



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2019년10월14일
(11) 등록번호 10-2032067
(24) 등록일자 2019년10월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05D 1/00 (2006.01) B64C 27/08 (2006.01)
G06F 3/01 (2006.01) G06K 9/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G05D 1/0016 (2013.01)
B64C 27/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0155187
(22) 출원일자 2018년12월05일
심사청구일자 2018년12월05일
(56) 선행기술조사문헌
KR101887314 B1*
KR1020170090603 A*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
김용국
경기도 성남시 분당구 정자일로 15, 102동 1203호(금곡동, 분당하우스토리)
신상윤
서울특별시 노원구 덕릉로 459-18, 101동 511호(상계동, 미도아파트)
강용원
서울특별시 광진구 동일로46길 20-14, 101(군자동)
(74) 대리인
송인호, 윤형근, 최영중, 최관락

전체 청구항 수 : 총 9 항

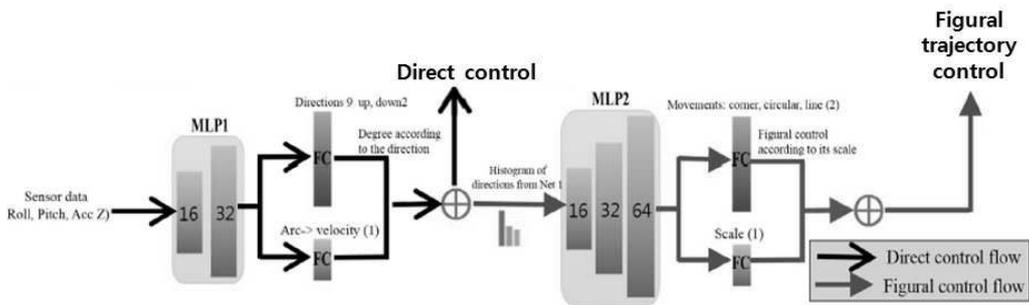
심사관 : 임대식

(54) 발명의 명칭 강화학습 기반 무인 항공기 원격 제어 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 강화학습 기반 무인 항공기 원격 제어 방법 및 장치를 개시한다. 본 발명에 따르면, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결된 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 적어도 하나의 센서를 통해 획득된 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 상기 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고, 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하도록, 상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 포함하는 무인 항공기의 원격 제어 장치가 제공된다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

- B64C 39/024* (2013.01)
- G05D 1/0022* (2013.01)
- G06F 3/017* (2013.01)
- G06K 9/00355* (2013.01)
- G06K 9/00389* (2013.01)
- B64C 2201/146* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711070409
부처명	과학기술정보통신부
연구관리전문기관	정보통신기술진흥센터
연구사업명	정보통신기술인력양성
연구과제명	모바일 플랫폼 기반 엔터테인먼트 VR 기술 연구
기 여 율	1/1
주관기관	세종대학교 산학협력단
연구기간	2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

강화학습 기반 무인 항공기를 원격으로 제어하는 장치로서,

프로세서; 및

상기 프로세서에 연결된 메모리를 포함하되,

상기 메모리는,

적어도 하나의 센서를 통해 획득된 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 상기 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고,

상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하도록,

상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 포함하되,

상기 프로그램 명령어들은,

강화학습 기반의 제1 뉴럴 네트워크를 통해 상기 손의 자세 또는 손의 움직임에 따른 상기 경사 방향, 상기 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고,

강화학습 기반의 제2 뉴럴 네트워크를 통해 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하고,

상기 모드는 직접 제어 모드 및 기하학적 궤도 제어 모드를 포함하며,

상기 직접 제어 모드에서 상기 프로그램 명령어들은,

상기 제1 뉴럴 네트워크에서 결정된 경사 방향 및 각도에 따른 이동 방향 및 이동 속도로 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성하고,

상기 기하학적 궤도 제어 모드에서 상기 프로그램 명령어들은,

상기 손의 자세 변화에 따른 각 경사 방향의 빈도수 및 초기 자세에서 자세 변화가 시작되어 다시 초기 자세로 돌아오는 시간을 이용하여 계산된 스케일에 따라 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성하는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 경사 방향 및 움직임 방향은 상기 강화학습에서 동작으로 정의되고, 상기 각도는 상태로 정의되는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 스케일은 상기 강화학습에서 상태로 정의되는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 5

삭제

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 스케일은 0 내지 1 사이의 값을 가지며, 사용자마다 서로 다르게 학습되어 결정되는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 기하학적 궤도 제어 모드에서, 상기 프로그램 명령어들은,

상기 초기 자세가 연속적으로 미리 설정된 횡수 이상 유지된 이후 자세 변화가 있는 경우 상기 기하학적 궤도 제어를 위한 제어 명령을 생성하는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 기하학적 궤도 제어 모드에서, 상기 프로그램 명령어들은,

상기 빈도수를 이용하여 상기 손의 자세 변화가 원형 궤적인지, 코너 궤적인지 여부를 판단하여 상기 무인 항공기를 원형, 나선형 및 다각형 궤도 중 하나로 움직이도록 하는 제어 명령을 생성하는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 제1 및 제2 뉴럴 네트워크는 강화학습 기반 Dueling 구조를 가지며, 상기 제1 및 제2 뉴럴 네트워크의 fully connected(FC) 레이어는 각각 동작 값과 상태 값을 학습하기 위해 분리되는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 경사 방향은 정지(Stop), 좌측(Left), 우측(Right), 전진(Forward), 후진(Backward), 우측 전진(Forward-Right), 좌측 전진(Forward-Left), 우측 후진(Backward-Right) 및 좌측 후진(Backward-Left) 중 적어도 하나를 위한 경사 방향을 포함하고,

상기 움직임 방향은 상승(Up), 하강(Down)을 위한 자세와 직접 제어 모드 (Direct Mode) 및 기하학적 궤도 제어 모드(Figural Mode)로의 변환을 위한 움직임 방향을 포함하는 무인 항공기의 원격 제어 장치.

