

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0034525
(43) 공개일자 2023년03월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06F 30/27 (2020.01) G06F 111/06 (2020.01)

G06F 17/18 (2006.01) G06N 3/04 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 17/18 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0117379

(22) 출원일자 2021년09월03일

심사청구일자 2021년09월03일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

이중수

서울특별시 강남구 압구정로33길 70 현대아파트 53동 405호

강민성

서울특별시 강남구 언주로 110 경남아파트 2동 502호

유영민

서울특별시 도봉구 마들로 646 방학동삼성래미안 105-102

(74) 대리인

특허법인 플러스

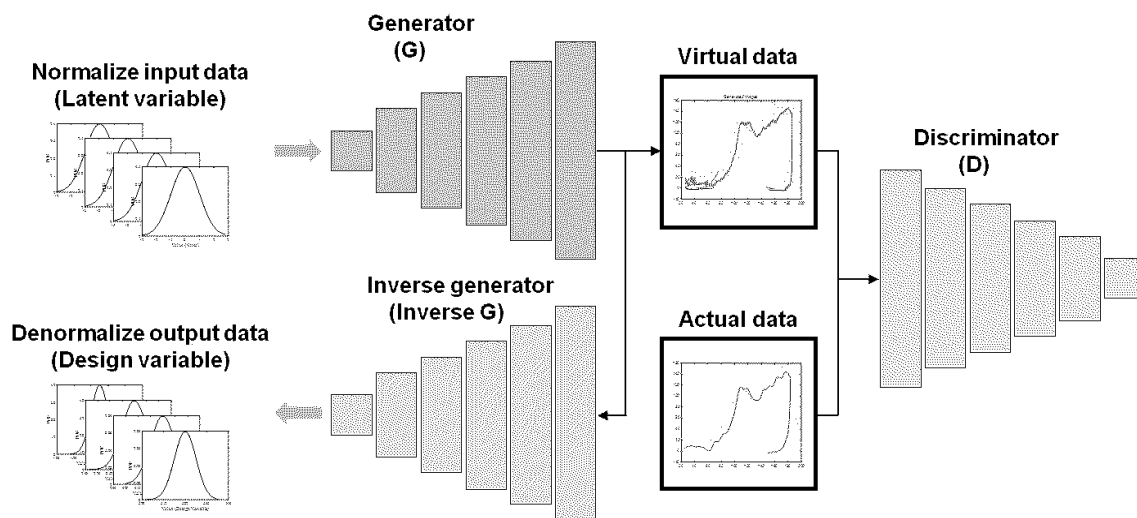
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법

(57) 요약

본 발명은 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는, 이미 설계가 이루어진 제품과 유사 제품을 개발할 때, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용하여 새로운 설계 도메인에 적용하여 제품의 모델 설계 또는 실험 구성 없이, 신속하게 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 가질 수 있는 설계변수를 추정하고, 이를 통한 신규 설계모델을 생성할 수 있는 시스템 및 그 방법에 관한 것이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/047 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G06F 2111/06 (2020.01)

명세서

청구범위

청구항 1

기존 수행된 설계 모델에 의한 대상과 유사한 성능 수준을 갖는 대상에 대한 설계 모델을 신규 생성하기 위한 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템에 있어서,

소정의 잠재변수값들을 입력받아, 가상 성능 데이터(virtual data)를 생성하는 데이터 생성부;

상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터와, 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 성능 데이터(actual data)를 입력받아, 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 산출하는 데이터 판별부;

상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터를 입력받아, 추정된 잠재변수값을 산출하는 데이터 역생성부;

상기 데이터 역생성부에서 산출한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 데이터 변환부; 및

상기 데이터 변환부에서 산출한 상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하는 설계 모델 생성부;

를 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 데이터 판별부는

기설정된 제1 손실함수를 통해, 산출한 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 데이터 역생성부는

상기 추정된 잠재변수값이 기설정된 제2 손실함수를 통해서, 상기 데이터 생성부를 통해서 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템.

청구항 4

제 3항에 있어서,

상기 데이터 생성부는

기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수의 소정의 잠재변수값들을 입력받는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 데이터 생성부는

상기 잠재변수값들을 증강하여 상기 가상 성능 데이터를 생성하고,

상기 데이터 생성부와 상기 데이터 역생성부는

동일한 레이어 개수로 구성되는 신경망 모델을 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템.

청구항 6

기존 수행된 설계 모델에 의한 대상과 유사한 성능 수준을 갖는 대상에 대한 설계 모델을 신규 생성하기 위해, 컴퓨터로 구현되는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템에 의해 각 단계가 수행되는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법에 있어서,

데이터 생성부에서, 기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수의 소정의 잠재변수값들을 입력받는 잠재변수 입력단계(S100);

데이터 생성부에서, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의한 상기 잠재변수값들을 증강하여, 가상 성능 데이터(virtual data)를 생성하는 가상데이터 생성단계(S200);

데이터 판별부에서, 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 성능 데이터(actual data)를 입력받고, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받는 판별 데이터 입력단계(S300);

데이터 판별부에서, 상기 판별 데이터 입력단계(S300)에 의한 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 산출하는 판별확률 산출단계(S400);

데이터 역생성부에서, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받아, 추정된 잠재변수값을 산출하는 추정데이터 생성단계(S500); 및

데이터 변환부에서, 상기 추정데이터 생성단계(S500)에 의한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 추정 설계변수 산출단계(S600);

를 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법은,

상기 추정 설계변수 산출단계(S600)를 수행하고 난 후,

설계 모델 생성부에서, 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)에 의한 상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하는 신규 설계모델 생성단계(S700);

를 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법.

청구항 8

제 6항에 있어서,

상기 판별확률 산출단계(S400)는

기설정된 제1 손실함수를 통해, 산출한 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하는 제1 학습처리단계

(S410);

를 더 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법.

