



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0015013
(43) 공개일자 2025년02월03일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/0985 (2023.01) G06F 30/27 (2020.01)
G06F 30/3308 (2020.01) G06N 3/0475 (2023.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
G06N 3/0985 (2023.01)
G06F 30/27 (2020.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0095917
(22) 출원일자 2023년07월24일
심사청구일자 2023년07월24일</p> | <p>(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)</p> <p>(72) 발명자
이성환
서울특별시 강남구 언주로30길 13 (대림아크로빌, 대림아크로텔)B-2902</p> <p>박범철
인천광역시 미추홀구 주안로 226 (주안동) 127동 2102호</p> <p>박준형
경기도 과천시 장군마을4길 9-12 (주암동 양지빌리지) 103호</p> <p>(74) 대리인
특허법인위솔</p> |
|---|---|

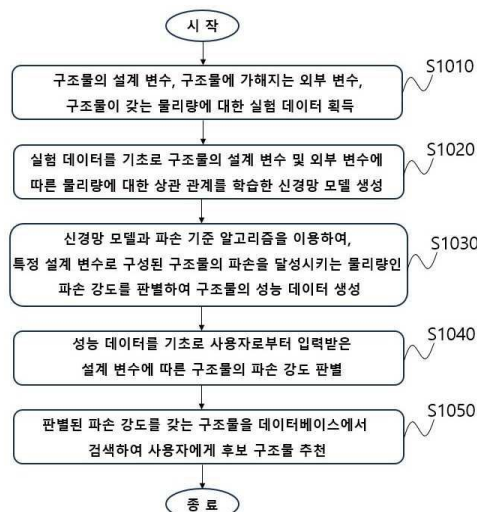
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델 생성 방법 및 이를 위한 장치

(57) 요약

일 실시 예에 따른 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델을 생성하는 방법은 구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작, 상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작, 상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작, 및 상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 포함할 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06F 30/3308 (2020.01)

G06N 3/0475 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193973
과제번호	2019-0-00079-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(고려대학교)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서 및 메모리를 포함하는 장치가 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델을 생성하는 방법에 있어서,

구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작;

상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작;

상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작; 및

상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작; 을 포함하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 방법은,

상기 메타 모델의 입력 변수 중 일부인 제1 설계 변수의 값을 입력받는 경우, 상기 메타 모델을 기초로 소정의 파손 강도를 갖는 구조물이 구성되도록 상기 입력 변수 중 나머지인 제2 설계 변수의 값을 도출하는

방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 실험 데이터를 획득하는 동작은

Taguchi methods를 이용한 실험 계획법을 기초로 특정 설계 변수의 구조물에 가해지는 외부 변수에 따른 물리량을 획득하는 시뮬레이션을 수행하는 동작을 포함하는,

방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 성능 데이터를 생성하는 동작은

소정 범위로 설계 변수 및 외부 변수를 변화시키면서 상기 신경망 모델에 입력하여 출력된 물리량을 획득하여 데이터를 증강시키는 동작;

상기 증강된 데이터를 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물이 갖는 물리량을 파손 기준 알고리즘에 입력하여 파손 강도를 판별하는 동작; 및

설계 변수 별로 판별된 파손 강도를 매핑하여 설계 변수 별 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작을 포함하는, 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 파손 기준 알고리즘은

Von-mises Criterion, Tresca Criterion, Tsai-Wu Failure Criterion 의 파손 규정 방법론(Failure Criterion) 중 적어도 하나를 활용한 알고리즘을 포함하는,

방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 신경망 모델은

물리 기반 인공 신경망(Physics-informed neural networks, PINNs)을 기초로 학습되는

방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 설계 변수는

구조물의 치수, 재질, 열처리 유무, 체결 토크 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함하는

방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 물리량은

탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형률, 내부 응력, 반발력 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함하는

방법.

청구항 9

명령어를 포함하는 메모리; 및

상기 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서의 동작은,

구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작;

상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작;

상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작; 및

상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작; 을 포함하는 장치.

청구항 10

컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장되어 있는 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면,

구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작;

상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작;

상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작; 및

상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작;

을 포함하는 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델 생성 방법 및 이를 위한 장치에 관한 것이다. 보다 자세하게는 구조물의 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델을 생성하여 특정 구조물의 설계 변수에 따른 성능을 판별하고 구조물 후보를 추천하는 방법 및 이를 위한 장치에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 기계 공학이나 토목 공학 등의 구조체 설계 분야에서 유한 요소 해석이나 유한 차분법 등의 수치 해석 기법을 활용한 성능 해석 시뮬레이션은 설계자에게 많은 정보와 효율을 가져다주기에 산업계에서 활발히 사용되고 있다.
- [0003] 이러한 성능 해석 시뮬레이션은 실제 실험보다 매우 단순하고 편리하지만, 설계안이 조금이라도 변경된다면 CAD 수정, 전처리 변경, 격자 형성 등의 모든 과정을 다시 진행해야 한다. 또한, 해석 시뮬레이션을 관장하는 엔지니어의 이해도나 실력에 따라 정확도와 신뢰도에 큰 차이가 발생하며, 시뮬레이션 프로그램의 전처리나 계산에 많은 시간이 소요된다는 단점이 있다.
- [0004] 한편, 구조체 설계 분야에서 빅데이터와 딥러닝 기반의 인공지능 모델은 사람이 인지하지 못하는 고차원의 영역에서의 분석과 최적화가 가능하고, 학습이 완료된 모델에 간단한 입력만으로 원하는 결과를 관찰할 수 있기에 전문 지식 없이도 활용이 가능하다는 장점이 있다.
- [0005] 그러나, 인공지능 모델은 실질적인 성능을 발휘할 수 있을 만큼의 빅데이터가 확보되지 않으면 인공지능 모델이 학습이 제대로 이루어지지 않아, 구조체 설계의 정확도가 떨어질 수 있다는 단점을 갖는다.
- [0006] 이에, 본 문서는 기존 수치 해석 기법을 활용한 성능 해석 시뮬레이션과 딥러닝 기반 인공지능 모델의 단점을 보완하는 기술을 제시하고자 한다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허공보 제10-1919339호(2018.11.12)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는 수치 해석 기법(Numerical Analysis Method)과 물리 기반 인공신경망(Physics-Informed Neural Network)을 활용하여, 구조물의 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델을 생성

하는 방법 및 이를 위한 장치를 제공하는 것이다.

[0009] 본 발명의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델 생성 방법은 구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작, 상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작, 상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작 및 상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 포함할 수 있다.

[0011] 일 실시 예에 따르면, 상기 방법은 상기 메타 모델을 이용해 상기 사용자로부터 입력받은 설계 변수에 대한 파손 강도를 갖는 구조물을 추천하는 동작을 더 포함할 수 있다.

