(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년10월13일
(11) 등록번호 10-2589525
(24) 등록일자 2023년10월11일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) *G06N 3/047* (2023.01)
G06Q 50/26 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2023.01)
G06N 3/047 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0048445
(22) 출원일자 2023년04월12일
심사청구일자 2023년04월12일
(56) 선행기술조사문헌
Ehsan Khojastehfar et al., "Collapse fragility curve development using Monte Carlo simulation and artificial neural network," Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability (2014.01.16.)*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
이영주
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
이승준
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
제일특허법인(유)

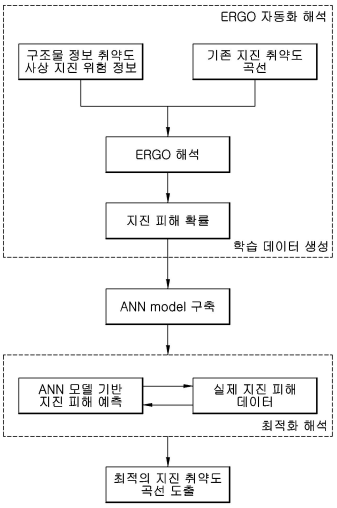
전체 청구항 수 : 총 16 항 심사관 : 송근배

(54) 발명의 명칭 **지진 취약 정보 제공 장치 및 방법, 지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법**

(57) 요 약

본 발명은 지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장된 지진 취약 정보 제공 장치의 지진 취약 정보 제공 방법에 관한 것으로, 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및 상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함하되, 상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습되고, 상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력할 수 있다.

대 표 도 - 도5



(52) CPC특허분류
G06Q 50/26 (2013.01)
(72) 발명자
김동우
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
송현성
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
윤성식
대전광역시 대덕구 한남로 70 (오정동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1615012708
과제번호	163162
부처명	국토교통부
과제관리(전문)기관명	국토교통과학기술진흥원
연구사업명	시설물안전기반플랜트통합위험관리패키지기술개발
연구과제명	시설물 안전 기반 플랜트 통합위험관리 패키지 기술개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국건설기술연구원
연구기간	2022.01.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

획득부, 저장부 및 처리부를 포함하고, 상기 저장부에 저장된 학습 모델을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하는 지진 취약 정보 제공 장치의 학습 방법에 있어서,

상기 획득부가 학습용 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및

상기 학습용 지진 피해 해석 정보가 획득되면 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 상기 처리부가 상기 학습 모델을 학습시키는 단계;를 포함하되,

상기 처리부는 상기 학습용 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 입력 변수로 설정하고, 상기 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 레이블 데이터로 이용하며, 상기 지진 피해 예측 결과인 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하여 상기 학습 모델을 학습시키고,

상기 획득하는 단계는,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리에 의해 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv(comma separated value) 포맷 또는 xml(extensible markup language) 포맷으로 변환하는 단계;를 포함하며,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보는 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보를 포함하고,

상기 학습 모델은 ANN(artificial neural network) 기반의 대리 모델(surrogate model)을 포함하며,

상기 처리부는 상기 대리 모델을 통해 상기 입력 변수를 랜덤 방식으로 변경함으로써 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하고,

상기 대리 모델을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석을 통해 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행하며,

상기 최적화 과정은 대상 지역의 구조물별로 실제 피해 데이터를 사전에 정의한 목적함수인 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 수행되고,

상기 Θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수인

지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 지진 취약도 곡선은,

경험적(empirical) 유형, 판단적(judgmental) 유형, 해석적(analytical) 유형 및 하이브리드(hybrid) 유형으로 구분되는

지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 구조물 정보는,

건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일(shapefile)을 포함하는

지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 지진 위치 정보는,

WGS84(world geodetic system 84) 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함하는

지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함하는

지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법.

청구항 8

획득부, 저장부 및 처리부를 포함하고, 상기 저장부에 저장된 학습 모델을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하는 지진 취약 정보 제공 장치의 지진 취약 정보 제공 방법에 있어서,

상기 획득부가 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및

상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 처리부가 상기 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함하되,

상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 입력 변수로 설정하고, 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 레이블 데이터로 이용하며, 상기 지진 피해 예측 결과인 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하여 학습된 ANN 기반의 대리 모델을 포함하고,

상기 획득하는 단계는,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리에 의해 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환하는 단계;를 포함하며,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보는 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보를 포함하고,

상기 처리부는 상기 대리 모델을 통해 상기 입력 변수를 랜덤 방식으로 변경함으로써 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하고,

상기 대리 모델을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석을 통해 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행하며,

상기 최적화 과정은 대상 지역의 구조물 별로 실제 피해 데이터를 사전에 정의한 목적함수인 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 수행되고,

상기 Θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수이며,

상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력하는

지진 취약 정보 제공 방법.

청구항 9

삭제

청구항 10

삭제

청구항 11

삭제

청구항 12

제 8 항에 있어서,

상기 구조물 정보는,

건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일을 포함하는

지진 취약 정보 제공 방법.

청구항 13

제 8 항에 있어서,

상기 지진 위치 정보는,

WGS84(world geodetic system 84) 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함하는

지진 취약 정보 제공 방법.

청구항 14

제 8 항에 있어서,

상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함하는

지진 취약 정보 제공 방법.

청구항 15

지진 피해 해석 정보를 획득하는 획득부;

지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장된 저장부;

상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 처리하는 처리부;를 포함하되,

상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 입력 변수로 설정하고, 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 레이블 데이터로 이용하며, 상기 지진 피해 예측 결과인 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하여 학습된 ANN 기반의 대리 모델을 포함하고,

상기 획득부는,

상기 지진 피해 해석 정보를 전처리하고,

상기 전처리에 의해 상기 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환하며,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보는 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보를 포함하고,

상기 처리부는 상기 대리 모델을 통해 상기 입력 변수를 랜덤 방식으로 변경함으로써 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하고,

상기 대리 모델을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석을 통해 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행하며,

상기 최적화 과정은 대상 지역의 구조물별로 실제 피해 데이터를 사전에 정의한 목적함수인 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 수행되고,

상기 Θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수이며,

상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력하는

지진 취약 정보 제공 장치.

청구항 16

삭제

청구항 17

삭제

청구항 18

삭제

청구항 19

제 15 항에 있어서,

상기 구조물 정보는,

건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일을 포함하는

지진 취약 정보 제공 장치.

청구항 20

제 15 항에 있어서,

상기 지진 위치 정보는,

WGS84 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함하는

지진 취약 정보 제공 장치.

청구항 21

제 15 항에 있어서,

상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함하는

지진 취약 정보 제공 장치.

청구항 22

제 15 항에 있어서,

마우스 및 키보드 제어가 필요한 응용 프로그램의 시스템 입력 이벤트를 생성하는 로봇 클래스(robot class)를 이용하여 GUI(graphic user interface)를 제공하는 입력부; 및

상기 입력부의 GUI의 입력을 기초로 상기 지진 취약도 곡선을 디스플레이 처리하는 출력부;를 더 포함하는

지진 취약 정보 제공 장치.

청구항 23

삭제

청구항 24

컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체로서,

상기 컴퓨터 프로그램은,

획득부, 저장부 및 처리부를 포함하고, 상기 저장부에 저장된 학습 모델을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하는 지진 취약 정보 제공 장치의 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하고,

상기 방법은,

상기 획득부가 학습용 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및

상기 학습용 지진 피해 해석 정보가 획득되면 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 상기 처리부가 상기 학습 모델을 학습시키는 단계;를 포함하되,

상기 처리부는 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 입력 변수로 설정하고, 상기 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 레이블 데이터로 이용하며, 상기 지진 피해 예측 결과인 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하여 상기 학습 모델을 학습시키고,

상기 획득하는 단계는,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리에 의해 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv(comma separated value) 포맷 또는 xml(extensible markup language) 포맷으로 변환하는 단계;를 포함하며,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보는 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보를 포함하고,

상기 학습 모델은 ANN(artificial neural network) 기반의 대리 모델(surrogate model)을 포함하며,

상기 처리부는 상기 대리 모델을 통해 상기 입력 변수를 랜덤 방식으로 변경함으로써 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하고,

상기 대리 모델을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석을 통해 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행하며,

상기 최적화 과정은 대상 지역의 구조물별로 실제 피해 데이터를 사전에 정의한 목적함수인 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 수행되고,

상기 Θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수인

컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

청구항 25

컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은,

획득부, 저장부 및 처리부를 포함하고, 상기 저장부에 저장된 학습 모델을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하는 지진 취약 정보 제공 장치의 지진 취약 정보 제공 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하고,

상기 방법은,

상기 획득부가 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및

상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 처리부가 상기 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함하되,

상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 입력 변수로 설정하고, 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 레이블 데이터로 이용하며, 상기 지진 피해 예측 결과인 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하여 학습된 ANN 기반의 대리 모델을 포함하고,

상기 획득하는 단계는,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리에 의해 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환하는 단계;를 포함하며,

상기 학습용 지진 피해 해석 정보는 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보를 포함하고,

상기 처리부는 상기 대리 모델을 통해 상기 입력 변수를 랜덤 방식으로 변경함으로써 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하고,

상기 대리 모델을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석을 통해 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행하며,

상기 최적화 과정은 대상 지역의 구조물별로 실제 피해 데이터를 사전에 정의한 목적함수인 수학식

$f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 수행되고,

상기 Θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수이며,

상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력하는

기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 지진 취약 정보 제공 기술에 관한 것이고, 특히 지진 피해 기반의 지진 취약도 곡선을 도출하기 위한 기술과 관련이 있다.

