

(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0096379  
(43) 공개일자 2023년06월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06N 3/08 (2023.01) B25J 9/16 (2006.01)  
G05D 1/02 (2020.01) G06N 3/00 (2022.01)  
G06V 20/10 (2022.01) G06V 20/58 (2022.01)

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)  
B25J 9/163 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0185819

(22) 출원일자 2021년12월23일  
심사청구일자 2021년12월23일

(71) 출원인

인하대학교 산학협력단

인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대 학교)

한국과학기술연구원

서울특별시 성북구 화랑로14길 5 (하월곡동)

(72) 발명자

남창주

인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대 학교)

김창환

서울특별시 성북구 화랑로14길 5

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

박정우, 이장훈

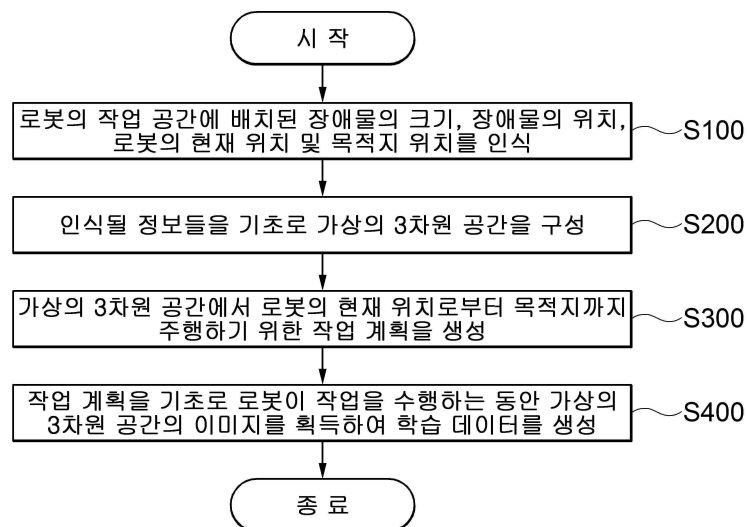
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 장치, 방법 및 프로그램

## (57) 요약

본 발명의 로봇 주행 작업 계획을 수립하는 심층 신경망 학습을 위한 학습 데이터 수집 방법이 개시된다. 본 방법은 로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치를 인식하는 단계, 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성하는 단계, 가상의 3차원 공간 속에서 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성하는 단계 및 작업 계획을 기초로 로봇이 작업을 수행하는 동안 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

*G05D 1/0221* (2013.01)

*G06N 3/008* (2023.01)

*G06V 20/182* (2022.01)

*G06V 20/58* (2022.01)

(72) 발명자

**울즈할르가스 호만**

서울특별시 성북구 화랑로14길 5

**안지호**

서울특별시 성북구 화랑로14길 5

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                         |
|-------------|-------------------------|
| 과제고유번호      | 1415171641              |
| 과제번호        | 65176-1                 |
| 부처명         | 산업통상자원부                 |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국전자정보통신산업진흥회           |
| 연구사업명       | 산업혁신인재성장지원(R&D)         |
| 연구과제명       | 미래형자동차R&D전문인력양성         |
| 기 여 율       | 1/2                     |
| 과제수행기관명     | 인하대학교 산학협력단             |
| 연구기간        | 2021.03.01 ~ 2022.02.28 |

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                                         |
|-------------|-----------------------------------------|
| 과제고유번호      | 1415173335                              |
| 과제번호        | 10077538                                |
| 부처명         | 산업통상자원부                                 |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국산업기술평가관리원                             |
| 연구사업명       | 로봇산업기술개발(R&D)                           |
| 연구과제명       | 생활 환경에서 사회성을 반영한 서비스 로봇의 물체 다루기 원천기술 개발 |
| 기 여 율       | 1/2                                     |
| 과제수행기관명     | 한국과학기술연구원                               |
| 연구기간        | 2021.01.01 ~ 2021.12.31                 |

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

프로세서에 의해 수행되는 로봇의 주행 작업 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 방법에 있어서,

로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치를 인식하는 단계;

상기 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성하는 단계;

상기 가상의 3차원 공간에서 상기 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성하는 단계; 및

상기 작업 계획을 기초로 상기 로봇이 작업을 수행하는 동안 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성하는 단계;를 포함하는 학습 데이터 생성 방법.

#### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 구성하는 단계는,

상기 장애물, 목적지 및 상기 장애물이 없는 공간 각각을 나타내는 객체를 소정 크기의 단위 블록을 이용하여 생성하여 상기 가상의 3차원 공간을 구성하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 방법.

#### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 학습 데이터를 생성하는 단계는,

상기 가상의 3차원 공간을 기초로 탑 뷰(top-view) 시점의 이미지를 획득하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 방법.

#### 청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 가상의 3차원 공간은 상기 작업 공간에 대응되는 이산형 공간인 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 방법.

#### 청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 학습 데이터를 생성하는 단계는 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 방법.

#### 청구항 6

로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 장치에 있어서,

상기 로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 상기 로봇의 현재 위치 및 목적지의 위치를 인식하는 인식부;

상기 인식부에서 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성하는 가상 공간 생성부;

상기 가상의 3차원 공간에서 상기 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성하는 작업 계획 생성부; 및

상기 작업 계획을 기초로 상기 로봇이 작업을 수행하는 동안 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성부;를 포함하는 학습 데이터 생성 장치.

#### 청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 가상 공간 생성부는,

상기 장애물, 목적지 및 상기 장애물이 없는 공간 각각을 나타내는 객체를 소정 크기의 단위 블록을 이용하여 생성하여 상기 가상의 3차원 공간을 구성하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 장치.

#### 청구항 8

제 6 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성부는,

상기 가상의 3차원 공간 내 탑 뷰(top-view) 시점의 이미지를 획득하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 장치.

#### 청구항 9

제 6 항에 있어서,

상기 가상의 3차원 공간은 상기 작업 공간에 대응되는 이산형 공간인 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 장치.

#### 청구항 10

제 6 항에 있어서,

상기 학습 데이터 생성부는 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)하는 것을 특징으로 하는 학습 데이터 생성 장치.

#### 청구항 11

제 1 항 내지 제 5 항 중 어느 한 항에 따른 학습 데이터 생성 방법을 수행하는 프로그램이 저장된 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

#### 청구항 12

제 1 항 내지 제 5 항 중 어느 한 항에 따른 학습 데이터 생성 방법을 실행하기 위한 프로그램 코드를 포함하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장된 프로그램.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 로봇의 자율 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 장치, 방법 및 프로그램에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 자율 로봇(autonomous robot)이 주어진 작업을 스스로 해결하기 위해서는 일련의 작업 해결 과정을 계획하고 실행할 수 있어야 한다. 이를 위하여, 로봇 프로세서에는 작업 계획(task planning)이 수립되어야 한다.

