



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0081851
(43) 공개일자 2023년06월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01W 1/14 (2006.01) G01W 1/10 (2006.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01W 1/14 (2013.01)
G01W 1/10 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0168346
(22) 출원일자 2021년11월30일
심사청구일자 2021년11월30일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
허준행
서울특별시 용산구 이촌로 347, 12동 702호 (서빙고동, 신동아아파트)
이주형
서울특별시 서대문구 성산로17길 18-17 112호
(74) 대리인
김인철

전체 청구항 수 : 총 17 항

(54) 발명의 명칭 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템 및 산정방법

(57) 요약

본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템으로서, 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 입력부(100); 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 지점빈도 해석부

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



(200); 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 교차검정부(300); 교차검정부(300)에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부(300)에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부(200)에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 확률강우량 예측부(400); 및상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 결과산정부(500)를 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템이다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G01W 2201/00 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711146070
과제번호	2019R1A2C2010854
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정 기법 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템으로서,
 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 입력부;
 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 지점빈도 해석부;
 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 교차검정부;
 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 확률강우량 예측부; 및
 상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 결과산정부를 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 2

청구항 1에 있어서,
 상기 입력부의 입력값인 분석대상지점의 연최대치 강우정보는
 해당연도, 일 연최대강우량 측정월, 일 연최대강우량 측정일 및 일 연최대강우량을 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 3

청구항 1에 있어서,
 상기 입력부의 입력값인 분석대상지점의 지형학적 정보는
 대상지점의 인덱스 대상지점의 실제 지점번호, 대상지점의 위도, 대상지점의 경도 및 대상지점의 고도를 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 4

청구항 1에 있어서,
 상기 입력부의 입력값인 분석대상지역의 지역구분 정보는
 수문학적 동질성을 갖는 지점을 하나의 지역으로 구분하며,
 분석대상지점의 일련번호,
 분석대상지점의 관측자료로만 지역을 구성할때 구분되는 지역번호 및
 관측자료와 기후변화시나리오자료가 함께 고려될때 구분되는 지역번호를 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 5

청구항 1에 있어서,
 상기 지점빈도 해석부는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고

려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 교차검정부는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도해석부(200)의 해석결과를 출력값으로 하여,

리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위한 딥러닝 모델을 선정하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 교차검정부에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 8

청구항 6에 있어서,

상기 교차검정부에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 9

청구항 6에 있어서,

상기 교차검정부에서 선정된 딥러닝 모델 구조는 은닉층이 2층인 DNN 알고리즘인 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 10

청구항 1에 있어서,

상기 확률강우량 예측부는

분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 산정된 설계수문량과,

상기 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각각 계산하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템.

청구항 11

컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법으로서,

입력부가 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 S100 단계;

지점빈도 해석부가 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 S200 단계;

교차검정부가 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 S300 단계;

확률강우량 예측부가 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 S400 단계; 및

결과산정부가 상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 S500

단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 12

청구항 11에 있어서,

S200 단계에서, 지점빈도 해석부는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 13

청구항 11에 있어서,

S300 단계에서, 상기 교차검정부부는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도해석부(200)의 해석 결과를 출력값으로 하여, 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위한 딥러닝 모델을 선정하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 14

청구항 13에 있어서,

S300 단계에서, 상기 교차검정부에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 15

청구항 13에 있어서,

S300 단계에서, 상기 교차검정부에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 16

청구항 11에 있어서,

S400 단계에서, 상기 확률강우량 예측부는

분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 산정된 설계수문량과,

상기 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각각 계산하는 것을 특징으로 하는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법.

청구항 17

하드웨어와 결합되어, 청구항 11에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 설계수문량 산정시스템 및 산정방법에 관한 것이다. 구체적으로는 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템 및 산정방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 과거보다 기후변화로 인한 극치 강우사상의 출현빈도가 잦아지고 있다. 이에 따라 수공구조물과 민간 재해 피해를 최소화하고자, 보다 정확한 확률 강우량 산정이 더욱 강조되고 있다.

[0003] 하지만, 종래기술은 기후변화에 대한 영향을 엄밀하게 고려하지 못하고 있는 문제점이 있다. 또한, 기후변화의 영향을 고려하더라도, 이를 정확하게 반영하는 인공지능 모델을 선정하는 방식이 미처시되는 것이 현실이다.

[0004] 이에, 본 발명은 기후변화에 의한 영향을 고려하여 확률 강우량 즉 설계수문량을 산정하고자 한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) (문헌 1) 한국등록특허공보 제10-2282977호 (2021.07.22)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템 및 산정방법은 다음과 같은 해결과제를 가진다.

