(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0027497
(43) 공개일자 2022년03월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 30/13 (2020.01) *G06F 30/27* (2020.01)
G06N 20/00 (2019.01) *G06N 3/08* (2006.01)
G06Q 50/08 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06F 30/13 (2020.01)
G06F 30/27 (2020.01)
(21) 출원번호 10-2020-0108431
(22) 출원일자 2020년08월27일
심사청구일자 2020년08월27일

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
홍원기
경기 용인시 수지구 성복2로 158, 601동 1602호 (성복동, 성동마을엘지빌리지6차)
(74) 대리인
기림특허법인

전체 청구항 수 : 총 9 항

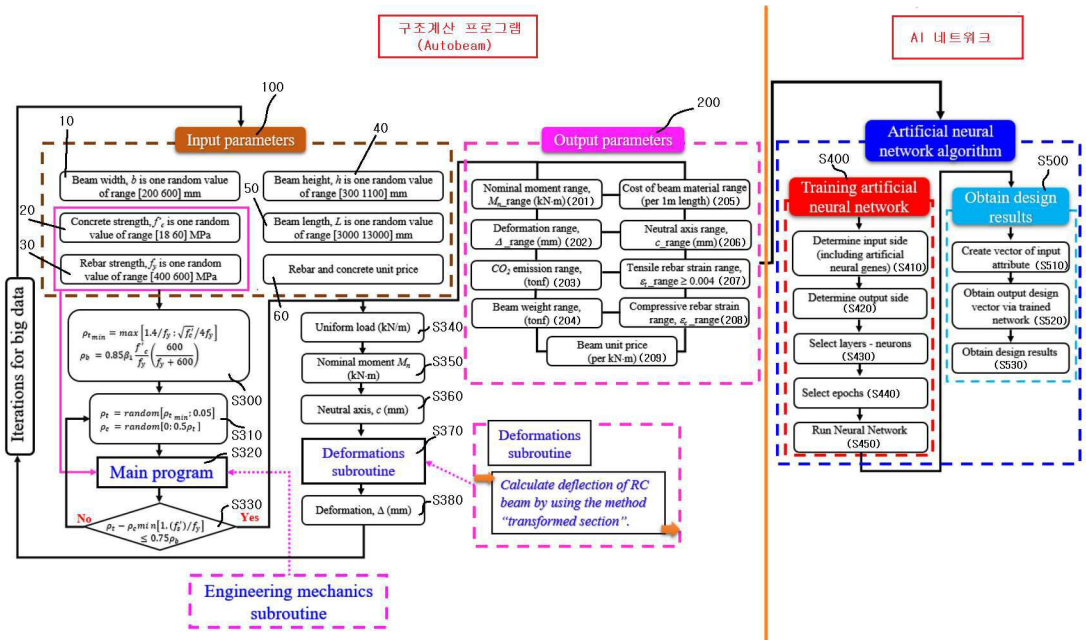
(54) 발명의 명칭 **역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법**

(57) 요 약

본 발명은 역 해석 기능을 갖는 AI(Artificial Intelligence) 기반 지능형 구조설계에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 Big data 와 AI 기반의 신경망 네트워크를 개발하여 인프라 구조물의 설계 및 시공 시 최적의 설계를 정확하고 빠르게 수행할 수 있는 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계 방법에 관한 것으로, 본 발명은 상

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도3



부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계, 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계, 상기 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계, 상기 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형 적합성과, 탄성, 비탄성 구조해석을 통해 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 인장, 압축력을 계산하는 단계, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축과 인장력의 중심축에 대한 모멘트를 각각 계산하는 단계 및 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대한 압축과 인장력이 일치 하는 중립축을 산정하되, 압축과 인장력이 일치 하는 중립축이 존재하지 않으면, 하부변형율과, 상부 변형율을 체크하여 압축과 인장력이 일치 하는 중립축을 재설정하고, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대한 중립축이 존재한다면, 일치된 모멘트 강도(Mn), 중립축을 계산하고, 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 계산하고, 계산된 결과가 인공지능(AI) 알고리즘의 입력값으로 전달되는 단계를 포함하며, 상기 입력값을 Autobeam 이라는 구조계산 프로그램을 사용하여 필요한 양만큼의 인공지능(AI) 빅데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 제공한다.

(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 3/08 (2013.01)
G06Q 50/08 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	20190531
과제번호	20190531
부처명	미래창조과학부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공분야기초연구사업/중견연구자지원사업
연구과제명	기둥-보 일체형 모듈러 구조기반의 PIPE RACK 프레임 개발 연구(2/5)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	경희대학교 산학협력단
연구기간	2019.03.01 ~ 2024.02.29

명 세 서

청구범위

청구항 1

상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계(S100);

하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계(S110);

상기 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계(S120);

상기 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계(S130);

상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형 적합성과(S140), 탄성, 비탄성(S150) 구조해석을 통해 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 인장, 압축력을 계산하는 단계(S160, S170);

상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축과 인장력의 중심축에 대한 모멘트를 각각 계산하는 단계(S180); 및

상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대해 압축과 인장력이 일치하는 중립축을 산정하되, 압축과 인장력이 일치하지 않으면(S190), 하부변형율(S200)과, 상부 변형율(S210)을 체크하여 인장력과 압축력이 일치 되도록 재설정하고(S100, S110), 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대해 압축과 인장력이 일치하는 중립축이 산정 된다면, 중립축을 계산하고, 계산된 중립축에 대해 모멘트 강도(Mn), 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 계산하고(S220), 계산된 결과가 인공지능(AI) 알고리즘의 입력값으로 전달되는 단계를 포함하며,

상기 입력값을 Autobeam 이라는 구조계산 프로그램을 사용하여 필요한 양만큼의 인공지능(AI) 빅데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 구조계산 프로그램(Autobeam)은,

입력파라메타(100)와 출력파라메타(200)로 구성되되,

상기 입력파라메타는,

보폭 데이터 생성범위(10), 콘크리트 강도 생성범위(20), 철근강도 생성범위(30), 보춤데이터 생성범위(40), 보길이 데이터 생성범위(50), 인장 철근비(210), 압축 철근비(211) 및 철근, 콘크리트 단가 생성범위(60)를 포함하여 구성되고,

상기 출력파라메타는,

설계 모멘트(201), 보처짐(202), 이산화 탄소 배출량(203), 보 중량(204), 보단가(205, 209), 중립축(206), 인장변형율(207) 및 압축변형율(208)을 포함하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 입력파라메타는,

상기 콘크리트 강도 생성범위(20), 철근강도 생성범위(30) 파라메타를 통해 콘크리트와 철근의 량을 계산하는 단계(S300)와,

인장 철근, 압축 철근, 콘크리트의 범위를 설정하는 단계(S310, S320)와,

상기 철근과 콘크리트의 범위를 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘을 통해 빅데이터를 생성하고, 설계범위이내에서(S330),

상기 입력파라메타에서 구해진 설계범위 이내의 생성된 빅데이터를 통해 AI 기반 지능형 구조설계의 설계 모멘트 계산(201)과, 보처짐(202) 범위가 결정되고, 보단가(205, 209), 이산화 탄소 배출량(203), 보중량(204)을 계산하고, 중립축을 계산하며(206), 인장변형율을 계산하고(207), 압축변형율을 계산하여(208) 결정됨을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 입, 출력파라미터가 완료되면 AI 네트워크에 장착되는데, 상기 AI 네트워크는 학습네트워크(S400)와, 설계네트워크(S500)로 구성되고,

상기 학습네트워크(S400)는 입력변수를 결정하고(S410), 출력변수를 결정한후(S420), 은닉층과 뉴런을 결정하며(S430), 계산 횟수를 결정하고(S440), 학습을 시작하는 단계(S450)를 포함하여 이루어지고,

상기 학습 후 설계 네트워크(S500)를 통해 설계 입력 벡타를 설정하고(S510), AI 네트워크를 가동하여(S520), 설계결과가 출력(S530)되는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 모멘트 강도(Mn)의 위치는 입력측, 출력측이 교환되어 AI 네트워크에서 학습됨을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 6

청구항 2에 있어서,

상기 입력파라메터는

타겟모멘트강도(Mn), 보길이(L), 철근의 항복강도(f_y), 콘크리트의 압축강도(f'_c), 보폭(b) 및 보의 처짐(Δ))을 포함하고,

상기 출력파라메터는 보의 춤(d), 인장철근량($p_{tension}$), 압축철근량($p_{compression}$), 인장변형률($\varepsilon_{tension}$) 및 압축변형률($\varepsilon_{compression}$))을 포함하여 학습을 시행하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 통해,

구조물의 모멘트 강도를 포함하는 규격강도(nominal strength), 처짐, 구조부재 변형률(스트레인) 및 물량을 포함하는 목표를 정한 후에 이를 만족하는 구조사이즈, 철근량 및 콘크리트 강도를 후결정하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 8

청구항 1에 있어서,

상기 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 통해,

내진설계에 있어서 목표처짐량(연성, Ductility)을 선계획하고, 이를 만족하는 구조부재를 후설계하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

청구항 9

청구항 1에 있어서,

상기 Autobeam 구조계산 프로그램에서 필요한 양만큼의 인공지능(AI) 빅데이터는, 설계반복을 이용하여 필요한 양만큼의 인공지능 빅데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 역 해석 기능을 갖는 AI(Artificial Intelligence) 기반 지능형 구조설계에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 Big data 와 AI 기반의 신경망 네트워크를 개발하여 인프라 구조물의 설계 및 시공 시 최적의 설계를 정확하고 빠르게 수행할 수 있는 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 지반과 구조물의 동적 상호작용을 고려한 동적해석법은 1970 년대 초반부터 본격적으로 연구되기 시작하여 현재까지 30 여년간 FLUSH, CLASSI, SASSI, HASSI 등의 전산코드가 개발되어 사용되고 있다.

