



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0081618
(43) 공개일자 2025년06월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/70 (2017.01) G01S 17/894 (2020.01)
G06T 7/60 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/70 (2017.01)
G01S 17/894 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2023-0170143
(22) 출원일자 2023년11월29일
심사청구일자 2023년11월29일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
유현우
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
강경수
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
이민재
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
특허법인더웨이브

전체 청구항 수 : 총 15 항

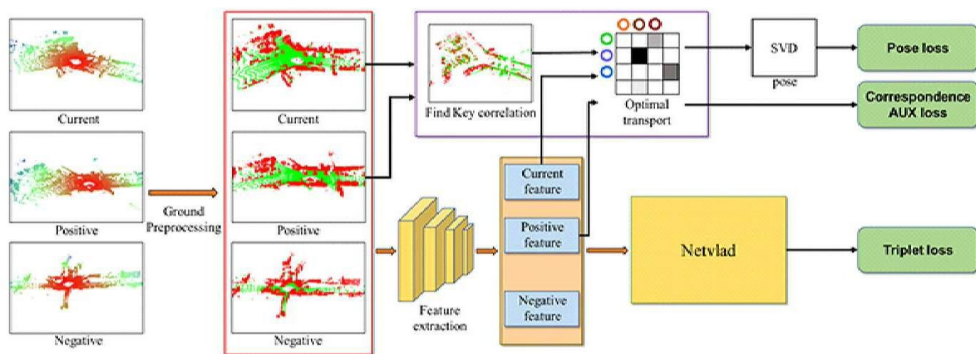
(54) 발명의 명칭 대규모 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 위한 필수 피쳐 연관 추정

(57) 요약

실시예에 따르면, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치는, 명령어들을 저장하도록 구성되는 메모리; 및 상기 명령어들을 실행함으로써: 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하고, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하고, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하고, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하고, 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성되는 프로세서; 를 포함한다.

대표도

200



(52) CPC특허분류

G06T 7/60 (2013.01)

G06T 2207/10028 (2013.01)

G06T 2207/20076 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711172456
과제번호	2022R1F1A1066488
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	로봇 주행을 이용한 이중 환경에서의 자기지도학습
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2022.06.01 ~ 2023.05.31

명세서

청구범위

청구항 1

필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치에 있어서,

명령어들을 저장하도록 구성되는 메모리; 및

상기 명령어들을 실행함으로써:

지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A , L^B)을 생성하고,

상기 포인트 셋들(L^A , L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A , F^B)을 추출하고,

상기 포인트 셋들(L^A , L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A , L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하고,

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A , L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하고,

상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성되는 프로세서; 를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성(flatness), 수직성(uprightness), 고도(elevation) 및 평면성(planeness)을 포함하고,

상기 프로세서는, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하도록 구성되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로세서는, 비균형 최적 트랜스포트(unbalanced optimal transport) 함수 H를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A , F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하도록 구성되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 포인트 셋(L^A)의 i번째 섹션(L_i^A) 및 상기 포인트 셋(L^B)의 j번째 섹션(L_j^B) 간의 기하학적 거리($D(L_i^A, L_j^B)$)에 기초하여 상기 제2 확률 모델(P_{ij})을 계산하도록 구성되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 제2 확률 모델(P_{ij}), 상기 i 번째 섹션(L_i^A)이 지면일 확률($P_G(L_i^A)$) 및 상기 j 번째 섹션(L_j^B)이 지면일 확률($P_G(L_j^B)$)에 기초하여 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하도록 구성되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})로 구성되는 가중치 행렬(W)을 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 직접 곱하여 가중 추정 연관($\hat{C}'$)을 획득하고,

상기 가중치 행렬(W) 및 상기 가중 추정 연관($\hat{C}'$)에 기초하여 상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치.