[0012] 일 실시 예에 따르면, 상기 실험 데이터를 획득하는 동작은 Taguchi methods를 이용한 실험 계획법을 기초로 특정 설계 변수의 구조물에 가해지는 외부 변수에 따른 물리량을 획득하는 시뮬레이션을 수행하는 동작을 포함할 수 있다.

[0013] 일 실시 예에 따르면, 상기 성능 데이터를 생성하는 동작은 소정 범위로 설계 변수 및 외부 변수를 변화시키면서 상기 신경망 모델에 입력하여 출력된 물리량을 획득하여 데이터를 증강시키는 동작; 상기 증강된 데이터를 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물이 갖는 물리량을 파손 기준 알고리즘에 입력하여 파손 강도를 판별하는 동작; 및 설계 변수 별로 판별된 파손 강도를 매핑하여 설계 변수 별 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작을 포함할 수 있다.

[0014] 일 실시 예에 따르면, 상기 파손 기준 알고리즘은 Von-mises Criterion, Tresca Criterion, Tsai-Wu Failure Criterion 의 파손 규정 방법론(Failure Criterion) 중 적어도 하나를 활용한 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0015] 일 실시 예에 따르면, 상기 신경망 모델은 물리 기반 인공 신경망(Physics-informed neural networks, PINNs)을 기초로 학습될 수 있다.

[0016] 일 실시 예에 따르면, 상기 설계 변수는 구조물의 치수, 재질, 열처리 유무, 체결 토크 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함할 수 있다.

[0017] 일 실시 예에 따르면, 상기 물리량은 탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형률, 내부 응력, 반발력 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 구조물 성능을 판별하는 인공지능 기반의 메타 모델 생성 장치는 명령어를 포함하는 메모리 및 상기 명령어를 실행하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서의 동작은 구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작, 상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작, 상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작 및 상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 포함할 수 있다.

[0019] 일 실시 예에 따르면, 상기 프로세서는 상기 메타 모델을 이용해 상기 사용자로부터 입력받은 설계 변수에 대한 파손 강도를 갖는 구조물을 추천하는 동작을 더 수행할 수 있다.

[0020] 일 실시 예에 따르면, 상기 실험 데이터를 획득하는 동작은 Taguchi methods를 이용한 실험 계획법을 기초로 특정 설계 변수의 구조물에 가해지는 외부 변수에 따른 물리량을 획득하는 시뮬레이션을 수행하는 동작을 포함할 수 있다.

[0021] 일 실시 예에 따르면, 상기 성능 데이터를 생성하는 동작은 소정 범위로 설계 변수 및 외부 변수를 변화시키면

서 상기 신경망 모델에 입력하여 출력된 물리량을 획득하여 데이터를 증강시키는 동작, 상기 증강된 데이터를 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물이 갖는 물리량을 파손 기준 알고리즘에 입력하여 파손 강도를 판별하는 동작 및 설계 변수 별로 판별된 파손 강도를 매핑하여 설계 변수 별 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작을 포함할 수 있다.

[0022] 일 실시 예에 따르면, 상기 파손 기준 알고리즘은 Von-mises Criterion, Tresca Criterion, Tsai-Wu Failure Criterion 의 파손 규정 방법론(Failure Criterion) 중 적어도 하나를 활용한 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0023] 일 실시 예에 따르면, 상기 신경망 모델은 물리 기반 인공 신경망(Physics-informed neural networks, PINNs)을 기초로 학습될 수 있다.

[0024] 일 실시 예에 따르면, 상기 설계 변수는 구조물의 치수, 재질, 열처리 유무, 체결 토크 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함할 수 있다.

[0025] 일 실시 예에 따르면, 상기 물리량은 탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형률, 내부 응력, 반발력 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함할 수 있다.

[0026] 상기 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장되어 있는 컴퓨터 프로그램은 프로세서에 의해 실행되면, 구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작 상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작; 상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작 및 상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 포함하는 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0027] 상기와 같은 본 발명에 따르면, 구조체 설계 분야에 있어서 설계 변수를 기반으로 통계적으로 샘플링된 소규모 데이터를 활용하여 물리 기반 인공신경망(PINN)을 구축하고, 이를 통해 대상물의 광범위한 성능 데이터를 확보하는 메타 모델을 생성할 수 있다.

[0028] 또한, 기존에 구조물의 설계안 변경에 따라 엔지니어가 시뮬레이션 전처리 및 후처리를 다시 해야 한다는 번거로움을 제거할 수 있으며, 같은 시간 대비 더 광범위한 설계안을 검토할 수 있다.

[0029] 또한, 다양한 외부 변수에 대한 결과값 예측을 최적화하여 컴퓨팅 자원의 절약 효과를 볼 수 있으며, 통계적으로 검증된 소규모 데이터셋을 이용하여 모델을 구축할 수 있기 때문에 데이터 확보의 어려움을 피할 수 있다.

[0030] 또한, 본 발명은 기계나 건축물과 같은 구조물의 성능 및 내구성 분석 과정을 개선하고, 최적화 문제 해결에 기여함으로써 엔지니어링 분야에서의 효율성과 정확성을 높일 수 있다.

[0031] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0032] 도 1은 일 실시 예에 따른 메타 모델 생성 장치가 포함하는 전체 구성을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 2는 일 실시 예에 따른 메타 모델 생성 방법의 대표적인 단계를 나타낸 순서도이다.

도 3은 일 실시 예에 따른 구조물의 설계 변수를 예시적으로 도시한 도면이다.

도 4는 일 실시 예에 따른 구조물의 설계 변수와 외부 변수에 따른 물리량에 대한 실험 데이터를 예시적으로 도시한 도면이다.

도 5는 일 실시 예에 따라 설계 변수와 외부 변수에 따른 물리량의 상관 관계를 도출하는 신경망 모델을 학습시키는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 6은 일 실시 예에 따른 신경망 모델을 이용하여 데이터를 증강시키는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 7은 일 실시 예에 따른 파손 기준 알고리즘을 이용하여 특정 설계 변수의 파손 강도를 판별하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 8은 일 실시 예에 따라 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 9는 일 실시 예에 따른 구조물의 제1 설계 변수와 제2 설계 변수를 구별하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