청구항 9

제 6항에 있어서,

상기 추정데이터 생성단계(S500)는

상기 추정된 잠재변수값이 기설정된 제2 손실함수를 통해, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의해 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하는 제2 학습처리단계(S510);

를 더 포함하는, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 기존에 개발했던 제품과 유사하지만 새로운 제품을 개발하고자 할 때, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용하여, 새로운 설계 도메인에 적응하여 제품의 모델 설계 또는 실험 구성없이 신속하게 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 갖게 하는 설계를 추정할 수 있는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 기존에 특정 물리적 성능을 만족하는 설계안을 도출하기 위해서 활용했던 방법은 최적화 공학이다. 최적화 공학에서는, 제품을 대변할 수 있는 실험 모델 또는 컴퓨터 시뮬레이션 모델을 확보한 후, 실험 계획법을 통해 샘플링 전략을 구성하고 데이터를 확보한다. 이 때, 확보한 데이터는 모델을 다시 근사화한 메타 모델을 구성하는 데에 활용된다. 결국, 최적화 알고리즘을 구성한 메타모델과 함께 수행하여 특정 성능을 만족하는 설계안을 획득하게 된다.

[0003] 그렇지만, 이러한 최적화 공학은 반드시 모델을 필요로 하기 때문에, 실험 모델을 구성하고 데이터를 추출하는 과정에서의 많은 시간적인 비용과 재정적인 비용이 발생하는 문제점이 있다.

[0004] 특히, 새로운 설계안을 내놓을 때는 정교한 실험 모델을 구성하는 것 자체가 불가능하기 때문에, 컴퓨터 시뮬레이션 모델을 구성하고 데이터를 추출하는 것 역시 많은 시간적인 비용이 소요되며, 추출된 데이터에 대해서도 실제 실험 데이터와의 괴리를 줄이기 위해 추가 노력이 요구된다. 결국, 적절한 성능을 내는 최적 설계안을 찾는 데까지 오랜 시간이 걸리는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 국내공개특허 제10-2019-0130446호(공개일자 2019.11.22.)

(특허문헌 0002) 국내등록특허 제10-1984760호(등록일자 2019.05.27.)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상기한 바와 같은 종래 기술의 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용하여, 새로운 설계 도메인에 적응하여 제품의 모델 설계 또는 실험 구성없이 신

속하게 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 갖게 하는 설계를 추정할 수 있는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 푸리에 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템은, 기존 수행된 설계 모델에 의한 대상과 유사한 성능 수준을 갖는 대상에 대한 설계 모델을 신규 생성하기 위한 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템에 있어서, 소정의 잠재변수값들을 입력받아, 가상 성능 데이터(virtual data)를 생성하는 데이터 생성부, 상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터와, 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 성능 데이터(actual data)를 입력받아, 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 산출하는 데이터 판별부, 상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터를 입력받아, 추정된 잠재변수값을 산출하는 데이터 역생성부, 상기 데이터 역생성부에서 산출한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 데이터 변환부 및 상기 데이터 변환부에서 산출한 상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하는 설계 모델 생성부를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0008] 더 나아가, 상기 데이터 판별부는 기설정된 제1 손실함수를 통해, 산출한 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하는 것이 바람직하다.
- [0009] 더 나아가, 상기 데이터 역생성부는 상기 추정된 잠재변수값이 기설정된 제2 손실함수를 통해서, 상기 데이터 생성부를 통해서 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하는 것이 바람직하다.
- [0010] 더 나아가, 상기 데이터 생성부는 기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수의 소정의 잠재변수값들을 입력받는 것이 바람직하다.
- [0011] 더 나아가, 상기 데이터 생성부는 상기 잠재변수값들을 증강하여 상기 가상 성능 데이터를 생성하고, 상기 데이터 생성부와 상기 데이터 역생성부는 동일한 레이어 개수로 구성되는 신경망 모델을 포함하는 것이 바람직하다.
- [0012] 본 발명의 또 다른 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법은, 기존 수행된 설계 모델에 의한 대상과 유사한 성능 수준을 갖는 대상에 대한 설계 모델을 신규 생성하기 위해, 컴퓨터로 구현되는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템에 의해 각 단계가 수행되는 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법에 있어서, 데이터 생성부에서, 기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수의 소정의 잠재변수값들을 입력받는 잠재변수 입력단계(S100), 데이터 생성부에서, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의한 상기 잠재변수값들을 증강하여, 가상 성능 데이터(virtual data)를 생성하는 가상데이터 생성단계(S200), 데이터 판별부에서, 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 성능 데이터(actual data)를 입력받고, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받는 판별 데이터 입력단계(S300), 데이터 판별부에서, 상기 판별 데이터 입력단계(S300)에 의한 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 산출하는 판별확률 산출단계(S400), 데이터 역생성부에서, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받아, 추정된 잠재변수값을 산출하는 추정데이터 생성단계(S500) 및 데이터 변환부에서, 상기 추정데이터 생성단계(S500)에 의한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 추정 설계변수 산출단계(S600)를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0013] 더 나아가, 상기 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법은, 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)를 수행하고 난 후, 설계 모델 생성부에서, 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)에 의한 상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하는 신규 설계모델 생성단계(S700)를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0014] 더 나아가, 상기 판별확률 산출단계(S400)는 기설정된 제1 손실함수를 통해, 산출한 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하는 제1 학습처리단계(S410)를 더 포함하는 것이 바람직하다.
- [0015] 더 나아가, 상기 추정데이터 생성단계(S500)는 상기 추정된 잠재변수값이 기설정된 제2 손실함수를 통해, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의해 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하는 제2 학습처리단계(S510)를 더 포함하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

[0016] 상기와 같은 구성에 의한 본 발명의 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법은 기존에 개발했던 제품과 유사하지만 새로운 제품을 개발하고자 할 때, 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용하여, 새로운 설계 도메인에 적응하여 제품의 모델 설계 또는 실험 구성없이 신속하게 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 갖게 하는 설계를 추정할 수 있는 장점이 있다.

[0017] 상세하게는, 실제 데이터(실제 성능 데이터)와 설계변수의 예측되는 범위(입력된 설계변수의 범위)를 입력하면, 실제 데이터를 증강한 가상 데이터(가상 성능 데이터)와 가상 데이터에 대응되는 설계변수(추정된 설계변수값)를 함께 출력받아, 새로운 제품의 실험 및 해석 모델의 구성 없이 신속하고 적절하게 설계변수를 추정할 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법에 적용한 DGAN의 구조 예시도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템의 구성 예시도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법에 적용한 DGAN의 입출력 데이터 요약 예시도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법을 나타낸 순서 예시도이다.