청구항 7

메모리에 저장되는 명령어들을 실행하는 프로세서에 의해 수행되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법에 있어서,

지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 단계;

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하는 단계;

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계;

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계; 및

상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계; 를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성, 수직성, 고도 및 평면성을 포함하고,

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 단계는,

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하는 단계를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계는,

비균형 최적 트랜스포트 함수 H 를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A, F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계는,

상기 포인트 셋(L^A)의 i 번째 섹션(L_i^A) 및 상기 포인트 셋(L^B)의 j 번째 섹션(L_j^B) 간의 기하학적 거리($D(L_i^A, L_j^B)$)에 기초하여 상기 제2 확률 모델(P_{ij})을 계산하는 단계를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계는,

상기 제2 확률 모델(P_{ij}), 상기 i 번째 섹션(L_i^A)이 지면일 확률($P_G(L_i^A)$) 및 상기 j 번째 섹션(L_j^B)이 지면일 확률($P_G(L_j^B)$)에 기초하여 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계는,

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})로 구성되는 가중치 행렬(W)을 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 직접 곱하여 가중 추정 연관($\hat{C}'$)을 획득하는 단계; 및

상기 가중치 행렬(W) 및 상기 가중 추정 연관($\hat{C}'$)에 기초하여 상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계를 포함하는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법.

청구항 13

비일시적 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램에 있어서,

상기 컴퓨터 프로그램의 명령어들은, 적어도 하나의 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 적어도 하나의 프로세서가:

지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이더 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 동작;

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하는 동작;

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이더 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 동작;

상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관

($\hat{C}$)을 도출하는 동작; 및

상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 동작; 을 수행하게 하는, 비일시적 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성, 수직성, 고도 및 평면성을 포함하고,

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 동작은,

상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하는 동작을 포함하는, 비일시적 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 동작은,

비균형 최적 트랜스포트 함수 H를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A, F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 동작을 포함하는, 비일시적 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 로봇틱스 및 컴퓨터 비전 영역에서, SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)에 대해 광범위한 연구들이 수행되고 있다. SLAM은 모바일 로봇에 대해 사용될뿐만 아니라, 자율주행 차량 및 수중 해양 로봇과 같은 무인 기술들에 대해서도 광범위하게 사용되고 있다. 기존의 접근에서, SLAM의 파이프라인은 넓게는 다음의 세 부분으로 나눌 수 있다: 1) 프론트 엔드, 2) 백 엔드, 3) 루프 클로징. 루프 클로징은 Rendezvous로도 알려진, 이전에 방문한 위치를 연결하는 루프를 로봇이 탐지할 때 로봇의 포즈를 최적화할 수 있다. 로봇 내비게이션에 있어서 루프 클로징 포인트를 정확하게 탐지하는 것이 중요할 수 있는데, 이는 루프 탐지의 실패가 맵과 로봇의 부정확한 포즈 최적화의 결과가 될 수 있기 때문이고, 이는 왜곡된 맵 표현으로 이어질 수 있다. 이전에 방문한 위치들을 성공적으로 탐지함으로써, 로봇이 에러의 누적으로 인해 과거 경로를 정확하게 추정하는 데 실패하더라도, 로봇의 포즈가 재로컬화를 통해 정정될 수 있다.

[0003] 장소 인식은 루프 클로징 탐지에 있어서 상당한 중요성을 가지며, 따라서 많은 연구들이 수행되어 왔다. 그러나, 3D LiDAR 포인트 클라우드에 대한 장소 인식을 수행하는 것에는 여전히 어려움이 있는데, 이는 3D LiDAR 포인트 클라우드는 2D 이미지에 비해 희박하고, 3D 기하학 구조의 복잡한 분포를 갖기 때문이다. 이 경우, 기하학적 구조를 구별할 수 있는 정보가 피쳐 내에 포함되지 않을 수 있으며, 이는 대략적(coarse) 레벨에서 이전에 방문한 장소를 탐지하는 것의 실패를 유발할 수 있다. 상세한(fine) 레벨의 포즈 추정을 달성하는 것 또한 어려울 수 있는데, 이는 6-자유도 포즈의 추정은 3D LiDAR 포인트 클라우드에서 디테일한 구조적 정보를 담은 피쳐들을 필요로 하기 때문이다.

