



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0117625
(43) 공개일자 2022년08월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/20 (2019.01) G05B 17/00 (2006.01)
G05D 1/00 (2006.01) G06F 11/36 (2006.01)
G06F 30/27 (2020.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/20 (2021.08)
G05B 17/00 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0021193
(22) 출원일자 2021년02월17일
심사청구일자 2021년02월17일

(71) 출원인
한국기술교육대학교 산학협력단
충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한
국기술교육대학교내)
(72) 발명자
김원태
충청남도 천안시 서북구 공원로 176 천안불당시티
프라디움3차 306-3102
조든솔
충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1636 명품
에덴빌 302호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인팬브릿지

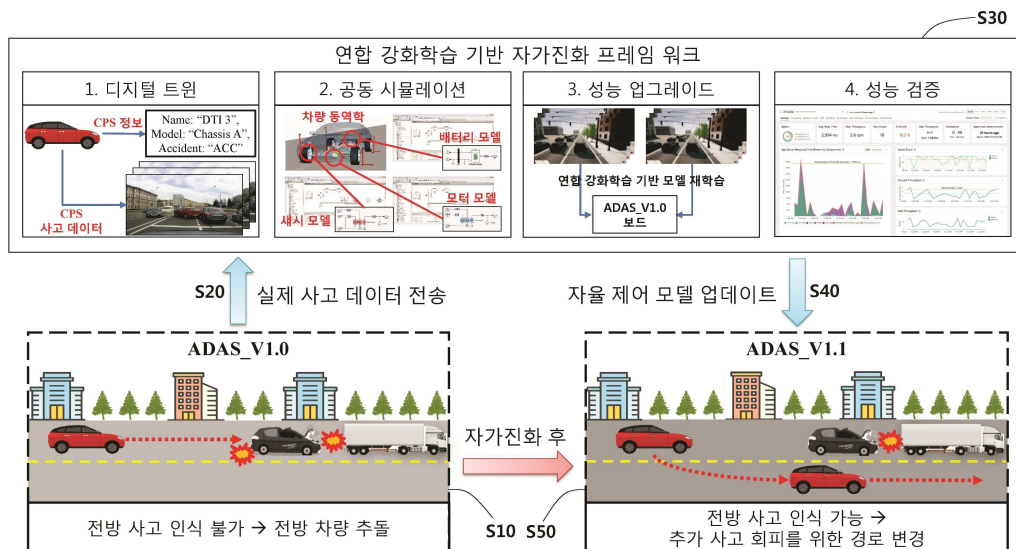
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 자율형 CPS의 성능 자가진화를 위한 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크
및 이를 이용한 자율형 CPS의 성능 자가진화 방법

(57) 요약

본 발명은 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 자가진화 방법에 관한 것이다. 상기 방법은 자율형 CPS로부터 수신된 사고, 운행 장치 및 환경 정보를 기초로 실제 자율 운행 장치의 동역학을 모사하기 위한 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성하는 단계; 상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 기초하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계; 및 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행한 뒤, 성능 요구 기준을 충족하는 글로벌 자율 제어 모델로 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 업데이트하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G05D 1/0088 (2013.01)

G06F 11/3668 (2013.01)

G06F 30/27 (2020.01)

(72) 발명자

윤성진

충청북도 청주시 청원구 사똥로 106 청주사천푸르지오 103동 1902호

김한진

충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1638 신한아파트 103동 112호

김영진

충청북도 청주시 청원구 오창읍 오창공원로 96 한신더휴센트럴파크 103동 3504호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711102838
과제번호	2019-0-01347-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	ICT기반사회문제해결기술개발(R&D)
연구과제명	화재 현장 시뮬레이션 및 지휘 역량 강화 지원형 실감 소방훈련 콘텐츠 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국전자통신연구원
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

자율형 CPS로부터 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 수신하는 단계;

수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 기초로 실제 자율 운행 장치의 동역학 및 사고 환경을 모사하기 위한 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성하는 단계;

상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 기초하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계;

상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행하는 단계; 및

상기 글로벌 자율 제어 모델이 성능 요구 기준을 충족할 경우, 상기 글로벌 자율 제어 모델로 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 업데이트하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족하지 못하는 경우, 상기 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 상기 글로벌 자율 제어 모델을 다시 학습시키는 단계;

를 포함하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 성능 자가진화 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 기초로 실제 자율 운행 장치의 동역학 및 사고 환경을 모사하기 위한 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성하는 단계는,

상기 자율형 CPS에 대응되는 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스(DTI)를 생성하는 단계;

상기 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스에 상기 수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 저장하는 단계; 및

상기 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스에 저장된 정보에 기초하여 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 환경을 생성하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 성능 자가진화 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 기초하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계는,

상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 환경에 글로벌 자율 제어 모델을 배포하는 단계;

상기 글로벌 자율 제어 모델을 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델로 변경한 뒤, 강화학습을 통해 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 성능 자가진화 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계

는,

상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 학습물에 따라 로컬 자율 제어 모델에 가중치를 차등적으로 부과하고, 상기 가중치가 차등적으로 부과된 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 성능 자가진화 방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행하는 단계는,

상기 글로벌 자율 제어 모델의 파라미터를 성능 검증 모델에 입력하여 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능을 검증하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 자율형 CPS 성능 자가진화 방법.

청구항 6

자율형 CPS에 대한 디지털 트윈 인스턴스를 생성하고, 생성된 디지털 트윈 인스턴스를 관리하는 디지털 트윈 관리 모듈;

상기 디지털 트윈 인스턴스를 저장하는 디지털 트윈 인스턴스 운용부;

상기 자율형 CPS로부터 수신된 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보에 기초하여 상기 디지털 트윈 인스턴스에 대한 분산 동역학 모델 및 사고 환경 모델에 대한 공동의 분산 시뮬레이션을 수행하고, 상기 분산 시뮬레이션 결과에 기초하여 머신 러닝으로 상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 학습시키는 자가진화 지원 모듈;

상기 자율 제어 모델을 로컬 자율 제어 모델로 변환하여 병렬 시뮬레이션을 수행하여 상기 로컬 자율 제어 모델의 성능을 향상시키고, 상기 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 이용하여 글로벌 자율 제어 모델을 도출하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델에 대한 성능 검증 결과에 따라 재학습을 수행하는 성능 진화 모듈; 및

상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능을 검증하고 성능 검증 결과에 기초하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 상기 자율형 CPS로 업데이트하거나 또는 상기 글로벌 자율 제어 모델의 재학습을 결정하는 성능 검증 모듈;

을 포함하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

청구항 7

제6 항에 있어서, 상기 디지털 트윈 관리 모듈은,

상기 자율형 CPS에서 사고가 발생하거나 성능이 부족하다고 판단될 경우, 상기 성능 진화 모듈로 성능 진화 서비스를 요청하고, 상기 성능 검증 모듈로 성능 검증 서비스를 요청하되, 상기 성능 진화 서비스를 요청할 때, 성능 진화와 관련된 CPS 제어 모델 정보 및 CPS 운용 데이터를 상기 성능 진화 모듈에 제공하고, 상기 성능 검증 서비스를 요청할 때, 성능 검증 모델을 상기 성능 검증 모듈로 제공하는 디지털 트윈 서비스 요청 블록;

상기 자율형 CPS에 대한 상기 디지털 트윈 인스턴스를 관리하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 향상되었을 때 상기 디지털 트윈 인스턴스에 명세되어 있는 정보를 갱신하는 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록;

상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델 및 동역학 모델을 저장하는 CPS 모델 저장부;

상기 CPS 운용 데이터를 저장하는 시뮬레이션 환경 저장부; 및

상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 진화에 대한 검증 모델을 저장하는 성능 검증 모델 저장부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

청구항 8

제6 항에 있어서, 상기 성능 진화 모듈은,

로컬 자율 제어 모델을 학습시키기 위한 적어도 하나의 시뮬레이션 환경을 생성하고, 기존의 제1 글로벌 자율 제어 모델을 상기 적어도 하나의 시뮬레이션 환경에 배포하여 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 구성하는 병렬 시뮬레이션 환경 생성 블록;

상기 적어도 하나의 시뮬레이션 환경에 매칭된 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 시행착오 데이터를 통해 강화학습을 기반으로 학습시키는 로컬 자율 제어 모델 학습 블록; 및

학습이 완료된 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 융합하여 상기 제1 글로벌 자율 제어 모델을 제2 글로벌 자율 제어 모델로 갱신하는 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록;

을 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

청구항 9

제8 항에 있어서, 상기 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록은,

상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 학습률에 따라 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 가중치를 차등적으로 부과하고, 상기 가중치가 차등적으로 부과된 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 상기 제1 글로벌 자율 제어 모델을 상기 제2 글로벌 자율 제어 모델로 갱신하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

청구항 10

제6 항에 있어서, 상기 성능 검증 모듈은,

상기 글로벌 자율 제어 모델을 HILS 타겟 디바이스로 전송한 뒤, 상기 HILS 타겟 디바이스를 실행시키는 HILS 디바이스-시뮬레이션 연동 블록;

상기 글로벌 자율 제어 모델에 대해 가상 시뮬레이션 환경 내에서 성능 검증 모델을 기반으로 검증을 수행하여 정량적 성능 평가 결과를 출력하는 자율 제어 모델 성능 검증 블록; 및

출력된 상기 정량적 성능 평가 결과에 기초하여 상기 자율 제어 모델의 성능 요구 기준의 충족 여부를 확인하고, 상기 성능 요구 기준의 충족 여부에 따라 상기 글로벌 자율 제어 모델의 재학습을 결정하는 자율형 CPS 업데이트 블록;

을 포함하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

청구항 11

제10 항에 있어서, 상기 자율형 CPS 업데이트 블록은,

상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족할 경우에는, 상기 디지털 트윈 인스턴스를 갱신하고, 상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 상기 글로벌 자율 제어 모델로 갱신하고,

상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족하지 못할 경우에는, 상기 성능 진화 모듈로 하여금 상기 글로벌 자율 제어 모델을 다시 학습시키도록 하는 것을 특징으로 하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 명세서는 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크에 관한 것으로, 자율형 CPS의 성능 자가진화를 위한 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크 및 이를 이용한 자율형 CPS의 성능 자가진화 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 가상-물리 시스템(Cyber-Physical Systems; CPS)은 센서, 액추에이터 등을 포함하는 물리 시스템과 물리 시스템