[0007] 첫째, 설계수문량의 산정에 기후변화를 고려하고자 한다.

[0008] 둘째, 딥러닝모델 중에서 최적 딥러닝 모델을 선정하는 방법을 제시하고자 한다.

[0009] 셋째, 선정된 각 딥러닝모델 중 오차가 적은 딥러닝모델을 선정하는 방법을 제시하고자 한다.

[0010] 본 발명의 해결과제는 이상에서 언급한 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 해결과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템으로서, 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 입력부; 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 지점빈도 해석부; 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 교차검정부; 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 확률강우량 예측부; 및상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 결과산정부를 포함할 수 있다.

[0012] 본 발명에 있어서, 상기 입력부의 입력값인 분석대상지점의 연최대치 강우정보는 해당연도, 일 연최대강우량 측정월, 일 연최대강우량 측정일 및 일 연최대강우량을 포함할 수 있다.

[0013] 본 발명에 있어서, 상기 입력부의 입력값인 분석대상지점의 지형학적 정보는

[0014] 대상지점의 인덱스 대상지점의 실제 지점번호, 대상지점의 위도, 대상지점의 경도 및 대상지점의 고도를 포함할 수 있다.

[0015] 본 발명에 있어서, 상기 입력부의 입력값인 분석대상지역의 지역구분 정보는

[0016] 수문학적 동질성을 갖는 지점을 하나의 지역으로 구분하며, 분석대상지점의 일련번호, 분석대상지점의 관측자료로만 지역을 구성할때 구분되는 지역번호 및 관측자료와 기후변화시나리오자료가 함께 고려될때 구분되는 지역번호를 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명에 있어서, 상기 지점빈도 해석부는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정할 수 있다.

[0018] 본 발명에 있어서, 상기 교차검정부는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도해석부(200)의 해석결과를 출력값으로 하여, 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산

정을 위한 딥러닝 모델을 선정할 수 있다.

- [0019] 본 발명에 있어서, 상기 교차검정부에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것이 가능하다.
- [0020] 본 발명에 있어서, 상기 교차검정부에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것이 가능하다.
- [0021] 본 발명에 있어서, 상기 교차검정부에서 선정된 딥러닝 모델 구조는 은닉층이 2층인 DNN 알고리즘인 것이 가능하다.
- [0022] 본 발명에 있어서, 상기 확률강우량 예측부는 분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 선정된 설계수문량과, 상기 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각각 계산할 수 있다.
- [0024] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법으로서, 입력부가 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 S100 단계; 지점빈도 해석부가 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 S200 단계; 교차검정부가 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 S300 단계; 확률강우량 예측부가 교차검정부에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 S400 단계; 및 과산정부가 상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 S500 단계;를 포함할 수 있다.
- [0025] 본 발명에 있어서, S200 단계에서, 지점빈도 해석부는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정할 수 있다.
- [0026] 본 발명에 있어서, S300 단계에서, 상기 교차검정부는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도 해석부(200)의 해석결과를 출력값으로 하여, 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위한 딥러닝 모델을 선정할 수 있다.
- [0027] 본 발명에 있어서, S300 단계에서, 상기 교차검정부에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것이 가능하다.
- [0028] 본 발명에 있어서, S300 단계에서, 상기 교차검정부에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것이 가능하다.
- [0029] 본 발명에 있어서, S400 단계에서, 상기 확률강우량 예측부는 분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 선정된 설계수문량과, 상기 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각각 계산할 수 있다.
- [0030] 본 발명은 하드웨어와 결합되어, 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

발명의 효과

- [0031] 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템 및 산정방법은 다음과 같은 효과를 가진다.
- [0032] 첫째, 설계수문량의 산정에 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보 등을 입력하여 기후변화를 고려하는 효과가 있다.
- [0033] 둘째, 교차검증을 통해, 딥러닝모델 중에서 최적 딥러닝 모델을 선정하는 효과가 있다.

[0034] 셋째, 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하여, 선정된 각 딥러닝모델 중 오차가 적은 딥러닝모델을 선정하는 효과가 있다.

[0035] 본 발명의 효과는 이상에서 언급된 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0036] 도 1은 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템의 구성도이다.

도 2는 본 발명에 따른 입력값 중 연 최대치 강우정보의 일 실시예이다.

도 3은 본 발명에 따른 입력값 중 지형학적 정보의 일 실시예이다.

도 4는 본 발명에 따른 입력값 중 지역구분 정보의 일 실시예이다.