[0004] 이와 같은 이슈들을 해소하기 위해, 종래의 연구들에서는, ICP(Iterative Closest Point)에 기반한 다양한 등록 방법들이 대략적 글로벌 포즈를 인식한 이후 상세 포즈를 추정하기 위해 널리 활용되어 왔다. 그러나, ICP와 같은 방법은 초기 포즈에 의해 영향을 받을 수 있으며, 로컬 최소에 빠질 수 있어, 어긋난 3D 스캔의 결과가 될

수 있다. 최근의 연구들은 글로벌 장소 인식을 추정함과 동시에 6-자유도 변환에 대한 로컬 디스크립터를 학습함으로써, 또는 상세 포즈 추정에 대한 초기 포즈를 추정함으로써 이와 같은 문제들에 맞서고 있다. 이를 완수하기 위해, 포인트 연관들을 수립하는 것이 중요할 수 있으며, 이는 데이터 증강 및 언밸런스 최적 트랜스포트를 포함하는 다양한 방법들의 채택으로 이어질 수 있다. 그럼에도, 이와 같은 방법들은 true-positive 연관을 추정하기 위한 피쳐 포인트들의 필요성을 고려하지 않으며, 단지 가능한 모든 포인트들을 이용하고 있다. 모든 피쳐 포인트들을 동등하게 이용하는 것은 false-positive 또는 false-negative와 같은 부정확한 연관 추정의 결과가 될 수 있으며, 이는 피쳐 포인트들 중 일부가 연관을 갖지 않더라도 연관성을 찾으려 하기 때문이다. 이는 구조적 정보에 대한 로컬 피쳐 학습에서 식별력의 부족으로 이어질 수 있다. 결과적으로, 대략적 장소 인식을 이용할 때, 불필요한 피쳐들까지 함께될 수 있고, 이는 글로벌 장소 인식의 제한된 정확도로 이어질 수 있다. 더욱이, 피쳐 연관 추정의 불능성은 저조한 재로컬화 성능의 결과가 될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 본 발명의 목적들 중 하나는, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화의 과정에서 불필요한 피쳐들이 피쳐 연관에 관여하는 것을 방지하기 위해, 불필요한 피쳐들의 영향을 줄이고 필요 피쳐들을 보다 강조하는 방식의 피쳐 연관 기법을 제공하는 것이다.
- [0006] 본 발명의 기술적 목적은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또다른 기술적 과제들은 아래의 기재들로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0007] 실시예에 따르면, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치는, 명령어들을 저장하도록 구성되는 메모리; 및 상기 명령어들을 실행함으로써: 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A , L^B)을 생성하고, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A , F^B)을 추출하고, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A , L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하고, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A , L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하고, 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성되는 프로세서; 를 포함한다.
- [0008] 실시예에 따르면, 상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성(flatness), 수직성(uprightness), 고도(elevation) 및 평면성(planeness)을 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하도록 구성된다.
- [0009] 실시예에 따르면, 상기 프로세서는, 비균형 최적 트랜스포트(unbalanced optimal transport) 함수 H를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A , F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하도록 구성된다.
- [0010] 실시예에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 포인트 셋(L^A)의 i번째 섹션(L_i^A) 및 상기 포인트 셋(L^B)의 j번째 섹션(L_j^B) 간의 기하학적 거리($D(L_i^A, L_j^B)$)에 기초하여 상기 제2 확률 모델(P_{ij})을 계산하도록 구성된다.
- [0011] 실시예에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 제2 확률 모델(P_{ij}), 상기 i번째 섹션(L_i^A)이 지면일 확률($P_G(L_i^A)$) 및 상기 j번째 섹션(L_j^B)이 지면일 확률($P_G(L_j^B)$)에 기초하여 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하도록 구성된다.