을 제어하기 위한 컴퓨팅 요소가 밀접하게 결합된 시스템이다. 다시 말해, CPS는 기존의 임베디드 시스템에서 지능성, 신뢰성, 안전성, 및 실시간성 등의 사이버적 요소인 3C, 즉, 연산(Computing), 통신(Communication), 및 제어(Control)가 고도화된 기술이라고 말할 수 있다. 최근에는, 기존 CPS에 정의된 지능성 수준을 넘어 자율 주행 자동차, 자율 비행 드론, 그리고 자율 협업 로봇과 같이 인간의 개입 없이 자율적인 상황 인지, 의사 결정, 그리고 제어를 수행하는 자율성이 증강된 자율형 가상-물리 시스템(Autonomous Cyber-Physical Systems)(이하에서는 자율형 CPS라 한다.)로 패러다임이 변화하고 있다. 자율형 CPS는 물리 시스템과 자율 상황 인지 및 판단을 수행하기 위한 인공지능 기반의 자율 제어 소프트웨어로 구성되어 있다. 자율형 CPS 개발자들은 시스템에 대한 동적 설계, 시뮬레이션, 분석, 그리고 검증 등의 과정을 수행하기 위해 모델링을 기반으로 시스템을 개발할 수 있다. 물리 시스템 부분은 물리 시스템을 수학적으로 해석한 물리 동역학 모델과 해석된 물리 동역학을 제어하는 동역학 제어 모델로 구현될 수 있고, 자율 제어 소프트웨어 부분은 인공지능을 기반으로 자율적으로 상황을 인지하고 의사 결정을 수행하는 자율 제어 모델로 구현될 수 있다. 물리 동역학 모델은 시스템 동역학 관계를 파악하고 계산하여 정밀 제어를 수행하는 차량의 엔진 컨트롤 유닛, 속도 제어 유닛을 대표적인 예로 들 수 있다. 동역학 제어 모델은 CPS의 안정적인 제어를 수행하기 위한 차량의 전자 제어 장치, 드론의 비행 제어 장치를 예로 들 수 있다. 자율 제어 모델의 예시로는 자율주행 자동차의 첨단 운전자 보조 시스템(Advanced Driver Assistance Systems; ADAS) 및 드론의 충돌 방지 시스템 등을 들 수 있으며, 이는 수집한 센서 정보를 기반으로 상황을 인지하고 인지된 상황에 맞는 의사 결정을 수행한다. 안전 중요 분야의 자율형 CPS는 학습 시 고려하지 못한 상황에서 자율 제어 소프트웨어의 결함으로 인해 오작동 시, 사람의 안전에 해를 가할 수 있으므로 시스템에 대한 신뢰성을 보장하는 것이 중요하다. 자율형 CPS의 신뢰성 보장 범위는 물리 동역학 모델, 동역학 제어 모델, 그리고 자율 제어 모델로 나뉜다. 물리 동역학 모델은 고정밀 수식 모델을 통해 신뢰성을 보장하며, 동역학 제어 모델은 자동차 분야의 경우 ISO 26262, 전자 시스템의 경우 IEC 62061과 같은 기능 안전 표준을 기반으로 하는 개발 및 검증 방법을 통해서 신뢰성을 보장할 수 있다. 그러나, 데이터를 중심으로 학습하는 인공지능 기반의 자율 제어 모델은 공인된 신뢰성 검증 방법이 정립되지 않아 신뢰성을 보장하기 어려운 상태이다. 따라서, 시스템을 개발할 때 개발된 시스템에 대해 신뢰성을 즉각 보장하지 못하므로 개발된 시스템의 부족한 신뢰성은 추가적인 절차를 통해서 지속적으로 보완되어야 한다.

[0003] 자율 제어 소프트웨어의 신뢰성을 지속적으로 보완하기 위한 일반적인 절차는 다음과 같다. 첫째로, 자율형 CPS 내의 데이터베이스에서 시스템 상태 및 운용 정보를 시간의 경과에 따라 기록된 사고 상황에서의 결합 데이터를 추출한다. 둘째로, 자율형 CPS에서 추출된 결합 데이터에 지도 학습을 위한 레이블링 작업을 수행하고 이러한 데이터를 통해 자율 제어 모델을 다시 학습시킨다. 마지막으로, 재현 가능한 한정된 검증 시나리오를 선택하여 현실에서 구성 후 재학습된 자율 제어 모델의 성능을 평가한다. 자율형 CPS 개발자들은 이러한 절차를 통해 불완전한 자율 제어 소프트웨어의 신뢰성을 지속적으로 보완할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 그러나, 아직 정립되지 않은 이러한 자율 제어 소프트웨어의 신뢰성 보완 절차는 다음과 같은 문제점들을 가지고 있다. 첫째로, 개발자들이 추출된 데이터에 직접 레이블링 작업을 수행하기 위해 많은 시간과 노력을 요구한다. 예를 들어, 개발자들은 사고가 난 자율 주행 자동차의 상황 데이터를 분석하여 사고 방지에 대한 학습을 위해 제어 값을 각 시간 단계마다 입력해야 하는데, 이러한 작업은 엄청난 비용을 소모하게 만든다. 둘째로, 재학습된 자율 제어 모델이 한정된 사고 상황의 데이터로만 단방향 학습을 수행하므로 개발자들은 재학습된 자율 제어 모델이 사고 상황 데이터를 통해 판단한 행동과 사고 상황의 데이터의 인과 관계를 고려하기 어렵다. 즉, 고정된 데이터로는 학습된 자율 제어 모델이 해당 시간 단계에서 올바른 값을 출력했는지는 확인 가능하나, 출력된 값이 반영된 상황 데이터는 존재하지 않기 때문에, 출력 값이 반영된 다음 상황에서 학습된 자율 제어 모델이 대응 가능한지에 대한 검증은 불가능하다. 셋째로, 검증 시나리오 내에서 자율 제어 모델에 대한 평가를 수행할 때, 대부분 객관화되지 않은 평가 지표와 개발자의 주관적 판단으로 인하여 평가 결과를 신뢰할 수 없다. 다시 말해, 해당 기능에 대한 성능 검증(functional performance verification)을 수행하는 것이 아니라, 기능의 검증(function verification)을 수행하는 것이다. 기능 검증(function verification)의 평가 결과 값은 객관적으로 성능을 평가할 수 있는 지표가 될 수 없으며, 이로 인해 자율형 CPS 개발자들은 자율 제어 모델의 성능이 향상되었음을 주관적으로 평가할 수밖에 없으므로 평가 결과에 대해 신뢰할 수 없게 된다. 이러한 문제점들로 인해 자율형 CPS의 신뢰성에 대한 보완을 보장하는 기술에 대한 필요가 증가하고 있다.

[0005] 본 발명이 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들

은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0006] 본 명세서는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크에 의한 자율형 CPS의 성능 자가진화 방법을 제시한다. 상기 방법은 자율형 CPS로부터 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 수신하는 단계; 수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 기초로 실제 자율 운행 장치의 동역학 및 사고 환경을 모사하기 위한 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성하는 단계; 상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 기초하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계; 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행하는 단계; 및 상기 글로벌 자율 제어 모델이 성능 요구 기준을 충족할 경우, 상기 글로벌 자율 제어 모델로 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 업데이트하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족하지 못하는 경우, 상기 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 상기 글로벌 자율 제어 모델을 다시 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0007] 상기 방법 및 그 밖의 실시예는 다음과 같은 특징을 포함할 수 있다.
- [0008] 실시 예에 따라, 상기 수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 기초로 실제 자율 운행 장치의 동역학 및 사고 환경을 모사하기 위한 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성하는 단계는, 상기 자율형 CPS에 대응되는 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스(DTI)를 생성하는 단계; 상기 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스에 상기 수신된 상기 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보를 저장하는 단계; 및 상기 적어도 하나의 디지털 트윈 인스턴스에 저장된 정보에 기초하여 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 환경을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0009] 실시 예에 따라, 또한, 상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 통해 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델에 기초하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계는, 상기 적어도 하나의 분산 동역학 시뮬레이션 환경에 글로벌 자율 제어 모델을 배포하는 단계; 상기 글로벌 자율 제어 모델을 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델로 변경한 뒤, 강화학습을 통해 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키는 단계; 및 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 실시 예에 따라, 또한, 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계는, 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 학습률에 따라 로컬 자율 제어 모델에 가중치를 차등적으로 부과하고, 상기 가중치가 차등적으로 부과된 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 공유하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 실시 예에 따라, 또한, 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행하는 단계는, 상기 글로벌 자율 제어 모델의 파라미터를 성능 검증 모델에 입력하여 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능을 검증하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 한편, 본 명세서는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크를 제시한다. 상기 프레임워크는 자율형 CPS에 대한 디지털 트윈 인스턴스를 생성하고, 생성된 디지털 트윈 인스턴스를 관리하는 디지털 트윈 관리 모듈; 상기 디지털 트윈 인스턴스를 저장하는 디지털 트윈 인스턴스 운용부; 상기 자율형 CPS로부터 수신된 사고 기능 정보, 자율 운행 장치 정보, 및 환경 정보에 기초하여 상기 디지털 트윈 인스턴스에 대한 분산 동역학 모델 및 사고 환경 모델에 대한 공동의 분산 시뮬레이션을 수행하고, 상기 분산 시뮬레이션 결과에 기초하여 머신 러닝으로 상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 학습시키는 자가진화 지원 모듈; 상기 자율 제어 모델을 로컬 자율 제어 모델로 변환하여 병렬 시뮬레이션을 수행하여 상기 로컬 자율 제어 모델의 성능을 향상시키고, 상기 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 이용하여 글로벌 자율 제어 모델을 도출하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델에 대한 성능 검증 결과에 따라 재학습을 수행하는 성능 진화 모듈; 및 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능을 검증하고 성능 검증 결과에 기초하여 상기 글로벌 자율 제어 모델을 상기 자율형 CPS로 업데이트하거나 또는 상기 글로벌 자율 제어 모델의 재학습을 결정하는 성능 검증 모듈을 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 프레임워크 및 그 밖의 실시예는 다음과 같은 특징을 포함할 수 있다.
- [0014] 실시 예에 따라, 상기 디지털 트윈 관리 모듈은, 상기 자율형 CPS에서 사고가 발생하거나 성능이 부족하다고 판단될 경우, 상기 성능 진화 모듈로 성능 진화 서비스를 요청하고, 상기 성능 검증 모듈로 성능 검증 서비스를

요청하되, 상기 성능 진화 서비스를 요청할 때, 성능 진화와 관련된 CPS 제어 모델 정보 및 CPS 운용 데이터를 상기 성능 진화 모듈에 제공하고, 상기 성능 검증 서비스를 요청할 때, 성능 검증 모델을 상기 성능 검증 모듈로 제공하는 디지털 트윈 서비스 요청 블록; 상기 자율형 CPS에 대한 상기 디지털 트윈 인스턴스를 관리하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 향상되었을 때 상기 디지털 트윈 인스턴스에 명세되어 있는 정보를 갱신하는 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록; 상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델 및 동역학 모델을 저장하는 CPS 모델 저장부; 상기 CPS 운용 데이터를 저장하는 시뮬레이션 환경 저장부; 및 상기 글로벌 자율 제어 모델의 성능 진화에 대한 검증 모델을 저장하는 성능 검증 모델 저장부를 포함할 수 있다.

[0015] 실시 예에 따라, 또한, 상기 성능 진화 모듈은, 로컬 자율 제어 모델을 학습시키기 위한 적어도 하나의 시뮬레이션 환경을 생성하고, 기존의 제1 글로벌 자율 제어 모델을 상기 적어도 하나의 시뮬레이션 환경에 배포하여 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 구성하는 병렬 시뮬레이션 환경 생성 블록; 상기 적어도 하나의 시뮬레이션 환경에 매칭된 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델을 시행착오 데이터를 통해 강화학습을 기반으로 학습시키는 로컬 자율 제어 모델 학습 블록; 및 학습이 완료된 상기 적어도 하나의 로컬 자율 제어 모델의 파라미터를 융합하여 상기 제1 글로벌 자율 제어 모델을 제2 글로벌 자율 제어 모델로 갱신하는 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록을 포함할 수 있다.