도 5는 본 발명에 따른 교차검정부에서 선정된 최적 딥러닝모델 구조의 일 실시예이다.

도 6은 구분된 지역에 속한 각 지점의 설계수문량 결과값 출력의 일 실시예이다.

도 7은 딥러닝 모델을 통해 예측된 설계수문량과 지점빈도해석 결과 사이의 상대평균제곱근오차(RRMSE)의 일 실시예이다.

도 8은 본 발명에 따른 첫번째 출력값의 예시로서, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위해 사용된 딥러닝 모델의 구조를 나타낸다.

도 9는 본 발명에 따른 두번째 출력값의 예시로서, 분석대상지점의 설계수문량을 나타낸다.

도 10은 본 발명에 따른 세번째 출력값의 예시로서, 지역빈도해석 S/W 모듈 이용하여 산정한 설계수문량과의 상대 평균 제곱근오차를 나타낸다.

도 11은 지점빈도해석 결과와 S/W로 계산한 설계수문량을 비교한 일 실시예이다.

도 12는 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0037] 이하, 첨부한 도면을 참조하여, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 설명한다. 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 이해할 수 있는 바와 같이, 후술하는 실시예는 본 발명의 개념과 범위를 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 형태로 변형될 수 있다. 가능한 한 동일하거나 유사한 부분은 도면에서 동일한 도면부호를 사용하여 나타낸다.

[0038] 본 명세서에서 사용되는 전문용어는 단지 특정 실시예를 언급하기 위한 것이며, 본 발명을 한정하는 것을 의도하지는 않는다. 여기서 사용되는 단수 형태들은 문구들이 이와 명백히 반대의 의미를 나타내지 않는 한 복수 형태들도 포함한다.

[0039] 본 명세서에서 사용되는 "포함하는"의 의미는 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소 및/또는 성분을 구체화하며, 다른 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소, 성분 및/또는 군의 존재나 부가를 제외시키는 것은 아니다.

[0040] 본 명세서에서 사용되는 기술용어 및 과학용어를 포함하는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 일반적으로 이해하는 의미와 동일한 의미를 가진다. 사전에 정의된 용어들은 관련기술문헌과 현재 개시된 내용에 부합하는 의미를 가지는 것으로 추가 해석되고, 정의되지 않는 한 이상적이거나 매우 공식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0041] 본 명세서에서 사용되는 방향에 관한 표현, 예를 들어 전/후/좌/우의 표현, 상/하의 표현, 종방향/횡방향의 표현은 도면에 개시된 방향을 참고하여 해석될 수 있다.

[0043] 이하에서는 도면을 참고하여 본 발명을 설명하고자 한다. 참고로, 도면은 본 발명의 특징을 설명하기 위하여, 일부 과장되게 표현될 수도 있다. 이 경우, 본 명세서의 전 취지에 비추어 해석되는 것이 바람직하다.