[0004] 국내에서도 KIESSI 등이 독자적으로 개발되고 있다. 이들 지반-구조물 상호작용 (SSI) 해석용 프로그램은 모두 지반에서 주파수종속적인 파동전파현상을 효과적으로 묘사하기 위하여 주파수영역해석법을 사용하고 있다.

[0005] 따라서 이들 프로그램에 의한 해석은 선형문제에 국한되며, 구조물 및 지반의 비선형성은 반복적인 선형해석에 의한 등가선형화기법을 사용하여 근사적으로 고려될 수 밖에 없는 한계가 있다.

[0006] 한편 내진설계분야에서 비선형해석의 중요성이 점점 증가하고 지반-구조계의 재료 및 경계조건의 비선형거동에 대한 관심이 커지면서, 비선형해석이 가능한 시간영역에서 SSI 해석법이 최근 10 여년 사이에 활발히 연구되고 있다.

[0007] 특히 구조설계는 이미 완료된 공학 분야로써 설계 포맷은 일부 구조 상세를 제외 하고는 몇 십년간 변화없이 지속되어 오고 있다는 문제가 있었다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) 특허문헌 : 대한민국 공개특허 10-2001-0074235호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 따라서 본 발명은 상기와 같은 종래 기술의 제반 단점과 문제점을 해결하기 위한 것으로, Big data 와 AI 기반의 신경망 네트워크를 개발하여 인프라 구조물의 설계 및 시공 시 최적의 설계를 정확하고 빠르게 수행하고, 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계 기법을 개발하여 지구 생태계 및 인간 친화적 인프라 구조물의 표준

화 설계 구현하며, AI 기반 지능형 구조설계 기법의 적용으로 복잡한 구조 설계과정을 생략하고, 간편하지만 정확한 구조설계가 가능 하도록 하게 함으로써 엔지니어의 오차에 의한 구조설계 오류를 원천적으로 제거할 수 있는 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0012] 상기한 목적을 달성하기 위하여 본 발명은 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계, 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정하는 단계, 상기 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계, 상기 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시키는 단계, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 적합성과, 탄성, 비탄성을 포함하는 구조해석을 통해 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 인장, 압축력을 계산하는 단계, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축과 인장력의 중심축에 대한 모멘트를 각각 계산하는 단계 및 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대해 압축력과 인장력이 일치하는 중립축을 산정하되, 압축력과 인장력이 일치하는 중립축이 존재하지 않으면, 압축력과 인장력이 일치하도록 하부변형율과, 상부변형율을 변화시켜 재설정하고, 상기 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대한 압축력과 인장력이 산정결과가 일치한다면, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축과 인장력의 대한 중립축을 계산하고 모멘트 강도(Mn), 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 재료의 변형율을 계산하고, 계산된 결과가 인공지능(AI) 알고리즘의 입력값으로 전달되는 단계를 포함하며, 상기 입력값을 Autobeam 이라는 구조계산 프로그램을 사용하여 필요한 양만큼의 인공지능(AI) 빅데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 제공한다.

[0013] 여기서, 상기 구조계산 프로그램(Autobeam)은, 입력파라메타와 출력파라메타로 구성되되, 상기 입력파라메타는, 보폭 데이터 생성범위, 콘크리트 강도 생성범위, 철근강도 생성범위, 보춤데이터 생성범위, 보길이 데이터 생성범위 및 콘크리트 단가 범위, 철근 단가 범위 및 인장 철근비, 압축 철근비 생성범위를 포함하여 구성되고, 주어진 랜덤 변수에 대한 상기 출력파라메타는 설계 모멘트, 처짐, 중립축, 인장변형율, 압축변형율 및 보단가, 이산화 탄소 배출량, 보 중량을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0014] 그리고 출력파라메타는, 상기 콘크리트 강도 생성범위, 철근강도 생성범위 파라메타를 통해 콘크리트와 철근의 량을 계산하는 단계와, 상기 철근과 콘크리트의 설계 범위를 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘 (Autobeam)을 통해 빅데이터를 생성하고, 설계 범위 이내이면, 상기 설계 범위 이내의 생성된 빅데이터인 철근항복강도, 콘크리트 압축강도, 보폭, 보길이, 주어진 인장 철근비, 압축 철근비에 대해 AI 기반 지능형 구조설계 변수인 설계 모멘트와 처짐, 인장 변형률, 압축 변형율, 중립축을 계산하고, 보단가, 이산화 탄소 배출량, 보 중량을 계산하여 결정함을 특징으로 한다.

[0015] 한편 출력파라미터가 완료되면 AI 네트워크에 장착되는데, 상기 AI 네트워크는 학습네트워크와, 설계 네트워크로 구성되고, 상기 학습네트워크는 입력변수를 결정하고, 출력변수를 결정한후, 은닉층과 뉴런을 결정하며, 계산 횟수를 결정하고, 학습을 시작하는 단계를 포함하여 이루어지고, 상기 학습 후 설계 네트워크를 통해 설계 입력 벡타를 설정하고, AI 네트워크를 가동하여, 설계결과가 출력되는 것을 특징으로 한다.

[0016] 또한 모멘트 강도(Mn)의 계산 위치는 입력측, 출력측이 교환되어 AI 네트워크에서 역 학습됨을 특징으로 한다.

[0017] 여기서, 입력파라메터는 타겟모멘트강도(Mn), 보길이(L), 철근의 항복강도(f_y), 콘크리트의 압축강도(f'_c), 보폭(b) 및 보의 처짐(Δ))을 포함하고, 상기 출력파라메터는 보의 춤(d), 인장철근량($p_{tension}$), 압축철근량($p_{compression}$), 인장변형률($\varepsilon_{tension}$) 및 압축변형률($\varepsilon_{compression}$))을 포함하여 학습을 역 방향으로 시행하는 것을 특징으로 한다.

[0018] 그리고 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 통해, 구조물의 모멘트 강도를 포함하는 규격강도(nominal strength), 처짐, 구조부재 스트레인 및 물량을 포함하는 목표를 정한 후에 이를 만족하는 구조사이즈, 철근량, 콘크리트 강도 및 철근 항복강도를 후결정하는 것을 특징으로 한다.

[0019] 또한 역 해석 기능을 갖는 인공지능(AI) 기반 지능형 구조설계 방법을 통해, 내진설계에 있어서 목표처짐량(연성, Ductility)을 선계획하고, 이를 만족하는 구조부재를 후설계하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 한편 Autobeam 구조계산 프로그램에서 인공지능(AI) 빅데이터는, 제한 없이 설계 반복을 이용하여 필요한 양만큼의 인공지능(AI) 빅데이터를 생성하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0022] 본 발명의 실시 예에 따르면 다음과 같은 효과가 있다.

[0023] 첫째, user에 의한 AI 기반 big data의 training process를 생략하여 단시간 내 설계를 가능 하도록 할 수 있다.

[0024] 둘째, 구조물의 구조물의 모멘트 강도를 포함 하는 규격강도 (nominal strength), 처짐, 물량, 구조 부재 변형률(스트레인) 등을 먼저 목표로 정한 후에 이를 만족 하는 구조 규격 (보폭, 보춤 등) 및 철근량, 철근 및 콘크리트 강도를 후 결정할 있도록 하는 구조 설계 기법을 통해 지구 생태계와 사람들의 삶에 긍정적 영향을 미칠 수 있는 affordable한 인프라 구조물 및 주택 보급이 가능하다.

[0025] 셋째, 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 통해 획기적인 내진 설계가 가능하다.

[0026] 넷째, 슬래브 진동 및 소음에 영향을 주는 요소들을 규명하고, 그 요소들이 슬래브 진동 및 소음 발생에 미치는 영향을 찾아내어 층간 소음 문제에의 해결 방안 제시가 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0028] 도 1은 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 구조설계 결과의 정확성을 비교하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘의 실시예를 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위하여 생성된 AI 빅데이터가 AI 네트워크에 장착되는 과정의 실시예를 설명하기 위한 흐름도이다.

도 4는 역설계, 역해석 구조설계 개념을 설명하는 인공 지능망을 나타낸 도면이다.

도 5는 은닉층, 뉴론, 반복(epoch)에 따른 AI 네트워크 학습결과를 보여주는 도면이다.