[0016] 실시 예에 따라, 또한, 상기 성능 검증 모듈은, 상기 글로벌 자율 제어 모델을 HILS 타겟 디바이스로 전송한 뒤, 상기 HILS 타겟 디바이스를 실행시키는 HILS 디바이스-시뮬레이션 연동 블록; 상기 글로벌 자율 제어 모델에 대해 가상 시뮬레이션 환경 내에서 성능 검증 모델을 기반으로 검증을 수행하여 정량적 성능 평가 결과를 출력하는 자율 제어 모델 성능 검증 블록; 및 출력된 상기 정량적 성능 평가 결과에 기초하여 상기 자율 제어 모델의 성능 요구 기준의 충족 여부를 확인하고, 상기 성능 요구 기준의 충족 여부에 따라 상기 글로벌 자율 제어 모델의 재학습을 결정하는 자율형 CPS 업데이트 블록을 포함할 수 있다.

[0017] 실시 예에 따라, 또한, 상기 자율형 CPS 업데이트 블록은, 상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족할 경우에는, 상기 디지털 트윈 인스턴스를 갱신하고, 상기 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 상기 글로벌 자율 제어 모델로 갱신하고, 상기 글로벌 자율 제어 모델이 상기 성능 요구 기준을 충족하지 못할 경우에는, 상기 성능 진화 모듈로 하여금 상기 글로벌 자율 제어 모델을 다시 학습시키도록 할 수 있다.

발명의 효과

[0018] 본 명세서에 개시된 실시 예에 따른 프레임워크는 자율형 CPS 개발자들이 자율 제어 모델을 학습시키기 위해 수작업으로 수행하는 레이블링 작업의 문제를 해소하기 위해 사고 환경을 모사하는 동일하게 분산된 시뮬레이션 환경을 구축하고 각 환경마다 로컬 자율 제어 모델을 배치 및 운용하여 학습할 수 있는 시행착오 데이터와 보상 값을 자동으로 추출할 수 있는 효과가 있다.

[0019] 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예에 따른 프레임워크는 기존 한정된 상황의 데이터로 단방향 학습을 수행하는 것을 해결하기 위해서 자율 제어 모델이 사고 상황에서 연속적인 인과관계를 고려하여 대응 방법을 자율적으로 학습할 수 있도록 분산된 시뮬레이션 환경에 배치한 각 로컬 자율 제어 모델에 대해 강화학습을 활용하여 실시간 양방향 학습을 수행하고, 학습 효율을 향상시키기 위해 학습률이 높은 로컬 자율 제어 모델들에 높은 가중치를 두고 연합 강화학습 방법을 기반으로 파라미터를 공유하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신할 수 있는 효과가 있다.

[0020] 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예에 따른 프레임워크는 시뮬레이션을 통해 현실에서 재현하기 어려운 평가 시나리오 내에서 글로벌 자율 제어 모델의 성능 검증을 수행하며, 검증은 성능 평가 결과의 신뢰성을 보장하기 위해 의도된 기능 안전 표준의 관점인 성능을 객관화할 수 있는 정량적 성능 평가 지표를 기반으로 수행될 수 있다.

[0021] 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예에 따른 프레임워크는 글로벌 자율 제어 모델을 분산된 시뮬레이션 환경에 배포, 로컬 자율 제어 모델 재학습, 글로벌 자율 제어 모델 갱신, 및 글로벌 자율 제어 모델 검증에 대한 절차를 성능 요구사항이 만족될 때까지 수행하여, 구성된 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 정상화된 평가 요구사항을 만족하도록 할 수 있다.

[0022] 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예에 따른 프레임워크는 자율 제어 모델에 대한 성능 정밀 검증을 수행함과 동시에 자율 제어 모델을 자가진화시킬 수 있는 효과가 있다.

[0023] 한편, 본 발명에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과

과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 본 명세서에 첨부되는 다음의 도면들은 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 것이며, 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용과 함께 본 발명의 기술사상을 더욱 이해시키는 역할을 하는 것이므로, 본 발명은 그러한 도면에 기재된 사항에만 한정되어 해석되어서는 아니 된다.
- 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 서비스 시나리오를 도시한다.
- 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 구성을 도시한다.
- 도 3은 성능 진화 모듈에 의한 성능 진화 방법의 개념을 설명한다.
- 도 4는 성능 검증 모듈에 의한 성능 검증 방법의 개념을 설명한다.
- 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 프레임워크에서 자율형 CPS의 제어 모델을 자가 진화된 제어 모델로 갱신하기 위한 구성 요소 간의 신호의 흐름을 도시한다.
- 도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 FMI를 기반으로 구현된 분산 시뮬레이션 해석 엔진에 의한 분산 시뮬레이션 방법의 예를 도시한다.
- 도 7은 자율형 CPS 기능의 성능을 향상시키기 위한 연합 강화학습 기반의 성능 진화 모듈의 예를 도시한다.
- 도 8은 자율형 CPS 기능의 성능을 검증하기 위한 HILS 기반의 성능 검증 모듈에 의한 글로벌 자율 제어 모델에 대한 검증 프로세스의 예를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 본 명세서에 개시된 기술은 자율형 CPS의 성능 자가진화를 위한 기술에 적용될 수 있다. 그러나 본 명세서에 개시된 기술은 이에 한정되지 않고, 상기 기술의 기술적 사상이 적용될 수 있는 모든 장치 및 방법에도 적용될 수 있다.
- [0026] 본 명세서에서 사용되는 기술적 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 명세서에 개시된 기술의 사상을 한정하려는 의도가 아님을 유의해야 한다. 또한, 본 명세서에서 사용되는 기술적 용어는 본 명세서에서 특별히 다른 의미로 정의되지 않는 한, 본 명세서에 개시된 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 의미로 해석되어야 하며, 과도하게 포괄적인 의미로 해석되거나, 과도하게 축소된 의미로 해석되지 않아야 한다. 또한, 본 명세서에서 사용되는 기술적인 용어가 본 명세서에 개시된 기술의 사상을 정확하게 표현하지 못하는 잘못된 기술적 용어일 때에는, 본 명세서에 개시된 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 올바르게 이해할 수 있는 기술적 용어로 대체되어 이해되어야 할 것이다. 또한, 본 명세서에서 사용되는 일반적인 용어는 사전에 정의되어 있는 바에 따라, 또는 전후 문맥 상에 따라 해석되어야 하며, 과도하게 축소된 의미로 해석되지 않아야 한다.
- [0027] 본 명세서에서 사용되는 제1, 제2 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성 요소도 제1 구성 요소로 명명될 수 있다.
- [0028] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시 예들을 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성 요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0029] 또한, 본 명세서에 개시된 기술을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 기술의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 기술의 사상을 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 그 기술의 사상이 제한되는 것으로 해석되어서는 아니 됨을 유의해야 한다.

- [0031] 자율형 CPS의 자율 제어 모델에 대해 정밀하게 검증하기 위해서, 자율형 CPS 개발 및 검증 프레임워크는 다음과 같은 요구사항을 갖는다. Hardware-in-the-loop simulation(HILS)을 기반으로 자율형 CPS에 대해 검증할 수 있어야 하며, 고정밀 시뮬레이션을 수행하므로 컴퓨팅 리소스를 효율적으로 사용하거나 향상시키는 방법이 필요하다. 또한, 모델의 재사용성 및 확장성을 높이기 위한 시뮬레이션 표준 인터페이스, 분산된 모듈끼리 빠른 통신을 지원하기 위한 데이터 분산 미들웨어, 마지막으로 자율형 CPS의 성능을 검증하기 위한 성능 검증 평가 지표가 요구되어진다.
- [0032] 연합학습은 분산 머신러닝 기법 중 하나로, 분산된 학습 환경(예: 분산된 모바일 디바이스)에서 각각의 저장된 데이터를 통해 클라우드에 저장되어 있는 모델을 학습시키는 방법이다. 연합 강화학습(Federated Reinforcement Learning)은 연합학습(Federated Learning)과 강화학습(Reinforcement Learning)을 조합한 새로운 학습 방법이다. 연합 강화학습 방법은 각각의 분산된 환경에 에이전트를 배포하고 정해진 목적을 가지고 각 에이전트들이 시행착오를 통해서 학습을 수행하며, 학습 이후에 각각의 에이전트들의 경사(gradient) 공유, 모델 가중치 값 공유 등을 통해 서로의 지능을 공유할 수 있다. 이러한 관점에서 각 에이전트들이 서로 상태(state) 데이터를 공유하고 개개인의 행동(action)을 선택하고 선택한 결과에 맞는 리워드를 공유하는 다중 에이전트 강화학습 방법과는 다르다. 또한, 연합 강화학습 방법은 강화학습의 전이학습과도 다르다. 전이학습은 상태 데이터를 서로 공유한다고 가정할뿐더러, 에이전트의 학습 성과를 개선하기 위해 학습에서 얻은 경험을 전이하는 것을 목표로 한다. 다시 말해, 연합 강화학습은 상태 데이터를 에이전트 간 공유할 수 없다고 가정하기 때문에 위와 같은 학습 방법들과는 차이점을 가지고 있다.
- [0033] 연합 강화학습은 상태 데이터가 공유되지 않는 조건에서 에이전트가 올바르게 행동하기 위한 정책(Policy)을 효과적으로 구할 수 있다. 또한, 동일하게 배포된 환경에서 각 에이전트의 부분적인 관측을 수행하고 이를 공유함으로써, 기존 단일 강화학습 프레임워크인 DQN의 성능을 능가할 수 있다.
- [0034] 이하에서는 첨부 도면 1 내지 4을 참조하여 본 발명의 일 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크 및 이에 의한 서비스 운용 시나리오를 설명한다.
- [0035] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 서비스 시나리오를 도시한다.
- [0036] 도 1을 참조하면, 자율형 CPS가 불완전한 자율 제어 모델, 예를 들어, 첨단 운전자 보조 시스템(ADAS) 버전 1.0(ADAS_V1.0)을 사용하여 실 세계에서 운행하고 있다. 불완전한 자율 제어 모델을 가진 자율형 CPS는 전방에 일어난 사고로 인해 도로에 멈춰 있는 차량을 인지하지 못하고 추가적인 추돌사고를 일으키게 된다(S10).
- [0037] 자율형 CPS는 사고가 일어났을 때, 사고와 관련된 정보(예: 사고 기능 정보, 차량 정보, 환경 정보) 등을 클라우드에 존재하는 자가진화 프레임워크로 전송한다(S20).
- [0038] 프레임워크는 자율형 CPS로부터 사고 관련 정보를 수집하고, 수집한 센싱(감지) 데이터를 기초로 가상 시뮬레이션 환경을 자동으로 생성한다. 이후, 프레임워크는 수집한 차량 정보를 토대로 실제 차량의 동역학을 모사하기 위해 분산 동역학 시뮬레이션 세션을 구성한다. 이후, 프레임워크는 해당 시뮬레이션 환경에서 시행착오를 통해 각 로컬 자율 제어 모델들을 학습시킨다. 학습이 완료된 이후 프레임워크는 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하고, 갱신한 글로벌 자율 제어 모델에 대해 성능 검증을 수행한다(S30).
- [0039] 글로벌 자율 제어 모델이 성능 요구사항을 만족시켰을 경우, 프레임워크는 진화된 글로벌 자율 제어 모델(ADAS_V1.1)로 자율형 CPS의 자율 제어 모델을 업데이트한다(S40).
- [0040] 프레임워크는 갱신된 글로벌 자율 제어 모델이 성능 요구사항을 만족시키지 못했을 경우, 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 요구사항을 만족시킬 때까지 재학습과 검증의 과정을 거쳐 자율 제어 모델의 성능을 향상시킬 수 있도록 한다.
- [0041] 최종적으로, 자율형 CPS는 진화된 자율 제어 모델(ADAS_V1.1)을 기반으로 기존에 인식하지 못했던 전방의 정차되어 있는 차량을 잘 인지하고 해당 차량을 회피하기 위한 대응책을 마련할 수 있다(S50).
- [0042] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 구성을 도시한다.
- [0043] 도 2를 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 프레임워크(1000)는 자가진화 지원 모듈(100), 디지털 트윈 관리 모듈(200), 디지털 트윈 인스턴스 운용부(300), 성능 진화 모듈(400), 및 성능 검증 모듈(500)을 포함하여 구성될 수 있다. 프레임워크(1000) 내의 모든 모듈들은 분산된 환경에서 빠르게 데이터를 송/수신하기 위해서 DDS(Data Distribution Service)와 같은 데이터-중심 분산 미들웨어(Data-centric distribution middleware)