도 10은 일 실시 예에 따른 메타 모델을 기초로 소정의 파손 강도를 갖는 구조물이 구성되도록 설계 변수의 값을 도출하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0033] 본 발명의 목적과 기술적 구성 및 그에 따른 작용 효과에 관한 자세한 사항은 본 발명의 명세서에 첨부된 도면에 의거한 이하의 상세한 설명에 의해 보다 명확하게 이해될 것이다. 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 실시 예를 상세하게 설명한다.
- [0034] 본 명세서에서 개시되는 실시 예들은 본 발명의 범위를 한정하는 것으로 해석되거나 이용되지 않아야 할 것이다. 이 분야의 통상의 기술자에게 본 명세서의 실시 예를 포함한 설명은 다양한 응용을 갖는다는 것이 당연하다. 따라서, 본 발명의 상세한 설명에 기재된 임의의 실시 예들은 본 발명을 보다 잘 설명하기 위한 예시적인 것이며 본 발명의 범위가 실시 예들로 한정되는 것을 의도하지 않는다.
- [0035] 도면에 표시되고 아래에 설명되는 기능 블록들은 가능한 구현의 예들일 뿐이다. 다른 구현들에서는 상세한 설명의 사상 및 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다른 기능 블록들이 사용될 수 있다. 또한, 본 발명의 하나 이상의 기능 블록이 개별 블록들로 표시되지만, 본 발명의 기능 블록들 중 하나 이상은 동일 기능을 실행하는 다양한 하드웨어 및 소프트웨어 구성들의 조합일 수 있다.
- [0036] 또한, 어떤 구성요소들을 포함한다는 표현은 "개방형"의 표현으로서 해당 구성요소들이 존재하는 것을 단순히 지칭할 뿐이며, 추가적인 구성요소들을 배제하는 것으로 이해되어서는 안 된다.
- [0037] 나아가 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급될 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 한다.
- [0038] 이하에서는 도면들을 참조하여 본 발명의 세부적인 실시 예들에 대해 살펴보도록 한다.
- [0039] 도 1은 일 실시 예에 따른 메타 모델 생성 장치(100)(이하, '장치(100)'로 지칭)가 포함하는 전체 구성을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0040] 그러나 이는 본 발명의 목적을 달성하기 위한 바람직한 실시 예일 뿐이며, 필요에 따라 일부 구성이 추가되거나 삭제될 수 있고, 어느 한 구성이 수행하는 역할을 다른 구성이 함께 수행할 수도 있음은 물론이다.
- [0041] 일 실시 예에 따른 장치(100)는 프로세서(10), 네트워크 인터페이스(20), 메모리(30), 스토리지(40) 및 이들을 연결하는 데이터 버스(50)를 포함할 수 있으며, 기타 본 발명의 목적을 달성함에 있어 요구되는 부가적인 구성들을 더 포함할 수 있음은 물론이라 할 것이다.
- [0042] 프로세서(10)는 각 구성의 전반적인 동작을 제어한다. 프로세서(10)는 CPU(Central Processing Unit), MPU(Micro Processor Unit), MCU(Micro Controller Unit) 또는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 널리 알려져 있는 형태의 인공지능 프로세서 중 어느 하나일 수 있다. 아울러, 프로세서(10)는 일 실시 예에 따른 장치(100)가 수행하는 동작 또는 오퍼레이션을 수행하기 위한 적어도 하나의 애플리케이션 또는 프로그램에 대한 연산을 수행할 수 있다.
- [0043] 네트워크 인터페이스(20)는 일 실시 예에 따른 장치(100)의 유무선 인터넷 통신을 지원하며, 그 밖의 공지의 통신 방식을 지원할 수도 있다. 따라서 네트워크 인터페이스(20)는 그에 따른 통신 모듈을 포함하여 구성될 수 있다.
- [0044] 메모리(30)는 각종 정보, 명령 및/또는 정보를 저장하며, 일 실시 예에 따른 장치(100)가 수행하는 동작 또는 오퍼레이션을 수행하기 위해 스토리지(40)로부터 하나 이상의 컴퓨터 프로그램(41)을 로드할 수 있다. 도 1에서는 메모리(30)의 하나로 RAM을 도시하였으나 이와 더불어 다양한 저장 매체를 메모리(30)로 이용할 수 있음은

물론이다.

- [0045] 스토리지(40)는 하나 이상의 컴퓨터 프로그램(41) 및 대용량 네트워크 정보(42)를 비임시적으로 저장할 수 있다. 이러한 스토리지(40)는 ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리 등과 같은 비휘발성 메모리, 하드 디스크(HDD), 보조 저장 매체(SSD), 착탈형 디스크, 또는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 널리 알려져 있는 임의의 형태의 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체 중 어느 하나일 수 있다.
- [0046] 컴퓨터 프로그램(41)은 메모리(30)에 로드되어, 하나 이상의 프로세서(10)에 의해, 구조물의 설계 변수와 상기 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 상기 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작, 상기 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작, 상기 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작 및 상기 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작 또는 오퍼레이션을 실행할 수 있다.
- [0047] 이상 간단하게 언급한 컴퓨터 프로그램(41)이 수행하는 동작 또는 오퍼레이션은 컴퓨터 프로그램(41)의 일 기능으로 볼 수 있으며, 보다 자세한 설명은 일 실시 예에 따른 장치(100)가 수행하는 방법에 대한 설명에서 후술하도록 한다.
- [0048] 데이터 버스(50)는 이상 설명한 프로세서(10), 네트워크 인터페이스(20), 메모리(30) 및 스토리지(40) 사이의 명령 및/또는 정보의 이동 경로가 된다.
- [0049] 이상 간단하게 설명한 일 실시 예에 따른 장치(100)는 독립된 디바이스의 형태, 예를 들어 전자 기기나 서버(클라우드 포함)의 형태일 수 있으며, 여기서 전자 기기는 한 장소에 고정 설치되어 사용하는 데스크톱 PC, 서버 디바이스 등과 같은 기기 뿐만 아니라, 스마트폰, 태블릿 PC, 노트북 PC, PDA, PMP 등과 같이 휴대가 용이한 포터블 기기 등이라도 무방한바, 프로세서(10)에 해당하는 CPU 등이 설치되고 네트워크 기능만 보유하고 있는 전자 기기라면 어떠한 것이라도 무방하다 할 것이다. 예를 들어, 일 실시 예에 따른 장치(100)는 독립된 디바이스인 전자 기기 형태 중 "서버"의 형태로 구현될 수 있다. 또한, 일 실시 예에 따른 장치(100)는 독립된 디바이스인 전자 기기 형태 중 서버가 제공하는 애플리케이션 또는 서비스를 이용하기 위해 사용자가 소지하는 "단말"의 형태로 구현될 수 있다.
- [0050] 이하, 일 실시 예에 따른 장치(100)가 수행하는 방법에 대하여 도 2 내지 도 7을 참조하여 설명하도록 한다.
- [0051] 도 2는 일 실시 예에 따른 메타 모델 생성 방법의 대표적인 단계를 나타낸 순서도이다.
- [0052] 도 2에 개시된 각 단계는 일 실시 예에 따른 장치(100)를 통해 수행될 수 있고, 구체적으로 각 단계의 동작은 프로세서(10)가 수행하는 동작으로 이해될 수 있다.
- [0053] 도 2에 개시된 각 단계는 본 발명의 목적을 달성함에 있어서 바람직한 실시 예일 뿐이며, 필요에 따라 일부 단계가 추가 또는 삭제될 수 있음은 물론이고, 어느 한 단계가 다른 단계에 포함되어 수행될 수도 있다.
- [0054] 도 2에 개시된 각 동작의 순서는 이해의 편의를 위해 배치된 순서일 뿐, 이러한 순서가 시계열적인 순서로 한정되는 것이 아니며, 설계자의 선택에 따라 순서가 다르게 변경되어 동작될 수 있다.
- [0055] S1010 단계에서, 장치(100)는 구조물의 설계 변수와 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작을 수행할 수 있다.
- [0056] 도 3은 일 실시 예에 따른 구조물의 설계 변수를 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0057] 도 3을 참조하면, 구조물은 건축물 또는 공작물의 뼈대를 이루는 부분을 의미한다. 예를 들어, 구조물은 볼트, 너트 등을 포함할 수 있다. 설계 변수는 구조물 자체의 특징을 특정하는 변수이다. 예를 들어, 설계 변수는 구조물의 치수(ex. 도 3의 헤드 높이, 바디 길이, 스레드 길이, 지름, 트랜지션, 길이, 플랜지 높이, 호수, 피치, 유효 단면적 등), 재질, 열처리 유무, 체결 토크 등을 포함할 수 있다.
- [0058] 외부 변수는 외부로부터 구조물에 가해지는 각종 요인을 특정하는 변수이다. 예를 들어, 외부 변수는 구조물에 가해지는 온도, 무게, 압력 등을 포함할 수 있다. 물리량은 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 특징 또는 성능을 표현하는 변수이다. 예를 들어, 물리량은 탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형