도 6은 보처짐을 역으로 입력하는 모멘트 강도에 대한 역해석 구조설계의 훈련 결과를 나타낸 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0029] 본 발명의 바람직한 실시 예를 첨부된 도면에 의하여 상세히 설명하면 다음과 같다.

[0030] 아울러, 본 발명에서 사용되는 용어는 가능한 한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어를 선택하였으나, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며 이 경우는 해당되는 발명의 설명부분에서 상세히 그 의미를 기재하였으므로, 단순한 용어의 명칭이 아닌 용어가 가지는 의미로서 본 발명을 파악하여야 함을 밝혀두고자 한다. 또한 실시예를 설명함에 있어서 본 발명이 속하는 기술 분야에 익히 알려져 있고, 본 발명과 직접적으로 관련이 없는 기술 내용에 대해서는 설명을 생략한다. 이는 불필요한 설명을 생략함으로써 본 발명의 요지를 흐리지 않고 더욱 명확히 전달하기 위함이다.

[0032] 우선 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계는,

[0033] 1. 빅데이터를 구축한다.

[0034] (1) 인프라 구조물의 비선형 거동기반 빅데이터를 구축하고 빅데이터중에서mutation 된 데이터를 제거하기 위한 pre-processor를 개발한다(mutation 된 데이터가 제거된 random 변수기반).

[0035] (2) 개발된 AI 기반 지능형 구조설계 기법은 구조해석 및 설계 시 역해석을 가능하도록 하여 기존구조설계에서는 가능하지 않는 방법으로 최적의 구조설계를 가능하도록 하였다.

[0037] 2. AI 네트워크 구축방법을 설명한다.

[0038] (1) Big data와 AI 기반의 신경망 네트워크를 탑재한 autonomous code 개발하고 역해석 기능을 장착한 AI 네트워크를 개발한다. 즉, 일반적으로 구조설계에서는 단면과 철근량 등을 특정하고 난후에 구조물의 강도, 처짐, 구조부재 스트레인 등을 구하는 순서가 일반적이나, 본 발명에서 개발되는 지능형 AI 기반 네트워크에서는 구조물의 모멘트 강도를 포함하는 규격강도(nominal strength), 처짐, 구조부재 스트레인, 물량 등을 먼저 목표로 정한 후에 이를 만족하는 구조사이즈, 철근량 및 콘크리트 강도 등을 후결정할 구조설계기법을 개발하여 이를 후술하면서 설명한다.

[0039] (2) 예로써 내진설계에 있어서 목표처짐량(연성, Ductility)을 선계획하고, 이를 만족하는 구조부재를 후설계하는 획기적 내진설계 방법을 구현하였다.

[0040] (3) 기존의 인프라 구조물의 설계 및 건설 방식을 획기적으로 개선할 수 있으며 이를 바탕으로 지구생태계 및 인간친화적 인프라 구조물을 구현하고, 지구생태계와 사람들의 삶에 긍정적 영향을 미칠수 있는 affordable한 인프라구조물 및 주택보급이 가능하다.

[0042] 이러한 본 발명의 활용분야(적용응용분야)를 설명하면,

[0043] (1) 획기적구조설계(건축공학, 토목공학, 기계공학등)

[0044] (2) 획기적내진설계

[0045] (3) 슬래브진동 및 소음에 영향을 주는 요소들을 규명하고, 그 요소들이 슬래브진동 및 소음발생에 미치는 영향을 찾아내어 우리나라의 고질적 문제인 층간소음 문제의 해결방안 제시가 가능하다.

[0046] (4) 지구생태계와 사람들의 삶에 긍정적 영향을 미칠수 있는 affordable한 인프라 구조물 및 주택보급이 가능할 것이다.

[0048] 이러한 본 발명 기술의 사업화전망을 설명한다.

[0049] 구조설계는 앞에서도 설명한 바와 같이 이미 완료된 공학분야로써 설계 포맷은 일부구조상세를 제외하고는 몇십년간 변화없이 지속되어오고 있으나, 본 발명 특허를 통해 구조설계방식의 획기적인 변화가 가능한데, 이는 일반적으로 구조설계에서는 단면과 철근량 등을 특정하고 난후에 구조물의 강도, 처짐, 물량, 구조부재변형률(스트레인) 등을 구하는 순서가 일반적이었으나, 본 발명 특허에서 개발되는 구조설계방식은 설계과정을 역방향으로 바꿈으로써 획기적인 구조설계가 구현되어 이에따라서 경제적 이득은 물론 구조설계 정확성, 구조설계에 소요되는 시간을 대폭절감하여 국가적으로 큰혜택을 끼칠수 있는 특허의 제시가 가능할 것이다.

[0051] 도 1은 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 구조설계 결과의 정확성을 비교하기 위한 도면이다.

[0052] 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 구조설계 결과의 정확성 비교는 도 1에 나타낸 바와 같은데, 모멘트를 선지정한후 5000 번 및 10000번의 구조설계에 의한 구조설계 결과 정확성을 비교하였다.

[0053] 우선 5000번 설계를 반복한 경우 평균에라는 0.011%, 표준편차는 2.28% 그리고 95% 신뢰구간의 에라는 4.45%(1.96σ)로 나타나고 있어 본 발명에서 개발된 설계 방법의 정확도는 매우 높다고 할수있다.

[0054] 또한 10000번 설계를 반복한 경우 평균에라는 0.431%, 표준편차는 3.22% 그리고 95% 신뢰구간의 에라는 5.88%(1.96σ)로 나타나고 있어 본 발명에서 개발된 설계방법의 정확도는 매우 높게 예측된 결과를 보여주고 있다.

[0056] 도 2는 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘의 실시예를 설명하기 위한 흐름도이다.

[0057] 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위한 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘의 실시예는 도 2에 나타낸 바와 같이, 건축공학, 토목공학, 기계공학 등에서 많이 사용되는 콘크리트나 철근을 포함하는 부재에 대한 입력을 시작한다.

[0058] 우선, 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정한다(S100).

[0059] 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 설정한다(S110).

[0060] 상부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시킨다(S120).

[0061] 하부 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 변형율을 증가시킨다(S130).

[0062] 그리고 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 적합성과(S140), 탄성, 비탄성(S150) 구조해석을 통해 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 인장, 압축력을 계산한다(S160, S170).

[0063] 그 다음 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축과 인장력의 중심축에 대한 모멘트를 각각 계산한다(S180).

[0064] 그리고 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대한 중립축을 산정하는데, 중립축이 존재하지 않으면 (인장력과 압축력이 일치하지 않으면, 즉 인장력과 압축력의 차이가 0 이 되지 않으면)(S190), 하부변형율(S200)과, 상부 변형율(S210)을 체크하여 인장력과 압축력이 일치되도록 재설정한다(S100, S110)

[0065] 그러나 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재에 대해 인장력과 압축력 산정결과가 일치한다면, 일치된 중립축을 계산하고, 중립축에 대한 모멘트 강도, 콘크리트, 철근을 포함하는 구조 부재의 압축력, 인장력을 계산하고(S220), 계산 결과는 인공지능(AI) 알고리즘으로 전달된다.

[0067] 이러한 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘에 따라 도 1에서와 같이 단면의 상부 및 하부 섹션의 변형률을 미소 구간 변화시켜 중립 축을 계산한 후 모멘트 강도(Mn)를 계산하도록 작성되어 있다. 만약 상하부 단면을 각각 1200회 구간으로 나누어 미소 구간 잘게 증가시켜 각 구간의 중립축을 계산 하였다면, 1200x1200 모두 1,440,000번 중립축이 계산되는 것이다. 이때 사용되는 입력 변수는 무작위 랜덤숫자들을 이용하고 있으며, 무작위 랜덤숫자들의 상세 내용은 다음 표1에 설명한 바와 같다.

표 1

Table 1 List of random variables and corresponding ranges

	Min	Max	Mean (μ)	Standard deviation (σ)	Variance (V)
Input					
Rebar strength, f_y (MPa)	400	600	500.24	58.11	3376.35
Concrete strength, f'_c (MPa)	18	60	39.04	12.45	155.02
Beam width, **b** (mm)	200	1000	599.77	233.34	54445.96
Beam effective depth, **d** (mm)	200	2000	1104.37	516.82	267098.87
Beam length, **L** (mm)	3000	15000	9010.89	3465.27	12008075.09
Concrete unit cost (won/m^3)	87365.5	174236.5	127038.42	26946.45	726111295.21
Rebar unit cost (won/kg)	923	988	958.81	18.98	360.13
$\rho_{tension}$ rebar	0.002	0.05	0.01632	0.00951	0.00009
$\rho_{compression}$ rebar	0.000007	0.025	0.00496	0.00447	0.00002
Output					
Nominal moment capacity, $\mathbf{M_n}$ (kNm)	26.278	68128.589	6595.56	7927.04	62841027.29

[0068]

[0069] 이러한 표 1은 AI 네트워크에서 훈련될 빅데이터의 생성을 위한 랜덤수(random numbers, 무작위수) 설정방법을 설명하고 있다. AI 네트워크 훈련에 사용될 빅데이터 생성용 무작위 변수의 평균값, 최대값, 최소값 등을 보여주고 있다. 이와 같은 무작위 입력값을 Autobeam 이라는 구조해석, 설계용 프로그램을 사용하여 필요한 양만큼의 빅데이터를 생성한다. 예를 들어 인장철근비의 경우 빅데이터의 최대값을 0.05, 최소값을 0.002로 설정하였을 때, 인장철근비의 평균생성값이 0.01632로 산정되었다는 의미이다. 표1의 빅데이터에서는 모멘트 강도(Mn)가 출력값으로 생성되었지만 AI 네트워크에서는 입력측에서 훈련되어 역설계에 활용되는 것이다.