청구항 11

무인 항공기를 원격으로 제어하는 방법으로서,

(a) 적어도 하나의 센서를 통해 획득된 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 상기 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하는 단계; 및

(b) 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하는 단계를 포함하되,

상기 (b) 단계는,

강화학습 기반의 제1 뉴럴 네트워크를 통해 상기 손의 자세 또는 손의 움직임에 따른 상기 경사 방향, 상기 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고,

강화학습 기반의 제2 뉴럴 네트워크를 통해 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항

공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하고, 상기 모드는 직접 제어 모드 및 기하학적 궤도 제어 모드를 포함하며,

상기 (b) 단계는 상기 직접 제어 모드에서 상기 제1 뉴럴 네트워크에서 결정된 경사 방향 및 각도에 따른 이동 방향 및 이동 속도로 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성하고,

상기 기하학적 궤도 제어 모드에서 상기 손의 자세 변화에 따른 각 경사 방향의 빈도수 및 초기 자세에서 자세 변화가 시작되어 다시 초기 자세로 돌아오는 시간을 이용하여 계산된 스케일에 따라 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성하는 무인 항공기의 원격 제어 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 강화학습 기반 무인 항공기 제어 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 드론과 같은 무인 항공기(UAV: Unmanned Aerial Vehicle)는 조종사가 비행체에 직접 탑승하지 않고 지상에서 원격 제어하여 움직임을 제어한다. 일반적으로, 사용자는 전용 컨트롤러인 RC(Radio Controller)를 사용하여 무인 항공기를 제어한다. 그러나, RC는 조작이 어려우므로 초보자가 쉽게 작동하기 힘든 단점이 있다.

[0003] 이를 해결하기 위해, 카메라에 기반한 제스처 방식의 무인 항공기 제어 기술이 개발되었다. 그러나, 상기의 기술은 손을 촬영하는 빛의 양(intensity)에 따라 제스처의 인식률이 현저하게 낮고, 제스처를 인식하기 위해 많은 계산량을 필요로 하며, 제스처의 크기에 따른 비행 궤적을 일반화하기 어려운 단점이 있다. 또한, 기하학적 궤도 제스처를 이용하여 UAV를 제어하고자 하는 경우, 깊이 인식 카메라를 이용하거나 추가 센서를 부착해야 하는 불편함이 존재한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 한국공개특허 10-2017-0090603

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 상기한 종래기술의 문제점을 해결하기 위해, 본 발명은 무인 항공기를 직관적으로 제어하며, 간단한 조작으로 방향, 속도 및 비행 궤적을 제어할 수 있는 강화학습 기반 무인 항공기 원격 제어 방법 및 장치를 제안하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0006] 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 강화학습 기반 무인 항공기를 원격으로 제어하는 장치로서, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결된 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 적어도 하나의 센서를 통해 획득된 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 상기 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고, 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하도록, 상기 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들을 포함하는 무인 항공기의 원격 제어 장치가 제공된다.

[0007] 상기 프로그램 명령어들은, 강화학습 기반의 제1 뉴럴 네트워크를 통해 상기 손의 자세 또는 손의 움직임에 따른 상기 경사 방향, 상기 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하고, 상기 경사 방향 및 움직임 방

향은 상기 강화학습에서 동작으로 정의되고, 상기 각도는 상태로 정의될 수 있다.

- [0008] 상기 모드는 직접 제어 모드 및 기하학적 궤도 제어 모드를 포함하며, 상기 직접 제어 모드에서 상기 프로그램 명령어들은, 상기 제1 뉴럴 네트워크에서 결정된 경사 방향 및 각도에 따른 이동 방향 및 이동 속도로 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성할 수 있다.
- [0009] 상기 프로그램 명령어들은, 강화학습 기반의 제2 뉴럴 네트워크를 통해 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하고, 상기 스케일은 상기 강화학습에서 상태로 정의될 수 있다.
- [0010] 상기 모드는 직접 제어 모드 및 기하학적 궤도 제어 모드를 포함하며, 상기 기하학적 궤도 제어 모드에서 상기 프로그램 명령어들은, 상기 손의 자세 변화에 따른 각 경사 방향의 빈도수 및 초기 자세에서 자세 변화가 시작되어 다시 초기 자세로 돌아오는 시간을 이용하여 계산된 스케일에 따라 상기 무인 항공기를 제어하기 위한 제어 명령을 생성할 수 있다.
- [0011] 상기 스케일은 0 내지 1 사이의 값을 가지며, 사용자마다 서로 다르게 학습되어 결정될 수 있다.
- [0012] 상기 기하학적 궤도 제어 모드에서, 상기 프로그램 명령어들은, 상기 초기 자세가 연속적으로 미리 설정된 횟수 이상 유지된 이후 자세 변화가 있는 경우 상기 기하학적 궤도 제어를 위한 제어 명령을 생성할 수 있다.
- [0013] 상기 기하학적 궤도 제어 모드에서, 상기 프로그램 명령어들은, 상기 빈도수를 이용하여 상기 손의 자세 변화가 원형 궤적인지, 코너 궤적인지 여부를 판단하여 상기 무인 항공기를 원형, 나선형 및 다각형 궤도 중 하나로 움직이도록 하는 제어 명령을 생성할 수 있다.
- [0014] 상기 제어 명령은 상기 무인 항공기의 제어를 위해 Roll, Pitch 및 Yaw 데이터 중 하나를 포함하고, 상기 손의 자세 변화가 코너 궤적인 경우 Roll 및 Pitch 데이터만을 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 제1 및 제2 뉴럴 네트워크는 강화학습 기반 Dueling 구조를 가지며, 상기 제1 및 제2 뉴럴 네트워크의 fully connected(FC) 레이어는 각각 동작 값과 상태 값을 학습하기 위해 분리될 수 있다.
- [0016] 상기 경사 방향은 정지(Stop), 좌측(Left), 우측(Right), 전진(Forward), 후진(Backward), 우측 전진(Forward-Right), 좌측 전진(Forward-Left), 우측 후진(Backward-Right) 및 좌측 후진(Backward-Left) 중 적어도 하나를 위한 경사 방향을 포함하고, 상기 움직임 방향은 상승(Up), 하강(Down)을 위한 자세와 직접 제어 모드 (Direct Mode) 및 기하학적 궤도 제어 모드(Figural Mode)로의 변환을 위한 움직임 방향을 포함할 수 있다.
- [0017] 무인 항공기를 원격으로 제어하는 방법으로서, (a) 적어도 하나의 센서를 통해 획득된 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 상기 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정하는 단계; 및 (b) 상기 결정된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정하는 단계를 포함하는 무인 항공기의 원격 제어 방법이 제공된다.