- [0045] 도 1은 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템의 구성도이다.
- [0046] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는, 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템으로서, 입력부(100), 지점빈도 해석부(200), 교차검정부(300), 확률강우량 예측부(400) 및 결과산정부(500)를 포함한다.
- [0047] 구체적으로, 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템은 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 입력부(100); 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 지점빈도 해석부(200); 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정하는 교차검정부(300); 교차검정부(300)에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부(300)에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부(200)에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 확률강우량 예측부(400); 및 상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 결과산정부(500)를 포함한다.
- [0049] 먼저, 본 발명에 따른 입력부(100)를 설명하고자 한다.
- [0050] 본 발명에 따른 입력부(100)는 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력할 수 있다.
- [0052] 본 발명에 있어서, 입력부(100)의 입력값인 분석대상지점의 연최대치 강우정보는 해당연도, 일 연최대강우량 측정월, 일 연최대강우량 측정일 및 일 연최대강우량을 포함한다.
- [0053] 빈도해석의 수행을 위해서는 먼저 분석 대상 지점들에 대한 연 최대치 강우자료가 필요하다. 본 발명에서 개발된 딥러닝 알고리즘 기반의 지역빈도해석 S/W 모듈에서 사용하는 지점의 입력자료 형식은 도 2와 같다.
- [0054] 도 2는 본 발명에 따른 입력값 중 연 최대치 강우정보의 일 실시예이다.
- [0055] 도 2의 경우, 첫번째 열은 해당 자료의 연도이며, 두번째 및 세번째 열은 일연최대강우량이 측정된 월과 일이며, 네번째 열은 일연최대강우량(mm)을 나타낸다.
- [0057] 본 발명에 있어서, 입력부(100)의 입력값인 분석대상지점의 지형학적 정보는 대상지점의 인덱스 대상지점의 실제 지점번호, 대상지점의 위도, 대상지점의 경도 및 대상지점의 고도를 포함한다.
- [0058] 본 발명에서 사용되는 입력 자료로서 각 지점들의 지형학적 정보가 있다. 딥러닝 알고리즘 기반의 지역빈도해석 S/W 모듈에서 사용되는 지점들의 지형학적 정보는 도 3과 같다.
- [0059] 도 3은 본 발명에 따른 입력값 중 지형학적 정보의 일 실시예이다.
- [0060] 도 3의 경우, 첫번째 열은 개발에 사용된 지점의 인덱스(index)이며, 두번째 열은 실제 지점번호이다. 세번째, 네번째 및 다섯번째 열은 각각 지점의 위도(°), 경도(°) 및 고도(m)이다.
- [0062] 본 발명에 있어서, 입력부(100)의 입력값인 분석대상지역의 지역구분 정보는 수문학적 동질성을 갖는 지점을 하나의 지역으로 구분될 수 있으며, 분석대상지점의 일련번호, 분석대상지점의 관측자료로만 지역을 구성할때 구분되는 지역번호 및 관측자료와 기후변화시나리오자료가 함께 고려될때 구분되는 지역번호를 포함한다.
- [0063] 지역빈도해석에서는 빈도해석에 앞서 수문학적 동질성을 갖는 지점을 하나의 지역으로 구분해야 한다. 따라서 도 4와 같이 대상 지점을 지역에 따라 구분한 입력 자료가 필요하다.
- [0065] 도 4는 본 발명에 따른 입력값 중 지역구분 정보의 일 실시예이다.

- [0066] 도 4의 경우, 첫번째 열은 대상 지점들의 일련번호이고, 두번째 열인 region_obs는 대상 지점의 관측자료로만 지역을 구성하였을때 구분되는 지역번호이고, 세번째 열인 region_all은 관측자료와 기후변화 시나리오 자료를 함께 고려하였을 때 구분되는 지역번호이다.
- [0068] 다음으로, 본 발명에 따른 지점빈도 해석부(200)를 설명하고자 한다.
- [0069] 지점빈도 해석은, 강수량, 강수량 등의 수문학적 자료가 주어진 경우, 목적에 맞게 원자료를 가공하여 다양한 확률분포형에 가공된 자료(예로, 일일 연최대강우)를 적용하고, 적용된 각각의 확률분포형의 적용성을 계산한 뒤 자료를 가장 잘 설명할 수 있는 확률분포형을 지점마다 선정하는 작업을 의미한다.
- [0071] 본 발명에 따른 지점빈도 해석부(200)는 지점빈도를 해석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정할 수 있다.
- [0073] 본 발명에 따른 지점빈도 해석부(200)는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정할 수 있다.
- [0075] 딥러닝 모델이란 인공신경망 모델의 확장된 개념으로 기존의 인공신경망 모델의 경우 은닉층 개수가 1개라면 은닉층의 개수가 2개 이상일 때 딥러닝 모델이라 명명한다. 딥러닝 모델의 경우 은닉층에 존재하는 노드의 개수가 모델의 구조가 되며 이는 모델의 성능에 크게 영향을 끼친다.
- [0076] 사용자가 예측을 원하는 자료의 형태를 출력층에, 출력층 자료를 이론적으로 잘 설명할 수 있는 변수들을 입력층에 전달한다. 딥러닝 모델은 전달받는 두 자료를 가지고 훈련을 통해 입력층 자료로 출력층 자료를 가장 잘 설명할 수 있는 가중치와 편차를 찾는다.
- [0077] 모델의 훈련과 검증은 사용된 자료를 훈련데이터(training set)와 검증데이터(test set)로 나누어 훈련데이터에서 예측된 값과 관측값의 차이를 최소화하는 가중치와 편차를 추정하고, 추정된 가중치와 편차를 검증데이터에 적용하여 산정한 예측값과 관측값의 차이를 모델의 성능이라 말한다.
- [0079] 본 발명에서 사용되는 딥러닝 모델은 크게 두가지로 구분될 수 있다.
- [0080] 첫째, 관측값을 이용해 대상 지점의 설계수문량을 계산하는 딥러닝 모델과 둘째, 시나리오자료를 이용해 설계수문량을 계산하는 딥러닝 모델이 있다.
- [0082] 이러한 딥러닝 모델 코드를 실행하게 되면 각 지점마다 설계수문량 산정을 위해 1)사용된 모델의 구조와, 2) ‘설계수문량’ 이 출력하게 되며 3) ‘지점빈도해석’ 결과와 비교했을 때의 오차 또한 출력하게 된다.
- [0084] 다음으로, 본 발명에 따른 교차검정부(300)를 설명하고자 한다.
- [0085] 본 발명에 따른 교차검정부(300)는 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝 모델을 선정할 수 있다.
- [0086] 본 발명에 따른 교차검정부(300)는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도해석부(200)의 해석결과를 출력값으로 하여, 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위한 딥러닝 모델을 선정할 수 있다.
- [0088] 딥러닝 모델 구조의 결정에는 k-fold 교차검증이 많이 사용되고 있다. 이는 모델 훈련에 사용하는 자료를 k개의 서브셋(subset)으로 나눈 뒤 각 서브셋(subset)을 테스트셋(test set)으로 이용하여 은닉층의 노드 개수를 변경