[0071] 도 3은 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위하여 생성된 AI 빅데이터가 AI 네트워크에 장착되는 과정의 실시예를 설명하기 위한 흐름도이다.

[0072] 본 발명에 따른 역 해석 기능을 갖는 AI 기반 지능형 구조설계를 위하여 생성된 AI 빅데이터가 AI 네트워크에 장착되는 과정의 실시예는 도 3에 나타낸 바와 같은데, 우선 구조계산 프로그램(Autobeam)은 입력파라메타(100)와 출력파라메타(200)로 나눌 수 있다.

[0073] 우선 입력파라메타는 보폭 데이터 생성범위(10), 콘크리트 강도 생성범위(20), 철근강도 생성범위(30), 보춤데이터 생성범위(40), 보길이 데이터 생성범위(50) 및 철근, 콘크리트 단가 생성범위(60)를 포함하여 구성된다.

[0074] 그 중 콘크리트 강도 생성범위(20), 철근강도 생성범위(30) 파라메타를 통해 콘크리트와 철근의 량을 계산하고(S300), 인장철근의 설계범위, 압축철근의 설계범위, 콘크리트의 설계범위를 설정한다(S310, S320). 그리고 이러한 철근과 콘크리트의 설계범위를 도 2에 나타낸 AI 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘(Autobeam)을 통해 빅데이터를 생성하고, 설계범위이내이면(S330), 하중(S340), 설계모멘트(S350) 및 중립축(S360)이 도출되고, 변위계산 서브루틴을 통해(S370), 변위(처짐범위)가 결정된다(S380).

[0075] 한편 설계범위 이내의 데이터를 통해 출력파라메타가 계산된다.

[0076] 우선 AI 기반 지능형 구조설계를 통해 설계 모멘트(201), 보처짐(202), 이산화 탄소 배출량(203), 보 중량(204)을 계산하고, 보단가(205, 209), 중립축을 계산하며(206), 인장변형율을 계산하고(207), 압축변형율을 계산한다(208).

[0077] 이러한 출력파라미터까지 완료되면 AI 네트워크에 장착되는데, 이러한 AI 네트워크는 학습네트워크(S400)와, 설계 네트워크(S500)로 구성되고, 학습네트워크(S400)는 입력변수를 결정하고(S410), 출력변수를 결정한후(S420), 은닉층과 뉴런을 결정한다(S430). 이어 계산 횟수를 결정하고(S440), 학습을 시작한다(S450).

[0078] 이러한 학습 후 설계 네트워크(S500)를 통해 설계 입력 벡타를 설정하고(S510), AI 네트워크를 가동하여(S520), 설계결과가 출력된다(S530).

[0079] 이러한 도 3에서는 도 2에 설명된 학습용 빅데이터 생성용 알고리즘(Autobeam)의 후반부와 생성된 AI용 빅데이터가 AI네트워크에 장착되는 과정을 보여 주고 있는데, 생성된 AI용 빅데이터는 역설계를 위해 입력측, 출력측 파라메터가 교환되었다. 즉 본 예제에서는 모멘트 강도(Mn)의 위치가 입력측, 출력측이 교환되어 AI용 네트워크에서 학습된다. 이렇게 입력측, 출력측 순서가 바뀌게 되어 본 발명 특허의 AI 네트워크에서는 모멘트 강도(Mn)가 출력측이 아닌 입력측으로 사용될 수 있는 것을 알 수 있다. 참고로, 기존의 구조설계에서는 모멘트 강도(Mn)는 출력값으로 구해질 수 밖에 없다. 즉 본 발명 특허의 AI 네트워크에서는 출력측에서 구해지는 값을 미리 입력측에서 선지정함으로써 역설계를 가능하게 하는 것이다. 하지만 본 특허에서는 모멘트 강도(Mn)의 입출력위치를 교환하는 것에 국한되지 않고 설계자의 필요에 의해 어떤 입력측, 출력측 변수도 서로 교환될 수 있다.

[0081] 도 4는 역설계, 역해석 구조설계 개념을 설명하는 인공 지능망을 나타낸 도면이다.

[0082] 역설계, 역해석 구조설계 개념을 설명하는 인공 지능망은 도 4에 나타낸 바와 같이, 인공 지능망에 입력할 입력변수값들과 출력변수들의 종류들이 표시되어 있다. 본 AI 네트워크에서는 기존의 구조설계에서는 출력측으로 구해질 수 밖에 없는 모멘트 강도(Mn)가 입력측에서 입력값으로 사용되는 것을 알수 있다. 즉 출력측에서 구해지는 값을 미리 입력측에 선지정함으로써 역설계를 가능하게 하는 것이다. 또한 본 특허에서는 AI 네트워크의 은닉층(hidden layers), 뉴론(neuron), 반복훈련횟수(epoch) 등을 규명하여 사용자들이 쉽게 네트워크를 개발할 수 있도록 하였다. 구조설계가 타겟트로 하는 결과를 미리 알고 이 타겟트값에 순응하는 다른 설계값들을 계산

함으로써 설계상의 효율성과 최적의 설계를 구현할 수 있게 되었다. 입력값을 지정하고 나서 순차적으로 결과값을 얻는 기존의 구조설계에서는 이와 같은 역설계는 불가능하다 할 수 있다.

[0084] 표 2는 Autobeam 이라는 구조해석 및 설계 소프트웨어로 생산된 빅데이터를 AI 네트워크에 학습시키는 과정이다.

표 2

[0085]

REVERSE ANALYSIS									
(1) 6 inputs (M_n, L, f_y, f'_c, b, Δ) - 5 outputs (d, $\rho_{tension}$, $\rho_{compression}$, $\varepsilon_{tension}$, $\varepsilon_{compression}$)									
No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Mean Square Error	R at Best Epoch	Comments
1	20,000	10	10	40,000	11,323	11,523	1.26E-03	0.986	Neutral
2	20,000	15	15	40,000	11,395	11,595	1.05E-03	0.987	Neutral
3	20,000	20	20	40,000	10,333	10,533	1.12E-03	0.988	Neutral
4	20,000	25	25	40,000	16,487	16,687	1.15E-03	0.987	Neutral
5	20,000	30	30	40,000	13,502	13,702	1.19E-03	0.987	Neutral
6	20,000	40	40	40,000	8,923	9,123	1.36E-03	0.987	Neutral

[0086] 이러한 학습과정에서는 20,000 개의 빅데이터를 사용하였으며 학습을 위해 6개의 입력파라메터(표 2의 6inputs 순서대로 타겟모멘트강도(Mn), 보길이(L), 철근의 항복강도(f_y), 콘크리트의 압축강도(f'_c), 보폭(b) 및 보의 처짐(Δ))와, 5개의 출력파라메터(표2의 5outputs 순서대로 보의 춤(d), 인장철근량($p_{tension}$), 압축철근량($p_{compression}$), 인장변형률($\varepsilon_{tension}$) 및 압축변형률($\varepsilon_{compression}$))로 구분하여 학습을 시행하였다. 그러나 이는 하나의 실시예로, 사용자가 원하는대로 입력측과 출력측 파라미터의 갯수는 조정할수 있다. 이러한 표2에서는 사용된 은닉층과 뉴런의 개수가 나타나있고, 학습에 사용된 반복횟수(epoch)의 수도 나타나 있다. 학습정도를 나타내주는 지표(mean square error, 리그레션 R 지수)도 표시되었다. 참고로, mean square error 지수는 작을수록 좋고, 리그레션R 지수는1에 가까울수록 좋다는 의미이다.

[0088] 도 5는 은닉층, 뉴론, 반복(epoch)에 따른 AI 네트워크 학습결과를 보여주는 도면이다.