[0003] 이와 관련하여 심볼릭 작업 계획(symbolic task planning)은 각 행동이 충족해야 하는 제약, 규칙 및 조건을 편리하게 통합할 수 있기 때문에, 성공적인 접근 방식 중 하나이다.

[0004] 그러나, 심볼릭 작업 계획에서 작업 계획자(task planners)는 계획 문제 인스턴스(planning problem instances)에 대한 구체적인 설명(예를 들어, 행동과 그 영향, 초기 상태 및 목표 상태)을 직접 손으로 코딩해

야 한다는 단점이 있다.

- [0005] 이와 다르게, 종단 간 방식(end-to-end)으로 작업 계획을 생성하는 방식인 심볼릭 계획과 딥러닝의 결합 방법(즉, 뉴로-심볼릭 접근(neuro-symbolic approach))은 사람이 직접 손으로 설명을 코딩할 필요없이 이미지만으로 작업 계획을 생성할 수 있다.
- [0006] 그러나, 뉴로-심볼릭 모델(neuro-symbolic model)에 대한 학습 데이터로 이미지를 수집하기 위해서는, 초기 상태 및 목표 상태를 정의하는 과정, 로봇을 작동시키는 과정, 상태를 설명하는 장면의 사진을 찍는 과정 등 많은 단계를 필요로 하기 때문에, 로봇 애플리케이션에 적용하기 어렵다는 단점이 있다.
- [0007] 이러한, 데이터 수집의 어려움은 뉴로-심볼릭 모델을 로봇 작업 계획에 적용하는데 방해가 되는 요소이다.
- [0008] 따라서, 뉴로-심볼릭 모델을 로봇 작업 계획에 용이하게 적용할 수 있도록 하기 위한 방안이 필요하다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

- [0009] 본 발명은 로봇이 작업을 수행하는 실제 공간을 3차원의 가상 공간으로 변환한 후 가상 공간에서 로봇이 작업을 수행하는 모습을 이미지로 저장하여 학습 데이터를 생성하는 방안을 제안하는 것을 목적으로 한다.
- [0010] 본 명세서는 상기 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

- [0011] 상술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 프로세서에 의해 수행되는 로봇의 주행 작업 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 방법은 로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치를 인식하는 단계, 상기 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성하는 단계, 상기 가상의 3차원 공간에서 상기 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성하는 단계 및 상기 작업 계획을 기초로 상기 로봇이 작업을 수행하는 동안 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성하는 단계를 포함한다.
- [0012] 그리고, 상기 구성하는 단계는, 상기 장애물, 목적지 및 상기 장애물이 없는 공간 각각을 나타내는 객체를 소정 크기의 단위 블록을 이용하여 생성하여 상기 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0013] 또한, 상기 학습 데이터를 생성하는 단계는, 상기 가상의 3차원 공간을 기초로 탑 뷰(top-view) 시점의 이미지를 획득할 수 있다.
- [0014] 그리고, 상기 가상의 3차원 공간은 상기 작업 공간에 대응되는 이산형 공간일 수 있다.
- [0015] 또한, 상기 학습 데이터를 생성하는 단계는 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)할 수 있다.
- [0016] 한편, 상술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 생성 장치는 상기 로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 상기 로봇의 현재 위치 및 목적지의 위치를 인식하는 인식부, 상기 인식부에서 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성하는 가상 공간 생성부,
- [0017] 상기 가상의 3차원 공간에서 상기 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성하는 작업 계획 생성부 및 상기 작업 계획을 기초로 상기 로봇이 작업을 수행하는 동안 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성하는 학습 데이터 생성부를 포함한다.
- [0018] 그리고, 상기 가상 공간 생성부는, 상기 장애물, 목적지 및 상기 장애물이 없는 공간 각각을 나타내는 객체를 소정 크기의 단위 블록을 이용하여 생성하여 상기 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0019] 또한, 상기 학습 데이터 생성부는, 상기 가상의 3차원 공간 내 탑 뷰(top-view) 시점의 이미지를 획득할 수 있다.
- [0020] 그리고, 상기 가상의 3차원 공간은 상기 작업 공간에 대응되는 이산형 공간일 수 있다.
- [0021] 또한, 상기 학습 데이터 생성부는 상기 가상의 3차원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)할 수 있다.

[0022] 한편, 상술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 기록 매체에 저장된 프로그램은 상술한 학습 데이터 생성 방법을 실행하기 위한 프로그램 코드를 포함할 수 있다.

[0023] 또한, 상술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에는 상술한 학습 데이터 생성 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록될 수 있다.

### 발명의 효과

[0024] 본 발명은 로봇이 작업을 수행하는 실제 공간을 3차원의 가상 공간으로 변환한 후 가상 공간에서 로봇이 작업을 수행하는 모습을 이미지로 저장하여 학습 데이터를 생성함으로써, 로봇의 작업 계획을 수립하는 심층 신경망 모델을 효과적으로 학습시키기 위한 학습 데이터를 생성할 수 있다.

[0025] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 데이터 생성 방법을 나타낸 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 가상 3차원 공간을 구성하는 과정을 나타낸 예시도이다.

도 3 및 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 가상 3차원 공간의 탐 뷰 이미지를 나타낸 예시도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 로봇의 작업 수행 중 획득된 탐 뷰 이미지를 나타낸 예시도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 데이터 생성 장치의 구성을 나타낸 흐름도이다.

도 7은 본 발명의 학습 데이터를 기초로 테스트한 결과를 나타내는 표이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 이하의 내용은 단지 본 발명의 원리를 예시한다. 그러므로 당업자는 비록 본 명세서에 명확히 설명되거나 도시되지 않았지만 본 발명의 원리를 구현하고 본 발명의 개념과 범위에 포함된 다양한 장치를 발명할 수 있는 것이다. 또한, 본 명세서에 열거된 모든 조건부 용어 및 실시 예들은 원칙적으로, 본 발명의 개념이 이해되도록 하기 위한 목적으로만 명백히 의도되고, 이와 같이 특별히 열거된 실시 예들 및 상태들에 제한적이지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0028] 상술한 목적, 특징 및 장점은 첨부된 도면과 관련한 다음의 상세한 설명을 통하여 보다 분명해질 것이며, 그에 따라 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다.

[0029] 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.

[0030] 이하에는 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 다양한 실시 예에 대하여 상세하게 설명한다.

[0031] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 데이터 생성 방법을 나타낸 흐름도이다.

[0032] 도 1을 참조하면, 로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터를 생성하는 장치(이하, 학습 데이터 생성 장치)(100)는 로봇의 작업 공간에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치를 인식할 수 있다(S100).