인터페이스(600)를 기반으로 통신을 수행하며, 자율형 CPS(2000)와 디지털 트윈 인스턴스(Digital Twin Instance; DTI) 간의 데이터 통신은 현재 산업에서 활용되고 있는 산업용 IoT(Industrial IoT) 데이터 버스(3000)를 기반으로 수행된다. 또한, 컴퓨팅 리소스의 효율성 향상을 위해 디지털 트윈 관리, 성능 진화, 성능 검증과 같은 프레임워크(1000)의 동작들은 전부 클라우드 내에서 수행될 수 있으며, 동역학 모델을 시물레이션 하는 것에 있어 계산 복잡도를 낮추기 위해 동역학 모델을 분산하여 시물레이션 할 수 있다.

[0044] 자율형 CPS(2000) 내의 사고 데이터 추출 모듈(10)은 자율형 CPS(2000)가 실제 환경에서 사고가 일어났을 때 사고 관련 정보를 추출한다. 사고 데이터 추출 모듈(10)은 추출한 데이터를 산업용 IoT 데이터 버스(3000)를 통해 프레임워크(1000)로 전송하며, 프레임워크(1000)는 사고 데이터 추출 모듈(10)로부터 전송된 데이터를 디지털 트윈 인스턴스에 명세된 경로의 데이터베이스에 저장한다.

[0045] 자가진화 지원 모듈(100)은 자가진화를 수행하기 위한 기반 기술들의 집합이다. 자가진화 지원 모듈(100)은 분산 시물레이션 해석 엔진(110)과 인공 지능 학습 엔진(120)을 포함하여 구성된다. 분산 시물레이션 해석 엔진(110)은 디지털 트윈의 CPS 메타 정보와 시물레이션 환경 저장부(240)에서 선택된 사고 정보와 가장 가까운 시나리오에 해당하는 환경 정보를 기반으로 자율형 CPS(2000)에 대한 분산된 동역학 모델들과 환경 모델에 대한 공동 분산 시물레이션을 동시에 수행한다. 분산 시물레이션 해석 엔진(110)은 대표적인 시물레이션 표준 인터페이스인 FMI(Functional Mock-up Interface)로 구현된 마스터 시물레이터와 슬레이브 시물레이터를 포함한다. 마스터 시물레이터는 시물레이션을 수행할 때, 슬레이브 시물레이터의 실행, 시간 동기화, 슬레이브 시물레이터의 종료를 담당한다. 슬레이브 시물레이터들은 각각 분산된 동역학 모델과 환경 모델을 가지고 시물레이션을 수행한다. 각 슬레이브 시물레이터들은 마스터 시물레이터의 관리 아래 시간 단계(t) 마다 다른 슬레이브 시물레이터들과 시간 동기화를 수행하여 동시 시물레이션을 수행한다. 분산 시물레이션 해석 엔진(110)은 각 시간 단계(t) 마다 가상 환경에 관한 시물레이션 데이터를 제공한다. 인공 지능 학습 엔진(120)은 자율 제어 모델의 성능을 향상시키기 위해 머신 러닝으로 구현된 자율 제어 모델을 학습시킨다. 인공 지능 학습 엔진(120)을 구현하기 위해서 텐서플로우(TensorFlow), 카페(Caffe), 파이토치(PyTorch) 등과 같은 인공 지능 라이브러리를 활용할 수 있다. 본 명세서에서는 강화 학습과 연합 학습을 구현하기 위해서 텐서플로우 라이브러리를 사용한다.

[0046] 디지털 트윈 인스턴스 운용부(300)는 프레임워크(1000)와 연결되어 있는 자율형 CPS(2000)의 다양한 정보를 담고 있는 디지털 트윈 인스턴스(DTI)가 운용되는 공간이다. 다시 말해, 디지털 트윈 인스턴스는 연결된 자율형 CPS(2000)의 정보를 명세해 놓은 데이터 구조체이고, 이러한 데이터 구조체들을 저장해 놓은 공간이 디지털 트윈 인스턴스 운용부(300)이다. 본 프레임워크(1000)에서의 디지털 트윈 인스턴스는 CPS 메타 정보(310)(예: 자율주행 자동차), CPS 제어 모델 정보(320)(예: ADAS_V1.0), CPS 운용 데이터(330)가 저장된 데이터베이스의 경로 등을 기술하고 있다. 디지털 트윈 관리 모듈(200)이 디지털 트윈을 이용한 서비스(진화, 검증)를 요청할 때, 디지털 트윈 인스턴스를 통해 자율형 CPS(2000)와 관련된 정보를 제공 받을 수 있다.

[0047] 디지털 트윈 관리 모듈(200)은 디지털 트윈 인스턴스의 생애주기를 관리(생성, 삭제, 수정)하며, 자율형 CPS(2000)에 대한 성능 진화, 성능 검증의 서비스가 필요하다고 판단하였을 때 각 모듈에게 관련 서비스를 요청한다. 디지털 트윈 관리 모듈(200)은 디지털 트윈 서비스 요청 블록(210), 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록(220), CPS 제어 모델 및 동역학 모델을 저장하는 CPS 모델 저장부(230), CPS 운용 데이터를 저장하는 시물레이션 환경 저장부(240), 및 성능 검증 모델 저장부(250)를 포함하여 구성된다. 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록(220)은 자율형 CPS(2000)가 생성될 때 자율형 CPS(2000)에 대한 디지털 트윈 인스턴스를 생성하고, 자율형 CPS(2000)가 폐기될 때 연결되어 있는 디지털 트윈 인스턴스를 삭제한다. 또한, 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록(220)은 디지털 트윈 서비스를 기반으로 자율형 CPS(2000)의 자율 제어 모델의 성능이 향상되었을 때 디지털 트윈 인스턴스에 명세되어 있는 정보를 갱신한다. 디지털 트윈 서비스 요청 블록(210)은 자율형 CPS(2000)에서 사고가 나거나 성능 검증 중 성능이 부족하다고 판단하였을 경우, 성능 진화 모듈(400) 및 성능 검증 모듈(500)로 서비스를 요청한다. 디지털 트윈 서비스 요청 블록(210)은 성능 진화 모듈(400)로 진화에 대한 서비스를 요청할 때, 진화와 관련된 CPS 제어 모델 정보(70) 및 운용 데이터(80)를 제공하고, 성능 검증 모듈(500)로 검증에 대한 서비스를 요청할 때, 성능 검증 모델 저장부(250)에 저장되어 있는 자율형 CPS(2000)의 성능 진화에 대한 검증과 관련된 검증 모델을 제공한다.

[0048] 도 3은 성능 진화 모듈(400)에 의한 성능 진화 방법의 개념을 설명하는 도면으로, 도 3을 참조하면, 성능 진화 모듈(400)은 사고가 일어나거나 성능 검증 모듈(500)이 자율 제어 모델이 불완전하다고 판단했을 때, 불완전한 자율 제어 모델을 학습시켜 점진적으로 성능이 향상될 수 있도록 한다. 또한, 성능을 향상시킨 이후에 성능 진화 모듈(400)은 성능 검증 모듈(500)로 검증을 요청하여 성능 검증 모듈(500)의 성능 평가 결과에 따라 재학습을 수행하거나 학습을 종료한다. 성능 진화 모듈(400)은 각 모델에 대해 병렬로 학습을 수행하기 위해 병렬 시

물레이션 환경 생성 블록(410), 로컬 자율 제어 모델 학습 블록(420), 및 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록(430)을 포함하여 구성될 수 있다.

[0049] 병렬 시물레이션 환경 생성 블록(410)은 각 로컬 자율 제어 모델을 학습시키기 위해 N개의 똑같은 시물레이션 환경(시물레이션 노드 #1 ~ #N)을 생성한다. 이후, 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록(430)은 기존에 있던 글로벌 자율 제어 모델을 각 시물레이션 환경에 배포하여 N개의 로컬 자율 제어 모델을 구성한다. 로컬 자율 제어 모델 학습 블록(420)은 N개의 환경에서 매칭된 각각의 자율 제어 모델들에 대해 시행착오 데이터를 통해 강화학습을 기반으로 학습시킨다. 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록(430)은 각 로컬 자율 제어 모델들의 학습이 전부 완료된 후에 각 로컬 모델들의 파라미터를 융합하여 기존의 글로벌 자율 제어 모델을 새로운 글로벌 자율 제어 모델(440)로 갱신한다. 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록(430)은 글로벌 자율 제어 모델을 갱신할 때 학습 효율을 향상시키기 위해, 학습률이 높은 로컬 자율 제어 모델에 가중치를 두어 새로운 글로벌 자율 제어 모델을 갱신한다.

[0050] 도 4는 성능 검증 모듈(500)에 의한 성능 검증 방법의 개념을 설명하는 도면으로, 도 4를 참조하면, 성능 검증 모듈(500)은 진화된 글로벌 자율 제어 모델의 성능을 검증하고 자율형 CPS(2000)로의 업데이트 또는 성능 진화 모듈(400)에서의 재학습을 결정한다. 성능 검증 모듈(500)은 HILS 디바이스-시물레이션 연동 블록(510), 자율 제어 모델 성능 검증 블록(520), 및 자율형 CPS 업데이트 블록(530)을 포함하여 구성될 수 있다. HILS 디바이스-시물레이션 연동 블록(510)은 갱신된 글로벌 자율 제어 모델(440)을 검증하고자 하는 HILS 타겟 디바이스(540)로 전송하며 HILS 타겟 디바이스(540)를 실행시킨다. 자율 제어 모델 성능 검증 블록(520)은 진화된 글로벌 자율 제어 모델(440)에 대해 가상 시물레이션 환경 내에서 성능 평가 모델을 기반으로 검증을 수행한다. 검증이 종료되면, 자율 제어 모델 성능 검증 블록(520)은 진화된 자율 제어 모델(440)에 대한 객관적으로 성능을 확인할 수 있는 정량적 성능 평가 결과를 출력한다. 자율형 CPS 업데이트 블록(530)은 출력된 정량적 성능 평가 결과를 기반으로 진화된 자율 제어 모델(440)이 성능 요구사항에 미달하는지, 하지 않는지를 확인한다. 성능 평가 결과가 성능 요구사항에 미달하였을 경우, 자율형 CPS 업데이트 블록(530)은 성능 진화 모듈(400)로 글로벌 자율 제어 모델 정보와 재학습을 수행하라는 명령을 내린다. 만약 요구사항을 충족하였을 경우에는, 디지털 트윈 관리 모듈(200)을 통해 디지털 트윈 인스턴스를 갱신하고, 자율형 CPS(2000)로 진화된 자율 제어 모델을 전송하여 제어 모델을 갱신할 수 있도록 한다.