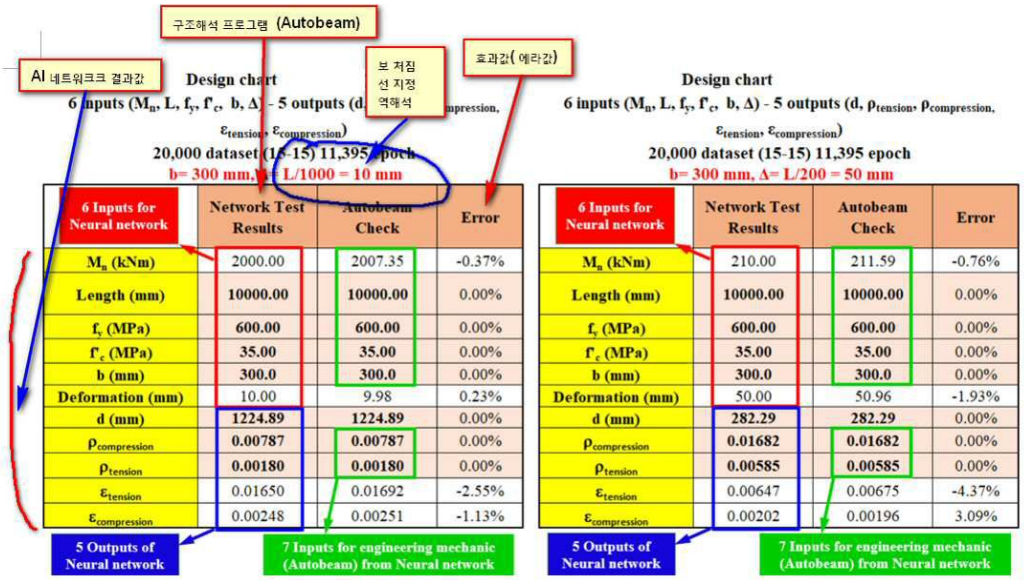
[0089] 은닉층, 뉴론, 반복(epoch)에 따른 AI 네트워크 학습결과를 보여주는 도 5는AI 네트워트의 학습결과를 보여주고 있다.

[0090] 즉 첫번째의 경우는 10,000 dataset 빅데이터를 이용해서 30 neurons과 30개의 은닉층을 사용해서 11,592번 반복(epochs) 학습을 시킨 경우 mean square error는 0.00076, 리그레션 R값은 0.988로 얻어진 경우로써 매우 훌륭한 학습결과를 보여주고 있다.

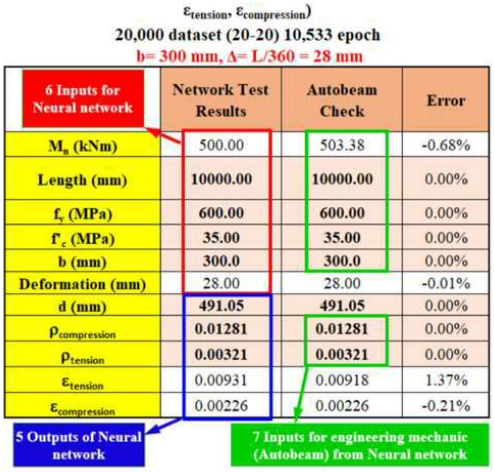
[0091] 두 번째의경우는 20,000 dataset 빅데이터를 이용해서 35 neurons과 30개의 은닉층을 사용해서 13,470번 반복(epochs) 학습을 시킨 경우 mean square error는0.0008, 리그레션 R값은 0.988로 얻어진 경우로써 역시 매우 훌륭한 학습결과를 보여주고있다

표 3

[0093]



[0094]



[0095] 표3은 3가지의 보 처짐(10 mm, 28 mm, 50 mm)과, 모멘트 강도(500 kNm)를 동시에 선 지정하여 역 설계 한 경우를 보여 주는데, 학습된 AI 네트워크에 6개의 입력파라메터(순서대로 타겟트 모멘트강도, 보길이, 철근의 항복강도, 콘크리트의 압축강도, 보폭 및 보의 처짐), 입력하여 얻은 5개의 설계결과값(표순서대로 보의 춤, 인장철근량, 압축철근량, 인장변형률, 압축변형률)을 출력하여 보여주고 있다.

[0096] 첫째 경우는 보 폭이 300 mm 일때, 처짐 10mm 과 모멘트 강도(500 kNm)를 동시에 처짐 10mm 로 미리 선지정 하여 역 설계를 수행했을 경우이다. 이때 빨간색 박스내에 표시되어 있는 6개 입력 파라메터를 입력했을 때 파란색 박스내에 표시되어 있는 5가지의 설계 결과 값을 보여 주고 있다. 이러한 출력 설계 결과 값들을 구조해석(Autobeam) 프로그램과 비교하였을 때 도 1에 나타난 대로 우수한 효과(작은 에라값)를 보여주고 있다.

[0097] 본 발명 특허의 특징으로는 에라가 크게 나와서 효과가 미미한 경우에도 본 AI 네트워크는 자동적으로 정확한 값을 찾아서 에라를 줄이고 효과를 극대화하는 기능을 갖추고 있다는 점이다.

[0098] 보 처짐이 28 mm과 50 mm 과 모멘트 강도(500 kNm)가 동시에 선 지정되어 있는 두번째, 세번째 경우 [표3]에도 5가지의 출력 설계 결과 값은 구조해석(Autobeam) 프로그램과 비교 하였을 경우 우수한 효과(작은 에라값)를 보여주고 있다.

[0099] 일반적으로 현실에서 사용 되는 구조해석 방식은 보 사이즈, 철근량, 철근 및 콘크리트 강도등을 먼저 입력해야 모멘트 강도, 처짐량 같은 결과 값을 후처리 하여 얻을 수 있는 반면, 본 특허의 AI 네트워크에서는 모멘트 강도, 처짐량 같은 구조해석 타겟트 값을 먼저 선 지정 한 후 여기에 부합하도록 나머지 설계 값들을 결정해 주도

록 개발되었다. 본 예에서는 10mm, 28mm, 50mm 3가지의 보처짐을 선지정하여 역설계한 경우를 보여주고 있다.

[0101] 도 6은 보처짐을 역으로 입력하는 모멘트 강도에 대한 역해석 구조설계의 훈련 결과를 나타낸 그래프이다.

[0102] 그래프는 보 춤을 역으로 지정하는 역 설계 결과를 설계 챠트 로 나타낸 것이다. 즉 일반설계에서는 결과물로 구해지는 보 처짐을 미리 설정 한 후 나머지 설계 값을 구할 수 있도록 챠트로 작성하여 실제 설계에서 이용할 수 있도록 하였다. 예를 들어서 보 설계시 보 처짐 량은 보의 길이의 360 분의 일(L/360)로 규제되는데 10m 보의 경우 최대 가능 처짐 량은 약 28 cm 정도된다. 이때 본 특허의 AI 네트워크로 계산한 출력 설계 값은 다음 챠트에서 보이는 것처럼 보 춤(depth)은 약 461mm, 모멘트 강도는 약 500 kNm 가 되는 것을 알 수 있다. 이와 같이 구조설계 목표(타겟트)로 하는 선 지정 설계 값에 대해 쉽고, 빠르지만, 정확하게 설계를 수행 하게 되는 것이다.

[0104] 도 6에서는 또 보처짐을 역으로 입력하여 구한 역설계 변형률(인장(0.0093), 압축 변형률(0.0022)) 결과를 나타내고 있다. 도 6에서는 또 보처짐을 역으로 입력하여 구한 역설계 철근량(인장(0.014), 압축 철근비(0.0077)의 역해석 구조설계의 결과를 나타낸 그래프를 보여 주고 있다.

[0105] 도 6은 역설계 원리를 적용 하여 수월 하고 정확한 변형률의 설계를 구현 할 수 있다. 도 6에서는 보 처짐을 역 입력으로 하는 역 설계 (인장, 압축 철근비)를 수행 하였다.

[0106] 이와 같이 역해석, 역설계의 원리는 건축공학뿐만 아니라 다양한 분야에 적용이 가능 하며 일반적인 계산으로는 불가능 하였던 공학 및 사회현상을 쉽고 빠르지만 정확하게 역 해석 방법으로 구현 할 수 있게 되었다.

[0107] 표 4에서는 역해석을 수행 하기 위한 훈련 결과를 보여 주고 있고, 표 5에서는 역해석을 이용한 설계 결과의 한 예를 보여 주고 있다.

표 4

- CRS training table:
- Training sequence of CRS: d -> ρ_t -> ε_{rc_yield} -> -> ε_{c_yield} -> $\varepsilon_{rc_0.003}$ -> $\varepsilon_{t_0.003}$ -> ρ_c