발명의 효과

- [0018] 본 발명에 따르면, 강화학습 기반으로 손의 자세에 따른 경사 방향, 움직임 및 아크를 정확히 분류할 수 있는 장점이 있다.
- [0019] 또한, 본 발명에 따르면, 2개의 FC 레이어를 통해 무인 항공기 제어의 효율을 높일 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 무인 항공기 원격 제어 시스템의 개략적인 구성을 도시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 움직임 제어 장치(200)의 개략적인 구성을 도시한 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 원격 제어 장치(300)에서 제어 명령을 생성하는 과정을 도시한 것이다.
- 도 4에 본 실시예에 따른 손의 자세 및 움직임을 분류한 것이다.
- 도 5는 본 실시예에 따른 손의 자세 및 움직임에 따른 직접 제어 동작을 도시한 것이다.
- 도 6는 본 실시예에 따른 기하학적 궤도 제어 모드를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0021] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다.
- [0022] 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조 부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 무인 항공기 원격 제어 시스템의 개략적인 구성을 도시한 도면이다.
- [0025] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 무인 항공기 원격 제어 시스템은 무인 항공기(100), 움직임 제어 장치(200), 및 원격 제어 장치(300)를 포함한다. 이하, 각 구성 요소 별로 그 기능을 상세하게 설명하기로 한다.
- [0026] 무인 항공기(100)는 조종사가 비행체에 직접 탑승하지 않고 지상에서 원격 제어하여 움직임을 제어할 수 있는 비행체를 의미한다. 이 때, 도 1에서는 4개의 회전 날개를 구비한 드론인 쿼드로터(quadrotor)를 무인 항공기(100)의 일례로 도시하고 있다. 그러나, 본 발명은 이에 한정되지 않으며, 다양한 무인 항공기(100)에 본 발명이 적용될 수 있다.
- [0027] 움직임 제어 장치(200)는 무인 항공기(100)의 일면, 일례로 아랫면에 부착되거나 내부에 장착되어, 무인 항공기(100)의 움직임을 제어하기 위한 장치이다. 움직임 제어 장치(200)는 원격 제어 장치(300)에서 전송되는 제어 명령에 기초하여 무인 항공기(100)를 제어할 수 있다.
- [0028] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 움직임 제어 장치(200)의 개략적인 구성을 도시한 도면이다.
- [0029] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 움직임 제어 장치(200)는 통신부(210), 고도 센서부(220) 및 제어부(230)를 포함한다.
- [0030] 통신부(210)는 원격 제어 장치(300)에서 전송되는 제어 명령을 수신한다. 이 때, 통신부(210)는 WIFI 등과 같은 근거리 통신 모듈 또는 RF 모듈 등과 같은 원거리 통신 모듈을 통해 통신을 수행할 수 있다. 한편, 수신된 제어 명령에 대해서는 아래에서 보다 상세하게 설명하기로 한다.
- [0031] 고도 센서부(220)는 이륙 내지 호버링(hovering)을 위해 필요한 무인 항공기(100)의 고도를 측정한다. 일례로, 고도 센서부(220)는 LeddarOne일 수 있다.
- [0032] 일반적으로 무인 항공기(100)의 호버링은 모터의 스톱틀 값을 제어하여 수행할 수 있으나, 고도 센서를 사용하지 않는 경우 작은 스톱틀 값의 변화만으로도 급격한 고도 변화가 초래된다. 종래의 경우, 초음파 센서를 사용하였으나, 지상이 평평하지 않는 경우 확산 반사가 발생할 수 있으므로 정확한 고도를 측정하기 어렵다. 따라서, 본 발명은 고도 센서부(220)인 LeddarOne를 사용하여 이륙 내지 호버링을 안정적으로 제어할 수 있다.
- [0033] 제어부(230)는 통신부(210)에서 수신된 제어 명령 및 고도 센서부(220)에서 측정된 고도값에 기초하여 무인 항공기(100)를 제어할 제어값을 산출한다.
- [0034] 여기서, 제어값은 Roll, Pitch 및 Yaw 데이터 중 하나일 수 있다.
- [0035] 원격 제어 장치(300)는 무인 항공기(100)를 원격으로 제어하기 위한 장치이다. 이 때, 원격 제어 장치(300)는 상기에서 언급한 무인 항공기(100)의 움직임을 제어할 제어 명령을 생성하여 움직임 제어 장치(200)로 전송한다.
- [0036] 원격 제어 장치(300)는 사용자에게 장착되며, 일례로 사용자의 손, 바람직하게는 사용자의 손바닥에 장착되는 웨어러블 기기일 수 있다.
- [0037] 원격 제어 장치(300)는 예를 들어, 프로세서 및 프로세서에 의해 실행 가능한 명령어들을 저장하는 메모리를 포함할 수 있다.
- [0038] 컴퓨터 프로그램을 실행할 수 있는 CPU(central processing unit)나 그밖에 가상 머신 등을 포함할 수 있다.
- [0039] 메모리는 고정식 하드 드라이브나 착탈식 저장 장치와 같은 불휘발성 저장 장치를 포함할 수 있다. 착탈식 저장 장치는 콤팩트 플래시 유닛, USB 메모리 스틱 등을 포함할 수 있다. 메모리는 각종 랜덤 액세스 메모리와 같은

회발성 메모리도 포함할 수 있다.