[0051] 전술한 프레임워크(2000)의 구성요소들은 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합을 통해서 구현될 수 있다.

[0052] 이하에서는 첨부된 도 5를 참조하여 본 발명의 일 실시 예에 따른 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크에 의한 자율형 CPS의 제어 모델의 자가진화 방법을 상세히 설명한다.

[0053] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 프레임워크에서 자율형 CPS의 제어 모델을 자가 진화된 제어 모델로 갱신하기 위한 구성 요소 간의 신호의 흐름을 도시한 도면으로, 본 명세서에서 개시된 프레임워크(1000)를 운용할 때의 신호는 도 5에 도시한 바와 같이 자율형 CPS(2000), 디지털 트윈 관리 모듈(200), 성능 진화 모듈(400), 및 성능 검증 모듈(500) 간의 흐름으로 나타난다.

[0054] 우선, 자율형 CPS(2000)는 사고가 발생하게 되면, 사고 데이터 추출 모듈(도 2의 참조번호 10)을 통해서 차량과 사고 환경에 대한 데이터를 추출한다(S501). 추출된 데이터는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크(1000)로 전송되며(S503), 프레임워크(1000)는 해당 데이터를 수집하여 디지털 트윈 인스턴스 운용부(300)의 관련된 경로의 데이터베이스에 저장 후, 디지털 트윈 관리 모듈(200)을 통해 디지털 트윈 인스턴스(DTI)를 생성하여 관리하고(S505), 진화 서비스 및 검증 서비스를 요청한다(S507). 디지털 트윈 관리 모듈(200)은 성능 진화 모듈(400) 및 성능 검증 모듈(500)에게 진화 서비스와 검증 서비스를 요청할 때, 성능 진화 모듈(400)로 CPS 제어 모델(글로벌 자율 제어 모델)과 재현할 시물레이션 환경을 구성하기 위해 사고 상황에서의 자율형 CPS 센싱 데이터를 전송하고, 성능 검증 모듈(500)로 CPS 제어 모델을 검증하는 검증 모델을 전송한다.

[0055] 이후, 성능 진화 모듈(400)은 연합 강화학습의 로컬 자율 제어 모델을 학습시키기 위한 병렬 시물레이션 환경을 N개 생성하고(S509), 각 환경마다 글로벌 자율 제어 모델을 배포한다(S511). 성능 진화 모듈(400)은 배포된 글로벌 자율 제어 모델을 로컬 자율 제어 모델로 변경한 뒤, 강화학습을 통해 로컬 자율 제어 모델을 학습시킨다(S513). 로컬 자율 제어 모델에 대한 학습이 완료되면, 성능 진화 모듈(400)은 학습 효율을 향상시키기 위해 학습률이 높은 로컬 자율 제어 모델에 높은 가중치를 두고 파라미터를 공유하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신한다(S515).

- [0056] 이후, 성능 진화 모듈(400)은 성능 검증 모듈(500)로 글로벌 자율 제어 모델의 파라미터를 전송하고(S517), 성능 검증 모듈(500)은 갱신된 글로벌 자율 제어 모델에 대한 검증을 수행하여 성능을 평가한다(S519). 성능 검증 모듈(500)은 갱신된 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 요구사항에 부합하였을 경우(즉, 성능이 기준 보다 높을 경우), 디지털 트윈 관리 모듈(200)을 통해 디지털 트윈 인스턴스의 명세 정보를 갱신하고(S521), 갱신된 글로벌 자율 제어 모델로 자율형 CPS(2000)의 자율 제어 모델을 업데이트하여 자율형 CPS(2000)를 진화시킨다. 자율형 CPS(2000)의 자율 제어 모델 업데이트는 기존의 자율형 CPS의 운행 중단(S523), 자율형 CPS(2000)의 자율 제어 모델 갱신(S525), 및 갱신된 자율 제어 모델로 자율형 CPS(2000)의 운행(S527)의 순서로 진행된다. 만약 갱신된 글로벌 자율 제어 모델의 성능이 요구사항에 부합하지 못하였을 경우(즉, 성능이 기준 보다 낮을 경우), 성능 검증 모듈(500)은 성능 진화 모듈(400)로 재학습 명령을 내리고(S529), 성능 진화 모듈(400)은 배포(S511), 학습(S513)의 절차를 다시 수행한다.
- [0057] 상술한 설명에서, 각 구성 요소들의 동작들(S501 내지 S529)은 본 발명의 구현예에 따라서, 추가적인 동작들보다 더 분할되거나, 더 적은 동작들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 동작은 필요에 따라 생략될 수도 있고, 동작 간의 순서가 전환될 수도 있다.
- [0058] 이하에서는 본 발명에서 제시하는 연합 강화학습 기반의 자율형 CPS 자가진화 프레임워크의 실시 예를 설명한다. 본 명세서는 분산 시뮬레이션 모델을 활용하여 자가진화를 위한 시뮬레이션을 수행하는 방법, 각 분산된 환경의 인공지능 모델이 강화학습을 통해 학습하는 방법, 분산된 시뮬레이션 노드들이 각 의사 결정 값을 반영하는 방법, 성능 검증 지표로 갱신된 모델을 검증하는 방법에 대해 자세히 설명한다.
- [0059] 도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 FMI를 기반으로 구현된 프레임워크의 분산 시뮬레이션 해석 엔진에 의한 분산 시뮬레이션 방법의 예를 도시한다.
- [0060] 본 발명에서는 컴퓨팅 리소스의 효율성을 향상시키기 위해서 동역학과 환경에 대한 시뮬레이션을 분산하여 실행한다. 본 발명의 실시 예에 따른 프레임워크(1000) 내의 자가진화 지원 모듈(100)의 분산 시뮬레이션 해석 엔진(110)은 분산 시뮬레이션을 수행할 때 도 6에 도시한 바와 같은 구조를 형성한다. 분산 시뮬레이션은 FMU(Functional Mock-up Units) 마스터 시뮬레이터(610)와 다수의 FMU 슬레이브 시뮬레이터(620), 환경 시뮬레이터(630), 자율 제어 모델(640) 등으로 구성된다. 분산 시뮬레이션을 수행할 때, 분산된 환경에서 대용량 데이터의 교환을 위해 DDS(600)가 활용된다. FMU 마스터 시뮬레이터(610)는 시뮬레이션 실행(611), 동시 시뮬레이션을 위한 시간 동기화(612), 시뮬레이션 종료(613)를 수행한다. FMU 마스터 시뮬레이터(610)는 환경 시뮬레이터(630)와 자율 제어 모델(640)(예: ADAS)을 슬레이브 시뮬레이터로 간주하여 동시 시뮬레이션을 수행한다. FMU 슬레이브 시뮬레이터(620)는 자동차의 모터, 채시, 배터리와 서로 연동될 수 있는 분산된 동역학 모델들(621)이다. FMU 마스터 시뮬레이터(610)가 시뮬레이션을 실행하면, 각 FMU 슬레이브 시뮬레이터(620)에 내장된 모델 해석기(solver)를 활용하여 여러 FMU들이 DDS를 통해 연동됨으로써 동시 시뮬레이션이 수행된다. 각 FMU 슬레이브 시뮬레이터들(620)은 FMU 마스터 시뮬레이터(610)의 시간 동기화(612) 명령에 맞추어 동시에 FMI 시뮬레이션을 수행한다.
- [0061] 도 7은 자율형 CPS의 기능의 성능을 향상시키기 위한 연합 강화학습 기반의 성능 진화 모듈의 예를 도시한다.
- [0062] 본 명세서에 개시된 프레임워크(1000)의 성능 진화 모듈(400)은 각 로컬 자율 제어 모델을 학습할 때 도 7과 같은 구조를 형성하여 학습/재학습을 수행한다. 로컬 자율 제어 모델들의 학습을 수행하기 위해 자율형 CPS 병렬 시뮬레이터(710)는 자율형 CPS 시뮬레이션 환경을 동일하게 분산하여 구성한다. 각 병렬 시뮬레이터(710) 내의 자율형 CPS 시뮬레이션(A-CPS Simulation #1 ~ #5)은 도 6의 분산 시뮬레이션을 기반으로 한다. 병렬 시뮬레이션 데이터 전송 라우터(720)는 각 시뮬레이션 노드의 시뮬레이션 데이터를 외부로 전송하기 위해, 시간 단계(t)마다 각 시뮬레이션 노드들의 시뮬레이션 데이터(센서, 동역학 데이터)들을 수집하고 각 수집한 데이터를 구조체화하여 DDS 토픽으로 출판(Publish)한다.
- [0063] 성능 진화 모듈(400)에 의한 강화학습 프로세스는 강화학습을 기반으로 각 로컬 인공지능 모델을 학습시키는 프로세스이며, 시간 단계(t) 마다 각 학습과 관련된 시뮬레이션 노드의 DDS 토픽을 구독(Subscribe)한다. 강화학습 프로세스는 구독한 데이터를 통해서 머신러닝 모델의 학습을 수행하며, 실시간 추론을 통해서 시뮬레이션 노드 내 자율형 CPS의 의사 결정 값을 생성한다. 강화학습 프로세스는 머신러닝 모델의 실시간 추론 결과를 각 자율형 CPS의 시뮬레이션 노드로 반영하기 위해 해당 데이터를 구조체화하여 DDS 토픽으로 출판한다. 각 병렬 시뮬레이션 데이터 전송 라우터(720)는 시간 단계(t) 마다, 머신러닝 추론 결과를 구독하여 관련된 시뮬레이션 노드로 전송한다. 자율형 CPS 병렬 시뮬레이터(710)는 시간 단계(t) 마다, 병렬 시뮬레이션 데이터 전송 라우터(720)에서 데이터를 수집하여 자율형 CPS의 동역학에 의사 결정된 행동 값을 반영하여 시뮬레이션을 수행한다.

글로벌 자율 제어 모델 생성 프로세스(730)는 강화학습의 episode가 연합 강화학습의 하이퍼 파라미터인 가중치 업데이트 시간(weight update time)에 도달할 때마다, 로컬 자율 제어 모델 학습 프로세스들(740) 내의 자율 제어 모델의 파라미터들을 구독(subscribe)하고 각 학습률에 맞게 가중치를 두고, 로컬 자율 제어 모델의 파라미터들을 이용하여 글로벌 자율 제어 모델을 갱신하며, 각 로컬 자율 제어 모델 학습 프로세스(740)로 글로벌 자율 제어 모델의 가중치(weight)들을 배포하기 위해 토픽으로 출판한다.