배 경 기 술

[0003] 지진으로 인한 피해를 완화하고 위험성을 관리하기 위해서 지진 취약도 곡선이 흔히 사용된다. 지진 취약도 곡선은 지진 세기에 대해 구조물이 일정 수준 이상의 손상을 입을 확률로 정의되는데, 효율적인 지진 위험성 평가 및 관리를 위해서는 보다 정확한 지진 취약도 곡선의 도출이 중요하다.

[0004] 이를 위해 지진 취약도 곡선을 도출하기 위한 다양한 연구들이 시도되고 있으나, 시간이 오래 걸리는 구조해석의 반복적인 수행이 필요하기 때문에 비효율적인 경우가 많으며, 구조해석 없이 지진 피해 확률만으로 회귀(regression) 또는 베이지안(Bayesian) 등을 통해 지진 취약도 곡선 도출 과정을 단순화할 수도 있으나, 이 경우에도 다양한 구조물 형식들에 대해 개별적으로 지진 취약도 곡선을 도출해야 한다는 번거로움이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 공개특허공보 제10-2020-0072944호 (2020년06월23일 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 실시예에서는, 실제 지진 피해 확률을 기반으로 구조물의 지진 취약도 곡선을 효율적으로 도출할 수 있는 지진 취약 정보 제공 기술을 제안한다.

[0008] 이를 위해 본 발명의 실시예에서는, 지진 취약도 곡선을 도출하기 위한 학습 모델, 예를 들어 ANN(Artificial Neural Network) 인공신경망을 학습 및 구축하기 위한 기술을 제안하고자 한다.

[0009] 또한, 본 발명의 실시예에서는, 구축된 학습 모델을 이용하여 실제 지진 피해 데이터를 활용한 최적화 해석을 통한 지진 취약도 곡선을 도출할 수 있는 지진 취약 정보 제공 기술을 제안하고자 한다.

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 상기에서 언급한 것으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 해결하고자 하는 과제는 아래의 기재들로부터 본 발명이 속하는 통상의 지식을 가진 자에 의해 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명의 실시예에 따르면, 지진 취약 정보를 제공하기 위한 학습 모델이 저장된 지진 취약 정보 제공 장치의 학습 방법에 있어서, 학습용 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및 상기 학습용 지진 피해 해석 정보가 획

득되면 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 상기 학습 모델을 학습시키는 단계;를 포함하되, 상기 학습시키는 단계는, 상기 학습용 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하는 단계를 포함하는 지진 취약 정보 제공을 위한 학습 모델의 학습 방법을 제공할 수 있다.

[0013] 여기서, 상기 획득하는 단계는, 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및 상기 전처리에 의해 상기 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv(comma separated value) 포맷 또는 xml(extensible markup language) 포맷으로 변환하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0014] 또한, 상기 학습용 지진 피해 해석 정보는, 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0015] 또한, 상기 지진 취약도 곡선은, 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 최적화 과정을 수행하여 도출되고, 상기 $\boldsymbol{\theta}$는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수일 수 있다.

[0016] 또한, 상기 구조물 정보는, 건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일(shapefile)을 포함할 수 있다.

[0017] 또한, 상기 지진 위치 정보는, WGS84(world geodetic system 84) 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함할 수 있다.

[0018] 또한, 상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함할 수 있다.

[0019] 본 발명의 실시예에 따르면, 지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장된 지진 취약 정보 제공 장치의 지진 취약 정보 제공 방법에 있어서, 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및 상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함하되, 상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습되고, 상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력하는 지진 취약 정보 제공 방법을 제공할 수 있다.

[0020] 여기서, 상기 획득하는 단계는, 상기 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및 상기 전처리에 의해 상기 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0021] 또한, 상기 지진 피해 해석 정보는, 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0022] 또한, 상기 지진 취약도 곡선은, 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 최적화 과정을 수행하여 도출되고, 상기 $\boldsymbol{\theta}$는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수일 수 있다.

[0023] 또한, 상기 구조물 정보는, 건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일을 포함할 수 있다.

[0024] 또한, 상기 지진 위치 정보는, WGS84(world geodetic system 84) 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함할 수 있다.

[0025] 또한, 상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함할 수 있다.

[0026] 본 발명의 실시예에 따르면, 지진 피해 해석 정보를 획득하는 획득부; 지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장된 저장부; 상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 처리하는 처리부;를 포함하되, 상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습되고, 상기 학습

모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력하는 지진 취약 정보 제공 장치를 제공할 수 있다.

[0027] 여기서, 상기 획득부는, 상기 지진 피해 해석 정보를 전처리하고, 상기 전처리에 의해 상기 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환할 수 있다.

[0028] 또한, 상기 지진 피해 해석 정보는, 상기 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0029] 또한, 상기 지진 취약도 곡선은, 수학식 $f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$ 을 기초로 최적화 과정을 수행하여 도출되고, 상기 $\boldsymbol{\theta}$는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, 상기 n은 상기 지진 위치 정보의 개수, 상기 y는 상기 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, 상기 $\hat{y}$는 상기 학습 모델로부터 계산된 지진 피해 확률과 상기 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수일 수 있다.

[0030] 또한, 상기 구조물 정보는, 건물 타입, 층수 및 준공년도 중 적어도 하나를 포함하는 형상 파일을 포함할 수 있다.

[0031] 또한, 상기 지진 위치 정보는, WGS84 좌표계에 기초한 위도 및 경도 좌표 데이터를 포함할 수 있다.

[0032] 또한, 상기 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함할 수 있다.

[0033] 또한, 상기 장치는, 마우스 및 키보드 제어가 필요한 응용 프로그램의 시스템 입력 이벤트를 생성하는 로봇 클래스(robot class)를 이용하여 GUI(graphic user interface)를 제공하는 입력부; 및 상기 입력부의 GUI의 입력을 기초로 상기 지진 취약도 곡선을 디스플레이 처리하는 출력부;를 더 포함할 수 있다.

[0034] 또한, 상기 학습 모델은, ANN(artificial neural network) 모델을 포함할 수 있다.

[0035] 본 발명의 실시예에 따르면, 컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체로서, 상기 컴퓨터 프로그램은, 지진 취약 정보를 제공하기 위한 학습 모델이 저장된 지진 취약 정보 제공 장치의 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하고, 상기 방법은, 학습용 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및 상기 학습용 지진 피해 해석 정보가 획득되면 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 상기 학습 모델을 학습시키는 단계;를 포함하되, 상기 학습시키는 단계는, 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하는 단계를 포함할 수 있다.

[0036] 본 발명의 실시예에 따르면, 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 컴퓨터 프로그램은, 지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장된 지진 취약 정보 제공 장치의 지진 취약 정보 제공 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하고, 상기 방법은, 지진 피해 해석 정보를 획득하는 단계; 및 상기 지진 피해 해석 정보가 획득되면 상기 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함하되, 상기 학습 모델은 상기 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 상기 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습되고, 상기 학습 모델로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 상기 지진 피해 예측 결과를 출력할 수 있다.

발명의 효과

[0038] 본 발명의 실시예에 의하면, 실제 지진피해 확률을 바탕으로 지진 취약도 곡선을 손쉽게 도출할 수 있으며, 또한 다양한 구조물 형식들의 지진 취약도 곡선을 동시에 도출해 낼 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0040] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 기능을 설명하기 위한 블록도이다.