를, 내부 응력, 반발력 중 적어도 하나에 대한 변수를 포함할 수 있다.

- [0059] 도 4는 일 실시 예에 따른 구조물의 설계 변수와 외부 변수에 따른 물리량에 대한 실험 데이터를 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0060] 도 4를 참조하면, 장치(100)는 구조물의 설계 변수를 토대로 분류한 수십 혹은 수백 개의 소규모 샘플들에 대한 성능 실험이나, 시뮬레이션 프로그램을 활용하여 실험 데이터를 획득할 수 있다.
- [0061] 장치(100)는 실험 계획법을 통해 실험 데이터를 생성할 수 있다. 실험 계획법이란 문제 해결을 위해 실험을 계획하는 방법으로, 최소의 실험 횟수에서 최대의 정보를 얻을 수 있도록 설계 및 계획하는 방법론을 말한다.
- [0062] 예를 들어, 장치(100)는 실험 계획법 중 하나인 다구치 방법론(Taguchi method)을 이용하여 실험 데이터를 획득할 수 있는바, 다구치 방법론은 최소한의 실험 횟수로 실험 인자(factor)와 수준(level)의 최적 조건을 찾게 해주는 실험 방법이다.
- [0063] 이러한 실험 계획법은 소규모 데이터셋에서도 대규모 데이터셋과 비슷한 효과를 가져올 수 있으며, 장치(100)는 Taguchi methods를 이용한 실험 계획법을 기초로 특정 설계 변수로 구성된 구조물에 일정한 힘을 가했을 때의 탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형률, 내부 응력, 반발력 등의 물리량을 실험이나 시뮬레이션을 활용하여 확보할 수 있다.
- [0064] 이후, S1020 단계에서, 장치(100)는 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작을 수행할 수 있다.
- [0065] 도 5는 일 실시 예에 따라 설계 변수와 외부 변수에 따른 물리량의 상관 관계를 도출하는 신경망 모델을 학습시키는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0066] 도 5를 참조하면, 장치(100)는 구조물의 설계 변수 및 외부 변수를 입력 변수로 하고, 구조물이 갖는 물리량(예를 들어, 탄성 변형량, 소성 변형량, 탄성 변형률, 소성 변형률, 내부 응력, 반발력 등)을 출력 변수로 하는 신경망 모델을 설계할 수 있다.
- [0067] 장치(100)는 앞선 단계에서 획득한 실험 데이터를 기초로 설계된 신경망 모델의 가중치 및 바이어스가 입력 변수(설계 변수 및 외부 변수)로부터 출력 변수(물리량)를 도출하는 상관 관계를 갖도록 학습시킬 수 있다.
- [0068] 예를 들어, 장치(100)는 S1010 단계에서 획득한 실험 데이터를 이용하여 물리 기반 인공 신경망(Physics-informed neural networks, PINNs) 기반의 신경망 모델을 생성할 수 있다.
- [0069] 물리 기반 인공 신경망은 딥러닝 기반의 인공지능 모델에 물리법칙 지배방정식을 임베딩하여 적은 데이터에서도 효과적인 분석과 시뮬레이션이 가능하도록 제안된 신경망인바, 물리 기반 인공 신경망은 학습에는 일정 시간이 소요되지만, 학습이 완료된 모델을 활용한 계산은 수초, 수분 정도의 빠른 속도를 보여주며, 이로 인해 기존의 시뮬레이션 프로그램들의 대안으로 제안되어 연구되고 있다. 이를 통해, 본 발명의 실시 예는 기계 및 장치의 성능 최적화 과정에서 시간과 컴퓨팅 자원의 절약이 가능하다.
- [0070] 또한, 장치(100)는 지배 방정식, 초기 조건, 경계 조건을 신경망 모델에 사용될 추가적인 변수로 설정할 수 있다. 장치(100)는 실험 데이터를 학습용 세트와 테스트 세트로 나누어, 신경망 모델을 기 설정된 횟수만큼 학습시킨 후, 테스트 세트에 대한 예측값과 실제값의 오차를 줄여나가도록 신경망 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0071] 앞서, S1020 단계에서 실험 계획법을 통해 설명력이 높은 실험 데이터를 획득하였기에 S1030 단계에서는 이를 학습 데이터로 이용하여 신뢰도 높은 물리 기반 인공 신경망 모델을 획득할 수 있는 것이다.
- [0072] 이후, S 1030 단계에서, 장치(100)는 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작을 수행할 수 있다.
- [0073] 이는 쉽게 이야기하면, 장치(100)가 S1030 단계에서 생성한 신경망 모델을 이용하여 데이터를 증강시킨 후, 대규모 성능 데이터를 생성하는 것이다.
- [0074] 도 6은 일 실시 예에 따른 신경망 모델을 이용하여 데이터를 증강시키는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0075] 도 6을 참조하면, 장치(100)는 소정 범위 설계 변수 및 외부 변수를 변화시키면서 신경망 모델에 입력하여 출력된 물리량을 획득해 데이터를 증강시킬 수 있다.