하며 가장 좋은 성능을 보여준 노드 개수 조합을 채택하는 방법이다.

- [0089] 이때, k 를 입력자료의 크기와 같게 설정하고 모든 자료에 대하여 검증을 할 수 있는 방법이 본 발명에서 사용되는 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증이다. 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증의 장점은 딥러닝 모델의 과대적합 및 과소적합 문제를 최소화함으로써 자료에 대해 일반화된 모델을 얻을 수 있는 장점이 있다.
- [0091] 본 발명에서 있어서, 교차검정부(300)에서 선정된 딥러닝 모델 구조는 은닉층이 2층인 DNN 알고리즘인 것이 바람직하다.
- [0092] 교차검정부(300)에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것이 바람직하다.
- [0094] 교차검정부(300)에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것이 바람직하다.
- [0095] 분석대상지점의 최적확률분포형 딥러닝모델의 경우 관측값과 시나리오 자료 모두 확률분포형 선정 결과 GEV(Generalized Extreme Value distribution)분포형이 선정되어 PRT-DL의 산출 자료는 GEV분포형의 매개변수가 될 수 있다.
- [0097] 본 발명에서 있어서, 교차검정부(300)에서 선정된 딥러닝 모델 구조는 은닉층이 2층인 DNN 알고리즘인 것이 바람직하다.
- [0099] QRT 딥러닝모델은 입력 자료를 이용하여 대상 지점의 확률강우량을 직접 예측하는 모델이다.
- [0100] PRT 딥러닝모델은 같은 입력 자료를 활용하여 대상 지점의 확률분포형의 매개변수를 예측한다. 출력변수인 확률강우량과 확률분포형의 매개변수는 각각 대상 지점의 지점빈도해석 결과로 산정된 50, 100, 200년 빈도 확률강우량과 적합하다고 판단된 확률분포형의 매개변수이다.
- [0101] 은닉층의 깊이는 실제로 훈련에 사용하는 자료가 많지 않은 경우에는 그 개수를 최소화하는 것이 좋은 성능을 보이므로, 본 발명에서는 2개의 은닉층으로 설계한 딥러닝 모델을 구축하였다.
- [0103] 도 5는 본 발명에 따른 교차검정부에서 선정된 최적 딥러닝모델 구조의 일 실시예이다. 딥러닝 알고리즘 기반의 지역빈도해석 S/W 모듈을 통해 각 모델의 최적 구조를 먼저 결정하게 된다. 도 5는 딥러닝 모델 훈련 결과 선정된 최적의 모델 구조 결과이다.
- [0105] 도 6은 구분된 지역에 속한 각 지점의 설계수문량 결과값 출력의 일 실시예이다. 선정된 딥러닝 모델로 구분한 지역 내 각 지점의 확률강우량을 예측한 결과는 도 6과 같다. 도 6의 경우, 첫번째, 두번째 및 세번째 열은 각각 대상 지점의 50년, 100년, 200년 확률강우량을 나타내고 행의 개수는 지역 내 지점의 개수마다 다르다.
- [0107] 다음으로, 본 발명에 따른 확률강우량 예측부(400)를 설명하고자 한다.
- [0108] 본 발명에 따른 확률강우량 예측부(400)는 교차검정부(300)에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부(300)에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부(200)에서 산출된 지점빈도 해석결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산할 수 있다.
- [0110] 본 발명에 있어서, 확률강우량 예측부(400)는 분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 산정된 설계수문량과, 상기 교차검정부(300)에서 선정된 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각

각 계산할 수 있다.