도 5는 도메인 적응의 예시도이다.

도 6 및 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법을 검증하기 위한 예시 그래프이다.

도 8 및 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법을 검증하기 위한 설정한 설계변수 범위를 나타낸 예시 표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 이하 첨부한 도면들을 참조하여 본 발명의 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법을 상세히 설명한다. 다음에 소개되는 도면들은 당업자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 예로서 제공되는 것이다. 따라서, 본 발명은 이하 제시되는 도면들에 한정되지 않고 다른 형태로 구체화될 수도 있다. 또한, 명세서 전반에 걸쳐서 동일한 참조번호들은 동일한 구성요소들을 나타낸다.

[0020] 이때, 사용되는 기술 용어 및 과학 용어에 있어서 다른 정의가 없다면, 이 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 통상적으로 이해하고 있는 의미를 가지며, 하기의 설명 및 첨부 도면에서 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 공지 기능 및 구성에 대한 설명은 생략한다.

[0021] 더불어, 시스템은 필요한 기능을 수행하기 위하여 조직화되고 규칙적으로 상호 작용하는 장치, 기구 및 수단 등을 포함하는 구성 요소들의 집합을 의미한다.

[0022] 기존에 시스템을 개발한 이력이 있어 해당 시스템의 특정 성능을 나타내는 데이터가 소량 확보되어 있는 경우를 가정하고, 비슷한 종류의 시스템이지만 다른 도메인의 시스템을 개발할 경우, 하기와 같은 문제가 발생하게 된다.

[0023] 첫째, 종래의 최적화 공학을 적용할 경우, 새로운 제품을 개발하기 때문에, 구성된 실험 모델이나 컴퓨터 시뮬레이션 모델이 존재하지 않게 된다. 그렇기 때문에, 이를 구성하기 위한 시간적인 비용과 재정적인 비용이 발생하게 된다.

[0024] 둘째, 단순히 시각적으로 유사한 설계를 개발하는 것이 아니라, 기존 제품과 유사한 물리적 성능을 갖는 설계안을 도출해야 한다.

[0025] 셋째, 유사한 설계 도메인에서 설계안을 도출하더라도, 이전 설계 지식을 활용하지 못하면 비효율적이다.

[0026] 일 예를 들자면, 기존에 중형차를 설계한 이력이 있어, 중형차에 해당하는 적정 성능 수준의 강성 데이터가 소

량 확보된 상태에서, 준중형차의 새로운 설계를 빠르게 도출해야 할 경우, 종래에는 상술한 문제점들을 그대로 포함하고 있는데 반해, 본 발명의 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법을 적용할 경우, 새로운 설계 도메인에 적응하여 제품의 모델 설계 또는 실험 구성없이 신속하게 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 갖게 하는 설계를 추정할 수 있는 장점이 있다.

[0027] 이러한 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법은 새로운 제품이 기존 설계한 제품의 성능을 유사한 정도로 가질 수 있도록, 기존 설계한 제품의 지식을 새로운 제품의 효과적인 설계를 위해 도메인 적응하여 설계하는 것으로서, 설계 가능한 생성적 적대 신경망(DGAN, Designable Generative Adversarial Networks)을 적용하여, 기존 설계한 제품의 일부 성능 데이터를 증강함과 동시에 증강 데이터와 대응되는 설계변수 집합을 추정하여, 기존 제품과 유사한 수준의 성능을 갖는 새로운 제품의 설계모델을 추정할 수 있다.

[0028] 도 1 내지 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템을 나타낸 예시도로서, 도 1 내지 도 3을 참조로 하여 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템을 상세히 설명한다.

[0029] 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템은 기존 수행된 설계 모델에 의한 대상과 유사한 성능 수준을 갖는 대상에 대한 설계 모델을 신규 생성하기 위함으로, 도 1 및 도 2에 도시된 바와 같이, 데이터 생성부, 데이터 판별부, 데이터 역생성부, 데이터 변환부 및 설계 모델 생성부를 포함하여 구성되는 것이 바람직하며, 각 구성들은 컴퓨터를 포함하는 연산처리수단에 각각 또는 통합되어 동작을 수행하는 것이 바람직하다.

[0030] 각 구성에 대해서 자세히 알아보자면,

[0031] 상기 데이터 생성부는 소정의 잠재변수값(z_i)들을 입력받아, 가상 성능 데이터(virtual data)를 생성하는 것이 바람직하다.

[0032] 상세하게는, 상기 데이터 생성부는 기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수인 소정 개수의 잠재변수값들을 입력받는 것이 바람직하며, 이 때, 상기 데이터 생성부는 상기 잠재변수값들을 증강하여 상기 가상 성능 데이터를 생성하게 된다.

[0033] 상기 데이터 판별부는 상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터와, 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 성능 데이터(actual data)를 입력받아, 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 0 ~ 1 사이의 값으로 산출하는 것이 바람직하다.

[0034] 상세하게는, 상기 데이터 생성부와 데이터 판별부는 생성적 적대 신경망(GAN, Generative Adversarial Networks)을 활용하는 것이 바람직하다.

[0035] 여기서, 데이터 증강(data augmentation)이란, 인공지능 알고리즘은 데이터가 많을수록 일반화 성능이 높고 반대로 데이터가 부족할수록 과적합 현상(학습 데이터에 지나치게 최적화되어 학습 데이터가 아닌 새로운 데이터에 알맞지 않은 추정을 하게 되는 현상)이 일어나게 된다. 이러한 과적합 현상을 완화하는 효과적인 기법 중 하나인 데이터 증강은 소량의 데이터만으로도 우수한 일반화 성능을 갖기 위해 학습 데이터에 실제 다양한 환경이나 특성을 반영할 수 있도록 변형을 통해 새로운 데이터(가상 성능 데이터)를 추가로 생성하게 된다.

[0036] 또한, 생성적 적대 신경망은 데이터 증강에 특히 적절한 신경망으로서, 입력되는 실제 데이터(잠재변수값)를 학습하여 비슷한 가상의 데이터를 생성하게 된다. 이러한 생성적 적대 신경망은 생성 모델과 분류 모델이 함께 들어간 복합 인공지능 모델로서, 보편 근사 정리에 따라 어떠한 함수든 우수하게 근사화할 수 있는 신경망이다.