- [0076] 예를 들어, 장치(100)는 구조물의 설계 변수(ex. 각종 치수, 재질, 열처리 유무, 등)와 외부 변수(ex. 외부하중, 외력)를 바꿔가며 기존의 실험 데이터 외의 넓은 영역에서의 다양한 케이스들에 대한 대규모 데이터 세트를 확보할 수 있다.
- [0077] 도 7은 일 실시 예에 따른 파손 기준 알고리즘을 이용하여 특정 설계 변수의 파손 강도를 판별하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0078] 도 7을 참조하면, 장치(100)는 증강된 데이터를 이용하여 특정 설계 변수로 구성된 구조물이 갖는 물리량을 파손 기준 알고리즘에 입력하여 파손 강도를 판별할 수 있다.
- [0079] 여기서 파손 기준 알고리즘은 특정 설계 변수의 구조물에 대해 물리량을 입력하여 해당 구조물이 파손이 되는 순간을 판단하는 기법이다. 예를 들어, 파손 기준 알고리즘은 Von-mises Criterion, Tresca Criterion, Tsai-Wu Failure Criterion 의 파손 규정 방법론(Failure Criterion) 중 적어도 하나를 활용한 알고리즘을 포함할 수 있다.
- [0080] 장치(100)는 다양한 설계 변수와 외부 변수의 조건에서 신경망 모델이 출력한 물리량에 대해 파손 기준(Failure criteria) 알고리즘을 적용하여 해당 구조물이 파괴되는 순간의 물리량인 파손 강도를 저장할 수 있다.
- [0081] 이를 통해, 장치(100)는 파손 기준 알고리즘에 입력된 물리량을 갖는 설계 변수 별로 판별된 파손 강도를 매핑하여, 설계 변수 별 구조물의 대규모 성능 데이터를 생성할 수 있다.
- [0082] 지금까지 설명한 S1010 단계 내지 S1030 단계는 대규모 성능 데이터, 보다 구체적으로 후술할 S1040 단계에서 메타 모델을 생성하기 위한 학습 데이터를 얻기 위한 일련의 과정으로 볼 수 있으며, 이를 통해 특정 구조물에 대한 다양한 설계 변수 및 외부 변수들에 대하여 어느 시점에 파손되는지(구조물의 성능, 예를 들어 파괴 강도, 강성 등)에 대한 대규모 성능 데이터를 얻을 수 있다 할 것이다.
- [0083] S1040 단계에서, 장치(100)는 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 수행할 수 있다.
- [0084] 도 8은 일 실시 예에 따라 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0085] 도 8을 참조하면, 장치(100)는 S1030 단계에서 생성한 대규모 성능 데이터를 기초로, 설계 변수를 입력 변수로 하고 파손 강도를 출력 변수로 하는 회귀 분석 기반의 메타 모델을 생성할 수 있다.
- [0086] 이는 앞서 S1030 단계를 통해 특정 구조물에 대한 다양한 설계 변수 및 외부 변수들에 대하여 어느 시점에 파손되는지에 대한 대규모 성능 데이터를 얻었기 때문에 가능한 것인바, 쉽게 이야기하면 입력(조건)과 그에 따른 출력(정답)을 이미 알고 있는 상태기 때문에 특정 입력(조건)을 입력했을 때 그에 따른 출력(정답)이 출력될 수 있는 상관 관계를 나타내는 메타 모델을 생성할 수 있는 것이다.
- [0087] 이를 위해 장치(100)는 다양한 회귀(Regression) 분석 알고리즘을 이용하여 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 도출하는 메타 모델을 생성할 수 있다. 보다 구체적으로, 장치(100)는 딥러닝 알고리즘을 이용하여 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 도출하는 메타 모델을 생성할 수 있다.
- [0088] 그에 따라, 메타 모델은 실험이나 시뮬레이션하지 않은 특정 설계 변수를 입력 받는다 할지라도, 해당 설계 변수를 갖는 구조물이 갖는 성능(예를 들어, 파손 강도, 강성 등)까지 출력할 수 있게 된다 할 것이다.
- [0089] S1050 단계에서, 장치(100)는 메타 모델을 기초로 소정의 파손 강도를 갖는 구조물이 구성되도록 설계 변수의 값을 도출할 수 있다. 예를 들어, 장치(100)가 메타 모델의 입력 변수 중 일부인 제1 설계 변수의 값을 입력받는 경우, 메타 모델을 기초로 소정 기준의 파손 강도를 갖는 구조물이 구성되도록 입력 변수 중 나머진 제2 설계 변수의 값을 도출할 수 있다.
- [0090] 여기서 설명의 편의를 위해 제1 변수와 제2 변수로 기재하였으나, 제1 변수와 제2 변수 모두 복수 개의 변수일 수 있으며, 쉽게 이야기하면 사용자가 설계를 원하는 구조물의 조건인 특정 변수를 입력하는 경우, 해당 구조물에 대한 다른 변수의 값을 도출할 수 있다는 것이다.
- [0091] 도 9는 일 실시 예에 따른 구조물의 제1 설계 변수와 제2 설계 변수를 구별하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.
- [0092] S1040에서 생성한 메타 모델이 도 9의 구조물을 기초로 생성되었다고 가정한다. 이 경우, 메타 모델은 도 9의

설계 변수인 "헤드 높이, 바디 길이, 스톱 길이, 지름, 트랜지션, 플랜지 높이, 길이"를 입력 변수로 받으면, 해당 구조물의 "파손 강도"를 출력하도록 설계되었다. 즉, 메타 모델은 "헤드 높이, 바디 길이, 스톱 길이, 지름, 트랜지션, 플랜지 높이, 길이"와 "파손 강도"간의 상관 관계를 내재하고 있다.

[0093] 도 9의 예시에서 장치(100)는 사용자로부터 제1 변수인 "헤드 높이, 바디 길이, 트랜지션, 길이"에 대해 입력 받았으며, 사용자가 원하는 "파손 강도"의 값을 입력 받았다고 가정한다. 이 경우, 제2 변수인 "스톱 길이, 지름, 플랜지 높이"의 값이 어떻게 정해지느냐에 따라 사용자가 원하는 "파손 강도"를 달성할 수 있게 된다.

[0094] 이 경우, 장치(100)는 메타 모델이 갖는 "헤드 높이, 바디 길이, 스톱 길이, 지름, 트랜지션, 플랜지 높이, 길이"와 "파손 강도"간의 상관 관계를 기초로, 해당 "파손 강도"를 달성하기 위한 제2 설계 변수의 값을 도출할 수 있다.