- [0012] 실시예에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})로 구성되는 가중치 행렬(W)을 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 직접 곱하여 가중 추정 연관($\hat{C}'$)을 획득하고, 상기 가중치 행렬(W) 및 상기 가중 추정 연관($\hat{C}'$)에 기초하여 상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성된다.
- [0013] 실시예에 따르면, 메모리에 저장되는 명령어들을 실행하는 프로세서에 의해 수행되는, 필수 피쳐 연관 추정 기반의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법은, 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 단계; 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하는 단계; 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계; 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계; 및 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계;를 포함한다.
- [0014] 실시예에 따르면, 상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성, 수직성, 고도 및 평면성을 포함하고, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 단계는, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하는 단계를 포함한다.
- [0015] 실시예에 따르면, 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계는, 비균형 최적 트랜스포트 함수 H 를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A, F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 단계를 포함한다.
- [0016] 실시예에 따르면, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계는, 상기 포인트 셋(L^A)의 i 번째 섹션(L_i^A) 및 상기 포인트 셋(L^B)의 j 번째 섹션(L_j^B) 간의 기하학적 거리($D(L_i^A, L_j^B)$)에 기초하여 상기 제2 확률 모델(P_{ij})을 계산하는 단계를 포함한다.
- [0017] 실시예에 따르면, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계는, 상기 제2 확률 모델(P_{ij}), 상기 i 번째 섹션(L_i^A)이 지면일 확률($P_G(L_i^A)$) 및 상기 j 번째 섹션(L_j^B)이 지면일 확률($P_G(L_j^B)$)에 기초하여 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 단계를 포함한다.
- [0018] 실시예에 따르면, 상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계는, 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})로 구성되는 가중치 행렬(W)을 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 직접 곱하여 가중 추정 연관($\hat{C}'$)을 획득하는 단계; 및 상기 가중치 행렬(W) 및 상기 가중 추정 연관($\hat{C}'$)에 기초하여 상기 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 단계를 포함한다.
- [0019] 실시예에 따르면, 비일시적 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램의 명령어들은, 적어도 하나의 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 적어도 하나의 프로세서가: 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하는 동작; 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하는 동작; 상기 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하는 동작; 상기 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 상기 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 동작; 및 상기 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하는 동작;을 수행하게 한다.
- [0020] 실시예에 따르면, 상기 지면의 기하학적 특성들은 평탄성, 수직성, 고도 및 평면성을 포함하고, 상기 포인트 셋

들(L^A , L^B)을 생성하는 동작은, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B)의 각 섹션(L_k)이 상기 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하는 동작을 포함한다.

[0021] 실시예에 따르면, 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 동작은, 비균형 최적 트랜스포트 함수 H를 이용하여, 상기 포인트 셋들(L^A , L^B) 및 상기 로컬 피쳐들(F^A , F^B)에 기초하여 상기 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하는 동작을 포함한다.

발명의 효과

[0022] 본 발명의 실시예들에 따르면, 불필요한 피쳐들의 영향을 줄이고 필요 피쳐들을 보다 강조하는 방식의 피쳐 연관 기법이 제공될 수 있으며, 그에 따라 글로벌 장소 인식 및 재로컬화의 과정에서 불필요한 피쳐들이 피쳐 연관에 관여하는 것이 방지될 수 있다.

[0023] 본 발명의 실시예들에 따른 기술적 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또다른 효과들은 본 문서의 개시에 따라 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 대한 요약을 도시한다.

도 2는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 위한 트레이닝 과정을 도시한다.

도 3은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 수행하는 시스템을 도시한다.

도 4는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치를 구성하는 요소들을 도시한다.

도 5는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치 및 종래 기술의 성능 비교 결과를 도시한다.

도 6은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법을 구성하는 단계들을 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 이하에서는 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들이 상세하게 설명될 것이다. 이하에서의 설명은 실시예들을 구체화하기 위한 것일 뿐, 본 발명에 따른 권리범위를 제한하거나 한정하기 위한 것은 아니다. 본 발명에 관한 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 발명의 상세한 설명 및 실시예들로부터 용이하게 유추할 수 있는 것은 본 발명에 따른 권리범위에 속하는 것으로 해석되어야 한다. 본 발명에 관한 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 널리 알려져 있는 사항들에 대해서는 자세한 설명이 생략된다.

[0026] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에 관한 기술 분야에서 널리 사용되는 일반적인 용어로 기재되었으나, 본 발명에서 사용되는 용어의 의미는 해당 분야에 종사하는 기술자의 의도, 새로운 기술의 출현, 심사기준 또는 판례 등에 따라 달라질 수 있다. 일부 용어는 출원인에 의해 임의로 선정될 수 있고, 이 경우 임의로 선정되는 용어의 의미가 상세하게 설명될 것이다. 본 발명에서 사용되는 용어는 단지 사전적 의미만이 아닌, 명세서의 전반적인 맥락을 반영하는 의미로 해석되어야 한다.

[0027] 도 1은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 대한 요약을 도시한다.

[0028] 도 1을 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 대한 요약(100)이 도시될 수 있다. 요약(100)에 도시된 방법은 연관 추정을 강건하게 만듦으로써 글로벌 장소 인식 및 재로컬화의 성능을 향상시킬 수 있다. 강건한 연관 추정은 루프 클로징 및 재로컬화에서의 성능을 개선할 수 있다.