[0033] 여기서, 작업 공간은 로봇이 작업을 위해 실제 주행하게 되는 현실 세계(real world)의 연속적인 공간(continuous space)을 의미할 수 있다.

[0034] 그리고, 로봇은 주행 계획을 기초로 자율 주행하는 장치로, 로봇의 일 예는 가정용 청소 로봇, 영업용 서빙 로봇 등일 수 있으며, 이에 한정되지 않는다.

[0035] 학습 데이터 생성 장치(100)는 외부 장치로부터 로봇의 작업 공간을 촬영한 작업 공간 이미지를 획득하고, 획득된 작업 공간 이미지를 분석하여 작업 공간 이미지에서의 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 크기, 및 장애물의 위치를 인식할 수 있다. 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇의 크기도 인식할 수 있다.

- [0036] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 가상 3차원 공간을 구성하는 과정을 나타낸 예시도로, 도 2(a)를 참조하여 보다 상세히 설명하면, 학습 데이터 생성 장치(100)는 도 2의 (a)와 같은 작업 공간을 촬영한 작업 공간 이미지를 획득하고, 영상 분석을 통해 작업 공간 이미지 내 장애물들(21a, 22a, 23a, 24a, 25a 및 26a)의 위치와 장애물들(21a, 22a, 23a, 24a, 25a 및 26a)의 크기, 로봇(10)의 현재 위치와 로봇(10)의 크기, 목적지 위치(27a)를 인식할 수 있다.
- [0037] 한편, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 공간에 대한 이미지 분석 이외에도 외부 장치로부터 작업 공간 정보를 수신하고, 이를 기초로 작업 공간 내에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 크기, 로봇의 현재 위치, 및 로봇의 목적지 위치를 인식할 수도 있다. 여기서, 작업 공간 정보에는 장애물의 좌표값과 크기값, 로봇의 좌표값과 크기값 및 로봇의 목적지 좌표값 등이 포함될 수 있다.
- [0038] 즉, 본 발명에 따르면, 작업 공간 이미지로부터 로봇 및 장애물을 인식할 수도 있고, 작업 공간에 위치한 로봇 및 장애물 각각에 대한 좌표값과 크기값을 수신하여 로봇 및 장애물을 인식할 수도 있으며, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0039] 다음, 학습 데이터 생성 장치(100)는 인식된 정보들을 기초로 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다. 일 예로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇의 현재 위치, 장애물의 크기, 장애물의 위치 및 목적지 위치를 기초로 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다(S200).
- [0040] 구체적으로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 인식된 정보들을 기초로 로봇, 장애물, 목적지 및 비어 있는 공간 각각을 소정 색상과 소정 모양으로 렌더링하여 현실의 작업 공간에 대응되는 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다. 이와 관련하여 도 3(a)를 참조하여 가상의 3차원 공간의 일 실시예에 대해 설명한다.
- [0041] 도 3(a)를 참조하면, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇, 장애물, 장애물이 없는 공간, 목적지 공간 각각을 나타내는 객체를 생성하고, 생성된 객체를 각 객체에 대응되는 위치에 배치시켜 가상의 3차원 공간을 생성할 수 있다.
- [0042] 일 예로, 로봇을 나타내는 객체(10)는 검은색의 원형 기둥 형상으로 생성될 수 있고, 장애물들을 나타내는 객체(31)는 빨간색의 직육면체 형상으로 생성될 수 있으며, 목적지 위치를 나타내는 객체(32)는 흰색 사각형 형상으로 생성될 수 있고, 장애물이 없는 공간을 나타내는 객체(33)는 회색 사각형 형상으로 생성될 수 있다.
- [0043] 여기서, 장애물, 목적지 위치 및 장애물이 없는 공간 각각을 나타내는 객체는 적어도 하나의 단위 블록을 이용하여 생성될 수 있다.
- [0044] 즉, 장애물들을 나타내는 객체(31)는 단위 블록들을 조합한 직육면체 형상으로 생성될 수 있고, 목적지 위치를 나타내는 객체와 장애물이 없는 공간을 나타내는 객체 각각은 단위 블록을 이용한 사각형 형상으로 생성될 수 있다.
- [0045] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 가상의 3차원 공간으로부터 탑 뷰(Top-view) 시점의 이미지를 생성할 수 있다. 이와 관련하여 도 3(b)를 참조하여 설명하면, 학습 데이터 생성 장치(100)는 가상의 3차원 공간의 시점을 탑 뷰 시점으로 변경하여 가상의 3차원 공간에 대한 탑 뷰 시점의 이미지를 획득할 수 있다.
- [0046] 즉, 도 3(b)와 같이, 가상의 3차원 공간으로부터 탑 뷰(Top-view) 시점의 이미지를 생성하는 경우, 장애물 객체, 장애물이 없는 공간을 나타내는 객체 및 목적지 공간을 나타내는 객체 모두 단위 블록으로 표현될 수 있다. 그리고, 탑 뷰(Top-view) 시점의 이미지에서 장애물 객체, 장애물이 없는 공간을 나타내는 객체 및 목적지 공간을 나타내는 객체 각각은 서로 다른 색상으로 구별될 수 있다.
- [0047] 한편, 학습 데이터 생성 장치(100)는 실제 작업 공간에서의 장애물의 개수에 따라 서로 다른 가상 공간을 생성할 수 있다. 이와 관련하여 도 4를 참조하여 설명하면, 작업 공간 내 장애물의 숫자가 3개, 4개, 5개 및 6개인 경우, 학습 데이터 생성 장치(100)는 각각의 작업 공간에 대응되는 가상의 3차원 공간을 생성할 수 있다. 이 경우, 각각의 가상의 3차원 공간에 대응되는 탑 뷰 시점의 이미지는 도 4의 (a), (b), (c) 및 (d)와 같을 수 있다.
- [0048] 이와 같이, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 공간 내의 장애물, 장애물이 없는 공간 및 목적지 각각에 대한 객체를 단위 블록을 이용하여 생성함으로써, 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0049] 이 경우, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇의 크기에 따라 단위 블록의 크기를 결정하고, 결정된 단위 블록의 크기를 기초로 장애물, 목적지 및 비어 있는 공간 각각에 대응되는 객체를 생성하여 가상의 3차원 공간을 구성

할 수 있다. 이와 관련하여 다시 도 2를 참조하여 설명한다.