[0064] 본 발명에서는 빠른 학습 및 안정적인 성능 향상을 위하여 로컬 자율 제어 모델 성능 진화 프로세스, 글로벌 자율 제어 모델 갱신 프로세스, 및 글로벌 자율 제어 모델 성능 검증 프로세스를 포함하여 구성되는 연합 강화학습 방법을 고안하여 딥러닝 모델에 대한 학습을 수행하였다. 성능 진화 프로세스는 각 로컬 딥러닝 모델에 대해서 강화학습을 기반으로 state, action, next state, reward를 통해 모델을 학습시킨다. 또한, 딥러닝 모델의 실시간 추론 데이터는 시뮬레이터로 전송되어 시뮬레이션 결과에 반영된다. 하이퍼 파라미터로 설정된 가중치 업데이트 단계마다 학습된 로컬 딥러닝 모델의 가중치들을 공유하여 글로벌 딥러닝 모델을 갱신한다. 이 때, 학습 효율성을 높이기 위해 로컬 딥러닝 모델이 학습한 데이터 양에 따라 가중치를 부과하여 공유하도록 하였다. 갱신된 글로벌 딥러닝 모델이 정해진 성능 요구사항을 만족하였을 때 해당 모델은 자율형 CPS로 업데이트되고, 성능 요구사항을 만족하지 못하였다면 다시 성능 진화 프로세스로 전송되어 재학습을 수행하게 된다. 이와 같이, 강화학습의 score 뿐만 아니라 정해진 시나리오 내에서 추가적인 성능 검증을 수행함으로써 딥러닝 모델에 대한 신뢰성을 확보하고, 성능 요구사항을 만족시킬 때 까지 모델을 지속적으로 학습시킴으로써, 딥러닝 모델에 대한 자율적 성능 향상을 기대할 수 있다. 또한, 연합학습을 통해 강화학습으로 학습된 모델들의 특징을 융합시킴으로써, 빠른 성능 향상과 높은 성능 안전성을 기대할 수 있다.

[0065] 도 8은 자율형 CPS 기능의 성능을 검증하기 위한 HILS 기반의 성능 검증 모듈에 의한 글로벌 자율 제어 모델에 대한 검증 프로세스의 예를 도시한다.

[0066] 본 명세서에 개시된 프레임워크(1000)의 성능 검증 모듈(500)은 갱신된 글로벌 자율 제어 모델을 검증할 때 도 8과 같은 구조를 형성한다. 성능 검증 모듈(500)은 성능 진화 모듈(400)에서 갱신된 글로벌 자율 제어 모델(830)을 HILS 제어기(820)로 전송하여 실행할 수 있도록 한다. 이후, 글로벌 자율 제어 모델(830)을 검증하기 위해 프레임워크(1000)는 해당 모델의 검증 환경을 구성한다. 실제 운용될 제어기에 탑재 시 미션을 잘 수행하는지 확인하기 위해, HILS를 기반으로 자율형 CPS 시뮬레이터(810)와 제어기(820)에 대해 동시 시뮬레이션을 수행하며, 시뮬레이션 데이터를 DDS 토픽으로 출판한다. 성능 검증 모듈(500)은 시뮬레이션 데이터를 수집하기 위해 DDS 토픽을 구독하고, 수집한 데이터를 성능 평가 지표를 기반으로 검증한다. 성능 검증 모듈(500)은 자율형 CPS의 기능 성능 평가를 완료한 후 검증한 결과를 DDS 토픽으로 출판하여, 자율형 CPS 개발자가 결과를 확인할 수 있도록 한다. 본 명세서에서 자율 제어 모델로 예를 든, ADAS는 운전자의 인지를 지원하는 기능과 차량의 직접적인 제어를 수행하는 기능으로 나뉜다. 운전자의 인지 지원 기능의 경우, 사람이 직접 차량을 제어하므로 안전에는 크게 영향을 끼치지 않는다. 그러나, 차량의 직접적인 제어를 수행하는 기능은 잘못 판단할 시 바로 사고로 이어지기 때문에, 사람의 안전에 큰 해를 끼칠 수 있다. 본 발명에서는 사람의 안전에 해를 끼칠 수 있는 기능인, 차량의 직접적인 제어를 수행하는 전방 거리 유지 보조 기능(Adaptive Cruise Control; ACC)에 대해 정밀한 성능 검증을 수행하기 위해서 성능 평가 지표를 설계하여 평가에 사용하였다.

[0067] 전방 거리 유지 보조 기능의 제어 모드 중 전방에 차량이 있을 때 전방 차량과의 거리를 인지하여 차량을 제어하는 ACC 시간 차이 제어 모드에 대해서 심층 강화학습 방법 및 연합 강화학습 방법으로 딥러닝 모델을 각자 학습시켜 성능을 비교한 결과, 하나의 프로세스에서 심층 강화학습만으로 학습을 수행하는 것은 성능이 안정화되기 전까지 많은 시간을 소모하였으며, 연합 강화학습 기반으로 학습한 딥러닝 모델들의 학습 성능은 심층 강화학습에 비해 성능 안정화까지 속도가 향상된 결과를 얻었다.

[0068] 연합 강화학습 방법은 매 가중치 업데이트 시간(weight update time)마다 각 로컬 모델이 가중치를 공유하여 글로벌 딥러닝 모델을 갱신하고 갱신된 가중치를 각 로컬 딥러닝 모델들로 전부 동일하게 배포할지라도, 로컬 딥러닝 모델들의 성능은 서로 다르다. 그 이유는 각 로컬 딥러닝 모델이 가중치 업데이트 시간 때마다 똑같은 파라미터를 가지고 있을지라도, 이후에 강화학습을 통해 실시간으로 학습을 수행하게 되는데, 이 때 각 로컬 딥러닝 모델이 학습하는 시행착오 데이터(state, action, next_state, reward)가 다르므로, 각 모델들의 가중치가 서로 다르게 갱신되기 때문이다. 하지만, 이는 글로벌 딥러닝 모델이 각 로컬 딥러닝 모델들의 변화된 가중치를 융합함으로써 각 로컬 딥러닝 모델들이 학습한 데이터에 유연하게 대처할 수 있다는 것을 나타내기도 한다. 즉, 글로벌 딥러닝 모델은 각각의 로컬 딥러닝 모델들로부터 학습한 데이터들의 특징을 뽑아낼 수 있는 집단 지성을 얻을 수 있다.

- [0069] 기존의 심층 강화학습의 경우 타 개체의 데이터를 고려할 수 없어 시행착오 데이터가 한쪽으로 편향되면, 모델 자체가 잘 학습이 되지 않는다는 단점이 존재하는데, 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습의 경우 로컬 딥러닝 모델이 갱신될 때마다 다른 개체의 데이터를 학습한 것과 같은 효과를 갖기 때문에 심층 강화학습의 단점을 해소할 수 있다. 또한, 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습의 경우 각 로컬 모델들이 글로벌 모델로 융합될 때, 새로운 모델 파라미터를 생성하여 새로운 영역으로의 탐색을 수행함으로써, 다양한 학습 데이터를 추출할 수 있어 더욱 빠르게 모델이 학습할 수 있다. 다시 말해, 본 발명의 실시 예에 따른 연합 강화학습 방법은 이와 같은 효과를 통해서 각 로컬 딥러닝 모델들은 타 개체에서 학습한 특징들을 빠르게 학습할 수 있어 기존 강화학습 방법보다 더욱 빠르게 성능을 향상시킬 수 있는 효과가 있다.
- [0070] 진술한 실시 예에서 자율 운행 장치의 예로서 자율 주행 차량을 예로 들었으나, 자율 주행 차량 외에 자율 비행 드론, 자율 운행 로봇 등 자율 제어 기능을 가진 어떠한 장치에도 본 발명이 적용될 수 있다.
- [0072] 본 명세서에서 사용된 용어 "부"는(예를 들면, 제어부 등), 예를 들어, 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어(firmware) 중 하나 또는 둘 이상의 조합을 포함하는 단위(unit)를 의미할 수 있다. "부"는, 예를 들어, 유닛(unit), 로직(logic), 논리블록(logical block), 부품(component), 또는 회로(circuit) 등의 용어와 바꾸어 사용(interchangeably use)될 수 있다. "부"는, 일체로 구성된 부품의 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. "부"는 하나 또는 그 이상의 기능을 수행하는 최소 단위 또는 그 일부가 될 수도 있다. "부"는 기계적으로 또는 전자적으로 구현될 수 있다. 예를 들어, "부"는, 알려졌거나 앞으로 개발될, 어떤 동작들을 수행하는 ASIC(Application-Specific Integrated Circuit) 칩, FPGAs(Field-Programmable Gate Arrays) 또는 프로그램 가능 논리 장치(programmable-logic device) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0073] 다양한 실시예에 따른 장치(예: 모듈들 또는 그 기능들) 또는 방법(예: 동작들)의 적어도 일부는, 예컨대, 프로그램 모듈의 형태로 컴퓨터로 읽을 수 있는 저장매체(computer-readable storage media)에 저장된 명령어로 구현될 수 있다. 상기 명령어가 프로세서에 의해 실행될 경우, 상기 하나 이상의 프로세서가 상기 명령어에 해당하는 기능을 수행할 수 있다. 컴퓨터로 읽을 수 있는 저장매체는, 예를 들어, 메모리가 될 수 있다.
- [0074] 컴퓨터로 읽을 수 있는 저장매체/컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체는, 하드디스크, 플로피디스크, 마그네틱 매체(magnetic media)(예: 자기테이프), 광기록 매체(optical media)(예: CD-ROM(compact disc read only memory), DVD(digital versatile disc), 자기-광 매체(magneto-optical media)(예: 플롭티컬 디스크(floptical disk)), 하드웨어 장치(예: ROM(read only memory), RAM(random access memory), 또는 플래시 메모리 등) 등을 포함할 수 있다. 또한, 프로그램 명령어는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다. 상술한 하드웨어 장치는 다양한 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지다.
- [0075] 다양한 실시예에 따른 모듈 또는 프로그램 모듈은 진술된 구성요소들 중 적어도 하나 이상을 포함하거나, 일부가 생략되거나, 또는 추가적인 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다. 다양한 실시예에 따른 모듈, 프로그램 모듈 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적, 병렬적, 반복적 또는 휴리스틱(heuristic)한 방법으로 실행될 수 있다. 또한, 일부 동작은 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 다른 동작이 추가될 수 있다.
- [0076] 본 명세서에 사용된 용어 "하나"는 하나 또는 하나 이상으로 정의된다. 또한, 청구 범위에서 "적어도 하나" 및 "하나 이상"과 같은 도입 문구를 사용하는 것은, 동일한 청구항에 "적어도 하나" 및 "하나 이상"과 같은 도입 문구 및 "하나" 같은 불명료한 문구가 포함되어 있는 경우라 할지라도, 불명료한 문구 "하나"에 의한 다른 청구항 요소의 도입이 그러한 요소를 하나만을 포함하는 발명에 대해 그렇게 도입된 청구항 요소를 포함하는 임의의 특정 청구항을 제한한다는 것을 의미하는 것으로 해석되어서는 안된다.
- [0077] 달리 명시하지 않는 한, "제1" 및 "제2"와 같은 용어는 그러한 용어가 설명하는 요소들을 임의로 구별하는 데 사용된다. 따라서, 이들 용어는 그러한 요소들의 시간적 또는 다른 우선 순위를 나타내도록 반드시 의도된 것은 아니며, 특정 수단이 서로 다른 청구항들에 열거되어 있다는 단순한 사실만으로 이러한 수단들의 조합이 유리하게 사용될 수 없다는 것을 나타내는 것은 아니다. 따라서, 이들 용어는 그러한 요소의 시간적 또는 다른 우선 순위를 나타내도록 반드시 의도되지는 않는다. 특정 조치가 서로 다른 주장에 인용되었다는 단순한 사실만으로 이러한 조치의 조합이 유용하게 사용될 수 없다는 것을 나타내지는 않는다.
- [0078] 동일한 기능을 달성하기 위한 구성 요소의 배열은 효과적으로 "관련"되어 원하는 기능이 달성된다. 따라서, 특

정 기능성을 달성하기 위해 결합된 임의의 2 개의 구성 요소는 구조 또는 중개하는 구성 요소와 관계없이 원하는 기능이 달성되도록 서로 "관련"되는 것으로 간주될 수 있다. 마찬가지로 이와 같이 연관된 두 개의 구성 요소는 원하는 기능을 달성하기 위해 서로 "작동 가능하게 연결"되거나 "작동 가능하게 결합된" 것으로 간주될 수 있다.