- [0112] 도 7은 딥러닝 모델을 통해 예측된 설계수문량과 지점빈도해석 결과 사이의 상대평균제곱근오차(RRMSE)의 일 실시예이다.
- [0114] 이하에서는, 출력값의 관점에서 본 발명을 설명하고자 한다.
- [0115] 먼저, 본 발명에 있어서, 첫번째 출력값은 대상 지점의 설계수문량 산정을 위해 사용된 딥러닝 모델의 구조이다.
- [0116] 첫번째 출력값은 교차검증의 결과이다. 즉 k-fold 교차검증 중 k를 sample의 크기와 같게 설정하여 ‘리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증’을 활용하여 결정한 각 모델들의 구조가 첫 번째 출력값이다.
- [0118] 도 8은 본 발명에 따른 첫번째 출력값의 예시로서, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위해 사용된 딥러닝 모델의 구조를 나타낸다. 은닉층이 2층인 Deep neural network(DNN) 알고리즘을 사용하였으며 출력값의 첫 번째 열은 첫째 은닉층 내의 노드 개수이며, 두 번째 열은 둘째 은닉층 내의 노드 개수이다.
- [0120] 다음으로, 본 발명에 있어서, 두번째 출력값은 분석대상지점의 설계수문량이다.
- [0121] 도 9는 본 발명에 따른 두번째 출력값의 예시로서, 분석대상지점의 설계수문량을 나타낸다. 분석대상지점의 자료를 이용해 지점빈도해석을 통해 산정된 설계수문량 역시 출력된다.
- [0123] 다음으로, 본 발명에 있어서, 세번째 출력값은 지역빈도해석 S/W 모듈 이용하여 산정한 설계수문량과의 상대 평균 제곱근오차이다.
- [0124] 도 10은 본 발명에 따른 세번째 출력값의 예시로서, 지역빈도해석 S/W 모듈 이용하여 산정한 설계수문량과의 상대 평균 제곱근오차를 나타낸다.
- [0125] 도 10a는 각 지점별 지점빈도해석 결과를 나타내며, 도 10b는 S/W 모듈을 사용해 계산한 설계수문량과의 차이를 계산한 것이다.
- [0127] 예를 들어, 1번 지역의 첫 번째 지점인 60021184 지점의 지점 빈도해석 결과와 S/W를 통하여 계산한 50년 100년 200년 빈도 설계수문량을 비교해보면 도 11의 예시와 같이 나타날 수 있다.
- [0128] 도 11의 실시예는 전술한 교차검증으로 가장 성능이 좋았던 모델의 최종 예측값을 의미한다.
- [0129] 이러한 결과와 같이, 60021184 지점의 경우 지점빈도해석 결과보다 S/W를 사용하여 얻은 설계수문량이 더 크게 계산되었으며 이러한 지점은 홍수피해 방지를 위해 보강해야 함을 알 수 있다.
- [0131] 한편, 본 발명은 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법으로 구현될 수도 있다. 이는 전술한 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정시스템과 실질적으로 동일한 발명으로서 발명의 카테고리가 상이하다. 따라서, 공통되는 구성은 설명을 생략하고, 요지 위주로 설명하고자 한다.
- [0132] 도 12는 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법의 순서도이다.
- [0134] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법에 관한 것이다.
- [0135] 본 발명에 따른 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법은 입력부(100)가 분석대상지점의 연최대치 강우정보, 지형학적 정보 및 지역구분 정보를 입력값으로 입력하는 S100 단계; 지점빈도 해석부(200)가 지점빈도를 해

석하여, 복수의 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정하는 S200 단계; 교차검정부(300)가 교차검정을 통해, 상기 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들 중 각각 최적 딥러닝모델을 선정하는 S300 단계; 확률강우량 예측부(400)가 교차검정부(300)에서 선정된 각 딥러닝모델을 통해 설계수문량 예측값을 각각 산출하고, 교차검정부(300)에서 산출된 각 예측값과 지점빈도 해석부(200)에서 산출된 지점빈도 해석 결과값간의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 계산하는 S400 단계; 및 결과산정부(500)가 상기 상대평균제곱근오차가 더 적은 딥러닝모델의 설계수문량 예측값을 최종값으로 출력하는 S500 단계를 포함한다.

[0137] 본 발명에 따른 S200 단계에서, 지점빈도 해석부(200)는 일 연최대강우량을 이용하여 지점 빈도해석을 수행한 뒤, 각 지점의 50년, 100년 및 200년 확률강우량 딥러닝모델들 및 최적확률분포형 딥러닝모델들을 선정할 수 있다.