- [0040] 이와 같은 메모리에는 프로세서에 의해 실행 가능한 프로그램 명령어들이 저장된다.
- [0041] 또한, 원격 제어 장치(300)는 자이로센서 및 가속도계가 있는 6축 센서를 포함할 수 있고, 또한 무인 항공기(100)의 제어를 위해 지도학습 및 강화학습을 위한 운영체제, 뉴럴 네트워크(neural network)를 포함할 수 있다.
- [0042] 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따르면, 손에 장착된 원격 제어 장치(300)에서 사용자의 손 자세 및 손의 움직임(제스처)을 인식하여 무인 항공기(100)를 효율적으로 제어할 수 있다.
- [0043] 이하에서는 손에 장착된 원격 제어 장치(300)가 무인 항공기(100)를 제어한다는 점에서 센서를 통해 검출된 손의 자세 및 움직임에 따라 무인 항공기(100)가 제어되는 것으로 설명한다.
- [0044] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 원격 제어 장치(300)에서 제어 명령을 생성하는 과정을 도시한 것이다.
- [0045] 도 3에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 원격 제어 장치(300)는 강화학습 기반의 제1 뉴럴 네트워크(Multi Layer Perceptron, MLP1) 및 제2 뉴럴 네트워크(MLP2)를 포함할 수 있다.
- [0046] 제1 뉴럴 네트워크에는 사용자 손의 자세 및 움직임에 따른 센싱 데이터가 입력된다.
- [0047] 본 실시예에 따르면, 원격 제어 장치(300)에는 적어도 하나의 센서가 제공되고, 센서는 사용자 손의 자세 또는 움직임에 따른 센싱 데이터를 수집한다.
- [0048] 예를 들어, 센서는 자이로센서 및 가속도계가 있는 6축 센서일 수 있고, 센싱 데이터는 자이로센서의 Roll, Pitch 데이터, 가속도센서의 Z축 데이터일 수 있다.
- [0049] 제1 뉴럴 네트워크는 강화학습 기반으로 사용자 손의 자세 또는 손의 움직임에 대한 센싱 데이터에 기초하여 손의 자세에 따른 경사 방향, 상기 손의 움직임 방향 및 상기 경사 방향에서의 각도를 결정한다.
- [0050] 본 실시예에 따르면, 손의 자세는 9개로 분류되고, 손의 움직임은 4개로 분류될 수 있다.
- [0051] 도 4에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 손의 자세 및 움직임은 13개로 분류된다.
- [0052] 손의 자세는 정지(Stop), 좌측(Left), 우측(Right), 전진(Forward), 후진(Backward), 우측 전진(Forward-Right), 좌측 전진(Forward-Left), 우측 후진(Backward-Right) 및 좌측 후진(Backward-Left)에 대응하는 9개의 자세와 상승(Up), 하강(Down), 직접 제어 모드 (Direct Mode) 및 기하학적 궤도 제어 모드(Figural Mode)로의 변환을 위한 4개의 움직임을 포함할 수 있다.
- [0053] 본 실시예에 따르면, 손의 자세는 손등이 위를 향한 상태에서의 자세, 즉 원격 제어 장치(300)의 일면이 위를 향하는 경우의 자세로 정의될 수 있다.
- [0054] 9개의 자세는 각각, 손이 수평한 자세(정지에 대응), 좌측으로 경사진 자세 (좌측 이동), 우측으로 경사진 자세 (우측 이동), 손의 앞쪽이 뒤쪽보다 아래로 경사진 자세(전진), 손의 뒤쪽(손목쪽)이 앞쪽보다 아래로 경사진 자세(후진), 손의 앞쪽이 우측 대각선 방향 아래로 경사진 자세(우측 전진), 손의 앞쪽이 좌측 대각선 방향 아래로 경사진 자세(좌측 전진), 손의 뒤쪽이 우측 대각선 아래로 경사진 자세(우측 후진) 및 손의 뒤쪽이 좌측 대각선 아래로 경사진 자세(좌측 후진)를 포함할 수 있다.
- [0055] 4개의 손의 움직임은 손바닥이 위를 향한 상태에서 아래에서 위로 이동(상승), 위에서 아래로 이동(하강), 우측에서 좌측으로 이동(직접 제어 모드 전환) 및 좌측에서 우측으로 이동(기하학적 궤도 제어 모드 전환)하는 움직임을 포함할 수 있다.
- [0056] 본 실시예에 따르면, 제1 뉴럴 네트워크는 센싱 데이터에 기초하여 상기한 9개 자세 각각에 따른 경사 방향과 손의 움직임 방향에 대한 확률값(노드값)과 각 경사 방향에서의 각도(arc)를 출력한다.
- [0057] 여기서, 가장 큰 노드값의 자세 또는 움직임이 현재 사용자 손의 제스처로 결정되고, 결정된 사용자 손의 제스처가 9개의 자세 중 하나인 경우 상기한 노드값이 결정된 손의 자세의 각도로 결정된다.
- [0058] 본 실시예에 따른 제1 뉴럴 네트워크는 강화학습 기반으로 학습되며, 여기서, 경사 방향 및 움직임 방향은 강화학습에서 동작으로 정의되고, 각도는 상태로 정의된다. 이에 대해서는 다시 상세하게 설명될 것이다.
- [0059] 본 실시예에 따른, 직접 제어 모드는 손 움직임에 따라 직접적으로 무인 항공기의 비행 방향을 제어하는 모드로

서, 직접 제어 모드 상태에서 제1 뉴럴 네트워크가 출력한 경사 방향, 손의 움직임 방향 및 각도에 따라 무인 항공기(100)가 제어된다.

- [0060] 제1 뉴럴 네트워크의 출력에 따라, 원격 제어 장치(300)는 움직임 제어 장치(200)로 제어 명령을 전송하고, 움직임 제어 장치(200)의 제어에 의해 무인 항공기(100)가 도 5에 도시된 바와 같이 비행한다.
- [0061] 도 6에 도시된 바와 같이, 기하학적 궤도 제어 모드는 무인 항공기가 원형 이동(Circle), 나선형 이동(Spiral), 삼각형 이동(triangle) 및 사각형 이동(Square)과 같은 기하학적 궤도로 움직이도록 제어하는 모드이다.
- [0062] 사용자의 손이 좌측에서 우측으로 움직이는 경우 직접 제어 모드에서 기하학적 궤도 제어 모드로 전환되며, 이때 제2 뉴럴 네트워크는 제1 뉴럴 네트워크에서 출력된 경사 방향, 움직임 방향 및 각도에 따라 상기 무인 항공기의 이동 방향, 이동 속도, 모드 전환, 기하학적 궤도 및 상기 기하학적 궤도의 스케일 중 하나를 결정한다.
- [0063] 제2 뉴럴 네트워크도 강화학습 기반으로 학습될 수 있고, 상기한 스케일이 강화학습에서 상태로 정의된다.
- [0064] 기하학적 궤도 제어 모드에서, 스케일은 도 6의 기하학적 궤도의 크기로 정의될 수 있고, 0 내지 1의 값 중 하나를 가질 수 있다. 또한, 스케일은 사용자에게 따라 서로 다르게 학습되어 결정될 수 있다.
- [0065] 제2 뉴럴 네트워크는 제1 뉴럴 네트워크에서 출력되는 손의 자세 변화에 따른 각 경사 방향의 빈도수 및 초기 자세에서 자세 변화가 시작되어 다시 초기 자세로 돌아오는 시간을 이용하여 스케일을 계산한다.
- [0066] 예를 들어, 제2 뉴럴 네트워크는 손의 자세가 미리 설정된 시간 동안 수평(정지 동작)하게 유지되고 있다가 자세 변화가 시작되어 다시 수평한 자세로 되돌아오는 경우, 수평한 자세(초기 자세)의 빈도수가 일정 횟수 이상이고, 이후 자세 변화가 발생하여 다시 초기 자세로 돌아오는 시간을 이용하여 스케일을 결정한다.
- [0067] 또한, 제2 뉴럴 네트워크는 빈도수를 이용하여 상기 손의 자세 변화가 원형 궤적인지, 코너 궤적인지 여부를 판단하여 무인 항공기(100)를 원형, 나선형 및 다각형 궤도 중 하나로 제어한다.
- [0068] 예를 들어, 초기 자세에서 시작하여 손의 자세가 연속적으로 변화하는 경우, 수평 자세를 제외한 나머지 8개의 자세가 순차적으로 나타날 수 있고, 이러한 경우 제2 뉴럴 네트워크는 손의 자세 변화가 원형 궤적인 것으로 판단한다.
- [0069] 한편, 손의 자세에 따른 경사 방향의 빈도수가 좌측(Left), 우측(Right), 전진(Forward), 후진(Backward)에 대응하게 일정한 횟수로 순차적으로 나타나는 경우, 제2 뉴럴 네트워크는 이를 코너 궤적으로 판단한다.
- [0070] 원격 제어 장치(300)는 직접 제어 모드 및 기하학적 궤도 제어 모드에서, 상기한 제1 뉴럴 네트워크와 제2 뉴럴 네트워크를 이용하여 무인 항공기(100) 제어를 위한 제어 명령을 생성한다.
- [0071] 본 실시예에 따르면, 손의 자세 변화가 코너 궤적인 경우 제어 명령은 Roll 및 Pitch 데이터만을 포함할 수 있고, 원형 궤적인 경우 제어 명령을 Yaw 데이터를 추가로 포함할 수 있다.
- [0072] 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따르면 상기한 뉴럴 네트워크에서의 분류 성능을 높이기 위해 강화학습(reinforcement learning)을 도입한다.
- [0073] 이하에서는 강화학습에 대한 내용을 상세하게 설명한다.
- [0074] 강화학습에서 자율 에이전트는 시간 t에서 자신의 환경으로부터의 상태 s_t 를 관측한다. 자율 에이전트는 상태 s_t 에서 동작을 수행하여 환경과 상호 작용한다.
- [0075] 에이전트가 동작을 수행하면 현재 상태와 수행된 동작을 기반으로 환경과 에이전트가 새로운 상태인 s_{t+1} 로 전환된다. 환경이 새로운 상태 s_{t+1} 로 전환될 마다 에이전트에 보상 r_{t+1} 이 제공된다.
- [0076] 에이전트의 목표는 현재 상태가 다음 상태에 영향을 주거나 미래가 현재 상태에서 과거와 조건적으로 독립적인 Markov 프로세스를 학습하는 것이다.
- [0077] Markov 결정 프로세스(Markov Decision Process: MDP)에서 에이전트는 관측치 $o_t \in \Omega$ 를 획득한다.
- [0078] 여기서 다음 관측치의 분포 $p(o_{t+1}|s_{t+1}, a_t)$ 는 현재 상태와 이전 동작에 의존한다. 상태 값 함수 $V^\pi(s)$ 는 상태 s에서 시작하여 π 를 따르는 기대 이익이다.