- [0050] 도 2로 돌아와서, 학습 데이터 생성 장치(100)는 도 2(a)와 같은 실제 작업 공간을 도 2(b)와 같이 간소화한 후, 도 2(c)와 같이 작업 공간 내 여러 구성들을 단위 블록으로 변환하여 가상의 3차원 공간에 대응되는 탐 뷰 시점 이미지를 생성할 수 있다. 도 2에서는 생략되었지만, 도 2(b)와 도 2(c) 사이에 도 3(a)에 도시된 3차원 공간 구성 과정이 포함될 수 있다.
- [0051] 즉, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇(10)이 주행 가능하도록 단위 블록을 로봇(10)의 크기 보다 크게 결정할 수 있다. 그리고, 학습 데이터 생성 장치(100)는 실제 작업 공간에 위치한 장애물(21a, 22a, 23a, 24a, 25a 및 26a)을 간소화(21b, 22b, 23b, 24b, 25b 및 26b)를 거쳐, 장애물 객체(21c, 22c, 23c, 24c, 25c 및 26c)를 생성할 수 있다. 특히, 학습 데이터 생성 장치(100)는 실제 작업 공간 내에 단위 블록 보다 크기가 큰 장애물(23a)은 간소화(23b)를 거쳐 복수개의 단위 블록을 포함하는 장애물 객체(23c)를 생성할 수 있다.
- [0052] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 실제 작업 공간 내에 위치한 목적지(27a)의 간소화(27b)를 거쳐, 하나의 단위 블록(27c)으로 목적지 객체를 생성할 수 있다.
- [0053] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 공간의 크기 및 학습 데이터 생성 장치(100)의 리소스를 추가로 고려하여 단위 블록의 크기를 결정하여 가상의 3차원 공간을 구성할 수도 있다.
- [0054] 즉, 학습 데이터 생성 장치(100)는 연속하는 실제 환경 내 작업 구역을 이산화(discretization)하여 작업 공간에 대응되는 이산형 공간인 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0056] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 가상의 3차원 공간 속에서 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성할 수 있다(S300).
- [0057] 구체적으로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 계획 생성 언어인 PDDL(Planning Domain Definition Language)을 이용하여 규칙 언어를 만들어서 가상의 3차원 공간 속에서 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성할 수 있다. 여기서, 작업 계획에는 운동학(kinematics)과 기하학(geometry)을 기초로 로봇의 현재 위치로부터 목적지 위치까지의 이동 경로(trajecotory)가 포함될 수 있다.
- [0058] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 상술한 PDDL 언어 이외에도 다른 작업 계획 생성 언어를 이용할 수도 있다.
- [0059] 만약, 작업 계획 생성하는 단계(S300)에서 작업 계획이 생성되지 못하는 경우, 학습 데이터 생성 장치(100)는 인식하는 단계(S100)부터 다시 재수행 할 수 있다.
- [0060] 또한, 학습 데이터 생성 장치(100)는 생성된 작업 계획을 기초로 로봇이 작업을 수행하는 동안 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성할 수 있다(S400). 여기서, 3차원 공간의 이미지는 3차원 공간에 대한 탐 뷰 시점에서 획득된 이미지일 수 있다.
- [0061] 구체적으로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇이 가상의 3차원 공간에서 작업 계획에 따라 목적지로 이동하는 동안 복수의 가상의 3차원 공간 이미지를 획득할 수 있다.
- [0062] 예를 들어, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 계획을 기초로 이동하는 로봇이 가상의 3차원 공간 내 서로 다른 장애물이 없는 공간(즉, 서로 다른 단위 블록)에 위치할 때 마다 가상의 3차원 공간에 대한 이미지를 획득할 수 있다. 이와 관련하여 도 5를 참조하여 설명한다.
- [0063] 도 5를 참조하면, 작업 계획을 기초로 로봇(42)이 장애물(41)을 피해 목적지(43)까지 주행할 때, 학습 데이터 생성 장치(100)는 도 5의 (a), (b), (c), (d) 및 (e)와 같이 로봇이 가상의 3차원 공간 내 서로 다른 장애물이 없는 공간에 위치할 때 마다 가상의 3차원 공간에 대한 캡처를 수행하여 각각의 로봇 위치에서의 이미지를 획득할 수 있다. 이 때, 획득된 복수의 이미지는 로봇(42)이 목적지(43)까지 이동 경로를 묘사한 것으로, 추후 학습을 위한 데이터 세트로 이용될 수 있다.
- [0064] 다른 예로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 작업 계획을 기초로 로봇이 작업을 수행할 때, 소정 간격으로 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득할 수 있다. 여기서, 소정 간격은 단위 블록의 크기 및 로봇의 움직임 속도를 고려하여 결정될 수 있다.
- [0065] 또한, 학습 데이터를 생성하는 단계(S400)에서 학습 데이터 생성 장치(100)는 캡처링을 통해 획득된 가상의 3차

원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)할 수 있다.

- [0066] 예를 들어, 학습 데이터 생성 장치(100)는 가상의 3차원 공간의 이미지가 일정한 크기가 되도록 이미지를 리사이징 할 수 있다.
- [0067] 다른 예로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 캡처된 3차원 공간의 이미지에서 작업 계획을 기초로 로봇(42)이 이동하는 경로 이외의 영역을 제거하여 이미지를 획득할 수 있다.
- [0068] 그리고, 학습 데이터 생성 장치(100)는 충분한 양의 학습 데이터가 수집될 때까지 상술한 (S100)단계 내지 (S400)단계를 반복하여 수행할 수 있다.
- [0069] 한편, 이와 같이 획득된 가상 3차원 공간의 이미지들은 로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터로 이용될 수 있다.
- [0070] 예를 들어, 획득된 3차원 공간의 이미지들은 유효한 작업을 나타내는 이미지와 초기 및 목표 상태를 나타내는 이미지로 구분되어 뉴로-심볼릭 모델(Neuro-symbolic model)을 학습시키는데 이용될 수 있다.
- [0072] 한편, 본 발명의 일 실시 예에 따른 학습 데이터 생성 장치(100)는 인식된 로봇과 장애물 관련 정보들을 랜덤하게 변경시키면서 학습 데이터를 증강시킬 수 있다. 구체적으로, 학습 데이터 생성 장치(100)는 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 위치 및 크기 중 적어도 하나를 랜덤하게 변경시키면서 상술한 S100 내지 S400 과정을 반복 실행할 수 있다.
- [0073] 즉, 학습 데이터 생성 장치(100)는 기존에 인식된 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 위치 및 크기 중 적어도 하나를 변경함으로써, 새로운 작업 공간에 대한 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0074] 이에 따라, 본 발명은 실제의 연속적인 공간에서 다수의 무작위 계획 인스턴스를 생성하고, 이러한 무작위 계획 인스턴스마다 다수의 학습 이미지를 생성하여 심층 신경망 학습을 위한 학습 데이터 세트를 구성할 수 있다.
- [0076] 이하, 도 6을 참조하여 본 발명의 로봇의 주행 계획을 수립하는 심층 신경망의 학습을 위한 학습 데이터 자동 생성 장치(100)의 구성에 대해 설명한다.
- [0077] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 프로세서의 구성을 나타낸 블록도이다.
- [0078] 도 6을 참조하면, 프로세서(100)는 인식부(110), 가상 공간 생성부(120), 작업 계획 생성부(130), 학습 데이터 생성부(140) 및 데이터베이스(150)로 구성될 수 있다.
- [0079] 인식부(110)는 로봇의 작업 공간 내에 배치된 장애물의 크기, 장애물의 위치, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치를 인식할 수 있다.
- [0080] 구체적으로, 인식부(110)는 외부 장치로부터 로봇의 작업 공간을 촬영한 작업 공간 이미지를 획득하고, 획득된 작업 공간 이미지를 분석하여 이미지 내 로봇의 크기, 로봇의 현재 위치 및 목적지 위치, 장애물의 크기 및 장애물의 위치를 인식할 수 있다.
- [0081] 또한, 인식부(110)는 작업 공간 이미지 분석 이외에도 외부 장치로부터 작업 공간 정보를 수신하고, 수신된 작업 공간 정보를 기초로 작업 공간 내에 배치된 장애물들의 크기 및 위치와 로봇의 현재 위치 및 목적지의 위치, 로봇의 크기 등을 인식할 수 있다.
- [0082] 또한, 인식부(110)는 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 위치 및 크기 중 적어도 하나를 랜덤하게 변경시키면서 상술한 S100 내지 S400 과정을 반복 실행할 수 있다.
- [0083] 가상 공간 생성부(120)는 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 크기 및 장애물의 위치를 기초로 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0084] 구체적으로, 가상 공간 생성부(120)는 로봇의 현재 위치, 목적지 위치, 장애물의 크기 및 장애물의 위치를 기초로 작업 공간 내 로봇, 장애물, 목적지, 비어 있는 공간 각각을 소정 색상과 소정 모양으로 변환하여 현실 세계의 작업 공간에 대응되는 가상의 3차원 공간을 구성할 수 있다.
- [0085] 작업 계획 생성부(130)는 가상의 3차원 공간 속에서 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계