도 2는 도 1의 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 저장부(120) 내에 포함되는 지진 피해 평가 프로그램(122)의 개념도이다.

도 3은 도 2의 지진 피해 평가 프로그램(122) 내의 학습 모델(124)의 학습 방법을 예시적으로 설명하기 위한 기능 블록도이다.

도 4는 도 2의 지진 피해 평가 프로그램(122) 내의 학습 모델(124)을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하기 위한

방법을 예시적으로 설명하기 위한 기능 블록도이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 개념도이다.

도 6은 도 1의 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 입력부(140)의 기능을 예시한 개념도이다.

도 7은 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)를 이용하여 지진 피해 확률을 산출하기 위한 특정 지역의 격자 정보를 예시한 도면이다.

도 8은 도 7의 특정 지역의 무보강 조적 전단벽(unreinforced masonry wall line, URML) 건물에 대한 손상확률을 예측한 시뮬레이션 결과를 예시한 그래프이다.

도 9는 도 7의 특정 지역의 무보강 조적 전단벽(URML) 건물의 소파에 해당하는 지진 취약도 곡선의 갱신 결과를 예시한 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0041] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명의 범주는 청구항에 의해 정의될 뿐이다.

[0042] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명은 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어 실제로 필요한 경우 외에는 생략될 것이다. 그리고 후술되는 용어들은 본 발명의 실시예에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

[0043] 지진은 막대한 구조적 피해와 경제적 손실, 인명 피해를 초래할 수 있는 위험한 자연재해 중 하나이다. 이러한 지진 재해를 완화하고 관리하기 위해서는 위험성 평가(risk assessment)가 필수적이며, 지진 취약도 곡선은 지진에 대한 위험성 평가의 핵심 요소로 인식되고 있다(Yoon et al. 2018).

[0044] 지진 취약도 곡선은 지진 세기에 대해 구조물이 일정 수준 이상의 피해를 입을 확률로 정의되며, 지진에 대한 구조물의 취약성을 나타내는데 흔히 사용된다. 예컨대, 지진 취약도 곡선을 도출하기 위한 다양한 프로그램은 지진 취약도 곡선을 사용하여 다양한 사회 기반 시설물들에 대해 지진 후 발생하는 손실을 추정하며, 이렇게 추정된 값들은 의사 결정자가 지진 피해를 완화하기 위한 계획을 수립하는 데 직접적인 영향을 미친다. 따라서, 정확한 지진 취약도 곡선을 도출하는 일은 효율적인 지진 위험성 평가 및 피해 완화, 위험성 관리를 위해 필수적이라 할 수 있다.

[0045] 많은 연구에서 다양한 구조물을 대상으로 지진 취약도 곡선을 개발했으며, 일부 연구자는 보다 정확한 지진 취약도 곡선을 도출하기 위해 실제 지진 피해 데이터를 기반으로 지진 취약도 곡선을 개선하려고 시도했다. 그러나, 지진 취약도를 도출하기 위한 기법은 여전히 간결성과 효율성 측면에 대해 추가 개발이 필요한 실정이다. 여러 연구에서 실제 지진피해 확률을 바탕으로 지진 취약도 곡선을 도출하고자 하는 시도들이 이루어지고 있으나(Lee et al. 2021), 보통은 시간이 오래 걸리는 구조해석의 반복적인 수행이 필요하기 때문에 비효율적인 경우가 많다. 구조해석 없이 실제 지진피해 확률만으로 회귀 또는 베이지안 등을 통해 지진 취약도 곡선 도출 과정을 단순화할 수도 있으나, 이 경우에도 다양한 구조물 형식들에 대해 개별적으로 지진 취약도 곡선을 도출해야 한다는 번거로움이 있다.

[0046] 이에, 본 발명의 실시예에서는, 실제 지진 피해 확률을 기반으로 구조물의 지진 취약도 곡선을 효율적으로 도출하는 지진 취약 정보 제공 기법을 제안하고자 한다.

[0048] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예에 대해 상세히 설명하기로 한다.

[0049] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 기능을 설명하기 위한 블록도이다.

[0050] 도 1에 도시한 바와 같이, 지진 취약 정보 제공 장치(100)는 획득부(110), 저장부(120), 처리부(130), 입력부(140) 및 출력부(150)를 포함할 수 있다.

[0051] 획득부(110)는 지진 피해 해석 정보를 획득할 수 있다. 여기서, 지진 피해 해석 정보는, 예를 들어 지진 취약도

곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0052] 지진 취약도 곡선은 지진으로 인한 지반 운동 강도와 특정 손상 수준을 초과할 확률 간의 관계를 나타내며, 이는 다양한 구조물의 취약도 분석 결과를 설명하는 데 널리 사용되어 왔다. 이러한 취약도 곡선은 도출 방법에 따라 경험적(empirical), 판단적(judgmental), 해석적(analytical), 하이브리드(hybrid), 네 가지 유형으로 구분할 수 있다. 경험적 방법은 지진 재해가 일어났던 지역에서 구조물들이 얼마나 많은 피해를 입었는가를 조사한 뒤, 각각의 재해 강도와 이에 상응하는 피해에 대한 상관성을 통계적으로 추출해 내는 것을 말한다. 이러한 경험적 방법은 실제 지진에 대한 데이터를 가장 잘 반영하지만, 규모가 큰 지진이 자주 발생하지 않는다면 구조적 손상과 관련한 현장 데이터를 충분하게 얻기가 어렵다는 한계점이 존재한다. 다음으로, 판단적 방법은 지진 피해 현장조사보다는 주로 해당 분야의 전문가들을 대상으로 한 설문조사를 통해 재해 강도와 구조물의 피해 확률에 대한 연관성을 분석하는 것을 의미한다. 판단적 방법의 경우 전문가의 의견을 바탕으로 다른 방법들보다 비교적 쉽게 취약도 곡선을 도출할 수 있지만, 전문가의 경험과 판단에 따라 주관적일 수 있다는 한계점이 있다. 세 번째로, 해석적 취약도 곡선은 유한요소모델과 같은 수치 모델들의 지진 피해 시뮬레이션을 통해 얻을 수 있으며, 이때 다양한 시뮬레이션 접근 방식이 사용된다. 이러한 해석적 방법은 다양한 구조 시스템에 대해 구조 해석 모델을 사용하여 수치적으로 개발할 수 있기 때문에 가장 널리 사용되나, 도출된 취약도 곡선은 수치 모델 및 개발 기술에 따라 정확하지 않을 수 있다.

[0053] 이때, 획득부(110)는 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공하거나 이를 위한 학습을 수행함에 있어 입력 데이터로 사용될 수 있는 지진 피해 해석 정보를 전처리할 수 있다. 획득부(110)는 이러한 전처리에 의해 지진 피해 해석 정보를 csv(comma separated value) 포맷 또는 xml(extensible markup language) 포맷으로 변환할 수 있다.

[0054] 저장부(120)에는 지진 취약 정보를 제공하기 위한 프로그램이 저장될 수 있다. 이러한 프로그램은 후술하는 처리부(130)에 의해 로드될 수 있고, 필요에 따라 갱신(update)될 수 있다. 저장부(120)는, 예를 들어 RAM(random access memory), ROM(read only memory) 등의 기록매체를 포함할 수 있고, 특정 기록매체에 한정될 필요는 없다.

[0055] 처리부(130)는 획득부(110)를 통해 지진 피해 해석 정보가 획득되면 저장부(120)의 프로그램 내의 학습 모델을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 처리할 수 있다. 이를 위해, 처리부(130)는 획득부(110)를 통해 학습용 지진 피해 해석 정보를 획득하고, 이러한 학습용 지진 피해 해석 정보를 입력 데이터로 하여 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 학습 모델을 학습시킬 수 있다. 또한, 처리부(130)는 학습용 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습 모델(124)을 학습시킬 수 있다. 이때, 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함할 수 있다.

[0056] 입력부(140)는 GUI 제어 모듈을 포함할 수 있으며, 로봇 클래스를 이용하여 사용자의 제어 명령을 입력 받을 수 있다. 이러한 입력부(140)에 대해서는 하기 도 6에서 상세히 설명하기로 한다.

[0057] 출력부(150)는 처리부(130)에서 처리되는 지진 피해 예측 결과를 기초로, 지진 취약도 곡선을 디스플레이 처리할 수 있다. 이러한 출력부(150)는 LCD(liquid crystal display), LED(light emitting diode), OLED(organic LED) 등의 디스플레이 수단을 포함할 수 있으며, 특정 디스플레이 수단에 한정될 필요는 없다.

