i
720
Forecasting
DA Initialization
Ensemble model states x_t_c^i+=x_t_c^i+, i=1,...,n
Ensemble patameter sets θ_t_c^i+=θ_t_c^i+=θ^i, i=1,...,n
EnKF
Ensemble states (x_t-1^i+), input u_t, and ensemble parameter sets (θ_t-^i) at t Ensemble size (n), i=1,...,n
Compute x_t^i- (Eq.C.1)
Compute y_t+1^i (Eq.C.2)
Compute x_t^i+ (Eq.C.10)
t=t+1
Perturbed observation at t+1, (Eq.C.11)
Dual EnKF
Ensemble states (x_t-1^i+), input u_t, and ensemble parameter sets (θ_t^i+) at t Ensemble size (n), i=1,...,n
Compute x_t^i- (Eq.C.1)
θ_t+1^i-=θ_t^i+
Compute y_t+1^i (Eq.C.2)
Compute θ_t+1^i+ (Eq.C.16)
Compute y_t+1^i (Eq.C.2)
Compute x_t^i+(Eq.C.10)
t=t+1
730

도면8