획을 생성할 수 있다.

- [0086] 구체적으로, 작업 계획 생성부(130)는 작업 계획 생성 언어인 PDDL(Planning Domain Definition Language)을 이용하여 규칙 언어를 만들어서 가상의 3차원 공간 속에서 로봇의 현재 위치로부터 목적지까지 주행하기 위한 작업 계획을 생성할 수 있다.
- [0087] 학습 데이터 생성부(140)는 작업 계획을 기초로 로봇이 작업을 수행하는 동안 가상의 3차원 공간의 이미지를 획득하여 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0088] 구체적으로, 학습 데이터 수집부(140)는 작업 계획을 기초로 로봇이 3차원 공간에서 목적지로 이동하는 동안 복수의 3차원 공간의 이미지의 캡처를 수행함으로써 이미지를 획득할 수 있다.
- [0089] 또한, 학습 데이터 수집부(140)는 획득된 가상의 3차원 공간의 이미지를 크로핑(cropping)할 수 있다.
- [0090] 데이터베이스(150)에는 학습 데이터 생성 장치(100)의 동작에 필요한 여러 데이터가 저장될 수 있다. 구체적으로, 데이터베이스(150)에는 가상 3차원 공간, 장애물 및 로봇에 관련된 각종 정보가 저장될 수 있다. 또한, 데이터베이스(150)에는 획득된 가상 3차원 공간의 이미지들이 캡처링 위치에 대응되어 하나의 세트로 저장될 수 있다.
- [0092] 이러한 본 발명의 다양한 실시 예에 따르면, 로봇이 작업을 수행하는 실제 공간을 3차원의 가상 공간으로 변환한 후 가상 공간에서 로봇이 작업을 수행하는 모습을 이미지로 저장하여 학습 데이터를 생성함으로써, 로봇의 작업 계획을 수립하는 심층 신경망 모델을 효과적으로 학습시키기 위한 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0093] 또한, 본 발명의 다양한 실시 예에 따르면, 로봇의 위치 및 크기와 목적지의 위치, 장애물의 위치 및 크기를 랜덤하게 변경함으로써 다수의 무작위 계획 인스턴스를 생성하고, 이러한 무작위 계획 인스턴스마다 다수의 학습 이미지를 생성하여 심층 신경망 학습을 위한 학습 데이터 세트를 구성할 수 있다.

# [0095] 실험 예

- [0096] 상술한 본 발명의 일 실시 예에 따른 방법으로 생성된 학습 데이터 세트의 유효성을 입증하기 위한 테스트 결과에 대해 설명한다.
- [0097] 우선 테스트 환경으로 장애물 수는 3개에서 7개까지 총 5개의 사례로, 가상 환경에는 16개의 격자 셀이 있으며 각 셀은 하나의 장애물이 차지할 수 있으며, 장애물, 로봇 및 목적지의 위치는 무작위로 선택될 수 있다.
- [0098] 또한, 시스템 환경은 32G RAM, NVIDIA GTX-2080 및 TensorFlow 1.15가 포함된 Intel Core i9 3.6GHz로써, 장애물 수의 각 사례에 대한 데이터 세트를 수집하는 데 최대 2시간이 소요되며, 각 데이터 세트는 유효한 상태 전환을 캡처한 20,000개 이상의 이미지(초당 3개의 이미지 캡처)로 구성된다. 여기서, 캡처된 이미지는 도 3의 (b)와 같을 수 있다.
- [0099] 또한, 각 사례에 대한 데이터 세트를 9:1의 훈련과 테스트 세트로 분할했다.
- [0100] 또한, 모델(예: LatPlan)의 하이퍼 매개변수(hyperparameters)를 dropout: 0.2, layer: 150, optimizer: adam, activation function: tanh, epoch: 150, batch size: 4000, and learning rate: 0.001로 조정한다.
- [0101] dropout: 0.2, layer: 150, optimizer: adam, activation function: tanh, epoch: 150, batch size: 4000, learning rate: 0.001인 경우 성능을 높이기 위해 모델의 하이퍼 파라미터를 조정한다.
- [0103] 상술한 테스트 환경에서 LatPlan의 자동 인코더 손실에 대해, 16개의 그리드 셀 내에서 장애물, 로봇 및 목표의 무작위 위치를 사용하여 2,000개 이상의 인스턴스를 테스트하였다.
- [0104] 또한, 성공률을 측정하기 위해 몬테카를로 실험(Monte Carlo experiments)을 수행했으며, 각 사례에 대해 50개의 무작위 인스턴스(테스트 세트에서 100개의 이미지)를 테스트하고, 성공적으로 해결된 인스턴스를 카운트하였다.
- [0105] 그런 다음, 테스트 세트로 인스턴스를 교체하고 테스트를 다시 수행하였다. 여기서, 총 50개의 무작위 세트

(2500개의 인스턴스)가 있다.