[0037] 정규분포에서 샘플링한 잠재변수 값을 생성 모델(데이터 생성부)에 입력하며, 이와 동시에 입력받은 실제 데이터(실제 성능 데이터)의 분포를 학습할 수 있도록 가중치를 업데이트한다. 생성 모델은 적절한 학습 아래 실제 데이터와 유사한 데이터(가상 성능 데이터)를 출력하게 된다.

[0038] 더불어, 분류 모델(데이터 판별부)은 생성 모델이 출력하는 가상 데이터와 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 데이터를 함께 입력받아, 어느 것이 실제인지 분류하는 과제를 수행하게 된다.

[0039] 이를 통해서, 생성 모델과 분류 모델은 각각 적대적인 과제를 수행하게 되며, 이러한 학습 과정은 하기의 수식 1과 같은 제1 손실함수가 이끌게 된다.

수학식 1

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim \tilde{p}_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim \tilde{p}_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

[0040]

[0041]

[0042]

[0043]

[0044]

[0045]

[0046]

[0047]

[0048]

[0049]

[0050]

[0051]

[0052]

[0053]

(여기서, x 는 기존 유사 제품 성능 데이터,

$D(x)$ 는 x 를 입력 받았을 때의 판별 확률,

z 는 잠재변수값,

$G(z)$ 는 생성기(데이터 생성부)에서 생성된 가상 성능 데이터,

$D(G(z))$ 는 $G(z)$ 를 입력 받았을 때의 판별 확률,

$E[??]$ 는 기댓값,

V 는 손실함수 값을 의미함.)

여기서, 상기 데이터 판별부는 상기 제1 손실함수를 통해 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하는 것이 바람직하다.

상기 데이터 역생성부는 상술한 생성적 적대 신경망의 학습 불안정성을 완화하고 데이터 내부의 연결성을 정보로 활용하는 모델인 심층 합성곱 생성적 적대 신경망(DCGAN, Deep Convolutional GAN)에 역생성 신경망을 추가한 구조를 갖는 것이 바람직하며, 상기 데이터 생성부에서 생성한 상기 가상 성능 데이터를 입력받아 추정된 잠재변수값을 산출하는 것이 바람직하다.

즉, 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템은, 상기 데이터 역생성부를 통해서, 증강 데이터와 대응되는 설계변수 집합을 추정할 수 있도록 개발된 모델인 DCGAN을 활용하게 된다.

이 때, 역생성 신경망은 레이어 개수가 생성 신경망과 동일하도록 구성되고, 잠재변수 차원과 동일해지도록 필터 등을 설계하는 것이 바람직하다.

다시 말하자면, 상기 데이터 생성부와 상기 데이터 역생성부는 동일한 레이어 개수로 구성되는 신경망 모델을 포함하여 구성되는 것이 바람직하다.

여기서, 상기 데이터 역생성부는 하기의 수학식 2와 같은 제2 손실함수를 통해서 산출한 상기 추정된 잠재변수값이 상기 데이터 생성부를 통해서 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하는 것이 바람직하다.

수학식 2

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (\hat{z}_i - z_i)^2$$

[0054]

[0055]

[0056]

[0057]

[0058]

[0059]

[0060]

(여기서, z 는 잠재변수,

\hat{z} 는 역생성기(데이터 역생성부)에서 추정된 잠재변수,

n 는 학습 데이터의 배치 크기,

MSE는 평균 제곱 오차를 의미함.)

상기 데이터 변환부는 상기 데이터 역생성부에서 산출한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 것이 바람직하다.

다시 말하자면, 상기 데이터 변환부는 상기 데이터 판별부와 상기 데이터 역생성부를 통해서 학습이 완료된 후, 상기 데이터 역생성부에서 산출한 상기 추정된 잠재변수값이 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 것으로, 하기의 수학식 3을 이용하여 역정규화를 거쳐 설계 도메인

의 물리적 범위를 반영하게 된다. 이를 통해서, 실제 데이터를 증강함과 동시에 증강된 가상 데이터의 설계변수를 함께 추정하게 된다.

수학식 3

$$x_i = \frac{(\hat{z}_i - S_{\min})x_{i,\max} + (S_{\max} - \hat{z}_i)x_{i,\min}}{S_{\max} - S_{\min}}$$

- [0061]
- [0062] (여기서, \hat{z} 는 추정된 잠재변수,
- [0063] x_{\max} , x_{\min} 은 실제 설계변수의 최대값, 최소값,
- [0064] S_{\max} , S_{\min} 은 표준 정규분포의 최대값, 최소값,
- [0065] x 는 추정된 설계변수(또는 비정규화된 추정된 잠재변수)를 의미함.)
- [0066] 이를 통해서, 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템은 도 3에 도시된 바와 같이, 실제 데이터(실제 성능 데이터)와 설계변수의 예측되는 범위(입력된 설계변수의 범위)를 입력하면, 실제 데이터를 증강한 가상 데이터(가상 성능 데이터)와 가상 데이터에 대응되는 설계변수(추정된 설계변수값)를 함께 출력받아, 새로운 제품의 실험 및 해석 모델의 구성 없이 신속하고 적절하게 설계변수를 추정할 수 있는 장점이 있다.
- [0067] 더불어, 상기 설계 모델 생성부는 상기 데이터 변환부에서 산출한 상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하는 것이 바람직하다.
- [0068] 즉, 실제 데이터를 증강한 가상 데이터(가상 성능 데이터)와 가상 데이터에 대응되는 설계변수(추정된 설계변수값)를 함께 출력받아, 모델을 생성함으로써, 추정된 설계변수값들의 통계치(평균, 표준편차, 신뢰구간 범위)를 최적의 설계안으로 제시하고, 그때의 생성된 가상 성능 데이터를 제시할 수 있다.
- [0069] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법을 나타낸 순서 예시도이다. 도 4을 참조로 하여 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법을 상세히 설명한다.
- [0070] 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법은 도 4에 도시된 바와 같이, 잠재변수 입력단계(S100), 가상데이터 생성단계(S200), 판별 데이터 입력단계(S300), 판별확률 산출단계(S400), 추정데이터 생성단계(S500) 및 추정 설계변수 산출단계(S600)를 포함하여 구성되는 것이 바람직하다.
- [0071] 각 단계에 대해서 자세히 알아보자면,
- [0072] 상기 잠재변수 입력단계(S100)는 상기 데이터 생성부에서, 기존 수행된 설계모델의 설계변수의 개수와 동일한 개수인 소정 개수의 잠재변수값(z_i)들을 입력받게 된다.
- [0073] 상기 가상데이터 생성단계(S200)는 상기 데이터 생성부에서, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의한 상기 잠재변수값들을 증강하여, 상기 가상 성능 데이터를 생성하게 된다.
- [0074] 상기 판별 데이터 입력단계(S300)는 상기 데이터 판별부에서, 기존 수행된 설계 모델에 의한 상기 실제 성능 데이터를 입력받고, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받게 된다.
- [0075] 상기 판별확률 산출단계(S400)는 상기 데이터 판별부에서, 상기 판별 데이터 입력단계(S300)에 의한 상기 가상 성능 데이터와 상기 실제 성능 데이터의 판별 확률값을 0 ~ 1 사이의 값으로 산출하게 된다.
- [0076] 이 때, 상기 판별확률 산출단계(S400)는 도 4에 도시된 바와 같이, 제1 학습처리단계(S410)를 더 포함하게 된다.
- [0077] 상기 제1 학습처리단계(S410)는 상기 수학식 1과 같은 제1 손실함수를 통해, 산출한 상기 판별 확률값이 0.5가 되도록 학습을 수행하게 된다.