수학식 1

$$V^\pi(s) = E[R|s, \pi]$$

[0079]

[0080] 최적의 π^* 는 상응하는 상태 값 함수 $V^*(s)$ 를 가지며 그 반대의 경우도 마찬가지이다. 최적 상태 값 함수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 2

$$V^*(s) = \max_{\pi} V^\pi(s)$$

[0081]

[0082] 강화학습 설정에서 전환 역학 T를 사용할 수 없다. 따라서 V와 유사한 또 다른 함수인 함수 $Q^\pi(s, a)$ 를 구성한다. 단, 초기 동작 a가 제공되고 π 는 이후의 상태에서만 이어진다.

수학식 3

$$Q(s_t, a_t, \theta)$$

[0083]

[0084] 딥 Q-네트워크(DQN)에서, Q 함수를 계산하는 것은 고차원 공간을 갖는 문제로 인해 어려움이 있다. 한 가지 가능한 솔루션은 딥 뉴럴 네트워크를 사용하여 근사값을 구하는 것이다.

[0085] 여기서 θ 는 딥 뉴럴 네트워크의 매개변수이다. 네트워크를 학습할 때, 네트워크의 목표 값에 의해 계산된 다음 손실 함수가 최적화에 사용된다

수학식 4

$$Loss = ||y_t^{DQN} - Q(s_t, a_t, \theta)$$

[0086]

수학식 5

$$Y_t^{DQN} \equiv R_{t+1} + \gamma \max Q(S_{t+1}, a_{t+1}, \theta^-)$$

[0087]

[0088] 여기서, θ^- 는 대상 네트워크의 고정 매개변수를 나타낸다.

[0089] 네트워크의 매개변수를 학습하는 것이 가능하지만 학습 시 온라인 매개변수 θ 를 사용하는 것은 실제로 제대로 수행되지 않는다. 이는 표준 Q-러닝의 잘 알려진 문제다.

[0090] Mnih 등은 미리 정의된 모든 단계를 업데이트함으로써 목표 네트워크 $Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta^-)$ 의 매개변수들을 동결시킴으로써 네트워크의 안정성을 향상시킬 수 있는 가능한 솔루션을 제안했다.

[0091] 여기서, θ^- 는 사전 정의된 단계로 갱신된 매개변수이다.

수학식 6

$$e_t = (e_t, a_t, r_t, s_{t+1})$$

[0092]

수학식 7

$$D_t = e_1, e_2, \dots, e_t$$

[0093]

[0094] 네트워크의 안정성을 크게 떨어뜨리는 버퍼의 누적된 모든 경험의 상관 관계를 삭제하기 위하여 DQN은 경험 재생(experience replay)이라는 기술을 사용한다. 수학식 6과 7은 버퍼에 경험이 축적되는 방법을 보여주는데, 여기서 s_t 는 상태이고, a_t 는 동작이며, r_t 는 보상이다.

[0095] 경험 재생을 통해, 네트워크는 순차적으로 누적된 데이터를 사용하는 대신 무작위로 샘플링된 D의 경험 미니-배치(mini-batch)를 사용한다.

[0096] 동작을 선택하고 평가하기 위해 다른 값을 사용하는 대신, Wang 외 (2016)가 제안한 Dueling 딥 Q-네트워크(Dueling DQN)는 네트워크를 가치 네트워크(value network)와 이점 네트워크(advantage network)로 분리한다. 가치 네트워크는 상태의 품질을 평가하는 것이며, 이점 네트워크는 각 동작의 품질을 평가하는 것이다.

[0097] 본 실시예에 따르면, 트레이닝을 위해 심층 강화학습을 위한 dueling 구조가 제안된다.

[0098] Dueling 구조에서 뉴럴 네트워크의 fully connected(FC) 레이어는 각각 동작 값과 상태 값을 학습하기 위해 분리되고, 말단에 연결되어 동작에 상응하는 상태를 대표하는 하나의 값을 가진다.

[0099] Dueling DQN에서 $Q(s_t, a_t; \theta, \alpha, \beta)$ 를 추정하는 몇 가지 방정식이 있다.