[0106] 또한, 성공률은 모두 성공한 인스턴스의 수를 모든 테스트 인스턴스의 수로 나누어 계산하였고, 5가지 사례(장애물 수가 3개에서 7개까지)의 테스트 결과는 도 7의 (a)와 아래의 표 1과 같이 요약된다.

표 1

| #obstacle              | Three | Four  | Five  | Six   | Seven |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Training set (#images) | 22730 | 26101 | 30588 | 23688 | 24432 |
| Test set (#images)     | 2526  | 2901  | 3399  | 2633  | 2715  |
| Loss                   | 0.022 | 0.031 | 0.043 | 0.046 | 0.051 |
| Success rate (%)       | 88.01 | 86.97 | 82.44 | 77.2  | 72.3  |

[0108] 표 1은 상술한 학습 데이터 자동 생성 방법으로 수집한 데이터로 모델을 테스트한 결과이다.

[0109] 표 1을 참조하면, 전체적으로 가장 낮은 손실 오류는 0.022로, 이는 전환이 매핑을 올바르게 학습했음을 의미한다.

[0110] 이 결과는 3개의 장애물의 경우가 가장 높은 88.01%인 작업 계획의 높은 성공률로 이어졌으며, 다른 경우는 훨씬 더 큰 상태 공간을 가지고 있으므로 훈련 데이터가 전체 상태의 작은 부분만을 다루기 때문에 성공률이 낮다.

[0111] 특히, 3개의 장애물의 경우, 5개의 물체(목적지 및 로봇)가 무작위로 위치하기 때문에  $P(16, 5) = 524160$ 개의 가능한 상태가 있다.

[0112] 7개의 장애물의 경우, 교육 데이터가 모든 상태의 0.0006%만을 다루는 40억 개 이상의 상태가 있다. 이 작은 부분의 학습 데이터에도 불구하고 모델은 모든 경우에 성공률의 70% 이상을 달성한다.

[0113] 상술한 자동 수집 방법으로 더 많은 데이터를 수집한다면 결과가 보다 향상될 것으로 기대된다.

[0115] 이어서, 다양한 난이도의 인스턴스에 대해 모델 및 학습 데이터가 작동하는 방식에 대해 분석한 결과에 대해 설명한다.

[0116] 이를 위해, 테스트 세트를 두그룹으로 나누며 하나의 테스트 세트는 목표가 달성될 때까지 4개 이하의 작업이 필요한 인스턴스가 있는 그룹(쉬움)이다.

[0117] 즉, 로봇이 4개 이하의 탐색 동작(예: 2개 전진, 1개 좌회전, 1개 전진)을 실행한 후에 쉬운 인스턴스를 해결할 수 있다.

[0118] 다른 그룹에는 목표를 달성하기 위해 4개 이상의 작업이 필요한 인스턴스가 있는 그룹(어려움)이다. 이때, 쉬운 경우와 어려운 경우의 평균 작용 횟수와 표준 편차는 각각 3.55(SD = 0.726)와 7.44(SD = 2.128)이다.

[0119] 이에 대한 결과는 도 7의 (b) 및 (c)와 아래의 표 2 및 표 3과 같이 요약된다.

표 2

| #obstacle              | Three | Four  | Five  | Six   | Seven |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Training set (#images) | 23945 | 27477 | 32067 | 25149 | 25945 |
| Test set (#images)     | 1311  | 1525  | 1920  | 1172  | 1202  |
| Loss                   | 0.018 | 0.019 | 0.019 | 0.019 | 0.015 |
| Success rate (%)       | 92.60 | 90.64 | 88.03 | 83.90 | 81.01 |

표 3

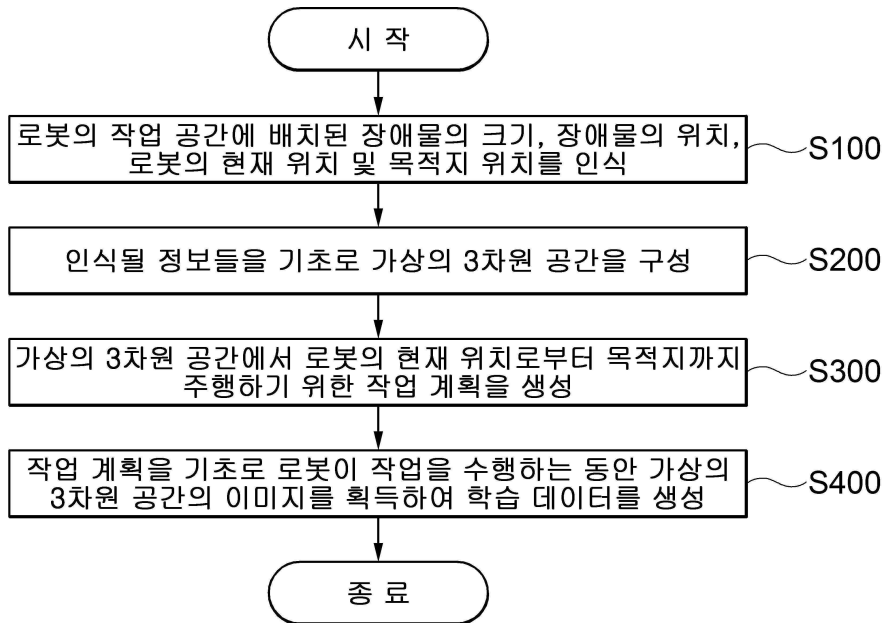
| #obstacle              | Three | Four  | Five  | Six   | Seven |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Training set (#images) | 24041 | 27626 | 32508 | 24860 | 25634 |
| Test set (#images)     | 1215  | 1376  | 1479  | 1461  | 1513  |
| Loss                   | 0.022 | 0.03  | 0.035 | 0.036 | 0.058 |

|                  |       |       |       |       |       |
|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Success rate (%) | 82.03 | 83.87 | 76.40 | 70.22 | 62.44 |
|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|