[0029] 피쳐 매칭 접근에 의해 정확한 글로벌 6-자유도 변환을 찾기 위해, 다양한 엔드 투 엔드 아키텍처들이 제안되어 왔다. 그러나, 현존하는 방법들은 피쳐들의 잘못된 연관을 고려하지 않으며, 따라서 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 불필요한 피쳐들이 연관된다.

[0030] 본 발명에서는, 불필요한 피쳐들을 제거함과 동시에 필요 피쳐들을 강조함으로써 강건한 연관 추정 방법이 도입된다. 필요 피쳐들에 대해 집중하고 불필요 피쳐들을 무시하기 위해, 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들 간의 기하학적 연관이 이용된다. 포인트 정렬 알고리즘에 기초하여 키 연관들을 찾고 강건한 연관 추정으로 제안 네트워크의 엔드 투 엔드 트레이닝을 가능하게 하는 연관 보조 손실이 도입된다.

[0031] 연관 추정 동안, 많은 평면 패치들을 갖는 지면이 아웃라이어로 행동할 수 있기 때문에, 영향 지배적 평면 패치

들을 약화시킴으로써 부정적 연관을 고려하는 전처리 스텝이 제안된다. 동적 도심 주행 데이터셋에 대한 평가 결과들은 본 발명의 제안 방법이 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 태스크들 모두의 성능을 개선할 수 있음을 보여준다. 강건한 피쳐 연관을 추정하는 것이 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 있어서 중요한 팩터들 중 하나임이 확인될 수 있다.

[0032] 본 발명의 제안 방법은 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 모두를 위한 각 피쳐의 필요성을 고려할 수 있다. 트레이닝 이전에 기하학적 특성들에 기초하여 각 피쳐 포인트의 필요성을 고려함으로써, 네트워크는 각 피쳐에 대한 키 연관들을 추정할 수 있다. 연관의 강건한 추정은 아웃라이어의 개수를 감소시킬 수 있으며, 이는 각 로컬 포인트에서의 연관들을 찾는 것을 더 쉽게 만들 수 있으며, 3D 포인트 클라우드 등록에 있어서 더 나은 결과로 이어질 수 있다. 더 적은 아웃라이어들로는, RANSAC 또는 SVD 동안의 6-자유도 연산들의 정확도가 증가할 수 있다. 추가로, 피쳐들의 더 나은 "로컬 일관성"은 글로벌 장소 인식에서의 개선으로 이어질 수 있다.

[0033] 학습을 위한 각 피쳐 포인트의 필요성을 결정하기 위해, 본 발명은 기하학적 피쳐 연관을 고려하는 두 개의 기법들을 채용할 수 있다. 첫째로, 불필요한 기하학적 피쳐들을 갖는 지면 구조물들의 영향이 약화될 수 있다. 지면 상의 피쳐들은 로컬 피쳐 관점에서 아웃라이어로 취급될 수 있으며, 이는 지면 피쳐들이 부정확한 연관 정보를 유발할 수 있는 구조적으로 중복되는 형태를 갖기 때문이다. 지배적 지면의 영향을 약화시킴으로써 부정확한 연관을 생성할 수 있는 피쳐들을 제거하는 것이 가능해질 수 있다. 둘째로, 피쳐들의 필요성을 결정하기 위해 기하학적 연관에 기초하여 확률 모델로부터 가중치들이 활용될 수 있다. 두 개의 장면들에서 연관을 찾기를 원하는 피쳐 포인트들은 기하학적 연관을 갖기 때문에, 이러한 기하학적 연관을 고려함으로써 인라이어 피쳐들의 강한 필요성을 찾고 학습하는 것이 가능할 수 있다. 가중치들을 찾은 이후, 이러한 가중치들에 대응하는 포인트들은 가중치들에 따른 연관을 추정하기 위해 이용될 수 있다.

[0034] 요약하면, 3D 포인트 클라우드의 기하학적 특성들을 고려함으로써, 글로벌 장소 인식 및 포인트 클라우드 등록을 향상시킬 수 있는 방법이 제안된다. 피쳐 연관 추정에 의해 트레이닝 동안 불필요 피쳐 포인트들이 약화될 수 있고 필요 피쳐 포인트들이 강화될 수 있다. 본 발명의 기여들은 다음과 같다.