CRS

(7) 13 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_{t1}, \varepsilon_{rc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{rc_0.003}, \varepsilon_{t_0.003}$) - 1 Output ($\rho_c$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
1	20,000	1	10	50,000	4,083	4,283	2.15E-05	1.97E-05	0.9997	Good
2	20,000	1	20	50,000	3,104	3,304	1.66E-05	1.60E-05	0.9997	Good
3	20,000	1	30	50,000	7,230	7,430	9.51E-06	1.00E-05	0.9998	Good
4	20,000	1	40	50,000	2,411	2,611	1.28E-05	1.29E-05	0.9998	Good
5	20,000	1	50	50,000	3,455	3,655	1.07E-05	1.09E-05	0.9998	Good
6	20,000	2	10	50,000	10,448	10,648	1.20E-05	1.22E-05	0.9998	Good
7	20,000	2	20	50,000	1,669	1,869	1.90E-05	1.90E-05	0.9997	Good
8	20,000	2	30	50,000	2,383	2,583	9.63E-06	1.16E-05	0.9998	Good
9	20,000	2	40	50,000	3,023	3,223	1.03E-05	1.31E-05	0.9998	Good
10	20,000	2	50	50,000	7,775	7,975	4.71E-06	7.51E-06	0.9999	Very good
11	20,000	3	10	50,000	5,682	5,882	1.07E-05	1.21E-05	0.9998	Good
12	20,000	3	20	50,000	2,599	2,799	1.22E-05	1.44E-05	0.9998	Good
13	20,000	3	30	50,000	4,804	5,004	5.11E-06	9.05E-06	0.9999	Very good
14	20,000	3	40	50,000	3,976	4,176	7.48E-06	1.26E-05	0.9999	Very good
15	20,000	3	50	50,000	3,885	4,085	9.86E-06	1.40E-05	0.9998	Good
16	20,000	4	10	50,000	6,822	7,022	1.09E-05	1.09E-05	0.9998	Good
17	20,000	4	20	50,000	6,416	6,616	6.52E-06	8.40E-06	0.9999	Very good
18	20,000	4	30	50,000	6,574	6,774	4.20E-06	9.25E-06	0.9999	Very good
19	20,000	4	40	50,000	2,782	2,982	9.24E-06	1.32E-05	0.9998	Good
20	20,000	4	50	50,000	4,119	4,319	7.80E-06	1.11E-05	0.9999	Very good
21	20,000	5	10	50,000	5,742	5,942	1.09E-05	1.14E-05	0.9998	Good
22	20,000	5	20	50,000	2,013	2,213	1.74E-05	2.07E-05	0.9997	Good
23	20,000	5	30	50,000	3,147	3,347	1.01E-05	1.23E-05	0.9998	Good
24	20,000	5	40	50,000	5,792	5,992	7.23E-06	9.73E-06	0.9999	Very good
25	20,000	5	50	50,000	10,947	11,147	2.39E-06	7.78E-06	0.9999	Very good

❖ **Notes:**
- ε_{rc_yield}: strain of rebar compression at yield
- ε_{c_yield}: strain of concrete at yield
- $\varepsilon_{t_0.003}$: strain of rebar tension at $\varepsilon_c = 0.003$
- $\varepsilon_{rc_0.003}$: strain of rebar compression at $\varepsilon_c = 0.003$

- Summary the best CRS training for each output:

CRS

(1) 7 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c$) - 1 Output ($d$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
25	20,000	5	50	50,000	21,087	21,287	1.40E-05	1.71E-05	0.9999	Very good

(2) 8 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d$) - 1 Output ($\rho_t$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
25	20,000	5	50	50,000	21,398	21,598	3.14E-06	4.68E-06	1.0000	Very good

(3) 9 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_t$) - 1 Output ($\varepsilon_{rc_yield}$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
20	20,000	4	50	50,000	27,731	27,931	6.99E-06	1.06E-05	0.9998	Good

(4) 10 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_{t1}, \varepsilon_{rc_yield}$) - 1 Output ($\varepsilon_{c_yield}$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
8	20,000	2	30	50,000	13,653	13,853	6.98E-09	8.05E-09	1.0000	Very good

(5) 11 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_{t1}, \varepsilon_{rc_yield}, \varepsilon_{c_yield}$) - 1 Output ($\varepsilon_{rc_0.003}$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
9	20,000	2	40	50,000	4,909	5,109	1.15E-05	1.38E-05	0.9995	Good

(6) 12 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_{t1}, \varepsilon_{rc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{rc_0.003}$) - 1 Output ($\varepsilon_{t_0.003}$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
4	20,000	1	40	50,000	10,074	10,274	1.72E-07	1.79E-07	1.0000	Very good

(7) 13 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c, d, \rho_{t1}, \varepsilon_{rc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{rc_0.003}, \varepsilon_{t_0.003}$) - 1 Output ($\rho_c$)

No.	Data	Layers	Neurons	Required Epoch	Best Epoch for Training	Stopped Epoch	Training MSE	Test MSE	R at Best Epoch	Comments
10	20,000	2	50	50,000	7,775	7,975	4.71E-06	7.51E-06	0.9999	Very good

[0108]

표 5

- Design tables of TED, PTM, CTS, CRS: $\Delta_y = L/360 = 28$ mm

TED - 20,000 dataset (5-40) 17,628 epochs
7 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c$)
- 7 Outputs ($d, \rho_t, \rho_c, \varepsilon_{sc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{c,0.003}, \varepsilon_{sc_0.003}$)
mse = 2.78E-4; R = 0.998
$\Delta_y = L/360 = 28$ mm

	Network Results	Autobeam Check	Error
M_n (kN·m)	500.00	534.81	-6.96%
M_y (kN·m)	490.00	526.00	-7.35%
Yield deflection Δ_y (mm)	28.00	27.62	1.34%
Length L (mm)	10000.00	10000.00	0.00%
b (mm)	300.00	300.00	0.00%
f_y (MPa)	30.00	30.00	0.00%
f'_c (MPa)	600.00	600.00	0.00%
d (mm)	468.64	468.64	0.00%
ρ_t	0.015	0.015	0.00%
ρ_c	0.008	0.008	0.00%
ε_{sc_yield}	0.0014	0.0015	-2.07%
ε_{c_yield}	0.0017	0.0018	-1.97%
$\varepsilon_{c,0.003}$	0.0097	0.0088	9.17%
$\varepsilon_{sc_0.003}$	0.0022	0.0022	-2.28%

: 7 Inputs of Artificial neural network
: 7 Outputs of Artificial neural network
: 7 Inputs for Autobeam from network

PTM - 20,000 dataset
7 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c$)
- 7 Outputs ($d, \rho_t, \rho_c, \varepsilon_{sc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{c,0.003}, \varepsilon_{sc_0.003}$)
$\Delta_y = L/360 = 28$ mm

	Network Results	Autobeam Check	Error
M_n (kN·m)	500.00	513.80	-2.76%
M_y (kN·m)	490.00	507.00	-3.47%
Yield deflection Δ_y (mm)	28.00	27.54	1.64%
Length L (mm)	10000.00	10000.00	0.00%
b (mm)	300.00	300.00	0.00%
f_y (MPa)	30.00	30.00	0.00%
f'_c (MPa)	600.00	600.00	0.00%
d (mm); (5-40) 12,806 epochs $T.mse$ = 1.73E-5; R = 0.9999	468.39	468.39	0.00%
ρ_t; (4-50) 17,543 epochs $T.mse$ = 1.46E-5; R= 0.9999	0.014	0.014	0.00%
ρ_c; (5-30) 13,717 epochs $T.mse$ = 9.13E-5; R = 0.9986	0.007	0.007	0.00%
ε_{sc_yield}; (5-40) 13,882 epochs $T.mse$ = 1.03E-4; R = 0.9986	0.0015	0.0015	-1.68%
ε_{c_yield}; (3-30) 8,191 epochs $T.mse$ = 2.47E-4; R = 0.9905	0.0018	0.0018	0.59%
$\varepsilon_{c,0.003}$; (4-20) 6,695 epochs $T.mse$ = 8.05E-4; R = 0.9819	0.0065	0.0084	-28.31%
$\varepsilon_{sc_0.003}$; (5-40) 12,978 epochs $T.mse$ = 8.96E-4; R= 0.9876	0.0023	0.0023	3.48%

: 7 Inputs of Artificial neural network
: 7 Outputs of Artificial neural network
: 7 Inputs for Autobeam from network

CTS - 20,000 dataset
7 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c$)
- 7 Outputs ($d, \rho_t, \rho_c, \varepsilon_{sc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{c,0.003}, \varepsilon_{sc_0.003}$)
$\Delta_y = L/360 = 28$ mm

		Network Results	Autobeam Check	Error
	M_n (kN·m)	500.00	498.39	0.32%
	M_y (kN·m)	490.00	493.00	-0.61%
	Yield deflection Δ_y (mm)	28.00	28.13	-0.46%
	Length L (mm)	10000.00	10000.00	0.00%
	b (mm)	300.00	300.00	0.00%
	f_y (MPa)	30.00	30.00	0.00%
	f'_c (MPa)	600.00	600.00	0.00%
1	d (mm); (4-40) 15,335 epochs $T.mse$ = 1.69E-5; R = 0.9999	462.20	462.20	0.00%
2	ρ_t; (4-30) 15,353 epochs $T.$ mse = 4.36E-6; R= 1.0	0.01427	0.01427	0.00%
3	ρ_c; (4-50) 24,991 epochs $T.mse$ = 9.91E-5; R = 0.9987	0.00656	0.00656	0.00%
4	ε_{sc_yield}; (3-50) 7,542 epochs $T.mse$ = 1.83E-6; R = 1.0	0.00149	0.00149	-0.22%
5	ε_{c_yield}; (4-20) 10,947 epochs $T.mse$ = 2.31E-8; R= 1.0	0.00180	0.00180	-0.16%
6	$\varepsilon_{c,0.003}$; (4-50) 18,291 epochs $T.mse$ = 3.33E-7; R = 1.0	0.00810	0.00810	-0.01%
7	$\varepsilon_{sc_0.003}$; (4-30) 13,016 epochs $T.mse$ = 6.04E-8; R = 1.0	0.00228	0.00228	0.14%

: 7 Inputs of Artificial neural network
: 7 Outputs of Artificial neural network
: 7 Inputs for Autobeam from network