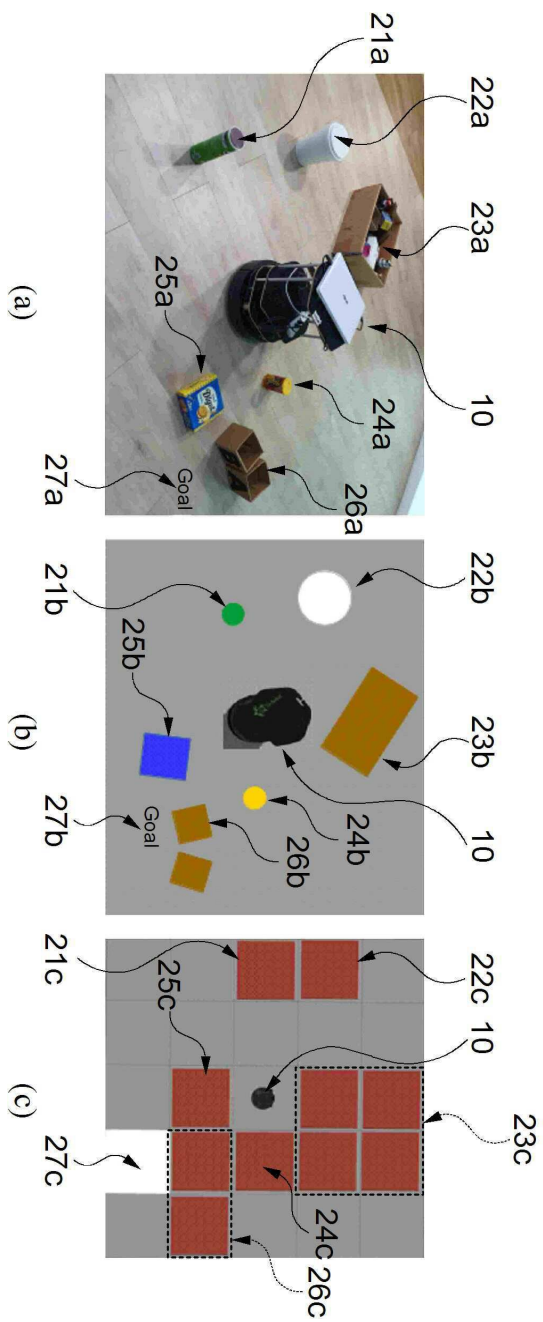
- [0122] 표 2는 쉬운 인스턴스에 대해 모델을 테스트한 결과이다.
- [0123] 표 3은 어려운 인스턴스에 대해 모델을 테스트한 결과이다.
- [0124] 표 2를 참조하면, 쉬운 인스턴스의 성공률은 모든 인스턴스의 전체 평균보다 높으며, 가장 높은 것은 92.6%(장애물 3개)이고 가장 낮은 것은 81.1%(장애물 7개)이다.
- [0125] 또한, 표 3을 참조하면, 어려운 인스턴스의 성공률은 62.44%(장애물 7개)에서 82.03%(장애물 3개) 범위의 낮은 값을 보여준다. 이 분석은 계획 기간이 짧을수록 모델과 상술한 방법으로 수집된 학습 데이터가 더 잘 작동함을 보여준다.
- [0127] 한편, 상술한 본 발명의 다양한 실시예는 예를 들어, 소프트웨어, 하드웨어 또는 이들의 조합된 것을 이용하여 컴퓨터 또는 이와 유사한 장치로 읽을 수 있는 기록매체 내에서 구현될 수 있다.
- [0128] 하드웨어적인 구현에 의하면, 여기에 설명되는 실시예는 ASICs (application specific integrated circuits), DSPs (digital signal processors), DSPDs (digital signal processing devices), PLDs (programmable logic devices), FPGAs (field programmable gate arrays, 프로세서(processors), 제어기(controllers), 마이크로 컨트롤러(micro-controllers), 마이크로 프로세서(microprocessors), 기타 기능 수행을 위한 전기적인 유닛 중 적어도 하나를 이용하여 구현될 수 있다. 일부의 경우에 본 명세서에서 설명되는 실시예들이 제어 모듈 자체로 구현될 수 있다.
- [0129] 소프트웨어적인 구현에 의하면, 본 명세서에서 설명되는 절차 및 기능과 같은 실시예들은 별도의 소프트웨어 모듈들로 구현될 수 있다. 상기 소프트웨어 모듈들 각각은 본 명세서에서 설명되는 하나 이상의 기능 및 작동을 수행할 수 있다. 적절한 프로그램 언어로 쓰여진 소프트웨어 어플리케이션으로 소프트웨어 코드가 구현될 수 있다. 상기 소프트웨어 코드는 메모리 모듈에 저장되고, 제어모듈에 의해 실행될 수 있다.
- [0130] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위 내에서 다양한 수정, 변경 및 치환이 가능할 것이다.
- [0131] 따라서, 본 발명에 개시된 실시 예 및 첨부된 도면들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시 예 및 첨부된 도면에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구 범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

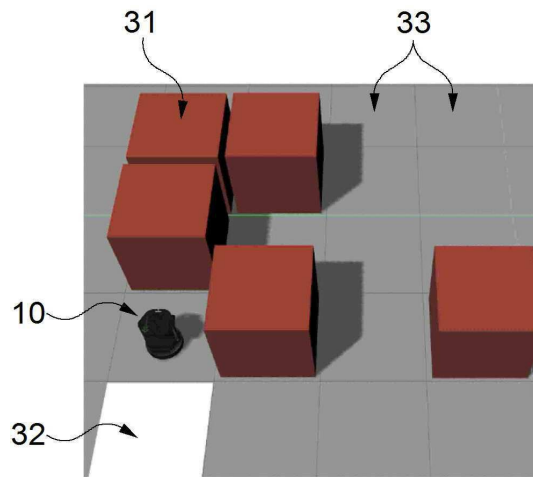
도면1



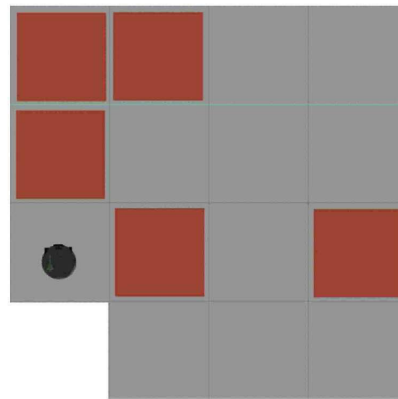
도면2



도면3

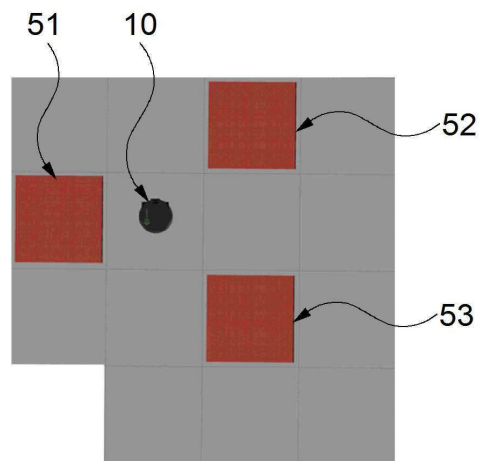


(a)