수학식 8

$$Q(s_t, a_t, ; \theta, \alpha, \beta) = V(s_t; \theta, \beta) + A(s_t, a_t, \theta, \alpha)$$

수학식 9

$$Q(s_t, a_t, ; \theta, \alpha, \beta) = V(s_{t+1}; \theta, \beta) + (A(s_{t+1}, a_{t+1}, \theta, \alpha) - \max_{a_{t+1} \in |A|} A(s, a_{t+1}; \theta, \alpha))$$

수학식 10

$$Q(s_t, a_t, ; \theta, \alpha, \beta) = V(s_t; \theta, \beta) + A(s_t, a_t, \theta, \alpha) - \frac{1}{A} \sum_{a_{t+1}} A(s_t, a_{t+1}; \theta, \alpha)$$

수학식 8은 함수 V와 A를 더하여 Q 값을 생성하는 방법을 보여주지만, 이점 함수 추정기는 수학식 9에서 선택된 동작에서 0의 이점을 가져야 한다. 수학식 10에서, 최대 연산자는 평균으로 대체된다. 동작 값을 예측할 때 상태 값을 이용한다.

본 실시예에서 강화학습의 동작은 상기한 경사 방향 또는 움직임(예를 들어, 손의 자세에 따른 경사 방향 및 상승, 하강, 모드 전환을 위한 움직임)으로 해석될 수 있으며 아크(arc) 또는 스케일은 상태 값으로 간주될 수 있다.

뉴럴 네트워크의 말단에서 2개의 분리 층(FC layer)을 사용하여 고성능을 제공하는 것 외에도 하나의 뉴럴 네트워크 모듈을 사용하여 방향과 대응하는 아크가 예측될 수 있다는 장점이 있다.

도 3에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 제1 뉴럴 네트워크는 손의 자세 또는 움직임을 추정하는 FC_{direction} 레이어 및 아크를 추정하는 FC_{arc} 레이어를 포함할 수 있다.

이에 따라 제1 뉴럴 네트워크의 출력을 다음과 같이 정의한다.

수학식 11

$$Net1(X, zone; \theta) = FC_{arc}(X; \theta) + (FC_{direction}(X; \theta) - \frac{1}{|direction|} \sum_{zone} FC_{direction}(X, zone; \theta))$$

여기서 θ 는 제1 뉴럴 네트워크(Net1)의 가중치, X는 손의 자세 또는 움직임에 따른 roll, pitch 및 가속도센서의 Z축 데이터이고 $|direction|$ 는 경사 방향 또는 움직임 방향 수이다. 따라서 현재 센싱 데이터에 따라 영역(zone)은 $\text{argmax}_{Net1(X; \theta)}$ 로 정의되고 해당 아크는 $Net1(y = \text{argmax}_{Net1(X; \theta)} | X; \theta)$ 이다. 아크에 대한 학습 데이터를 수집하기 위해 0.1 단위마다 0에서 1.0까지의 레이블로 2,500개의 데이터를 수집한다. 각 영역에 2,500이 있기 때문에 한 사람당 총 데이터 수는 32,500이다.

직접 제어 모드의 학습 목표 값은 다음과 같다.

수학식 12

$$Target = \begin{cases} arc & \text{if } Net1(y = currentzone|X;\theta) \\ 0 & \text{if } Net1(y \neq currentzone|X;\theta) \end{cases}$$

[0111]

[0112] 손실 함수의 정의는 다음과 같다.

수학식 13

$$Loss \frac{1}{n} \sum_i^n (Net1(X_i; \theta) - Target_i)^2$$

[0113]

[0114] 손실 값을 사용하여 역전파(Back-propagation)와 그래디언트 강하 최적화(gradient descent optimization)를 수행한다.

[0115] 다시 도 3을 참조하면, 현재 손의 자세에 따른 경사 방향과 그에 상응하는 아크 값이 제1 뉴럴 네트워크를 통해 출력된 경우, 선 속도와 각 속도가 상기한 출력에 따라 변화하므로 그에 상응하는 방향으로 무인 항공기를 조종할 수 있다.

[0116] 광범위한 학습 후에 $\text{argmax}_{Net1(X; \theta)}$ 을 통해 분류 정확도를 측정하고 평균 제곱근 오차(RMSE)를 통해 아크 값을 측정한다.

[0117] 12명의 피험자 데이터를 이용한 10배 교차 검증의 분류 정확도는 91% 였고 아크 값 예측을 위한 RMSE는 0.12이었다. Nvidia Titan X GPU를 사용하여 Adam 최적화 도구($\alpha = 0.01$)로 200개의 그래디언트 강하 과정을 수행하였다. 학습 시간은 평균 약 1분이 소요되었다.

[0118] 본 실험에서 제1 뉴럴 네트워크의 평균 실행 시간은 0.054초였다.

[0119] 직접 제어 모드에서 제1 뉴럴 네트워크가 9개의 경사 방향, 상승 및 하강 중 하나와 같은 움직임 방향을 출력하면 제어 명령이 무인 항공기(100)의 움직임 제어 장치(200)로 즉시 전송된다.

[0120] 그러나 모드가 변경되면 의도하지 않은 제어를 방지하기 위해 제1 뉴럴 네트워크가 2초 동안 연속적으로 해당 구역을 출력하는지 확인하도록 프로그램이 설정된다.

[0121] 둘째, 손 자세의 변화(hand pose sequences)를 사용하여 기하학적 궤도 궤적이 어떻게 생성되는지 설명한다.

[0122] 제1 뉴럴 네트워크에서 나온 9개의 출력(방향)은 제2 뉴럴 네트워크에 대한 입력으로 사용된다.

[0123] 전술한 바와 같이, 손 자세 변화는 제1 뉴럴 네트워크에서의 경사 방향의 빈도수로 처리된다.

[0124] 따라서, 처리된 데이터는 길이가 9이고, 각각은 손 자세 변화로부터 빈도수 분포 값을 갖는다.

[0125] 이와 같은 사전 매핑(mapping) 방식을 사용하면 손으로 만든 궤적 내에 고정된 크기의 학습 가능한 데이터를 만들 수 있다.

[0126] 코너 궤적과 원형 궤적을 구별하여 무인 항공기의 경로가 다르게 생성된다.

[0127] 즉, 코너가 아니고 원형 동작으로 분류될 때 Yaw(무인 항공기의 수직방향을 기준으로 회전하는 것)를 고려하여 경로가 생성된다. 경로는 사용자가 손으로 궤적을 만들 때 제1 뉴럴 네트워크의 누적된 출력으로 구성된다.