[0035] - 기하학적 특성을 통해 식별되는 불필요 피쳐들을 약화시키기 위해 지면이 전처리될 수 있다. 자체적 특성들로 인해 지면은 반복적인 구조들을 가질 수 있고, 이러한 특성들은 피쳐 추출 또는 클러스터링에서 무관한 것이 될 수 있다. 따라서, 지면은 두 개의 장면들 사이의 포인트 연관을 추정할 때 아웃라이어로 행동할 수 있고, 전처리 프로세스를 통해 약화될 수 있다.

[0036] - 3D 정렬 알고리즘을 통한 기하학적 연관에 기초하여 확률 모델을 고려함으로써 더 나은 매칭으로 학습 피쳐들이 향상될 수 있다. 각 중첩 포인트는 대응하는 관계를 가질 수 있다. 기하학적 연관에 기초하여 확률 모델에 의해 계산되는 가중치들을 이용하여 연관이 추정될 수 있다.

[0037] 본 발명의 제안 방법은 종래의 방법들 대비 더 나은 성능을 보여준다. KITTI 및 KITTI-360 데이터셋에 대한 테스트를 통해 본 발명의 제안 방법의 높은 성능이 확인될 수 있다. 이는 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 있어서 확률 기반의 기하학적 연관을 고려하는 것의 결정적인 역할을 설명할 수 있다.

[0038] 도 2는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 위한 트레이닝 과정을 도시한다.

[0039] 도 2를 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 위한 트레이닝 과정(200)이 도시될 수 있다. 트레이닝 과정(200)은 본 발명의 제안 방법의 개요일 수 있다. 결정된 키 연관들 및 피쳐들은 연관을 판단하기 위해 사용될 수 있고, 궁극적으로 포즈 손실, 연관 보조 손실 및 트리플렛 손실을 통해 트레이닝이 수행될 수 있다.

[0040] 포인트들의 집합 $L = \{l_n\}$ 및 대응하는 로컬 피쳐 셋 $F = \{f_n\}$ 을 가정하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용될 수 있는 최적 피쳐 셋 $\hat{F}$ 를 도출하는 것이 목표일 수 있다. 여기서, C 는 장면 A 및 B 에서 탐지되는 L^A 및 L^B 의 원본 실제값(ground-truth) 연관일 수 있다. $\hat{F}$ 를 획득하기 위해, C 를 추정하는 것이 필요할 수 있다. 그러나, C 는 알려지지 않은 것이 일반적이기 때문에, C 를 추정하는 것이 가장 먼저 필요한 것일 수 있다. 두 포인트 셋들 간의 연관을 찾는 함수인 H 를 가정하면, L^A 및 L^B 의 C 를 추정하는 $\hat{C}$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

수학식 1

$$\tilde{C} = H(\{L^A, F^A\}, \{L^B, F^B\})$$

[0041]

[0042] F^A 및 F^B 는 L^A 및 L^B 에서 각각 추출되는 로컬 피쳐일 수 있다. 이러한 데이터 연관 문제를 해결하기 위해, 불균형 최적 트랜스포트가 연관 추정을 위한 H 함수 중 하나로 기능할 수 있다. 불균형 최적 트랜스포트를 통해 도출되는 $\tilde{C}$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

수학식 2

$$\tilde{C} = \arg \min_{Z \in \mathbb{R}^{N \times N}} \left\{ \left(\sum_{i,j} K_{ij} Z_{ij} + \lambda Z_{ij} (\log Z_{ij} - 1) \right) + \rho \left(D_{KL} \left(\sum_i Z_{ij} \| U(1, N) \right) + D_{KL} \left(\sum_j Z_{ij} \| U(1, N) \right) \right) \right\}$$

[0043]

[0044] 여기서 D_{KL} 은 쿨백-라이블러(Kullback-Leibler) 발산일 수 있고, U 는 이산 균일 분포(discrete uniform distribution)일 수 있고, ρ 는 질량의 보존에 관한 파라미터일 수 있고, λ 는 매핑의 희박성(sparseness)을 나타내는 파라미터일 수 있다. K_{ij} 는 L^A 의 i 번째 포인트 및 L^B 의 j 번째 포인트의 매칭 비용을 나타내는, F^A 및 F^B 에 종속하는 변수일 수 있다.