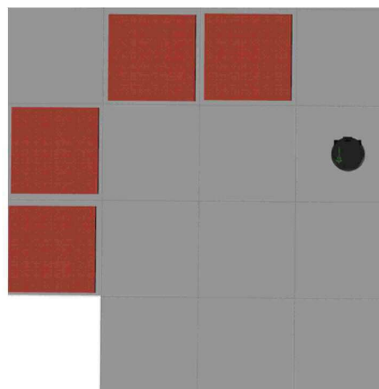


(b)

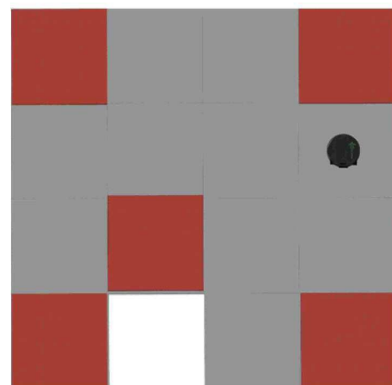
도면4



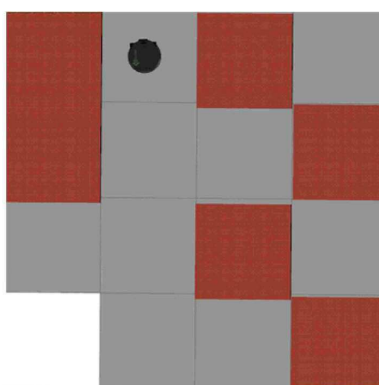
(a)



(b)

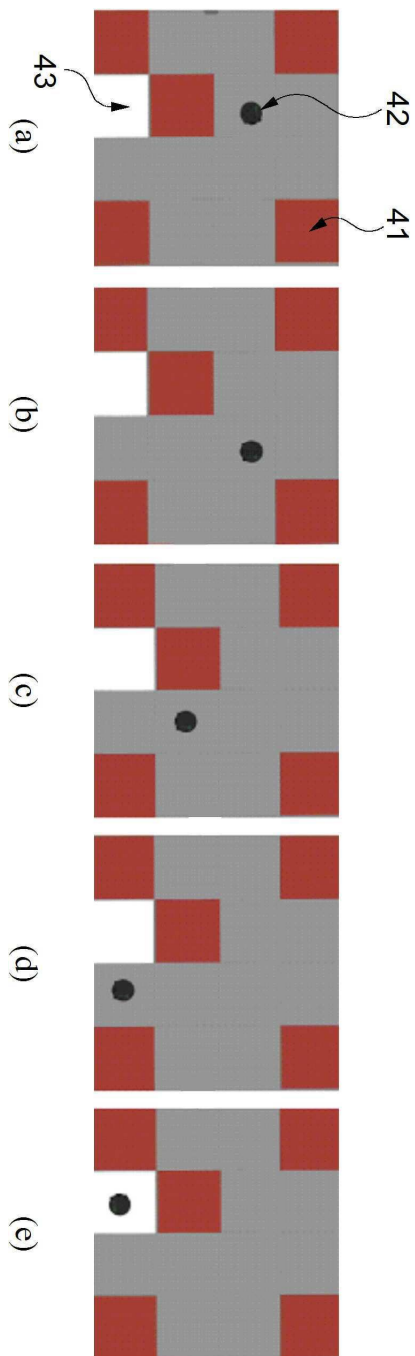


(c)



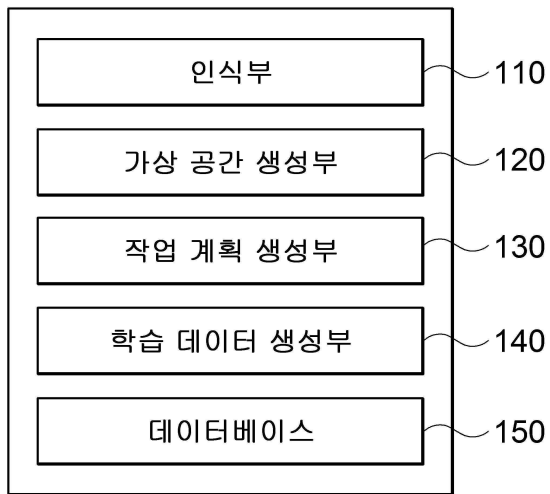
(d)

도면5

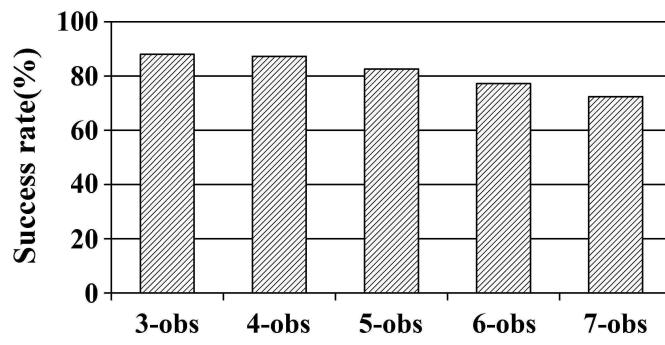


도면6

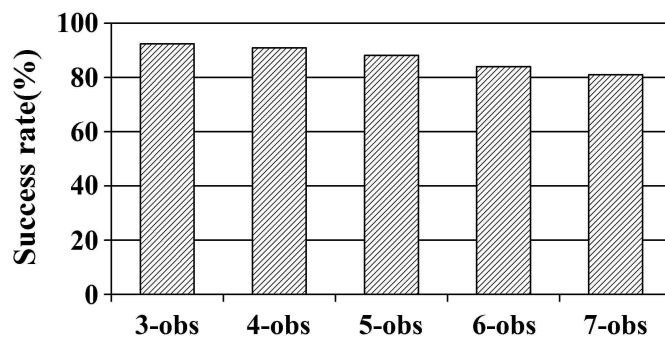
100



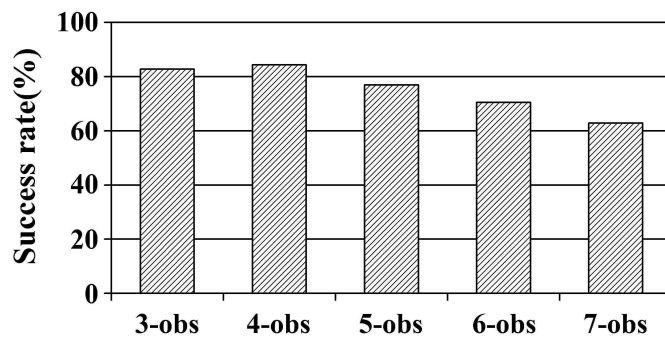
도면7



(a)



(b)



(c)