CTS train sequence: 1-> 2-> 3-> 4-> 5-> 6-> 7

CRS - 20,000 dataset
7 Inputs ($M_n, M_y, \Delta_y, L, b, f_y, f'_c$)
- 7 Outputs ($d, \rho_t, \rho_c, \varepsilon_{sc_yield}, \varepsilon_{c_yield}, \varepsilon_{c,0.003}, \varepsilon_{sc_0.003}$)
$\Delta_y = L/360 = 28$ mm

		Network Results	Autobeam Check	Error
	M_n (kN·m)	500.00	497.38	0.52%
	M_y (kN·m)	490.00	490.00	0.00%
	Yield deflection Δ_y (mm)	28.00	27.90	0.34%
	Length L (mm)	10000.00	10000.00	0.00%
	b (mm)	300.00	300.00	0.00%
	f_y (MPa)	30.00	30.00	0.00%
	f'_c (MPa)	600.00	600.00	0.00%
1	d (mm); (5-50) 21,087 epochs $T.mse$ = 1.71E-5; R = 0.9999	461.53	461.53	0.00%
2	ρ_t; (5-50) 21,398 epochs $T.$ mse = 4.68E-6; R= 1.0	0.014	0.014	0.00%
3	ρ_c; (2-50) 7,775 epochs $T.mse$ = 7.51E-6; R = 0.9999	0.008	0.008	0.00%
4	ε_{sc_yield}; (4-50) 27,731 epochs $T.mse$ = 1.06E-6; R = 0.9998	0.0014	0.0014	0.62%
5	ε_{c_yield}; (2-30) 13,653 epochs $T.mse$ = 8.05E-9; R= 1.0	0.0017	0.0017	0.51%
6	$\varepsilon_{c,0.003}$; (1-40) 10,074 epochs $T.mse$ = 1.79E-7; R = 1.0	0.0093	0.0092	0.79%
7	$\varepsilon_{sc_0.003}$; (2-40) 4,909 epochs $T.mse$ = 1.38E-5; R = 0.9995	0.0022	0.0022	-0.32%

: 7 Inputs of Artificial neural network
: 7 Outputs of Artificial neural network
: 7 Inputs for Autobeam from network

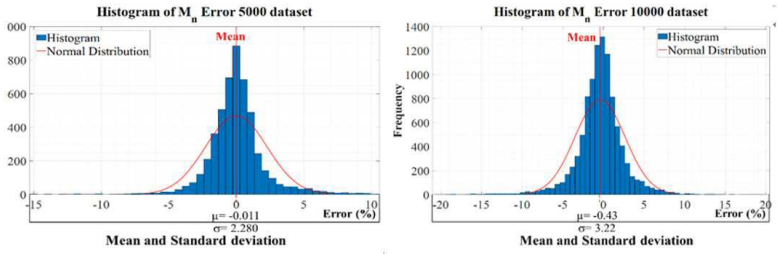
CRS train sequence: 1-> 2-> 4-> 5-> 7-> 6-> 3

[0109]

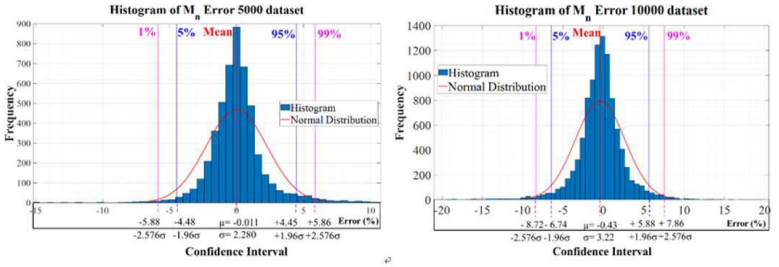
[0111] 이상과 같은 예로 본 발명을 설명하였으나, 본 발명은 반드시 이러한 예들에 국한되는 것이 아니고, 본 발명의 기술사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 다양하게 변형 실시될 수 있다. 따라서 본 발명에 개시된 예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 예들에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