[0059] 도 2는 도 1의 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 저장부(120) 내에 포함되는 지진 피해 평가 프로그램(122)의 개념도이다.

[0060] 지진 피해 평가 프로그램(122)은 지진 시나리오 기반 지진 피해 평가 소프트웨어를 포함할 수 있으며, 여러 구조물에 대한 지진 피해를 시뮬레이션하고 분석하는 데 사용될 수 있다. 이러한 지진 피해 평가 프로그램은 지진 피해를 완화하기 위한 여러 전략 수립, 이와 관련한 과학 및 공학적인 실험 그리고, 라이프라인과 사회적 또는 경제적 시스템에 대한 지진 재해가 미치는 영향을 평가하는 기능을 포함하고 있다. 이 기능들을 통하여 직접 손실 또는 간접 손실, 사회 기반 시설물 등의 작동 중단 시간, 사업 중단 등의 경제적 손실과 사회적 취약성, 인명피해, 피난민 등과 같은 사회적 손실과 같은 다양한 유형의 결과를 제공할 수 있다.

[0061] 이러한 지진 피해 평가 프로그램(122) 내에는, 도 2에 도시한 바와 같이 본 발명의 실시예에 따른 학습 모델(124)이 포함될 수 있다.

[0062] 이러한 학습 모델(124)은, 예를 들어 ANN(artificial neural network) 모델을 포함할 수 있다. ANN 모델은 입력 및 출력 데이터의 패턴 인식을 통해 은닉층과 뉴런을 포함하는 전달 함수를 구성하는 인공 지능 기술로 알려져 있다. 이 기법은 지도 학습을 통해 입력 데이터와 출력 데이터 간의 비선형성을 포함한 복잡한 관계를 간단

한 수학적인 함수로 표현될 수 있다. 최근 딥 러닝 및 머신 러닝 기술들은 기존 신경망을 기반으로 개발된 다수의 접근 방식들이 있으며, 이중 ANN 모델은 사용자가 다른 방식들에 비해 비교적 손쉽게 다룰 수 있으며, 빠른 계산 속도로 기존에 해석하던 방법에서 활용할 수 있다는 이점을 가지고 있다. 이러한 이유로, 많은 수의 연구자들이 구조 상태 모니터링, 구조 제어, 손상 감지, 구조 응답 추정과 같은 다양한 공학 연구 분야에서 ANN 기법을 사용해 왔다.

[0063] 실제 지진 피해 데이터를 활용한 효율적인 지진 취약도 곡선의 갱신을 위해, 본 발명의 실시예에서는 ANN 기반 대리 모델(surrogate model)을 구축하였다. 대리 모델을 구축하기 위해서는 초기에 학습 데이터 확보 및 모델이 학습하는 시간이 소요되지만, 한 번 구축하고 나면 이후 지진 시뮬레이션과 같이 계산 비용이 많이 소요되는 분석에 대해 적은 비용으로도 신속한 수행이 가능하다는 장점이 있다. 이렇게 구축된 대리 모델은 지진 취약도 곡선 도출뿐만 아니라 지진 위험성 평가, 확률론적 지진 재해 분석 및 최적화 문제와 같은 다양한 반복 해석에서 활용될 수 있으며, 본 발명의 실시예에서는 로그 정규분포를 따르는 지진 취약도 곡선의 로그평균과 로그표준편차를 ANN 모델의 입력변수로 고려하고 지진 피해 확률을 출력 변수로 설정하였다.

[0064] ANN 모델을 활용한 지진피해 예측모델을 구축하여 지진 취약도 곡선 갱신에 활용하기 위해서는 먼저 정확한 지진 피해 예측이 요구된다. 이때, 보다 정교하게 지진피해를 예측하는 모델을 만들기 위해, 많은 수의 지진 피해 시뮬레이션 데이터를 확보되어야 하며, 이는 지진 취약도 곡선을 정의하는 다양한 파라미터에 대해 반복적으로 지진 피해 평가 프로그램의 해석을 수행해야 함을 의미한다.

[0066] 도 3은 도 2의 지진 피해 평가 프로그램(122) 내의 학습 모델(124)의 학습 방법을 예시적으로 설명하기 위한 기능 블록도이다.

[0067] 먼저, 획득부(110)를 통해 학습용 지진 피해 해석 정보가 획득되면, 처리부(130)는 이러한 학습용 지진 피해 해석 정보를 입력으로 하여 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 학습 모델(124)을 학습시킬 수 있다.

[0068] 구체적으로, 학습 모델(124)은 획득부(110)를 통해 획득되는 학습용 지진 피해 해석 정보와 함께, 레이블 데이터로서 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 정답 결과를 입력 받으면, 학습용 지진 피해 해석 정보에 대한 지진 피해 예측 결과를 출력하도록 학습될 수 있다.

[0069] 이때, 획득부(110)는 학습용 지진 피해 해석 정보를 전처리하고, 전처리에 의해 학습용 지진 피해 해석 정보를 csv 또는 xml 포맷을 변환할 수 있다. 지진 피해 평가 프로그램(124)의 해석에서 주요한 입력 정보로 구조물 정보, 손상 수준 정보, 지진재해 정보, 지진 취약도 곡선 등의 지진 피해 해석 정보가 요구되며, 이러한 지진 피해 해석 정보를 지진 피해 평가 프로그램(124)에서 인식할 수 있도록 csv 포맷 또는 xml 포맷 등으로 변환하는 전처리 과정이 필요할 수 있다. 여기서 구조물의 위치 정보는 WGS84(world geodetic system 84) 좌표계를 기준으로 한 위도 및 경도 좌표 데이터와 구조물의 특성 정보로 건물 타입, 층수, 준공년도 등이 포함된 형상 파일(shapefile)형태의 데이터가 필요하다. 그리고, 지진 시나리오 생성을 위해 지반 감쇠 모델, 진원지의 위경도 좌표 데이터, 진원 깊이, 지진 규모 등의 결정론적 지진 위험 정보가 요구된다. 또한, 피해 예측 대상 구조물의 취약도 정보 역시 요구되며, 대상 구조물에 대한 지진취약도 함수의 손상 수준 별 매개변수, 손상 수준 정보 등과 구조물의 정보를 지진취약도 함수로 매핑하는 과정이 필요하다. 이러한 획득부(110)의 전처리 과정은 본 발명의 실시예에서 학습 모델(124)의 학습에 용이하도록 하는 과정이며, 필요에 따라 전처리 과정이 생략될 수도 있다.

[0070] 또한, 학습 모델(124)은, 학습용 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 지진 취약도 곡선을 갱신할 수 있으며, 매개변수는 로그 평균 및 로그 표준편차를 포함할 수 있다.

[0071] 여기서, 학습용 지진 피해 해석 정보는, 예를 들어 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있으며, [표 1]은 학습용 지진 피해 해석 정보에 포함되는 구조물 정보를 예시적으로 나타낸 것이다.

표 1

Struct typ	Year built	No stories	Occ type	Appr bldg	Cont val	efacility	Dwell unit	sq_foot	str_typ2	TOT_APPR	lat	lon
URM	1970	1	EDU1	0	0	EFS1	0	0	URML	0	35.003	-90.043
S1	1960	1	EDU1	0	0	EFS1	0	0	S1L	0	35.058	-89.997
S1	1973	5	COM6	9820371	14730557	EFHL	0	160626	S1M	10648521	35.033	-90.022
PC2	1959	1	GOV2	61000	91500	EFFS	1	1516	PC2L	74600	35.031	-90.059
S3	1986	1	EDU1	117050	117050	EFS1	0	5038	S3	177750	35.048	-89.7
PC1	1991	2	EDU1	128100	64050	EFS1	1	1437	PC1	563600	35.129	-89.773
S1	1973	2	EDU1	2078050	2078050	EFS1	0	85552	S1L	2648750	35.097	-89.869
RM	1965	2	EDU1	164700	82350	EFS1	0	3837	RM1L	1097400	35.092	-89.855
PC1	1988	1	EDU1	135318	202977	EFS1	0	3200	PC1	255662	35.207	-89.774
S1	1972	2	GOV2	0	0	EFFS	0	0	S1L	0	35.204	-89.95
S3	1982	2	GOV2	0	0	EFFS	0	9750	S3	0	35.074	-89.961
PC2	1957	1	EDU1	156300	78150	EFS1	1	2783	PC2L	333900	35.129	-89.906
C2	1963	3	EDU1	0	0	EFS1	0	0	C2L	0	35.105	-90.016
RM	1970	1	GOV2	121950	182925	EFPS	0	8104	RM1L	150350	35.144	-90.039
C2	1952	4	COM6	0	0	EFHL	0	0	C2M	0	35.142	-90.033
S1	1985	1	COM7	10266	15399	EFHL	0	432	S1L	14894	35.143	-90.029
RM	1981	5	COM6	0	0	EFHL	0	1300000	RM1M	0	35.143	-90.032
PC1	1967	15	COM6	0	0	EFHL	0	0	PC1	0	35.143	-90.026
C1	1923	2	EDU1	0	0	EFS1	0	50000	C1L	0	35.105	-90.062
URM	1929	2	GOV2	0	0	EFFS	0	0	URML	0	35.149	-89.948