[0079] 또한, 통상의 기술자는 전술한 동작들의 기능성 사이의 경계가 단지 예시적인 것임을 인식할 것이다. 복수의 동작들은 단일 동작으로 결합될 수 있고, 단일 동작은 추가 동작들로 분산될 수 있으며, 동작들은 시간적으로 적어도 부분적으로 겹쳐서 실행될 수 있다. 또한, 대안적인 실시예들은 특정 동작에 대한 복수의 인스턴스들을 포함할 수 있고, 동작들의 순서는 다양한 다른 실시예에서 변경될 수 있다. 그러나, 다른 수정, 변형 및 대안이 또한 가능하다. 따라서, 상세한 설명 및 도면은 제한적인 의미가 아니라 예시적인 것으로 간주되어야 한다.

[0080] "X일 수 있다"는 문구는 조건 X가 충족될 수 있음을 나타낸다. 이 문구는 또한 조건 X가 충족되지 않을 수도 있음을 나타낸다. 예를 들어, 특정 구성 요소를 포함하는 시스템에 대한 참조는 시스템이 특정 구성 요소를 포함하지 않는 시나리오도 포함해야 한다. 예를 들어, 특정 동작을 포함하는 방법에 대한 참조는 해당 방법이 특정 구성 요소를 포함하지 않는 시나리오도 포함해야 한다. 그러나 또 다른 예를 들면, 특정 동작을 수행하도록 구성된 시스템에 대한 참조는 시스템이 특정 작업을 수행하도록 구성되지 않은 시나리오도 포함해야 한다.

[0081] 용어 "포함하는", "갖는", "구성된", "이루어진" 및 "본질적으로 이루어진"은 상호 교환적으로 사용된다. 예를 들어, 임의의 방법은 적어도 도면 및/또는 명세서에 포함된 동작을 포함할 수 있으며, 도면 및/또는 명세서에 포함된 동작만을 포함할 수 있다.

[0082] 통상의 기술자는 논리 블록들 사이의 경계가 단지 예시적인 것이며, 대안적인 실시 예들이 논리 블록들 또는 회로 소자들을 병합하거나 또는 다양한 논리 블록들 또는 회로 소자들 상에 기능의 대체적인 분해를 부과할 수 있음을 인식할 것이다. 따라서, 여기에 도시된 아키텍처는 단지 예시적인 것이며, 사실 동일한 기능을 달성하는 많은 다른 아키텍처가 구현될 수 있다는 것으로 이해되어야 한다.

[0083] 또한, 예를 들어, 일 실시예에서, 도시된 예들은 단일 집적 회로 상에 또는 동일한 장치 내에 위치된 회로로서 구현될 수 있다. 대안적으로, 상기 예들은 임의의 수의 개별적인 집적 회로들 또는 적합한 방식으로 서로 상호 접속된 개별 장치들로서 구현될 수 있으며, 다른 변경, 수정, 변형 및 대안들이 또한 가능하다. 따라서, 명세서 및 도면은 제한적인 의미가 아니라 예시적인 것으로 간주되어야 한다.

[0084] 또한, 예를 들어, 상기 예들 또는 그 일부는, 임의의 적절한 유형의 하드웨어 기술 언어와 같은, 물리적 회로 또는 물리적 회로로 변환 가능한 논리적 표현의 소프트웨어 또는 코드 표현으로서 구현될 수 있다.

[0085] 또한, 본 발명은 비 프로그래머블 하드웨어로 구현된 물리적 장치 또는 유닛으로 제한되지 않지만, 일반적으로 본원에서는 '컴퓨터 시스템'으로 표시되는 메인 프레임, 미니 컴퓨터, 서버, 워크스테이션, 개인용 컴퓨터, 노트북(notepad), 개인용 디지털 정보 단말기(PDA), 전자 게임(electronic games), 자동차 및 기타 임베디드 시스템, 휴대전화 및 다양한 다른 무선 장치 등과 같은, 적절한 프로그램 코드에 따라 동작함으로써 원하는 장치 기능을 수행할 수 있는 프로그램 가능한 장치 또는 유닛에도 적용될 수 있다.

[0086] 이 명세서에 언급된 시스템, 장치 또는 디바이스는 적어도 하나의 하드웨어 구성 요소를 포함한다.

[0087] 본 명세서에 설명된 바와 같은 연결들은 예를 들어 중간 장치를 통해 각각의 노드, 유닛 또는 장치로부터 또는 각각의 노드, 유닛 또는 장치로 신호를 전송하기에 적합한 임의의 유형의 연결일 수 있다. 따라서, 명시적으로 또는 달리 언급되지 않는 한, 연결은 예를 들어 직접 연결 또는 간접 연결일 수 있다. 연결은 단일 연결, 다수의 연결, 단방향 연결 또는 양방향 연결이라는 것을 참조하여 설명되거나 묘사될 수 있다. 그러나, 서로 다른 실시 예들은 연결의 구현을 변화시킬 수 있다. 예를 들어 양방향 연결이 아닌 별도의 단방향 연결을 사용할 수 있으며 그 반대의 경우도 가능할 수 있다. 또한, 다수의 연결은 복수의 신호를 순차적으로 또는 시간 다중화 방식으로 전송하는 단일 연결로 대체될 수 있다. 마찬가지로, 복수의 신호를 전송하는 단일 연결은 이러한 신호의 서브 세트를 전송하는 다양한 연결로 분리될 수 있다. 따라서 신호를 전송하기 위한 많은 옵션들이 존재한다.

[0088] 통상의 기술자는 논리 블록들 사이의 경계가 단지 예시적인 것이며, 대안적인 실시 예들이 논리 블록들 또는 회로 소자들을 병합하거나 또는 다양한 논리 블록들 또는 회로 소자들 상에 기능의 대체적인 분해를 부과할 수 있음을 인식할 것이다. 따라서, 여기에 도시된 아키텍처는 단지 예시적인 것이며, 사실 동일한 기능을 달성하는 많은 다른 아키텍처가 구현될 수 있다는 것으로 이해되어야 한다.

[0089] 청구항에서, 괄호 사이에 위치한 임의의 참조 부호는 청구항을 제한하는 것으로 해석되어서는 아니 된다. '포함

하는'이라는 단어는 청구항에 나열된 요소들 또는 동작들의 존재를 배제하지 않는다.

[0090]

이상에서 본 명세서의 기술에 대한 바람직한 실시 예가 첨부된 도면들을 참조하여 설명되었다. 여기서, 본 명세서 및 청구 범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이거나 사전적인 의미로 한정해서 해석되어서는 아니되며, 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야 한다. 본 발명의 범위는 본 명세서에 개시된 실시예들로 한정되지 아니하고, 본 발명은 본 발명의 사상 및 특허청구범위에 기재된 범주 내에서 다양한 형태로 수정, 변경, 또는 개선될 수 있다.

부호의 설명

[0091]