[0045] 수식 2를 이용하여, 종래 방법들은 $\tilde{C}$ 를 추정하고, 다음으로 최적 로컬 피쳐들을 추정할 수 있다. 그러나, 불균형 최적 트랜스포트를 통해 $\tilde{C}$ 를 추정하는 경우, L 의 기하학적 특성들과 같은 이전 정보를 고려하는 것이 어려울 수 있고, 이는 종래의 접근이 단순히 L^A 및 L^B 의 가능한 모든 연관들에 대해 균일한 가중치 U 를 적용하기 때문일 수 있다. 이러한 한계점은 재로컬화에 필수적으로 중요한 true positive 및 false positive를 고려하기 어렵게 할 수 있으며, 이는 글로벌 장소 인식에 대해서도 마찬가지일 수 있다.

[0046] 따라서, 본 발명은 기하학적 연관을 고려하여 true-positive 연관들을 강화하고 false-positive 연관들을 약화 시킴으로써 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 모두의 성능을 향상시킬 수 있다. 피쳐 포인트들의 필요성에 기초하여 강건한 연관 추정을 이용함으로써, 로컬 포인트들에 대한 피쳐 연관을 찾는 것이 더 용이해질 수 있다. 본 발명의 접근은 RANSAC 또는 SVD를 계산할 때 더 적은 아웃라이어 및 6-자유도에서의 개선된 정확도로 이어질 수 있다. 추가적으로, 로컬 피쳐 연관이 개선됨에 따라, "로컬 일관성"이 유지될 수 있고, 이는 글로벌 장소 인식의 성능 개선으로 이어질 수 있다.

[0047] 본 발명의 제안 발명의 개요는 도 2에 도시될 수 있다. 먼저, 현재 포인트들이 제공되면, 반복적이고 불필요한 기하학적 피쳐들을 갖는 영역들이 지면으로 취급될 수 있고, 이러한 섹션들은 전처리될 수 있다. 이후, 로컬 피쳐들이 로컬 피쳐 추출 모듈을 이용하여 전처리된 데이터로부터 추출될 수 있다. 이와 동시에, 중첩 포인트 거리가 현재 포인트 클라우드 및 포지티브 포인트 클라우드 사이의 전처리된 데이터에 대한 ICP 또는 더 나은 정렬 알고리즘을 수행함으로써 발견될 수 있다. 로컬 피쳐들 및 정렬 알고리즘을 통해 발견되는 중첩 포인트들은 이후 연관을 위한 가중치 불균형 최적 트랜스포트를 통해 추정될 수 있고, SVD를 통해 포즈가 획득될 수 있다. 획득된 포즈는 연관 보조 손실 및 포즈 손실을 통해 훈련될 수 있다. 추가적으로, 로컬 피쳐들은 NetVLAD와 같은 집계 모듈을 통해 글로벌 디스크립터를 생성하기 위해 사용될 수 있다. 생성된 글로벌 디스크립터는 트리플렛 손실을 통해 훈련될 수 있다.

[0048] A. 불필요 연관들의 약화

[0049] 지면의 구조적 특성들로 인해, 지면의 전처리는 성능에 상당한 영향을 가질 수 있다. 글로벌 장소 인식에 대한

이전 연구들은 지면을 제거하고 트레이닝하는 것이 더 나은 성능의 결과가 된다는 점 또는 트레이닝 이전에 지면을 전처리하는 것이 필요하다는 점을 밝히고 있다. 그러나, 기존 연구들은 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 대한 피쳐 연관의 관점에서 지면 전처리의 효과에 대해서는 고려하고 있지 않다.