[0072]

[0073] [표 1]에 예시한 바와 같이, 구조물 정보는 지진 피해를 추정하기 위해 선택된 지역에 있는 구조물에 대한 정보이며, 그 중에서도 손상 비용을 산출하기 위해서는 부동산 시세와 같은 정보가 특히 중요하다. 여기서 지진 피해 예측을 하고자 하는 대상 구조물에 따라 입력되는 데이터가 달라지지만, 먼저 공통적인 입력 데이터로 구조물의 위치를 나타내는 WGS84 좌표계의 위·경도, 구조물을 지도상에 단순화하여 표현하는 선 및 점과 같은 도형의 형태 그리고, 개별 구조물의 명칭 등이 있다. 두 번째 단계에서는 선택된 지역에서 발생할 수 있는 지진에 대한 시나리오를 생성하며, 지진 규모와 위치 등 몇 가지 정보를 시나리오 생성을 위해 입력해야 한다. 이 단계에서 사용되는 지진 재해도의 속성은 지진 감쇠(attenuation) 모델, 지진 규모, 진원 위치 정보 및 진원 깊이 등을 포함하고, 이때 위치 정보는 인벤토리와 마찬가지로 위·경도 좌표를 일컫는다. 이를 위해, 다양한 지진 감쇠 모델이 지진 피해 평가 프로그램(122) 내에 내장될 수 있으며, 이를 시나리오 생성 시 적절하게 활용할 수 있다. 세 번째 단계로, 지진 취약도 곡선을 정의한 뒤 이에 해당하는 구조물에 매핑(mapping)하게 되는데, 이를 통해 구조물의 손상 확률이 계산된다. 지진 취약도 곡선도 마찬가지로 다양한 구조물에 대하여 지진 피해 평가 프로그램(122) 내에 내장될 수 있으며, 취약도 곡선을 정의하기 위한 확률분포의 종류(정규분포 또는 로그 정규분포)와 해당 확률분포의 평균 및 표준편차가 지진 취약도 곡선을 정의하는 데에 있어 가장 중요하다고 할 수 있다. 여기서 산출된 손상 확률은 이후 정량적인 손실을 평가할 때 기초 자료가 되기 때문에 정확하게 지진취약도 함수를 정의해야 한다. 마지막으로, 건물 재건축 비용에 대한 건물의 보수 비용의 비를 사용하여 구조물의 손실이 평가된다.

[0074] 이러한 여러 입력 정보들 중에서 정규분포 또는 로그 정규분포를 따르는 지진 취약도 곡선의 평균과 표준편차에 해당 확률분포로부터 발현되는 무작위성(randomness)을 인위적으로 부여하여 생성된 지진 취약도 곡선에 따라 여러 가지의 지진 피해 분석 결과를 얻을 수 있으며, 본 발명의 실시예에서는 보다 많이 사용되는 로그 정규분포를 사용하도록 한다. 구조물 정보, 지진 재해도 및 취약도 매핑은 기존에 입력된 정보를 유지하며, 평균과 표준편차 값들을 바꿔가며 수행하는 해석의 자동화를 통해 산출된 구조물의 여러 손상 확률을 결과값으로 얻을 수 있다. 이를 바탕으로 ANN과 같은 학습 알고리즘을 도입하여 대리 모델(surrogate model) 구축이 가능하다. 이렇게 구축된 대리 모델을 사용한다면 자동화 플랫폼 구축 이전 해석 시 소요되던 해석 비용을 낮출 수 있으며, 이를 활용하여 효율적인 실제 피해 데이터 기반 취약도 곡선 갱신이 가능하다.

[0076] 도 4는 도 2의 지진 피해 평가 프로그램(122) 내의 학습 모델(124)을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하기 위한 방법을 예시적으로 설명하기 위한 기능 블록도이다.

[0077] 구축된 학습 모델(124)을 이용하여 지진 취약 정보를 제공하기 위한 처리부(130)의 과정은, 지진 피해 해석 정보를 획득부(110)로부터 획득하는 단계; 및 지진 피해 해석 정보가 획득되면 지진 피해 평가 프로그램(122) 내의 학습 모델(124)을 기초로 지진 피해 예측 결과를 출력하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0078] 이때, 학습 모델(124)은 지진 피해 해석 정보 내의 지진 취약도 곡선의 매개변수를 랜덤 방식으로 변경하여 지진 취약도 곡선을 갱신하도록 학습될 수 있으며, 학습 모델(124)로 실제 지진 피해 데이터가 추가로 입력되어 지진 피해 예측 결과를 출력할 수 있다. 지진 피해 해석 정보는, 예를 들어 지진 취약도 곡선, 구조물 정보, 지

진 규모 정보 및 지진 위치 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0079] 여기서, 획득하는 단계는, 지진 피해 해석 정보를 전처리하는 단계; 및 전처리에 의해 지진 피해 해석 정보를 csv 포맷 또는 xml 포맷으로 변환하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0080] 한편, 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)는 구축된 학습 모델(124)을 활용한 지진 피해 시뮬레이션 해석 수행을 통해서 계산된 구조물별 추정 피해 확률을 기반으로 최적화 과정을 수행할 수 있다.

[0081] 이때, 아래 [수학식 1]과 같은 목적함수를 정의하여 최적화 해석을 수행하였으며, 최적화를 수행하기 위해서는 참값으로 사용될 대상 지역의 구조물별로 실제 피해 데이터가 사전에 정의되어 있어야 한다.

수학식 1

$$f(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$

[0082]

[0083] [수학식 1]에서, θ는 상기 지진 취약도 곡선을 결정하는 대수 정규 분포의 매개변수 벡터, n은 지진 위치 정보의 개수, y는 지진 위치 정보의 피해 건물의 개수, $\hat{y}$는 학습 모델(124)로부터 계산된 지진 피해 확률과 피해 건물의 개수를 곱하여 계산된 추정 피해 건물 개수이다.

[0084] 이러한 [수학식 1]을 통해 최적의 지진 취약도 곡선을 도출해 낼 수 있다.

[0086] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 개념도이다.

[0087] 본 발명의 실시예에서는 앞서 기술한 내용들을 바탕으로 사용자의 반복적인 해석이 불필요한 자동화 해석 플랫폼을 구축하고, 계산 비용이 절감되어 효율적인 지진 피해 예측을 위한 ANN 모델을 이용하여 기존 지진 취약도 곡선을 새로이 도출(즉, 갱신)하는 새로운 기법을 제시하였다. 지진 피해 평가 프로그램(122)의 해석에서 사용되는 입력 정보는 앞서 설명한 것처럼 구조물 정보, 손상 수준 정보, 지진 재해 정보 그리고 지진 취약도 곡선이다. 이러한 입력 정보 중 제안된 프레임 워크는 지진 취약도 곡선을 갱신하는 것에 초점을 두고 있다. 따라서, 이러한 지진 취약도 곡선을 갱신하기 위해서는 지진 취약도 곡선의 매개변수(로그평균과 로그표준편차)를 무작위로 바꿔가며 해석을 수행하여 ANN의 학습 데이터를 확보하는 것이 필수적이다. 하지만, 적절한 수의 학습 데이터를 확보하기 위해서는 대략적으로 수천 번 이상의 반복적인 해석이 요구되므로 지진 피해 평가 프로그램(122)의 해석 과정에서 자동화가 필요하다. 본 발명의 실시예에서는 GUI를 제어할 수 있는 매크로를 통해 자동화된 프로그램 해석을 가능하게 하여 대리모델 학습에 필요한 해석 데이터를 충분하게 확보할 수 있었다. 이렇게 구축된 대리모델의 해석을 통해 계산된 구조물의 추정 피해 확률이 실제 피해 확률을 잘 예측할 수 있도록 최적화 해석이 이뤄지게 되며, 궁극적으로는 최적의 지진 취약도 곡선을 얻게 된다.