- [0078] 이를 위해, 상기 데이터 생성부와 데이터 판별부는 생성적 적대 신경망(GAN, Generative Adversarial Networks)을 활용하는 것이 바람직하다.
- [0079] 여기서, 데이터 증강(data augmentation)이란, 인공지능 알고리즘은 데이터가 많을수록 일반화 성능이 높고 반대로 데이터가 부족할수록 과적합 현상(학습 데이터에 지나치게 최적화되어 학습 데이터가 아닌 새로운 데이터에 알맞지 않은 추정을 하게 되는 현상)이 일어나게 된다. 이러한 과적합 현상을 완화하는 효과적인 기법 중 하나인 데이터 증강은 소량의 데이터만으로도 우수한 일반화 성능을 갖기 위해 학습 데이터에 실제 다양한 환경이나 특성을 반영할 수 있도록 변형을 통해 새로운 데이터(가상 성능 데이터)를 추가로 생성하게 된다.
- [0080] 또한, 생성적 적대 신경망은 데이터 증강에 특히 적절한 신경망으로서, 입력되는 실제 데이터(잠재변수값)를 학습하여 비슷한 가상의 데이터를 생성하게 된다. 이러한 생성적 적대 신경망은 생성 모델과 분류 모델이 함께 들어간 복합 인공지능 모델로서, 보편 근사 정리에 따라 어떠한 함수든 우수하게 근사화할 수 있는 신경망이다.
- [0081] 정규분포에서 샘플링한 잠재변수 값을 생성 모델(데이터 생성부)에 입력하며, 이와 동시에 입력받은 실제 데이터(실제 성능 데이터)의 분포를 학습할 수 있도록 가중치를 업데이트한다. 생성 모델은 적절한 학습 아래 실제 데이터와 유사한 데이터(가상 성능 데이터)를 출력하게 된다.
- [0082] 더불어, 분류 모델(데이터 판별부)은 생성 모델이 출력하는 가상 데이터와 기존 수행된 설계 모델에 의한 실제 데이터를 함께 입력받아, 어느 것이 실제인지 분류하는 과제를 수행하게 된다.
- [0083] 이를 통해서, 생성 모델과 분류 모델은 각각 적대적인 과제를 수행하게 되며, 이러한 학습 과정은 상기 제1 학습처리단계(S410)를 의미하게 된다.
- [0084] 상기 추정데이터 생성단계(S500)는 상기 데이터 역생성부에서, 상기 가상데이터 생성단계(S200)에 의한 상기 가상 성능 데이터를 전달받아, 추정된 잠재변수값을 산출하게 된다.
- [0085] 즉, 상기 데이터 역생성부를 통해서, 증강 데이터와 대응되는 설계변수 집합을 추정할 수 있도록 개발된 모델인 DGAN을 활용하게 된다.
- [0086] 이 때, 역생성 신경망은 레이어 개수가 생성 신경망과 동일하도록 구성되고, 잠재변수 차원과 동일해지도록 필터 등을 설계하는 것이 바람직하다.
- [0087] 다시 말하자면, 상기 데이터 생성부와 상기 데이터 역생성부는 동일한 레이어 개수로 구성되는 신경망 모델을 포함하여 구성되는 것이 바람직하다.
- [0088] 또한, 상기 추정데이터 생성단계(S500)는 도 4에 도시된 바와 같이, 제2 학습처리단계(S510)를 더 포함하게 된다.
- [0089] 상기 제2 학습처리단계(S510)는 상기 추정된 잠재변수값이 상기의 수학적 식 2와 같은 제2 손실함수를 통해, 상기 잠재변수 입력단계(S100)에 의해 입력된 상기 잠재변수값과 유사하도록 학습을 수행하게 된다.
- [0090] 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)는 상기 데이터 변환부에서, 상기 추정데이터 생성단계(S500)에 의한 상기 추정된 잠재변수값을 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하게 된다.
- [0091] 즉, 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)는 학습이 완료된 후, 산출한 상기 추정된 잠재변수값이 입력된 설계변수의 범위에 맞추어 비정규화된 값으로 변환하여 추정된 설계변수값을 산출하는 것으로, 상기의 수학적 식 3을 이용하여 역정규화를 거쳐 설계 도메인의 물리적 범위를 반영하게 된다. 이를 통해서, 실제 데이터를 증강함과 동시에 증강된 가상 데이터의 설계변수를 함께 추정하게 된다.
- [0092] 정리하자면, 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 방법은 실제 데이터(실제 성능 데이터)와 설계변수의 예측되는 범위(입력된 설계변수의 범위)를 입력하면, 실제 데이터를 증강한 가상 데이터(가상 성능 데이터)와 가상 데이터에 대응되는 설계변수(추정된 설계변수값)를 함께 출력받음으로써, 새로운 제품의 실험 및 해석 모델의 구성 없이 신속하고 적절하게 설계변수를 추정할 수 있는 장점이 있다.
- [0093] 이렇게 증강 데이터와 증강된 가상 데이터의 설계변수를 이용하여, 도 4에 도시된 바와 같이, 신규 설계모델 생성단계(S700)를 더 포함하게 된다.
- [0094] 상기 신규 설계모델 생성단계(S700)는 상기 설계 모델 생성부에서, 상기 추정 설계변수 산출단계(S600)에 의한

상기 추정된 설계변수값들을 적용하여, 대상의 최적 설계 모델을 생성하게 된다.