도면1

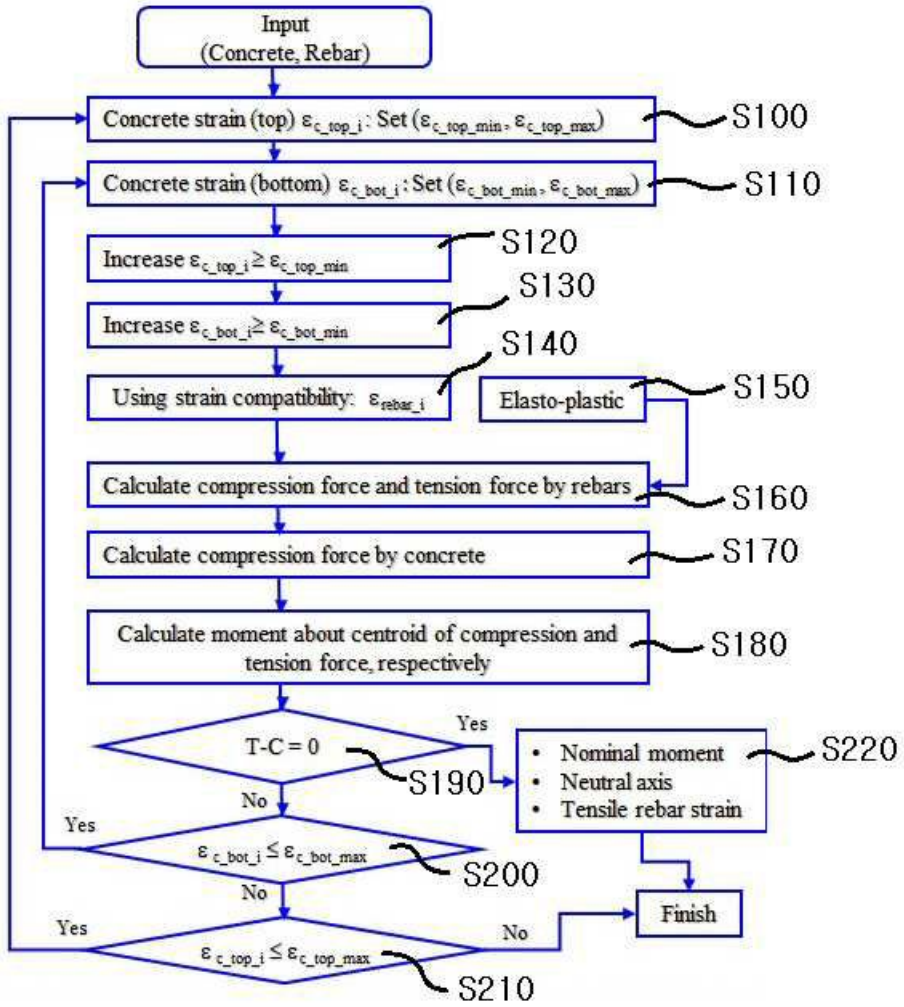


(a) Mean errors and Standard deviations for nominal moment capacity

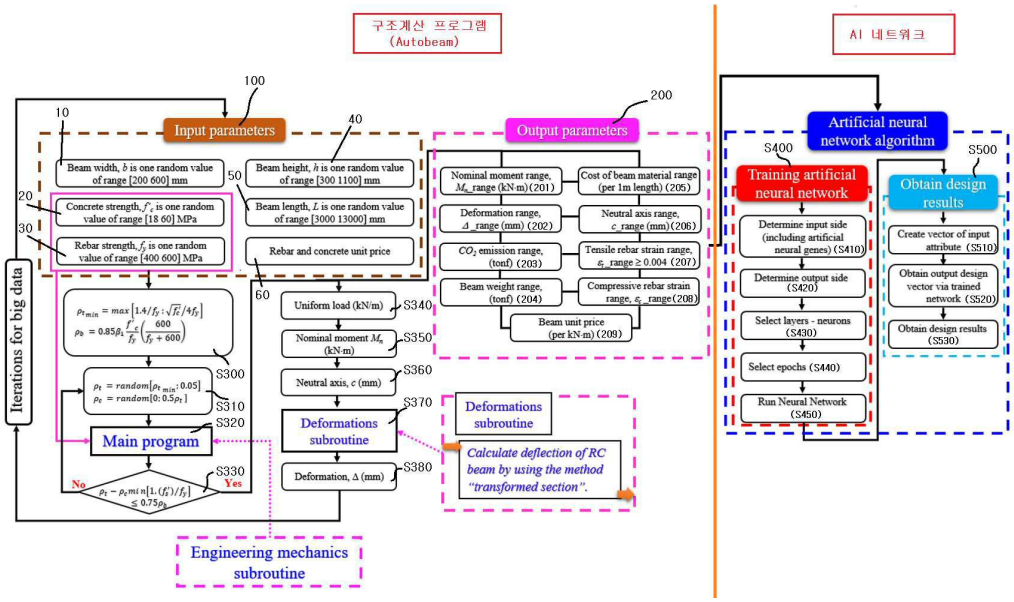


(b) Confidence interval

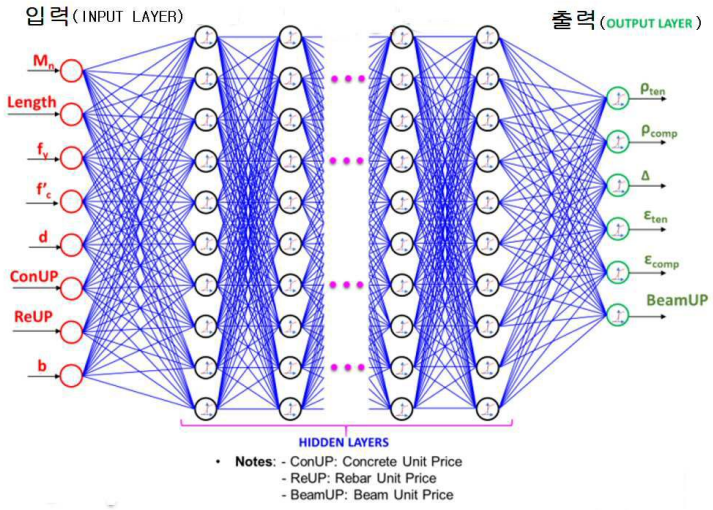
도면2


Input
(Concrete, Rebar)
Concrete strain (top) $\varepsilon_{c_top_i}$: Set ($\varepsilon_{c_top_min}$, $\varepsilon_{c_top_max}$)
S100
Concrete strain (bottom) $\varepsilon_{c_bot_i}$: Set ($\varepsilon_{c_bot_min}$, $\varepsilon_{c_bot_max}$)
S110
Increase $\varepsilon_{c_top_i} \geq \varepsilon_{c_top_min}$
S120
Increase $\varepsilon_{c_bot_i} \geq \varepsilon_{c_bot_min}$
S130
Using strain compatibility: ε_{rebar_i}
S140
Elasto-plastic
S150
Calculate compression force and tension force by rebars
S160
Calculate compression force by concrete
S170
Calculate moment about centroid of compression and tension force, respectively
S180
T-C = 0
S190
Yes
No
• Nominal moment
• Neutral axis
• Tensile rebar strain
S220
$\varepsilon_{c_bot_i} \leq \varepsilon_{c_bot_max}$
S200
Yes
No
Finish
$\varepsilon_{c_top_i} \leq \varepsilon_{c_top_max}$
S210
Yes
No

도면3

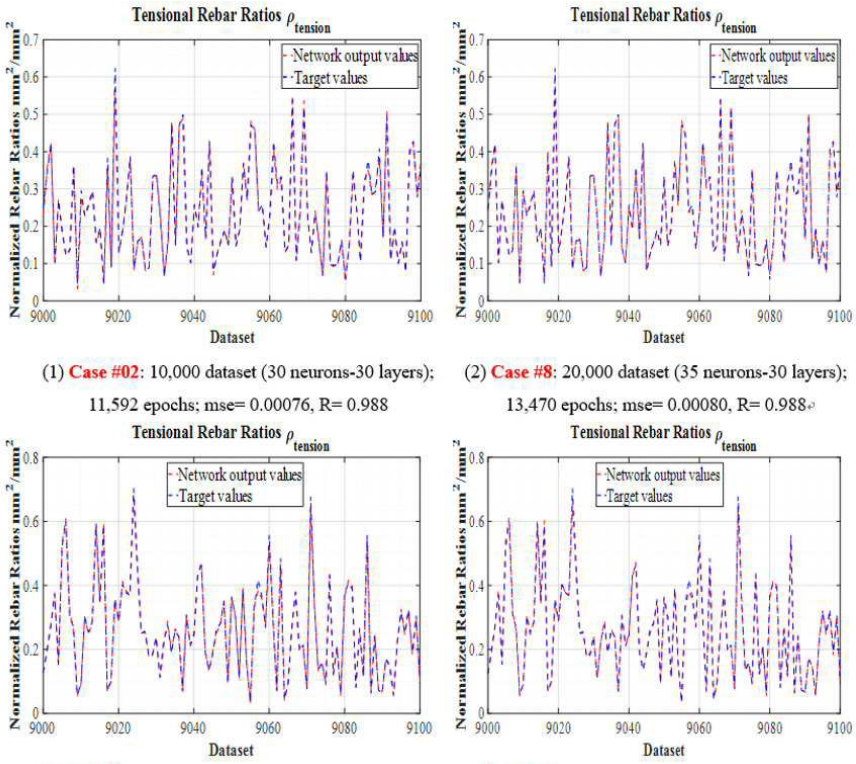

구조계산 프로그램
(Autobeam)
AI 네트워크
Input parameters
Output parameters
Artificial neural network algorithm
Beam width, b is one random value of range [200 600] mm
Beam height, h is one random value of range [300 1100] mm
Concrete strength, f'_c is one random value of range [18 60] MPa
Beam length, L is one random value of range [3000 13000] mm
Rebar strength, f_y is one random value of range [400 600] MPa
Rebar and concrete unit price
Nominal moment range, M_n range (kN-m) (201)
Cost of beam material range (per 1m length) (205)
Deformation range, Δ range (mm) (202)
Neutral axis range, c range (mm) (206)
CO_2 emission range, (tonf) (203)
Tensile rebar strain range, ε_t range ≥ 0.004 (207)
Beam weight range, (tonf) (204)
Compressive rebar strain range, ε_c range (208)
Beam unit price (per kN-m) (209)
Uniform load (kN/m)
Nominal moment M_n (kN-m)
Neutral axis, c (mm)
Deformations subroutine
Deformation, Δ (mm)
Main program
Iterations for big data
Training artificial neural network
Determine input side (including artificial neural genes) (S410)
Determine output side (S420)
Select layers - neurons (S430)
Select epochs (S440)
Run Neural Network (S450)
Obtain design results
Create vector of input attribute (S510)
Obtain output design vector via trained network (S520)
Obtain design results (S530)
Calculate deflection of RC beam by using the method "transformed section".
Engineering mechanics subroutine

도면4



Multilayer perception (MLP): eight inputs and six outputs with multiple neurons

도면5



(1) Case #02: 10,000 dataset (30 neurons-30 layers); 11,592 epochs; mse= 0.00076, R= 0.988

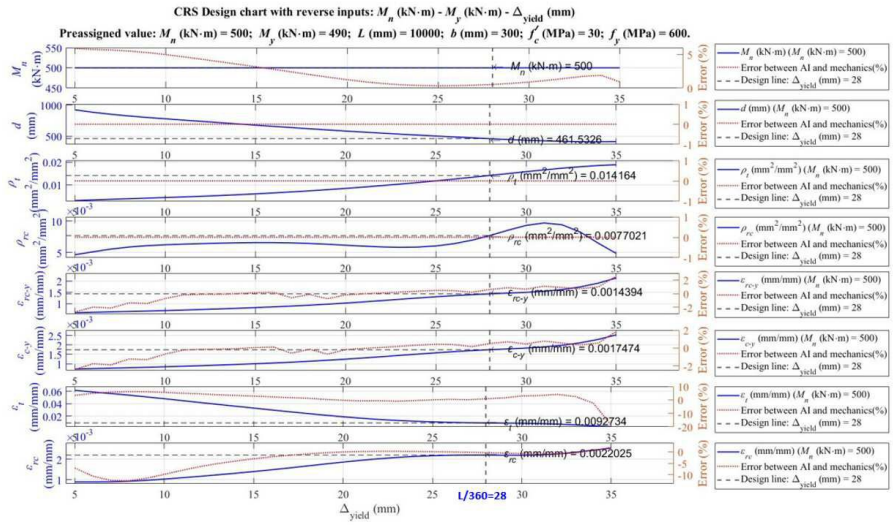
(2) Case #8: 20,000 dataset (35 neurons-30 layers); 13,470 epochs; mse= 0.00080, R= 0.988

(3) Case #18: 50,000 dataset (50 neurons-50 layers); 47,283 epochs; mse= 0.00073, R= 0.989

(4) Case #19: 50,000 dataset (60 neurons-60 layers); 43,071 epochs; mse= 0.00074, R= 0.989

(a) Selected training results (normalized strains) for 8 inputs, 6 outputs (Table 4(c))

도면6


CRS Design chart with reverse inputs: M_n (kN·m) - M_y (kN·m) - Δ_{yield} (mm)
Preassigned value: M_n (kN·m) = 500; M_y (kN·m) = 490; L (mm) = 10000; b (mm) = 300; f'_c (MPa) = 30; f_y (MPa) = 600.
M_n (kN·m) = 500
d (mm) = 461.5326
ρ_t (mm²/mm²) = 0.014164
ρ_{rc} (mm²/mm²) = 0.0077021
$\varepsilon_{rc,y}$ (mm/mm) = 0.0014394
$\varepsilon_{c,y}$ (mm/mm) = 0.0017474
ε_t (mm/mm) = 0.0092734
ε_{rc} (mm/mm) = 0.0022025
L/360=28
Δ_{yield} (mm)
Error (%)
Error between AI and mechanics(%)
Design line: Δ_{yield} (mm) = 28