[0139] 본 발명에 따른 S300 단계에서, 상기 교차검정부(300)는 분석대상지점의 상기 정보를 입력값으로 하고, 지점빈도해석부(200)의 해석결과를 출력값으로 하여, 리브-원-아웃(Leave-one-out) 교차검증을 수행하여, 분석대상지점의 설계수문량 산정을 위한 딥러닝 모델을 선정할 수 있다.

[0141] 본 발명에 따른 S300 단계에서, 상기 교차검정부(300)에서 선정된 확률강우량 딥러닝모델은 입력값을 이용하여 지역내 지점들의 설계수문량을 산정하는 QRT 딥러닝 모델인 것이 바람직하다.

[0143] 본 발명에 따른 S300 단계에서, 상기 교차검정부(300)에서 선정된 최적확률분포형 딥러닝모델은 확률강우량 딥러닝모델과 동일한 입력변수를 사용하여 동일 지점의 확률분포형 매개변수를 계산하고, 계산된 매개변수로 설계수문량을 산정하는 PRT 딥러닝 모델인 것이 바람직하다.

[0145] 본 발명에 따른 S400 단계에서, 상기 확률강우량 예측부(400)는 분석대상지점의 지점빈도해석을 통해 산정된 설계수문량과, 상기 각 딥러닝 모델을 통해 산정한 설계수문량들과의 상대평균제곱근오차(RRMSE)를 각각 계산할 수 있다.

[0148] 또한, 본 발명은 컴퓨터프로그램으로 구현될 수도 있다. 구체적으로 본 발명은 하드웨어와 결합되어, 본 발명에 따른 기후변화를 고려한 딥러닝 알고리즘 기반의 설계수문량 산정방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

[0149] 본 발명의 실시예에 따른 방법들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 판독 가능한 프로그램 형태로 구현되어 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체에 기록될 수 있다. 여기서, 기록매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 기록매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 담당자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예컨대 기록매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CDROM, DVD와 같은 광 기록매체(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 장치를 포함한다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어를 포함할 수 있다. 이러한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0151] 본 명세서에서 설명되는 실시예와 첨부된 도면은 본 발명에 포함되는 기술적 사상의 일부를 예시적으로 설명하는 것에 불과하다. 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이므로, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아님은 자명

하다. 본 발명의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형예와 구체적인 실시 예는 모두 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

- [0152]
- 100 : 입력부
 - 200 : 지점빈도 해석부
 - 300 : 교차검증부
 - 400 : 확률강우량 예측부
 - 500 : 결과산정부

도면

도면1



도면2

	A	B	C	D
1	year	mn	dy	precip
2	1979	6	20	121.9
3	1980	7	14	117.3
4	1981	9	1	142
5	1982	8	27	198.1
6	1983	7	2	138.1
7	1984	9	2	314.2
8	1985	5	13	98.6
9	1986	8	21	155
10	1987	8	7	81.8
11	1988	9	25	133.7
12	1989	8	3	111.9
13	1990	9	11	240.8
14	1991	7	25	128.3
15	1992	8	7	139.4
16	1993	8	10	178.3
17	1994	10	12	187.2
18	1995	8	26	102
19	1996	6	18	174.5
20	1997	5	24	142.3
21	1998	7	26	194
22	1999	9	20	195.7
23	2000	8	17	93.3
24	2001	7	15	99.1
25	2002	8	31	295.5
26	2003	9	18	121
27	2004	7	4	241
28	2005	6	27	105

도면3

	A	B	C	D	E
1	1	13011090	128.565	38.25	22.9
2	2	10011100	128.718	37.68	772.4
3	3	10131101	127.736	37.9	76.8
4	4	13021105	128.891	37.75	26.1
5	5	10181108	126.966	37.57	85.5
6	6	12011112	126.625	37.48	69
7	7	10061114	127.947	37.34	150.7
8	8	24011115	130.899	37.48	220
9	9	11011119	126.988	37.27	34.5
10	10	10041127	127.953	36.97	113.7
11	11	32021129	126.496	36.77	25.2
12	12	24011130	129.413	36.99	49.4
13	13	30111131	127.443	36.64	56.4
14	14	30091133	127.374	36.37	62.6
15	15	30051135	127.994	36.22	240.9
16	16	20031136	128.707	36.57	140.7
17	17	24021138	129.38	36.03	1.3
18	18	32031140	126.763	36	26.9
19	19	20121143	128.619	35.89	57.3
20	20	33011146	127.155	35.82	61
21	21	22011152	129.32	35.56	34.6
22	22	50011156	126.892	35.17	74.5
23	23	25041162	128.436	34.85	30.8