- [0095] 즉, 실제 데이터를 증강한 가상 데이터(가상 성능 데이터)와 가상 데이터에 대응되는 설계변수(추정된 설계변수 값)를 함께 출력받아, 모델을 생성함으로써, 추정된 설계변수값들의 통계치(평균, 표준편차, 신뢰구간 범위)를 최적의 설계안으로 제시하고, 그때의 생성된 가상 성능 데이터를 제시할 수 있다.
- [0096] 이러한, 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템 및 그 방법은 상술한 바와 같이, 유사한 종류의 제품을 설계한 이력이 있어 성능의 적정 수준을 나타내는 성능 데이터를 소량 획득할 수 있는 상황을 가정하고, 해당하는 성능 데이터가 갖는 성능을 유지할 수 있도록 새로운 도메인의 제품 설계변수 값을 신속하게 추정할 수 있다. 이를 통해서, 뚜렷한 참고사항이 없으면서도 높은 소요비용이 발생하는 새로운 제품 도메인의 첫 설계 또는 실험을 계획할 때, 용이하게 적용할 수 있다.
- [0097] 다만, 설계변수의 예측되는 범위(입력된 설계변수의 범위)를 과도하게 넓게 설정할 경우, 지나치게 큰 설계변수의 공간을 조사해야 하기 때문에, 설계변수 추정 정확도가 낮아지게 된다.
- [0098] 이를 해소하기 위하여, 전이 학습(또는 지식 전이)으로 초기 보정을 받은 상태에서, 설계 가능한 생성적 적대 신경망에 적용함으로써, 신규 데이터(추정된 설계변수값) 확보 및 계산으로 인한 비용을 절감할 수 있다.
- [0099] 상술한 바와 같이, 인공지능 알고리즘 중 가장 높은 유연성과 추론 성능으로 알려진 신경망은 학습하는데 있어 제약 조건이 있다. 훈련 데이터(학습 데이터)의 양이 충분해야 하며, 많은 데이터 양에 걸맞는 충분한 학습 처리 시간(계산 시간과 비용)이 요구된다. 새로운 문제는 그에 맞는 새로운 데이터를 충분히 확보해야 하는 동시에 학습 처리 시간이 새로이 발생하기 때문에, 유사하지만 새로운 문제를 마주할 때마다 이러한 큰 비용을 소요하는 것은 매우 비효율적이다. 그렇지만, 이를 무시하고 적은 데이터만을 가지고 학습할 경우에는 과적합을 발생시켜, 학습하지 않은 데이터에 대한 신경망이 정확한 예측을 할 수 없게 된다.
- [0100] 이를 보완하기 위하여, 전이 학습(transfer learning)을 이용하는 것이 바람직하다. 전이 학습은 기존에 많은 학습 데이터를 사용한 신경망 가중치를 새로운 신경망(소량의 학습 데이터 셋)에 적용, 다시 말하자면, 기존 학습 신경망의 합성곱(convolutional layer)이 학습한 가중치를 새로운 신경망의 합성곱에 그대로 적용하여, 합성곱이 적은 학습을 하고 완전 연결 층(fully connected layer)만 학습하게 된다. 여기서, 가중치란, 다수 층으로 이루어진 신경망의 한 개 층의 최소 단위 구성 요소로서, 각 가중치는 연결된 노드의 계산에 사용된다. 이 노드는 입력에 가중치를 원소별로 곱한 후 총합하고 활성화 함수를 거쳐서 노드 출력값을 도출하게 된다. 신경망은 다량의 데이터 셋으로 가중치를 업데이트하면서 학습하는데, 이 가중치를 전이 학습으로 초기 보정을 받은 상태로 학습을 시행할 경우, 신규 데이터 확보 및 계산으로 인한 비용을 절감할 수 있다.
- [0101] 전이 학습은 통상적으로 상술한 바와 같이, 가중치를 통해서 지식을 전이하는 기술을 의미하지만, 지식 전이(knowledge transfer)와 같이 더 포괄적인 개념으로 혼용해서 사용하기도 한다.
- [0102] 지식 전이는 수행하고자 하는 과제의 효과성과 효율성을 향상시키기 위하여, 다른 학습에 이용된 지식을 가져오는 행위 모두를 포괄하는 개념으로서, 전이 학습, 도메인 적응을 포함하는 것이 바람직하다.
- [0103] 도메인 적응은 머신러닝 과정에서 다루는 데이터의 영역 또는 도메인이 조금 달라졌을 때, 다르지만 유사한 기존 영역의 정보를 적용시켜서 과제 수행의 효과성과 효율성을 향상시키는 기술로서, 전이 학습 또는 지식 전이의 하위 개념으로 보는 것이 일반적이다.
- [0104] 데이터 영역은 상이하지만, 기존과 같은 과제를 수행하는 것이 도메인 적응의 특징으로, 도 5에 도시된 바와 같이, 도 5의 a)를 가지고 이전에 이미지 상의 숫자를 맞추는 과제를 수행한 경험이 있다고 가정할 경우, 새로이 도 5의 b)를 가지고 같은 과제를 수행한다고 했을 때, 색상 등의 차이점이 있지만, 숫자를 포함한다는 점에서 공통분모를 가진 도 5의 a)를 활용하여 과제의 효과성과 효율성을 향상시키는 것이 도메인 적응을 활용한 것이다.
- [0105] 이러한, 본 발명의 일 실시예에 따른 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용한 도메인 적응 최적화 설계 시스템의 적용 사례 및 생성 모델을 검증하도록 한다.
- [0106] 같은 출력 곡선 y 를 가지도록 수식 두 개의 $F(x)$ 와 $G(z)$ 를 작성하고 결정론적인 설계변수 값들 x , z 를 결정하였다. 수식 두 개는 유사하지만, 다른 두 개의 도메인을 대변한다. $F(x)$ 로부터 비롯된 데이터 y 에 불확실성을 인가하여 도 6의 a)와 같이 Y 를 생성하고, 도 8의 좌측 데이터와 같이 z 의 예상 범위와 함께 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용할 경우, 출력 데이터로 100개 샘플의 증강 데이터(도 6의 b))와 그에 대응되는 설계 변수

데이터(도 9의 좌측 데이터)가 출력된다.