[0095] 이를 위해, 장치(100)는 반응 표면법(Response Surface Method)을 이용할 수 있다. 반응 표면법은 여러 개의 입력 변수가 복합적으로 작용을 하여, 특정 출력 변수를 도출해낼 때, 입력 변수가 이루는 반응 표면에 대한 통계적 분석 방법이다. 즉, 특정 입력 변수의 값이 주어진 상태에서 특정 출력 변수를 도출하기 위해, 나머지 입력 변수에 어떠한 값을 넣어야 하는지를 통계적으로 분석하여 출력할 수 있다.

[0096] 도 10은 일 실시 예에 따른 메타 모델과 반응 표면법을 기초로 소정의 파손 강도를 갖는 구조물이 구성되도록 설계 변수의 값을 도출하는 모습을 예시적으로 도시한 도면이다.

[0097] 도 10을 참조하면, 장치(100)는 메타 모델이 내재하는 입력 변수와 출력 변수의 상관 관계에 대해 반응 표면법을 적용하여, 제1 설계 변수의 값과 사용자가 원하는 파손 강도가 주어지는 경우, 해당 파손 강도를 유지할 수 있는 나머지 제2 설계 변수의 값을 도출할 수 있다. 즉, 장치(100)는 입력 변수와 출력 변수의 관계에 따라 결정된 반응 표면을 기초로, 일부 입력 변수인 제1 설계 변수와 출력 변수의 표면에 기초하여 나머지 입력 변수인 제2 설계 변수의 값을 도출할 수 있다.

[0098] 이에 따라, 장치(100)는 메타 모델을 이용하여, 제1 설계 변수의 값과 파손 강도의 값을 유지시킬 수 있는 제2 설계 변수의 값을 도출할 수 있다. 사용자는 원하는 파손 강도의 값을 갖는 구조물을 설계하기 위해 제1 설계 변수의 값과 제2 설계 변수의 값을 사용할 수 있다. 사용자는 추천된 구조물의 설계 정보를 기초로 실제 구조물의 제작에 사용할 수 있다.

[0099] 상기와 같은 본 발명에 따르면, 구조체 설계 분야에 있어서 설계 변수를 기반으로 통계적으로 샘플링된 소규모 데이터를 활용하여 물리 기반 인공신경망(PINN)을 구축하고, 이를 통해 대상물의 광범위한 성능 데이터를 확보하는 메타 모델을 생성할 수 있다.

[0100] 이로써, 기존에 구조물의 설계안 변경에 따라 엔지니어가 시뮬레이션 전처리 및 후처리를 다시 해야 한다는 번거로움을 제거할 수 있으며, 같은 시간 대비 더 광범위한 설계안을 검토할 수 있다.

[0101] 이에 따라, 다양한 외부 변수에 대한 결과값 예측을 최적화하여 컴퓨팅 자원의 절약 효과를 볼 수 있으며, 통계적으로 검증된 소규모 데이터셋을 이용하여 모델을 구축할 수 있기 때문에 데이터 확보의 어려움을 피할 수 있다.

[0102] 더 나아가, 본 발명은 기계나 건축물과 같은 구조물의 성능 및 내구성 분석 과정을 개선하고, 최적화 문제 해결에 기여함으로써 엔지니어링 분야에서의 효율성과 정확성을 높일 수 있다.

[0103] 또한, 상술한 실시 예에 따른 방법은 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램 또는 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 일 실시 예에 따른 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장되어 있는 컴퓨터 프로그램은 프로세서에 의해 실행되면, 구조물의 설계 변수와 설계 변수로 구성된 구조물에 가해지는 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 실험 데이터를 획득하는 동작, 실험 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수 및 외부 변수에 따라 구조물이 갖는 물리량에 대한 상관 관계를 학습한 신경망 모델을 생성하는 동작, 신경망 모델이 입출력하는 설계 변수 및 외부 변수에 따른 물리량에 대해 구조물의 파손 여부를 판별하는 파손 기준 알고리즘을 이용하여, 특정 설계 변수로 구성된 구조물의 파손을 달성시키는 물리량인 파손 강도를 판별하여 구조물의 성능 데이터를 생성하는 동작; 및 성능 데이터를 기초로 구조물의 설계 변수와 파손 강도의 상관 관계를 학습한 메타 모델을 생성하는 동작을 포함하는 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함할 수 있으며, 중복 서술을 위해 자세히 설명하지는 않았지만 본 발명에 적용된 모든 기술적 특징은 컴퓨터 프로그램에 모두 동일하게 적용될 수 있다.

[0104] 또한, 본 문서의 실시 예들의 프로세서는, 저장 매체로부터 저장된 하나 이상의 명령어들 중 적어도 하나의 명

령을 호출하고, 그것을 실행할 수 있다. 이것은 기기가 호출된 적어도 하나의 명령어에 따라 적어도 하나의 기능을 수행하도록 운영되는 것을 가능하게 한다. 이러한 하나 이상의 명령어들은 컴파일러에 의해 생성된 코드 또는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를 포함할 수 있다. 프로세서는 범용 프로세서, FPGA(Field Programmable Gate Array), ASIC(Application Specific Integrated Circuit), DSP(Digital Signal Processor) 및/또는 등등 일 수 있다.

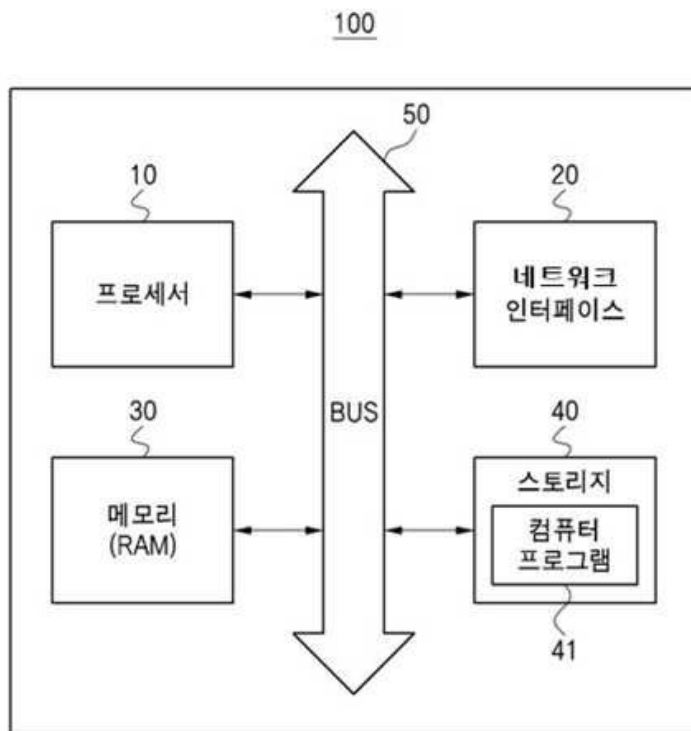
[0105] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예들을 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시 예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다.