- [0128] 기하학적 궤도 제어 모드에서, 프로그램은 사용자로부터 궤도의 시작과 끝을 확인하기 위해 제1 뉴럴 네트워크의 정지 신호를 계산한다. 즉, 정지 신호가 일정 기간 이상 계속되면 궤적이 그려지기 시작한 것을 인식하고 센싱 데이터 기록을 시작한다. 정지 신호가 1초 이상 계속되면 데이터 기록이 중지되고 제1 뉴럴 네트워크의 순차 출력이 경로 생성에 사용된다.
- [0129] 제1 뉴럴 네트워크에서 하나의 동일한 영역(identical zone, 동일한 경사 방향)이 연속적으로 출력되면 버퍼는 비율 $r_{current} = \frac{frequency_{currentzone}}{frequency_{tollength}}$ 를 순차적으로 채운다.
- [0130] 버퍼에 쌓인 모든 비율에 스케일 팩터를 곱하여 해당 방향으로 이동할 시간(초)을 결정한다.
- [0131] 즉, 특정 범위의 제1 영역이 다른 영역보다 연속적으로 나오는 경우 무인 항공기는 제1 영역에 해당하는 방향으로 더 오래 움직인다.
- [0132] 제2 뉴럴 네트워크의 입력이 코너 궤적으로 분류되면 버퍼의 데이터는 roll과 pitch를 통해 무인 항공기를 제어한다. 원형의 경우 시계 방향인지 반시계 방향인지에 따라 무인 항공기의 Roll, Pitch, Yaw를 제어한다.
- [0133] 예를 들어, Forward→Left forward의 순서로 나오면 반시계방향으로, Forward→Right forward의 순서로 나오면 시계 방향으로 움직인다.
- [0134] 제2 뉴럴 네트워크가 어떤 기하학적 궤도 궤적을 생성해야 하는지 결정할 때 해당 비행 매개변수가 실시간으로 생성된다. 이에 대해서는 이하에서 상술될 것이다.
- [0135] 궤적의 스케일 S는 제1 뉴럴 네트워크의 아크와 비슷한 방법으로 만들어진다. 프로그램의 안내에 따라 점차 크게 그려지는 0에서 1까지의 각 운동(원형, 코너)에 대해 소정 개수의 눈금으로 표시된다.
- [0136] 따라서 제1 뉴럴 네트워크와 마찬가지로 제2 뉴럴 네트워크의 출력을 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 14

$$Net2(X, move; \theta) = FC_{scale}(X; \theta) + (FC_{move}(X; \theta)) - \frac{1}{|move|} \sum_{move} FC_{move}(X, scale; \theta)$$

[0137]

수학식 15

$$Target = \begin{cases} scale & \text{if } Net2(y = currentzone | X; \theta) \\ 0 & \text{if } Net2(y \neq currentzone | X; \theta) \end{cases}$$

[0138]

- [0139] 손실 함수, 학습 매개변수 및 평가 방법은 위에서 언급한 제1 뉴럴 네트워크(직접 제어)의 학습과 동일하다.
- [0140] argmaxNet2를 사용하여 측정된 분류 정확도는 94%였고 $Net2(y = \text{argmaxNet2}(X; q) | \mathbf{X}; \mathbf{q})$ 를 사용한 스케일 예측의 RMSE는 0.01이었다. Raspberry Pi Zero를 사용하면 예측과 경로 생성에 걸리는 시간이 약 0.95초가 소요되었다.
- [0141] 이하에서는 무인 항공기 제어 과정을 상세하게 설명한다.
- [0142] 위에서 언급했듯이 무인 항공기를 제어하는 데는 두 가지 모드가 있다. 하나는 직접 제어(또는 방향 명령) 모드이고 다른 하나는 기하학적 궤도 제어 모드이다. 두 가지 모드 모두 무인 항공기의 선형 가속도와 각속도를 제어한다.
- [0143] 첫째, 직접 제어의 경우 Up 및 Down 영역은 V_{hand} 를 1 또는 -1로 설정하여 무인 항공기를 상승 또는 하강 시키도록 수직 속도를 제어한다. 전방 및 후방 이동 제어는 $pitch_{hand}$ 를 +1 또는 -1로 설정한다. 왼쪽 및 오른쪽 영역

은 $roll_{hand}$ 를 -1 또는 +1로 설정한다.

[0144] 대각선 방향의 경우 이 값의 조합이 무인 항공기로 전송된다. 따라서 직접 제어의 경우, 손의 roll과 pitch를 측정 후 무인 항공기로 전송되는 제어 명령은 다음과 같다.

수학식 16

$$\begin{aligned}
 V_{drone} &= V_{hand} * max_{speed} \\
 roll_{drone} &= roll_{hand} * arc * max_{angle} \\
 pitch_{drone} &= pitch_{hand} * arc * max_{angle}
 \end{aligned}$$

[0145]

[0146] 두 번째로, 기하학적 궤도 제어에서 무인 항공기의 자세 $pose_{drone}$ 를 설정하기 위해 보낸 Roll, Pitch, Yaw 명령은 다음과 같다.

수학식 17

$$\begin{aligned}
 roll_{drone} &= roll_{hand} * arc * max_{angle} \\
 pitch_{drone} &= pitch_{hand} * arc * max_{angle} \\
 yaw_{drone} &= \frac{rotationspeed}{S}
 \end{aligned}$$

[0148]

[0149] 무인 항공기가 너무 빨리 움직이는 것을 막기 위해 Max_{angle} 과 max_{speed} 는 각각 60과 1로 설정되었다. 각 $pose_{drone}$ 는 스케일을 반영하기 위해 Drone for $S*max_{second}*r_{current}$ 시간으로 보내진다. 위에서 언급했듯이 Yaw 회전 값은 원형 궤적 제어에서만 사용된다.

[0150] 실험에서 시계 방향과 반시계 방향에 따라 Yaw 회전 속도를 +, - 0.5로 설정했다. 그러나, 회전 속도가 너무 빠르면, 무인 항공기는 큰 스케일에도 불구하고 작은 원내에서 이동할 수 있고, 회전 속도가 너무 낮으면 원내에서 움직이지 않을 수 있다. 그러므로 Yaw 제어 값은 원형 궤적 제어의 스케일에 따라 조정된다. 기하학적 궤도 제어에서 사용자가 의도한대로 궤적의 모양을 더 좋게 하기 위해 아크 값을 사용하지 않았다.