[0107] 검증을 위해 출력된 설계변수 값들을 G 함수에 입력하여 결정론적인 곡선에 근접한 곡선을 그리는지 확인하며, 도출된 곡선이 결정론적인 곡선과 유사한 정도는 WIFac 지표를 통해서 확인할 수 있다. WIFac의 수식은 하기의 수식식 4와 같으며, WIFac은 곡선 간의 유사도를 나타내는 것에 최적화된 지표이며, 출력 범위가 0 ~ 1이기 때문에 이해하기에 직관적이다. WIFac이 1에 가까울수록 곡선 간 유사도가 높은 것이며, 도 6의 c)에 나타난 바와 같이, 설계변수 추정이 정확도 높게 이루어졌다고 해석 할 수 있다.

수식식 4

$$WIFac = 1 - \sqrt{\frac{\sum \max(f[n]^2, g[n]^2) \cdot \left(1 - \frac{\max(0, f[n] \cdot g[n])}{\max(f[n]^2, g[n]^2)}\right)^2}{\sum \max(f[n]^2, g[n]^2)}}$$

[0108]

[0109] (여기서, WIFac은 가중적분인수,

[0110] n은 데이터 샘플 수,

[0111] f[n]은 기존 성능 데이터,

[0112] g[n]은 생성 된 가상 성능 데이터를 의미함.)

[0113] 평균 값들이 결정론적 값들과 근접하고 표준편차가 작아 설계변수를 적절하게 추정했음을 알 수 있으며, 검증 차원에서 설계변수 데이터를 G 함수에 입력하여 얻은 출력 곡선들(도 6의 c))을 통해서 y에 대하여 평균 97.2%의 WIFac을 보였다.

[0114] 상술한 예시와는 반대로, G(z)로부터 비롯된 데이터 y에 불확실성을 인가하여 도 8의 a)와 같이 Y를 생성하고, 도 8의 우측 데이터와 같이 x의 예상 범위와 함께 설계 가능한 생성적 적대 신경망을 적용할 경우, 출력 데이터(도 7의 b))로 10개 샘플의 증강 데이터와 그에 대응되는 설계 변수 데이터(도 9의 우측 데이터)가 출력된다.

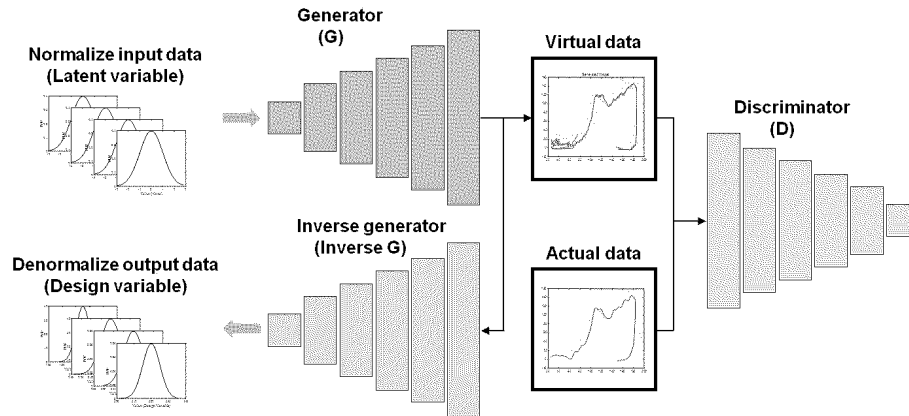
[0115] 이 역시도 평균 값들이 결정론적 값들과 근접하고 표준편차가 작아 설계변수를 적절하게 추정했음을 알 수 있으며, 검증 차원에서 설계변수 데이터를 F 함수에 입력하여 얻은 출력 곡선들(도 7의 c))을 통해서 y에 대하여 평균 95.3%의 WIFac을 보였다.

[0116] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 소자 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것 일 뿐, 본 발명은 상기의 일 실시예에 한정되는 것이 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.

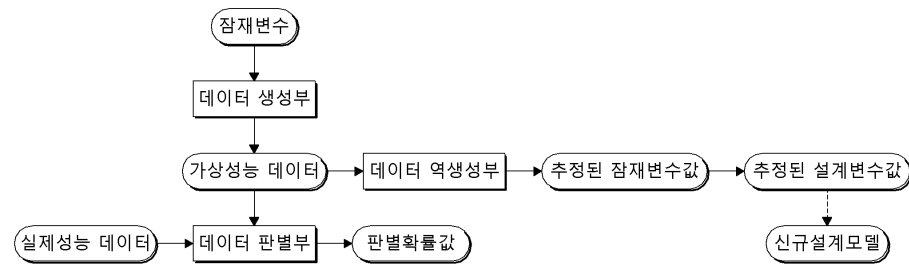
[0117] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허 청구 범위뿐 아니라 이 특허 청구 범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