[0089] 도 6은 도 1의 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 입력부(140)의 기능을 예시한 개념도이다.

[0090] 입력부(140)는 마우스 및 키보드 제어가 필요한 응용 프로그램의 시스템 입력 이벤트를 생성하는 로봇 클래스(robot class)를 이용하여 GUI를 제공할 수 있다.

[0091] 지진 취약 정보 제공 장치(100)서는 도 6과 같이 로봇 클래스를 활용하여 GUI를 제어하는 모듈을 구축하였다.

[0092] 로봇 클래스는 보통 마우스 및 키보드 제어가 필요한 응용 프로그램을 위해서 시스템 입력 이벤트를 생성하는데 사용된다. 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 자동화 플랫폼에서는 이러한 로봇 클래스의 기능을 활용하여 도 6에 예시한 바와 같이 마우스 및 키보드 제어 명령어를 사용하여 DOS 환경에서는 불가능했던 소프트웨어 구동 및 지진 피해 시뮬레이션 해석을 수행할 수 있도록 하였다. 이를 통해서 지진 취약 정보 제공 장치(100) 자동화 플랫폼은 자동적으로 반복할 수 있는 지진 피해 시뮬레이션 해석 수행 기능이 갖춰졌으며, 대상 지역의 구조물들에 대한 여러 피해 확률 추정이 가능해진다.

[0093] 지진 취약 정보 제공 장치(100)는 입력부(140)의 반복적인 지진 해석 시뮬레이션을 자동적으로 수행해서 가상의 지진 피해 데이터 생성하게 되며, 생성된 데이터는 ANN 모델의 학습에 활용된다. 따라서, 학습된 ANN 모델을 활용해서 효율적인 지진피해 예측을 수행하고 이를 바탕으로 최적화 과정을 통해 지진 취약도 곡선의 갱신을 수행할 수 있게 된다.

[0095] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른 지진 취약 정보 제공 장치(100)를 이용하여 지진 피해 확률을 산출하기 위한 특정 지역의 격자 정보를 예시한 도면이다.

[0096] 본 발명의 실시예에서 제안된 프레임워크는 2017년 포항 지진 피해 데이터를 바탕으로 예제를 구성해 적용되었다. 여기서, 지진 피해 조사 데이터 중 무보강 조적 전단벽(URML) 건물 유형에 대한 피해 데이터를 사용하였는데, 집계된 데이터는 피해 수준에 따라 소파, 반파, 전파로 나뉘어 있다. 도 7에 예시한 것처럼 포항시에 해당하는 가로 X 세로 2km X 2km 격자별로 피해 확률이 산출되었고, 이는 [표 2]에 작성되어 있다.

[0097] [표 2]는 도 7의 특정 지역의 무보강 조적 전단벽(URML) 건물의 실제 피해 확률을 예시한 것이다.

표 2

[0098]

격자 번호	스펙트럼 가속도	소파 실제 피해 확률	반파 실제 피해 확률	전파 실제 피해 확률
206268	0.6045	0.3491	0.0201	0.0182
204269	0.3795	0.6831	0.0202	0.0247
204270	0.4483	0.5347	0.0138	0.0104
204271	0.4503	0.5647	0.0117	-

[0099] 한편, 지진 취약 정보 제공 장치(100)의 자동화 플랫폼의 반복 해석을 통해, 포항시 일대의 URML 건물에 대한 구조물 손상도 정보를 얻을 수 있다. 이를 기반으로 지진 피해 시뮬레이션 대리 모델의 학습데이터를 구축하였으며, 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 구축된 ANN 대리 모델의 정확성을 검증하였다. 학습 데이터는 지진 취약도의 매개변수(로그평균, 로그표준편차)이며, URML 건물 손상확률을 출력 정보로 표출한다. 모델을 검증하기 위한 데이터는 지진 취약도의 매개변수를 몬테카를로 시뮬레이션으로 샘플링하여 취득했으며, 1,000개의 검증 데이터를 확보하여 대리 모델에 대한 검증을 수행하였다. 여기서 사용된 ANN 모델은 4개의 은닉층(hidden layer)과 각 층별로 10개의 은닉 노드(hidden node)로 구성되어 있고 구축된 ANN 대리 모델의 예측 성능을 확인하기 위해서 검증 데이터에 대한 결정계수(R2)값을 확인하였으며, 결과에 대한 예시는 도 8과 같다.

[0100] 도 8은 도 7의 특정 지역의 무보강 조적 전단벽(URML) 건물에 대한 손상확률을 예측한 시뮬레이션 결과를 예시한 그래프이다.

[0102] [표 2]에 나와 있는 실제 피해 확률은 무보강 조적 전단벽(URML)유형 건물의 지진 취약도 곡선을 업데이트하는데에 사용되었으며, 도 9 는 도 7의 특정 지역의 무보강 조적 전단벽(URML) 건물의 소파에 해당하는 지진 취약도 곡선의 갱신 결과를 보여주고 있다. 이를 통해 초기 취약도 곡선은 실제 피해 확률과 비교적 큰 오차를 보이나, 제안 프레임워크를 사용해 업데이트된 취약도 곡선은 실제 피해 확률에 훨씬 가깝게 접근하는 것을 확인할 수 있었다.

[0103] 갱신된 지진 취약도 함수의 결과를 검증하기 위해 기존 취약도 함수와 갱신된 취약도 함수를 바탕으로 건물의 예측 피해 수량 산출하여 "|실제 건물 피해 수량 - 예측 건물 피해 수량|"을 통해 오차를 계산하였다. 이는 아래 [표 3]과 같이 예시될 수 있다.

표 3

[0104]

건물 유형	스펙트럼 가속도	소파 실제 피해 동수	업데이트 이전 예측 피해 동수	업데이트 이전 예측 절대오차	업데이트 이후 예측 피해 동수	업데이트 이후 예측 절대오차
URML	0.6045	191	330.2375	139.2375	332.4063	141.4063
	0.3795	304	170.9010	133.0990	204.2289	99.7711
	0.4483	154	133.0761	20.9239	147.6306	6.3694
	0.4503	48	39.4560	8.5440	49.6935	1.6935
	합계	697	673.6706	301.8044	733.9593	249.2403

[0105] [표 3]에서 알 수 있듯이, 본 발명의 실시예에서는 소파를 대상으로 한 하나의 지진 취약도 곡선에 대한 갱신을 수행하였으며, 갱신된 취약도 함수가 초기 지진 취약도 곡선 보다 상대적으로 정확한 피해 예측을 할 수 있음을 확인하였다.

[0107] 이상 설명한 바와 같은 본 발명의 실시예에 의하면, 실제 지진 피해 데이터 기반으로 한 지진 취약도 곡선 도출

기법을 제안하였고, 이 기법은 지진 피해 평가 프로그램의 자동화 플랫폼과 ANN 대리 모델을 활용하여 지진 취약도 곡선의 매개변수를 도출하거나 업데이트 할 수 있도록 해준다. 제안된 기법의 검증을 위해 2017년 포항 지진 피해 데이터를 기반으로 예제를 구성하였으며, 무보강 조적 전단벽(URML) 건물 유형의 실제 피해 확률을 이용하여 지진 취약도 곡선을 업데이트 하였다. 그 결과, 실제 피해 확률에 가깝게 업데이트가 성공적으로 되었음을 확인하였다. 대상 지역에 지진 피해 평가 프로그램의 자동화 플랫폼을 활용해 다양한 변수를 고려한 많은 수의 지진 시뮬레이션 데이터를 확보해 둔다면, 추후 추가적인 실제 피해 데이터가 취득되어도 신속한 지진 피해 평가와 지진 취약도 곡선 업데이트를 수행할 수 있을 것으로 기대된다.

[0108] 한편, 첨부된 블록도의 각 블록과 흐름도의 각 단계의 조합들은 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들에 의해 수행될 수도 있다. 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 범용 컴퓨터, 특수용 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 프로세서에 탑재될 수 있으므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 프로세서를 통해 수행되는 그 인스트럭션들이 블록도의 각 블록에서 설명된 기능들을 수행하는 수단을 생성하게 된다.