부호의 설명

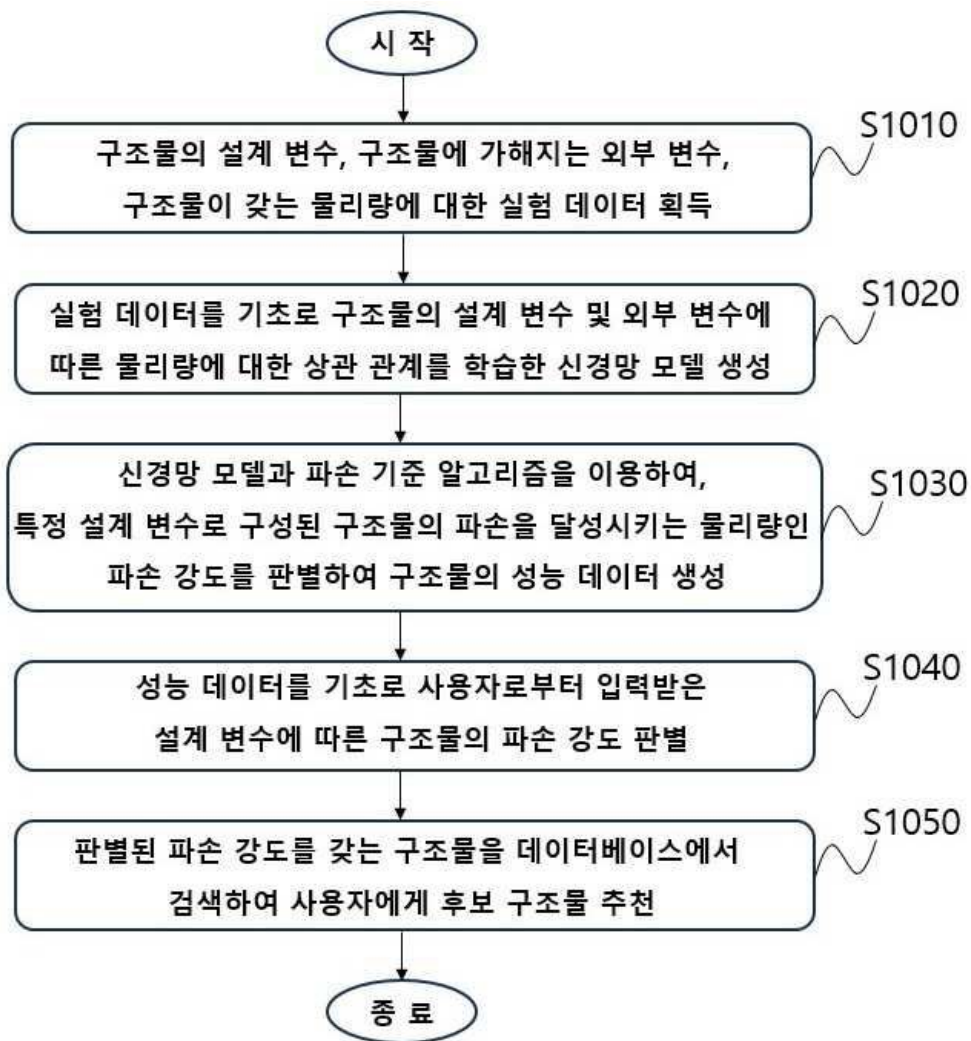
[0106] 10: 프로세서
20: 네트워크 인터페이스
30: 메모리
40: 스토리지
41: 컴퓨터 프로그램
50: 데이터 버스
100: 메타 모델 생성 장치