도면

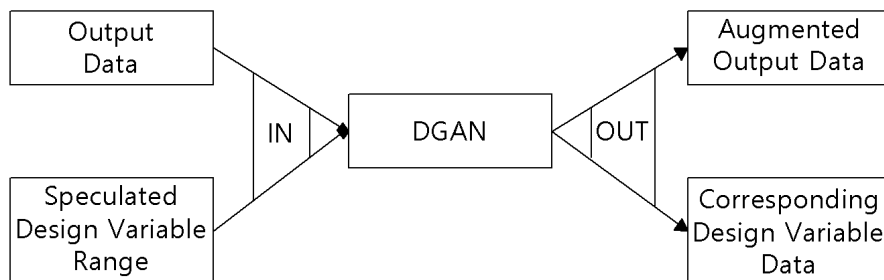
도면1



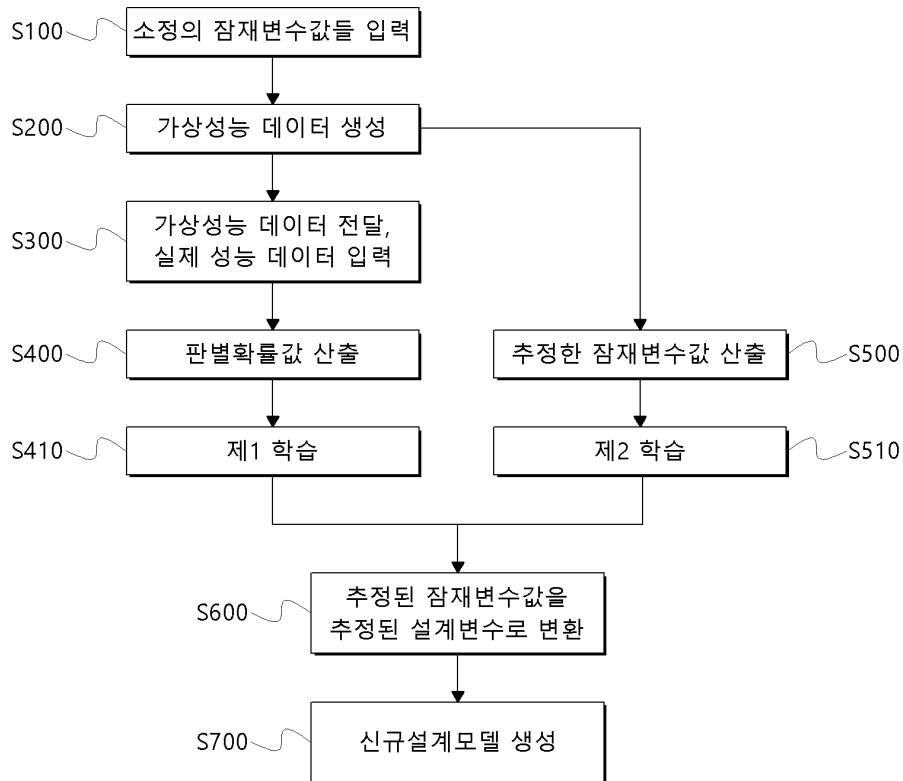
도면2



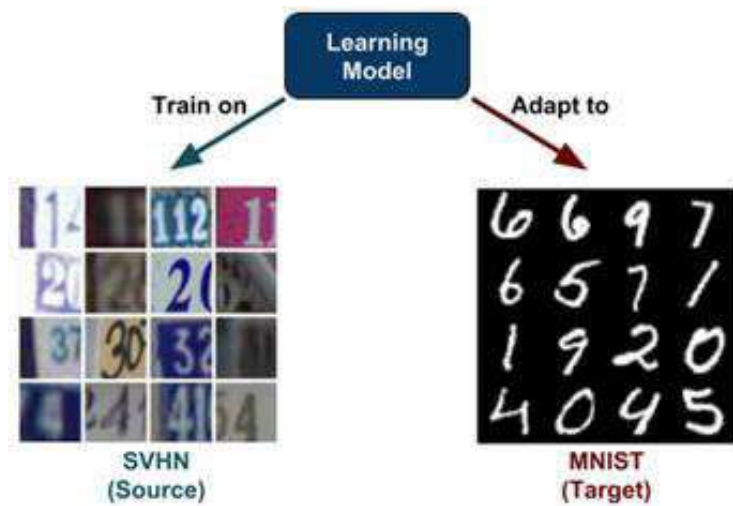
도면3



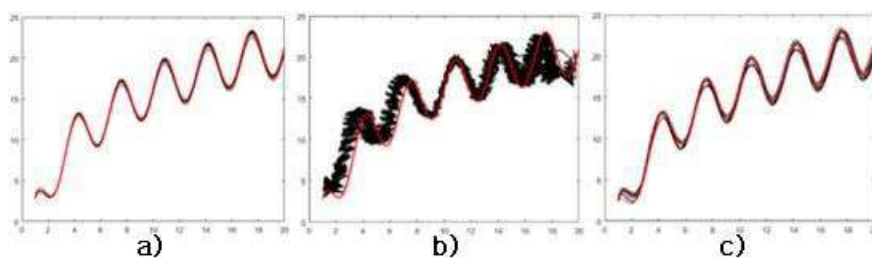
도면4



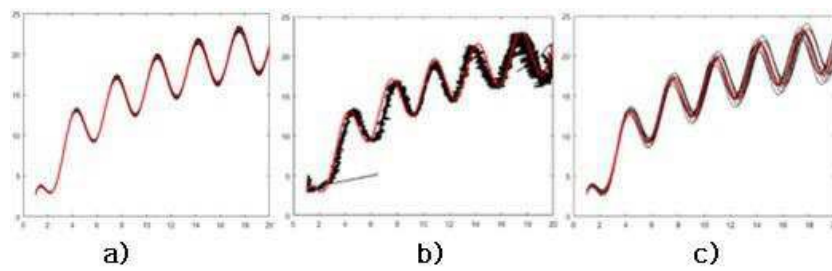
도면5



도면6



도면7



도면8

Case study in forward direction		Case study in reversed direction	
Design Variable	Range Selection	Design Variable	Range Selection
z_1	4.0~6.0	x_1	48.0~72.0
z_2	2.4~3.6	x_2	2.4~3.6
z_3	7.2~10.8	x_3	56.0~84.0
z_4	2.0~3.0		
z_5	39.2~58.8		

도면9

Case study in forward direction				Case study in reversed direction			
Design Variable	Deterministic Value	Mean	Std. Dev.	Design Variable	Deterministic Value	Mean	Std. Dev.
z_1	5.0	4.94	0.388	x_1	60.0	60.8	3.34
z_2	3.0	3.00	0.262	x_2	3.0	2.99	0.0453
z_3	9.0	8.92	0.159	x_3	70.0	69.9	1.85
z_4	2.5	2.55	0.112				
z_5	49.0	48.0	1.34				
WIFac: 0.972				WIFac: 0.953			