[0109] 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 특정 방식으로 기능을 구현하기 위해 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 지향할 수 있는 컴퓨터 이용 가능 또는 컴퓨터 판독 가능 기록매체(또는 메모리) 등에 저장되는 것도 가능하므로, 그 컴퓨터 이용 가능 또는 컴퓨터 판독 가능 기록매체(또는 메모리)에 저장된 인스트럭션들은 블록도의 각 블록에서 설명된 기능을 수행하는 인스트럭션 수단을 내포하는 제조 품목을 생산하는 것도 가능하다.

[0110] 그리고, 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에 탑재되는 것도 가능하므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에서 일련의 동작 단계들이 수행되어 컴퓨터로 실행되는 프로세스를 생성해서 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 수행하는 인스트럭션들은 블록도의 각 블록에서 설명된 기능들을 실행하기 위한 단계들을 제공하는 것도 가능하다.

[0111] 또한, 각 블록은 특정된 논리적 기능(들)을 실행하기 위한 적어도 하나 이상의 실행 가능한 인스트럭션들을 포함하는 모듈, 세그먼트 또는 코드의 일부를 나타낼 수 있다. 또, 몇 가지 대체 실시 예들에서는 블록들에서 언급된 기능들이 순서를 벗어나서 발생하는 것도 가능함을 주목해야 한다. 예컨대, 잇달아 도시되어 있는 두 개의 블록들은 사실 실질적으로 동시에 수행되는 것도 가능하고 또는 그 블록들이 때때로 해당하는 기능에 따라 역순으로 수행되는 것도 가능하다.