도면

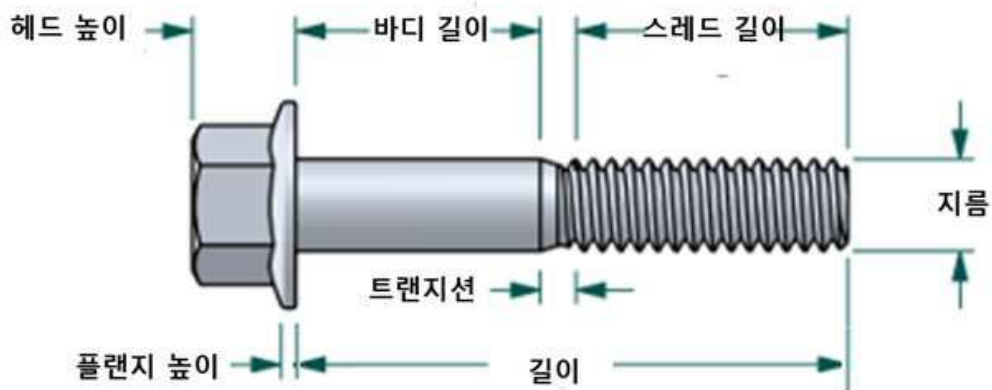
도면1



도면2



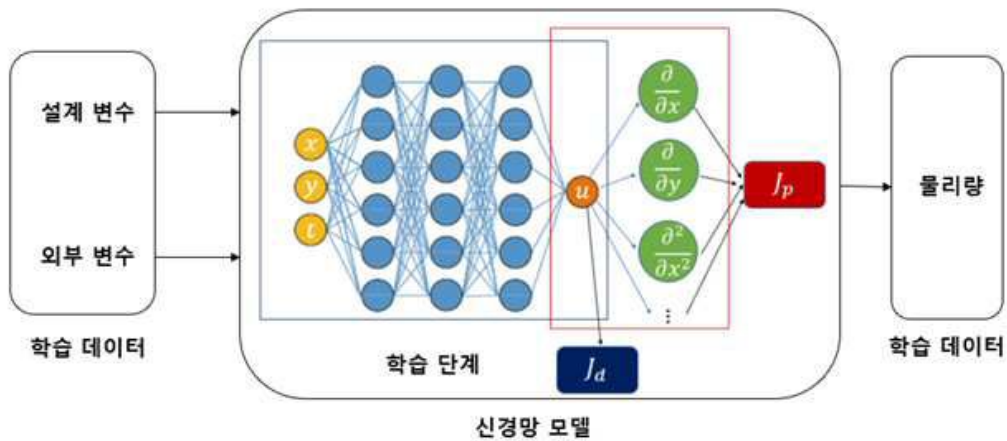
도면3



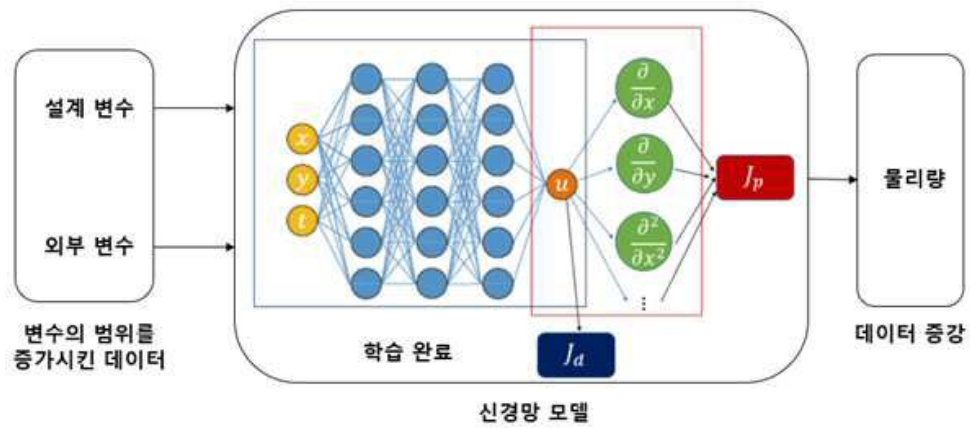
도면4

설계 변수			물리량			
볼트		유효단면적 (mm ²)	외부 강도			
호수	피치(mm)		12.9		10.9	
			항복하중 (kgf)	초기체결력 (kgf)	항복하중 (kgf)	초기체결력 (kgf)
M3	0.5	5.03	552	386	472	331
M4	0.7	8.78	963	674	825	577
M5	0.8	14.2	1558	1091	1335	934
M6	1	20.1	2206	1545	1889	1322
M8	1.25	36.6	4017	2812	3440	2408
M10	1.5	58	6366	4456	5451	3816
M12	1.75	84.3	9253	6477	7922	5546
M14	2	115	12622	8846	10808	7566
M16	2	157	17232	11798	14755	10328
M18	2.5	192	21074	14752	18045	12631
M20	2.5	245	26891	18824	23026	16118
M22	2.5	303	33257	23280	28477	19933
M24	3	353	38745	27122	33176	23223
M30	3.5	561	61710	48975	52734	41907
M36	4	817	89870	71324	76798	61030

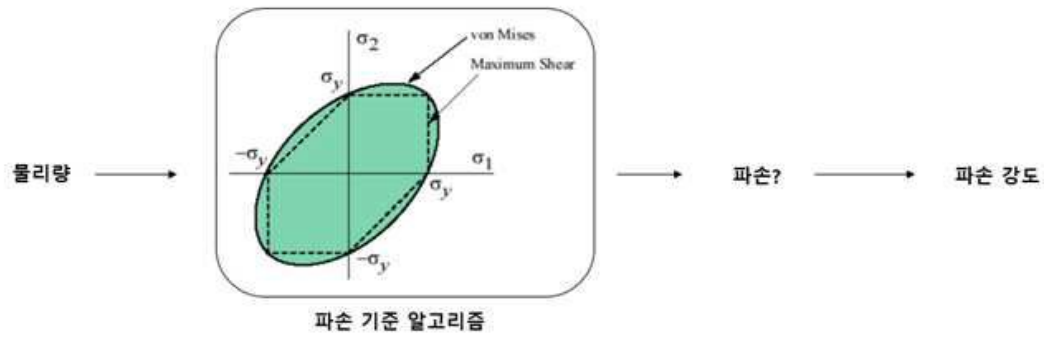
도면5



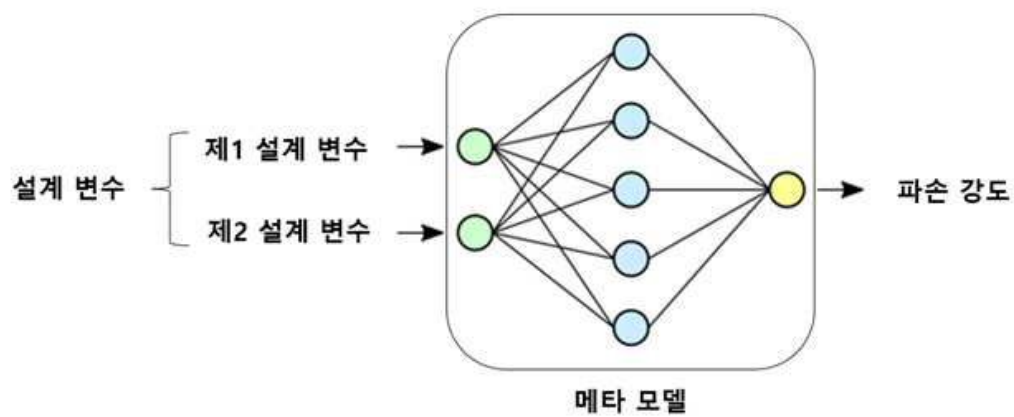
도면6



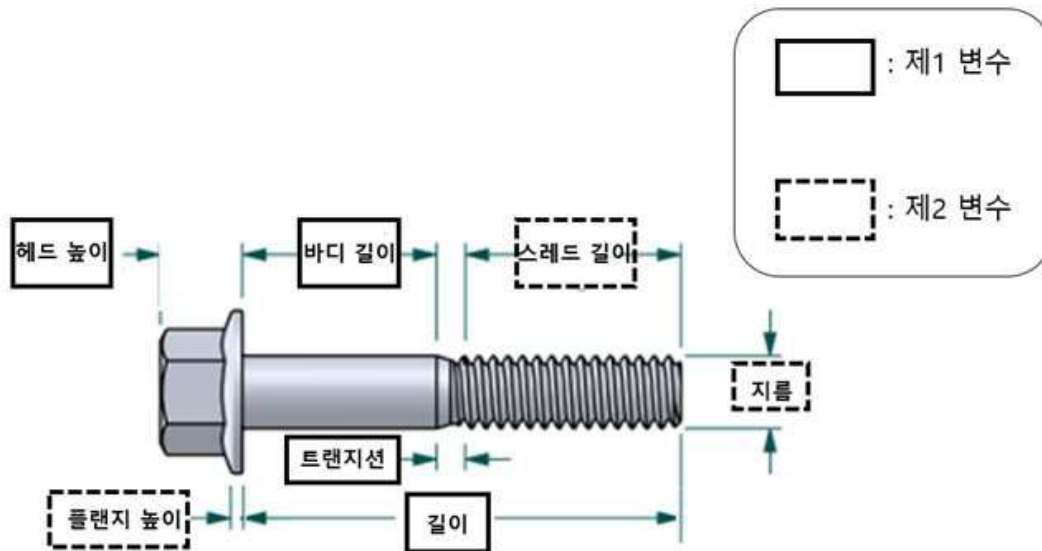
도면7



도면8



도면9



도면10