1000: 연합 강화학습 기반 자율형 CPS 자가진화 프레임워크

100: 자가진화 지원 모듈

110: 분산 시뮬레이션 해석 엔진

120: 인공 지능 학습 엔진

200: 디지털 트윈 관리 모듈

210: 디지털 트윈 서비스 요청 블록

220: 디지털 트윈 인스턴스 관리 블록

230: CPS 모델 저장부

240: 시뮬레이션 환경 저장부

250: 성능 검증 모듈

300: 디지털 트윈 인스턴스 운용부

400: 성능 진화 모듈

410: 병렬 시뮬레이션 환경 생성 블록

420: 로컬 자율 제어 모델 학습 블록

430: 글로벌 자율 제어 모델 갱신/배포 블록

500: 성능 검증 모듈

510: HILS 디바이스-시뮬레이션 연동 블록

520: 자율 제어 모델 성능 검증 블록

530: 자율형 CPS 업데이트 블록

2000: 자율형 CPS

10: 사고 데이터 추출 모듈

20: 자율 제어기

30: 동역학 제어기

40: 센서 인터페이스

50: 액추에이터 인터페이스

60: CPS 메타 정보

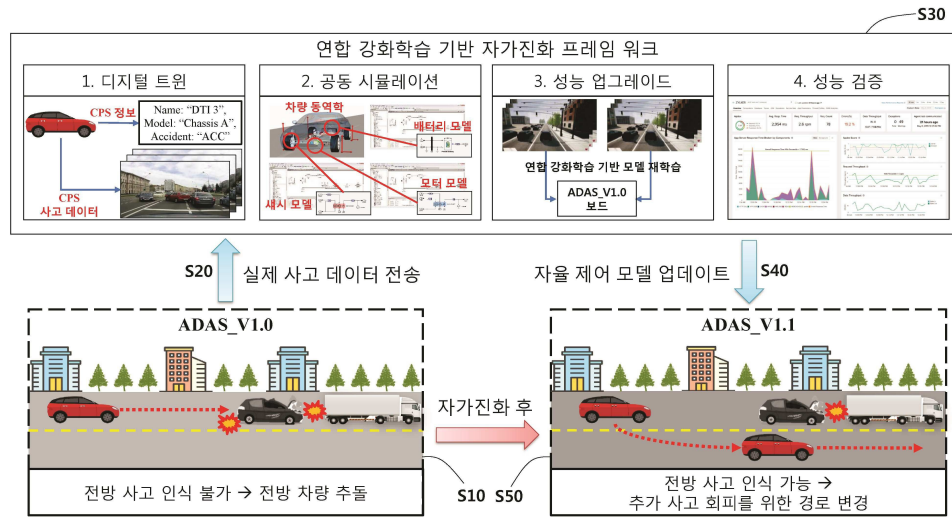
70: CPS 제어 모델 정보

80: CPS 운용 데이터

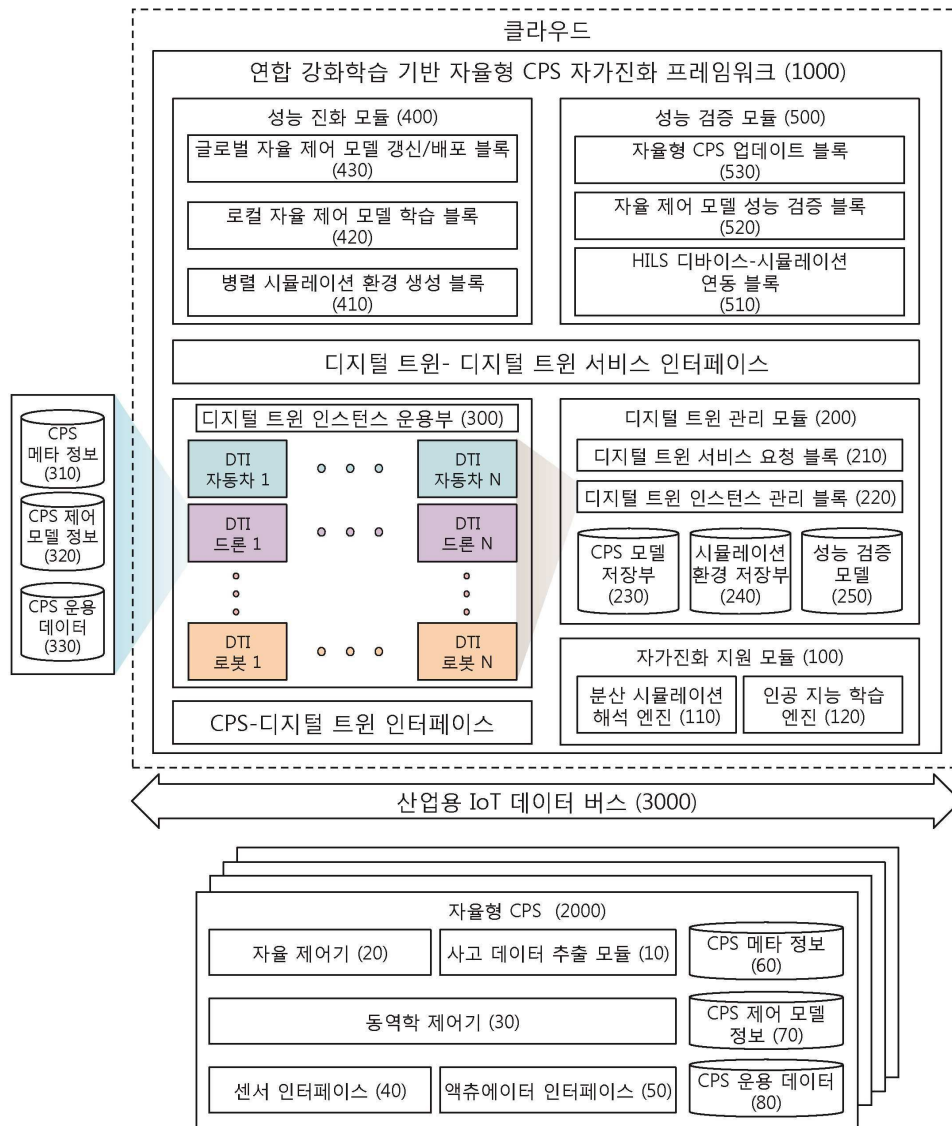
3000: 산업용 IoT 데이터 버스

도면

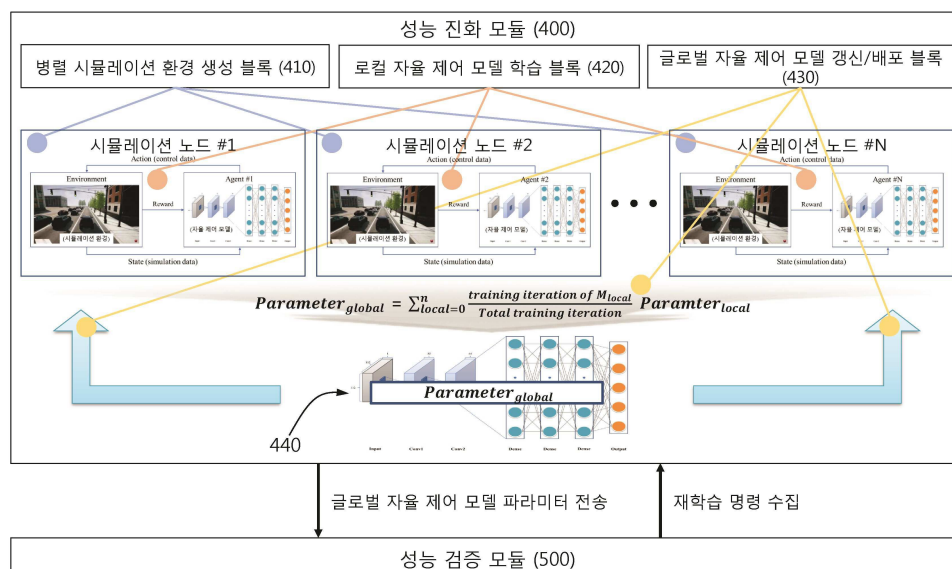
도면1



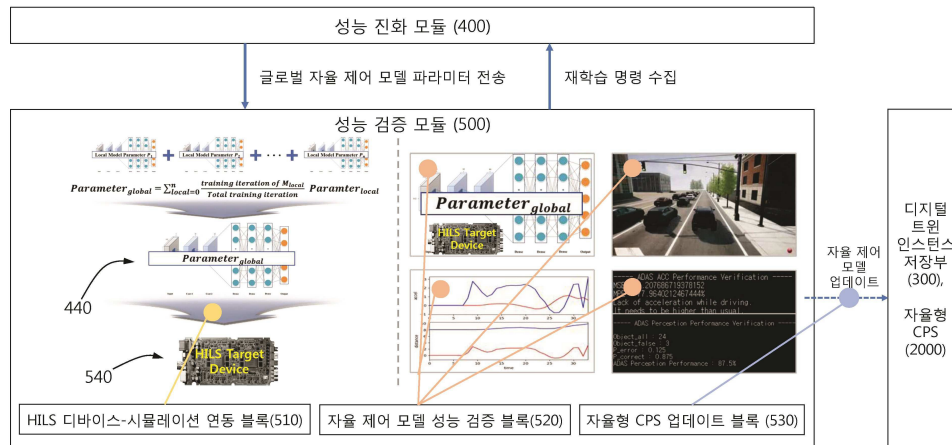
도면2



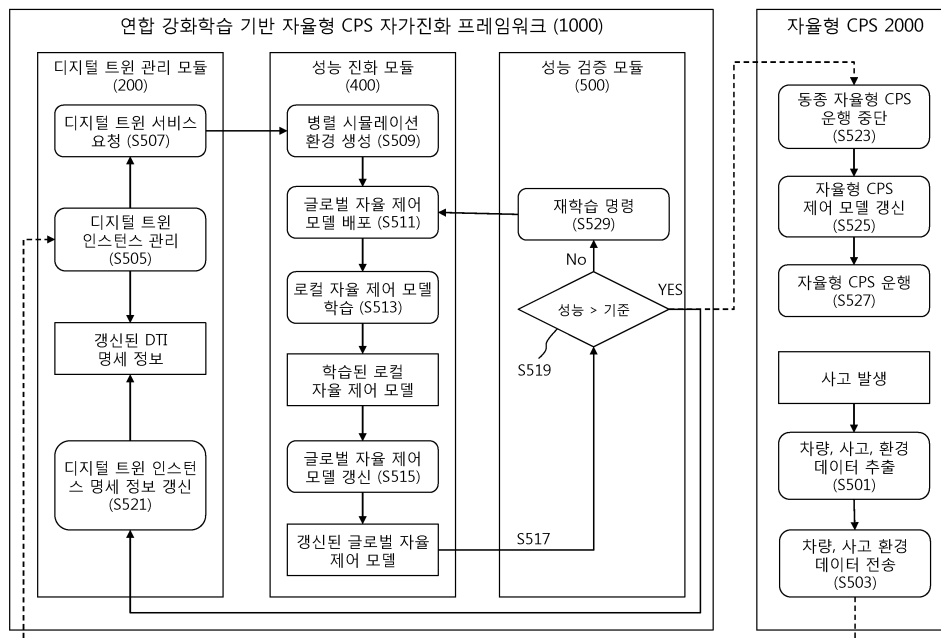
도면3



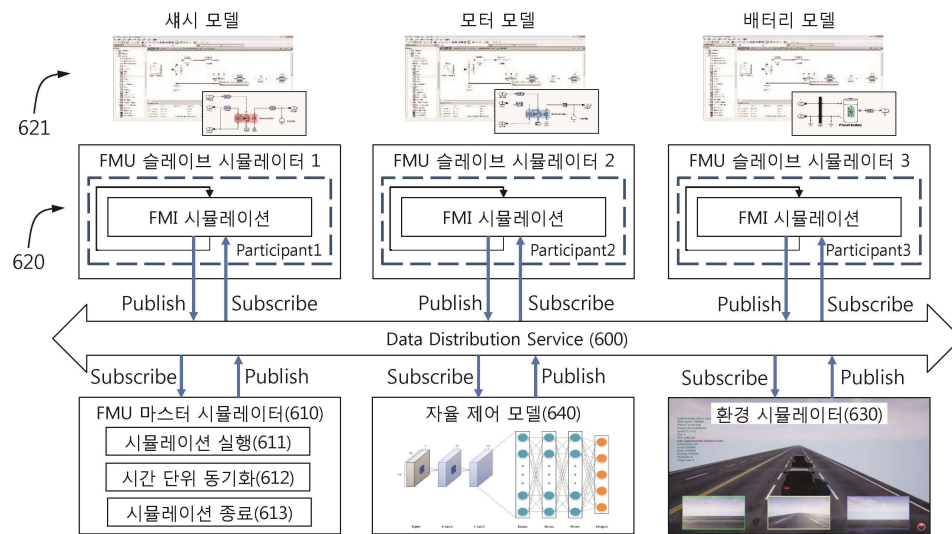
도면4



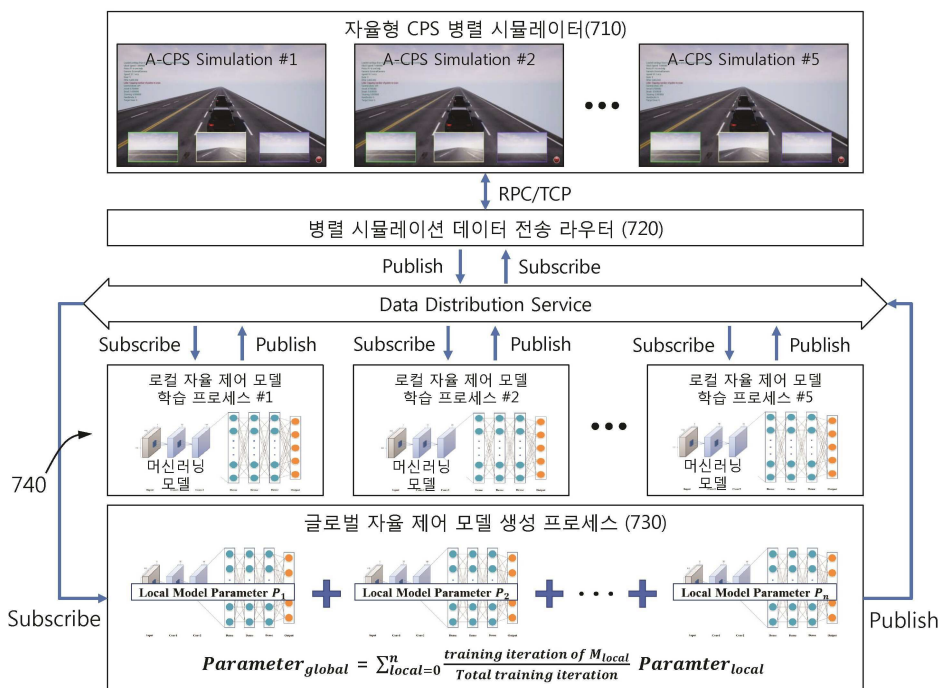
도면5



도면6



도면7



도면8