부호의 설명

[0113] 100: 지진 취약 정보 제공 장치

110: 획득부

120: 저장부

122: 지진 피해 평가 프로그램

124: 학습 모델

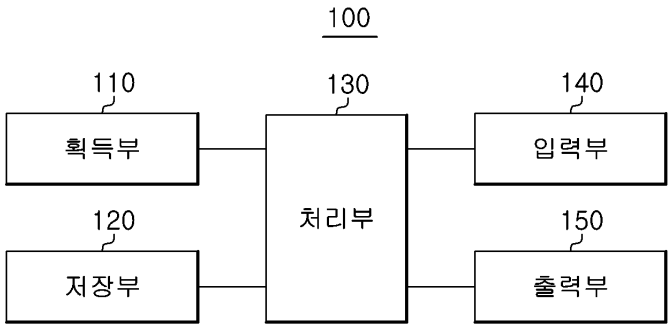
130: 처리부

140: 입력부

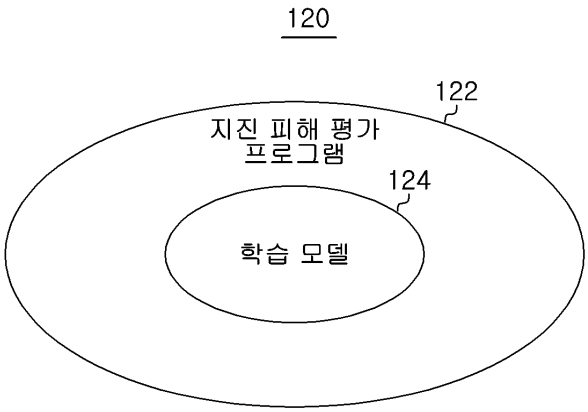
150: 출력부

도면

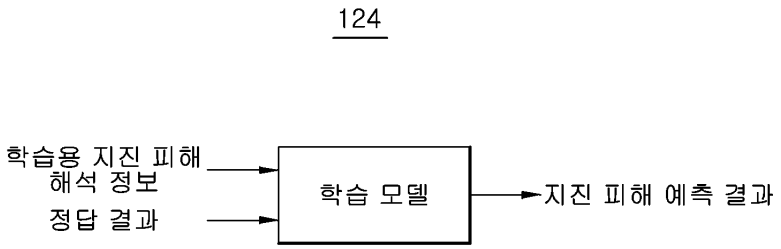
도면1



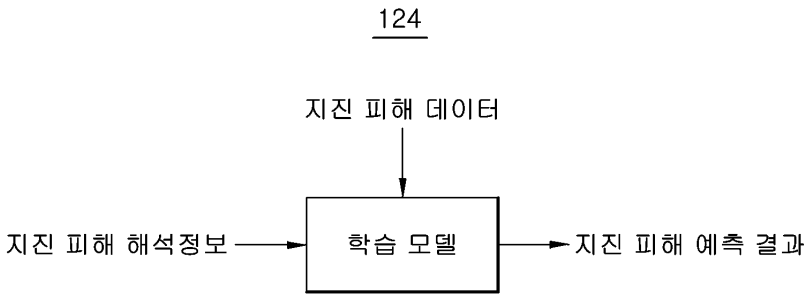
도면2



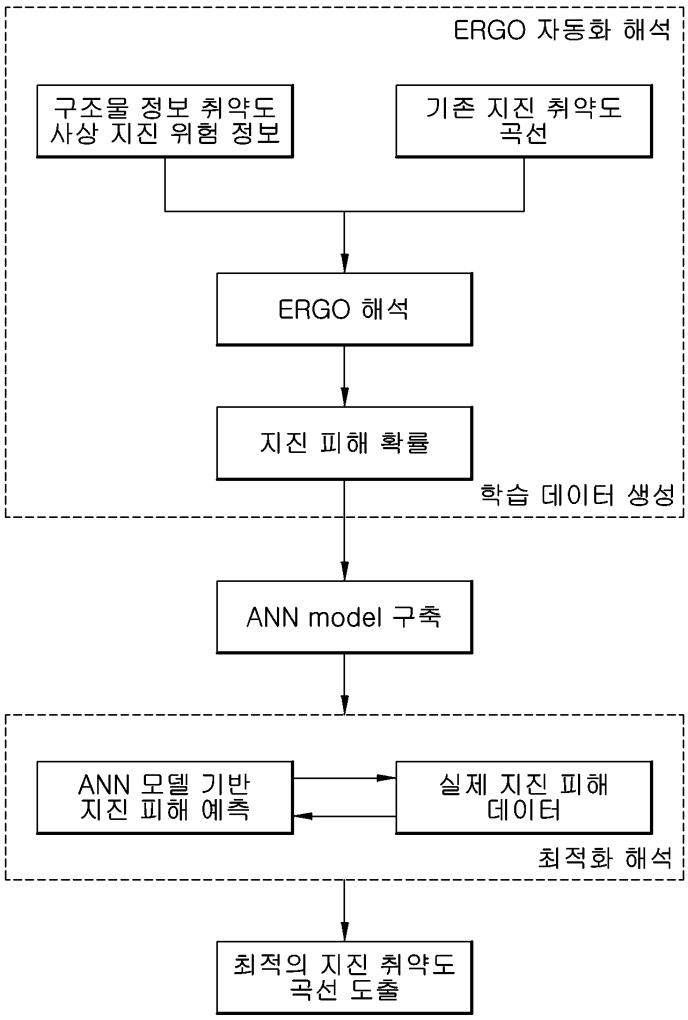
도면3



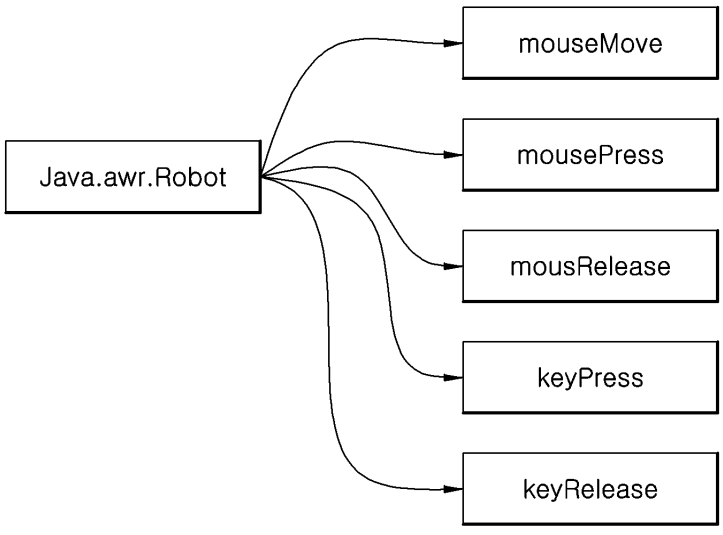
도면4



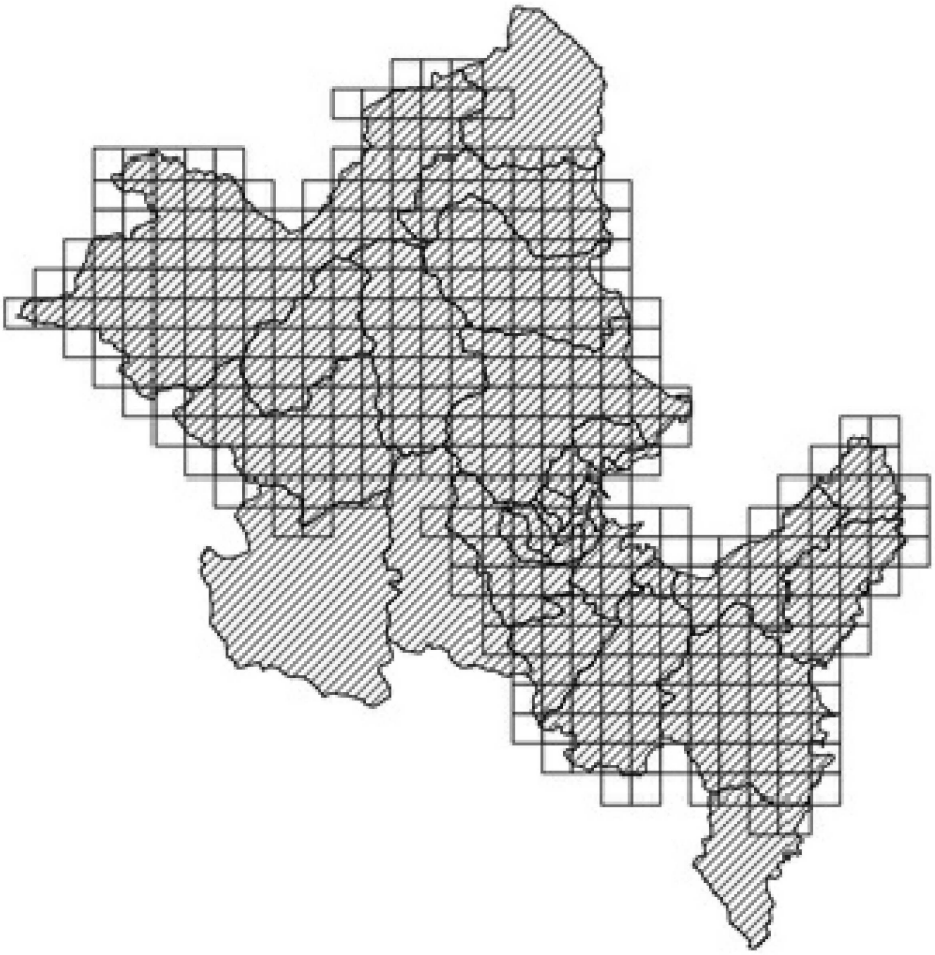
도면5


ERGO 자동화 해석
구조물 정보 취약도
사상 지진 위험 정보
기존 지진 취약도
곡선
ERGO 해석
지진 피해 확률
학습 데이터 생성
ANN model 구축
ANN 모델 기반
지진 피해 예측
실제 지진 피해
데이터
최적화 해석
최적의 지진 취약도
곡선 도출

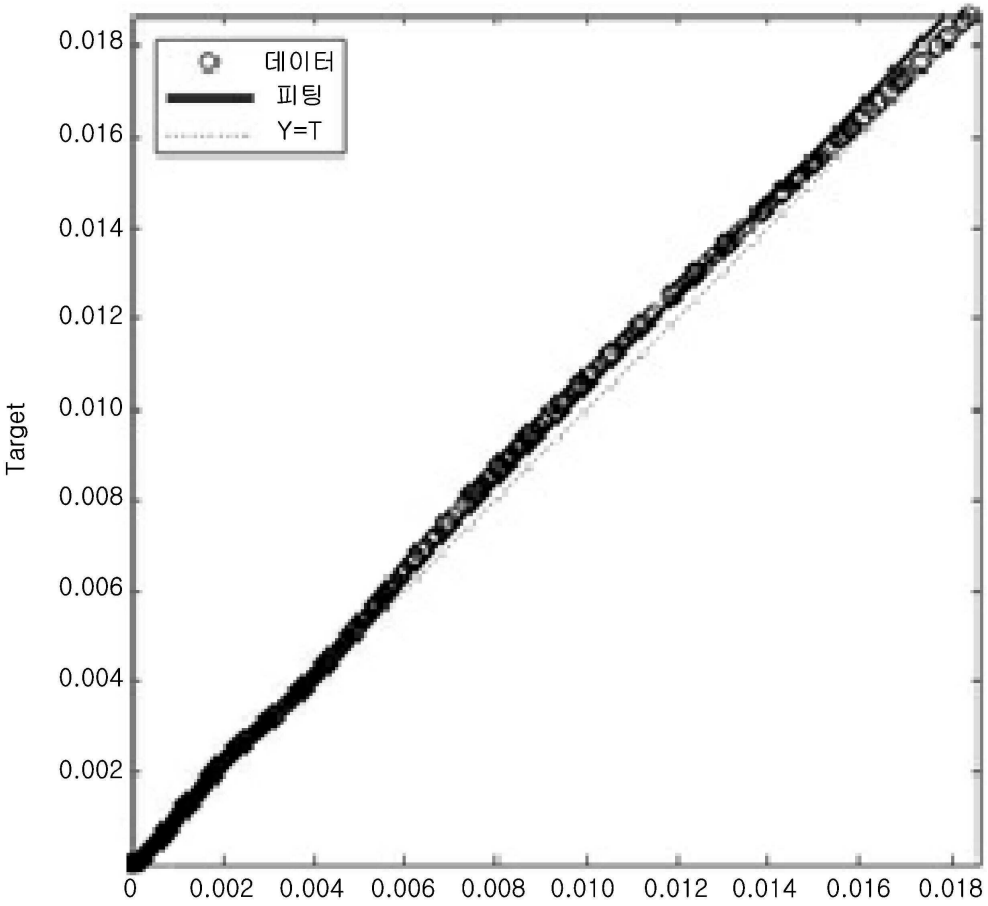
도면6


Java.awr.Robot
mouseMove
mousePress
mousRelease
keyPress
keyRelease

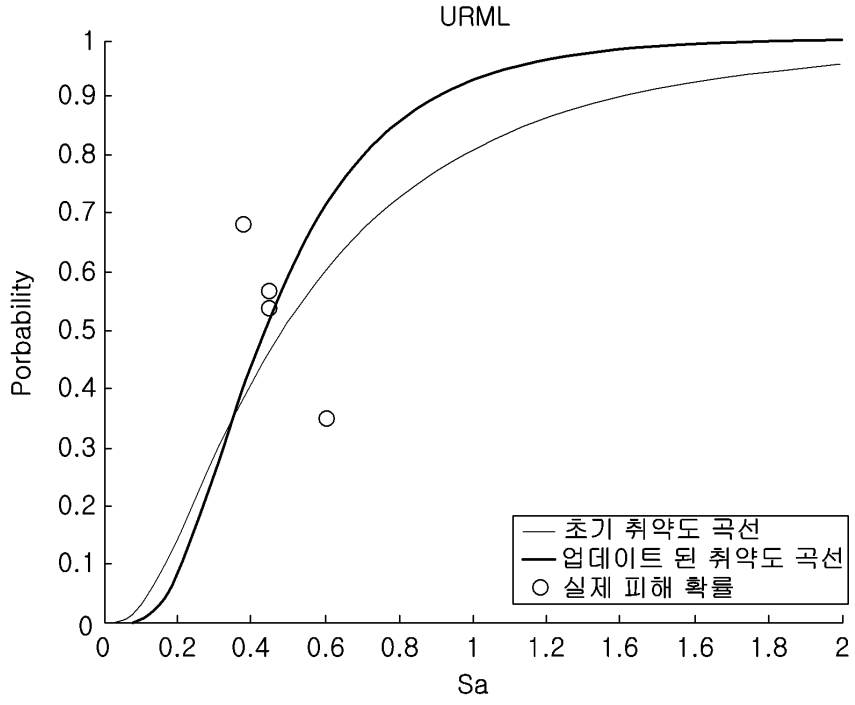
도면7



도면8


데이터
피팅
Y=T
Target
0.018
0.016
0.014
0.012
0.010
0.008
0.006
0.004
0.002
0
0.002
0.004
0.006
0.008
0.010
0.012
0.014
0.016
0.018

도면9


URML
Porbability
Sa
초기 취약도 곡선
업데이트 된 취약도 곡선
실제 피해 확률
0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1
0.2
0.4
0.6
0.8
1.2
1.6
1.6
1.8
2