도면4

	A	B	C
1	site	region_ob	region_all
2	1	3	3
3	2	3	3
4	3	5	5
5	4	3	3
6	5	5	5
7	6	5	5
8	7	5	5
9	8	3	3
10	9	5	5
11	10	5	5
12	11	2	5
13	12	6	4
14	13	2	5
15	14	5	5
16	15	2	2
17	16	6	4
18	17	6	4
19	18	2	2
20	19	6	4
21	20	2	2
22	21	4	3
23	22	2	2
24	23	1	1

도면5

	A	B
1	First layer	Second layer
2	27	4
3	13	6
4	11	23
5	28	19
6	24	20
7	13	10

도면6

	A	B	C
1	year 50	year 100	year 200
2	290.263	335.8418	385.9549
3	346.7257	395.7311	447.7437
4	277.4496	313.9076	352.1191
5	319.3381	361.2592	405.2778
6	337.8124	386.5542	438.5759
7	308.4295	347.6951	388.3928
8	260.2019	300.7783	345.4522
9	348.6903	415.9279	493.1482
10	360.4269	415.3392	474.9588

도면7

	A	B	C
1	year 50	year 100	year 200
2	0.022664	0.019873	0.016666
3	0.017138	0.020035	0.023065
4	0.01855	0.019566	0.020517
5	0.002958	0.005965	0.008971
6	0.023711	0.029102	0.034926
7	0.000385	0.001614	0.002878
8	0.018034	0.02275	0.027286
9	0.050031	0.053253	0.056408
10	0.009201	0.0116	0.014264

도면8

	A	B
1	V1	V2
2	27	4
3	13	6
4	11	23
5	28	19
6	24	20
7	13	10

도면9

	A	B	C
1	V1	V2	V3
2	290.263	335.8418	385.9549
3	346.7257	395.7311	447.7437
4	277.4496	313.9076	352.1191
5	319.3381	361.2592	405.2778
6	337.8124	386.5542	438.5759
7	308.4295	347.6951	388.3928
8	260.2019	300.7783	345.4522
9	348.6903	415.9279	493.1482
10	360.4269	415.3392	474.9588

도면10

	A	B	C
1	year50	year100	year200
2	293.3501	343.6272	399.7448
3	254.835	280.3187	305.6529
4	273.2036	319.0581	369.4619
5	286.015	344.5013	414.0073
6	290.8747	321.6925	352.2759
7	276.4854	321.3966	370.8718
8	162.2144	173.0937	183.3308
9	435.2832	581.8626	777.9061
10	313.8388	384.6174	469.7427
11	256.6115	294.8624	335.4969
12	341.9585	395.0124	453.508
13	251.5849	276.665	301.2218
14	406.0182	505.6909	626.8736
15	334.9013	400.1281	475.5114
16	335.1135	405.1206	488.5363
17	314.4069	405.4923	526.7909
18	255.6675	275.8597	294.8247
19	445.4295	515.9994	591.8985
20	289.8132	309.9665	328.3942
21	268.1986	275.8309	281.4697
22	328.3291	374.2832	424.1843
23	568.6488	701.4192	859.6594
24	375.327	419.1373	463.1427
25	300.5911	331.3904	361.8637
26	418.4383	494.8819	581.9789
27	340.6373	390.2678	443.0103
28	329.0711	384.1759	445.2199
29	290.064	333.0582	379.2136
30	273.0647	299.4185	325.0484
31	309.6219	353.4005	399.9035
32	387.5308	488.49	614.5906
33	259.2117	291.5775	325.7034
34	323.8731	374.9096	430.5993
35	330.5600	405.4404	481.7703

	A	B	C
1	V1	V2	V3
2	0.022664	0.019873	0.016666
3	0.017138	0.020035	0.023065
4	0.01855	0.019566	0.020517
5	0.002958	0.005965	0.008971
6	0.023711	0.029102	0.034926
7	0.000385	0.001614	0.002878
8	0.018034	0.02275	0.027286
9	0.050031	0.053253	0.056408
10	0.009201	0.0116	0.014264

도면11

	A	B	C	D
1		year50	year100	year200
2	at-site	273.0647	299.4185	325.0484
3	PRT	308.4295	347.6951	388.3928
4	QRT	296.8673	340.2775	391.8668

도면12