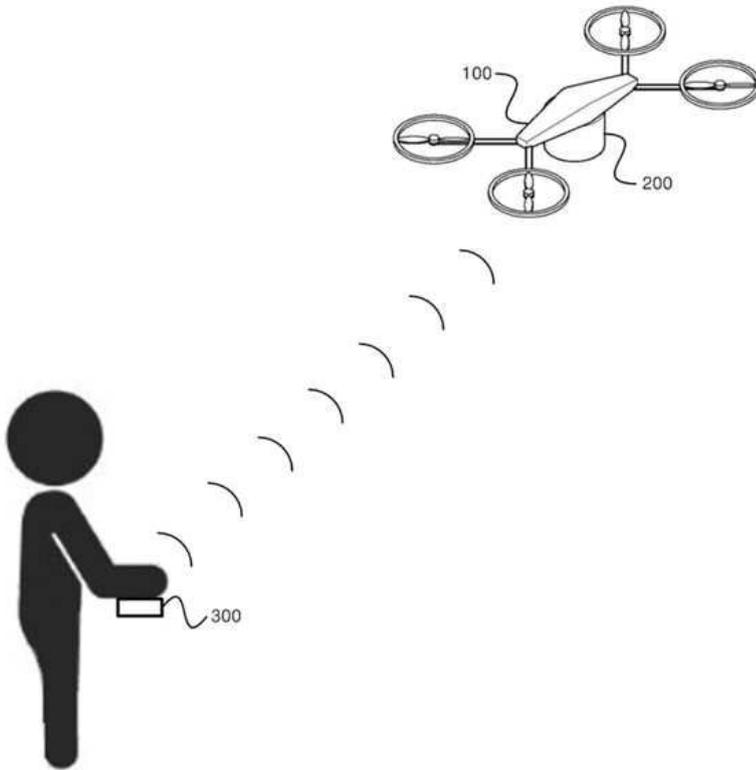
[0151] 위의 $roll_{drone}$, $pitch_{drone}$ 및 yaw_{drone} 은 사원수(Quaternions)로 변환된 후 무인 항공기로 전송된다.

산업상 이용가능성

[0152] 상기한 본 발명의 실시예는 예시의 목적을 위해 개시된 것이고, 본 발명에 대한 통상의 지식을 가지는 당업자라면 본 발명의 사상과 범위 안에서 다양한 수정, 변경, 부가가 가능할 것이며, 이러한 수정, 변경 및 부가는 하기의 특허청구범위에 속하는 것으로 보아야 할 것이다.

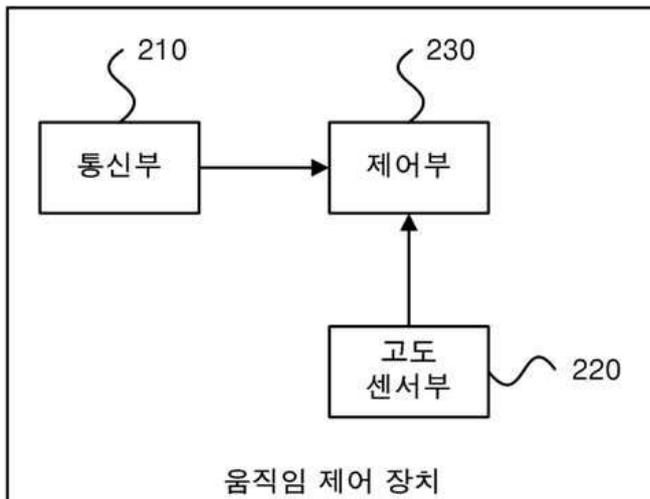
도면

도면1

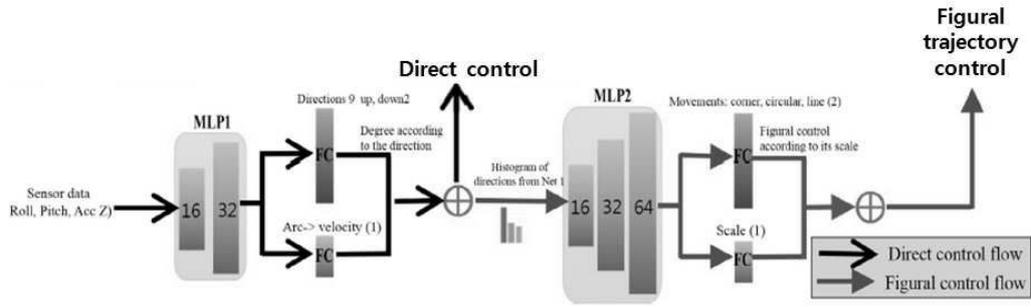


도면2

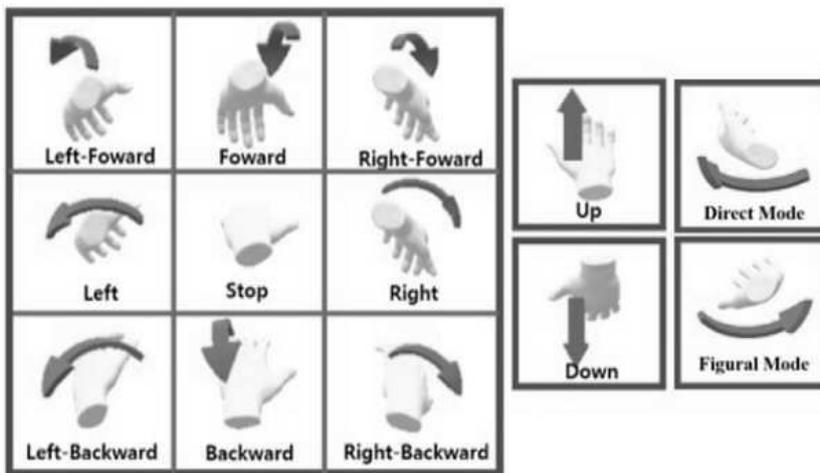
200



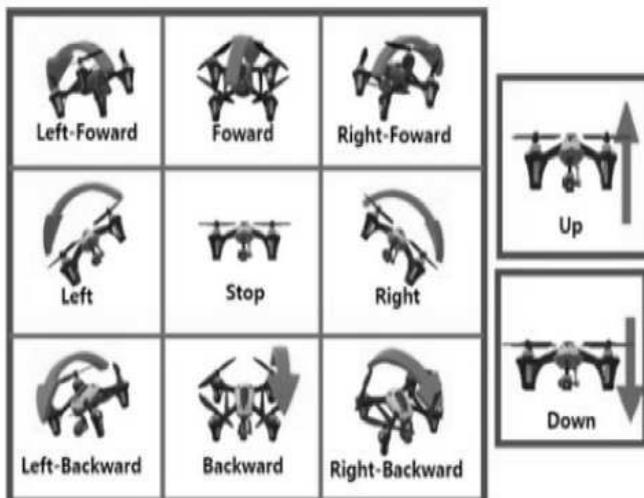
도면3



도면4



도면5



도면6