[0050] 3D 라이다 장소 인식에서의 로컬 피쳐들은 포인트 클라우드에 내재적인 기하학적 형태 정보를 집약하여 생성될 수 있다. 달리 말하면, 로컬 피쳐들은 포인트 클라우드 내에 포함되는 기하학적 정보에 의존할 수 있다. 3D 라이다 데이터에서, 지면은 연속적인 평면 구조를 표현할 수 있고, 피쳐 추출 동안 로컬 피쳐들에서의 수많은 반복적 평면 구조 디테일들을 포함하는 결과가 될 수 있다. 이러한 반복적 평면 구조 디테일들은 두 장면들 간의 부정확한 기하학적 연관들로 이어지는 아웃라이어들로 행동할 수 있으며, 피쳐 연관에 대해 혼란을 유발할 수 있다. 따라서, 지면과 같은 연속적 평면 구조를 갖는 데이터는, 모델 트레이닝 프로세스 동안 연관을 방해할 수 있으며, 잠재적으로 성능을 저하시킬 수 있다. 기하학적 관점에서 반복적인 평면 패턴들을 갖는 구조물들의 영향을 약화시킴으로써, 본 발명은 장소 인식에서의 로컬 피쳐들 간의 더 나은 연관을 찾을 수 있다. 본 발명은 이러한 관점에서 불필요한 연관의 영향을 완화하기 위한 방법을 제안한다. 반복적 평탄 평면 구조물들을 나타내는 기하학적 특성들은 평탄성(flatness), 수직성(uprightness), 고도(elevation) 및 평면성(planeness)을 포함할 수 있다. 본 발명은 확률 모델을 이용하여 지면을 평가하기 위해 이러한 특성들을 활용할 수 있다. 지면은 다음과 같이 결정될 수 있다.

수학식 3

$$P_G(L_k) = \prod_i P_{Gi}(L_k)$$

[0051] 여기서, L_k 는 라이다 포인트 클라우드의 k 번째 섹션일 수 있고, $P_{Gi}(L_k)$ 는 평탄성, 수직성, 고도 및 평면성의 관점에서 라이다 포인트의 k 번째 섹션이 지면일 확률일 수 있다. $P_G(L_k)$ 는 라이다 포인트의 k 번째 섹션이 지면일 확률일 수 있고, $P_{Gi}(L_k)$ 의 곱으로 표현될 수 있다. 수식 3에서 $P_G(L_k)$ 가 충분히 높으면, k 번째 섹션이 지면일 수 있다. False-positive를 유발할 수 있는 지면의 영향을 약화시킴으로써, 연관들을 추정할 때 낮은 확률을 가짐으로써 아웃라이어들이 제거될 수 있고, 이는 더욱 정확한 피쳐 연관을 가능하게 할 수 있다.

[0053] B. 필요 연관들의 강화

[0054] 본 발명은 또한 연관 추정을 위한 피쳐들의 중요성을 평가하기 위해 두 개의 장면들의 포인트들 간의 기하학적 연관을 고려할 수 있다. 두 장면들의 포인트들 간의 기하학적 연관을 고려함으로써, 강건한 연관 추정이 이루어질 수 있으며, 이는 아웃라이어들의 감소 및 장소 인식의 성능 개선으로 이어질 수 있다. 이는 재로컬화 및 글로벌 장소 인식의 개선된 추정의 결과가 될 수 있다.

[0055] 피쳐 중요성 평가에 기초하여 연관 정확도를 향상시키기 위해, 수식 1이 다음과 같이 재작성될 수 있다.

수학식 4

$$\tilde{C} = H(\{L^A, F^A\}, \{L^B, F^B\}, W)$$

[0056]

[0057] 여기서 W 는 L^A 및 L^B 에 대한 기하학적 연관 가중치일 수 있다. 이러한 가중치 행렬 W 는 $W_{ij} = P_{ij}(1 - P_G(L_i^A))(1 - P_G(L_j^B))$ 와 같이 정의될 수 있다. 여기서 $P_G(L_i^A)$ 및 $P_G(L_j^B)$ 는 수식 3의 L_i^A 및 L_j^B 에 대한 지면의 확률 모델들일 수 있다. P_{ij} 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

수학식 5

$$P_{ij} = e^{-D(L_i^A, L_j^B)}$$

[0058]

[0059] 여기서, P_{ij} 는 기하학적 관계의 확률 모델을 나타낼 수 있고, L_i^A 및 L_j^B 간의 기하학적 거리 $D(L_i^A, L_j^B)$ 가 가까울수록 더 강한 기하학적 관계가 가정될 수 있다. 따라서, 행렬 W 는 라이다 포인트 클라우드에서의 두 장면들이 서로 연관을 갖는지 여부를 결정할 수 있다. 수식 5에서, L_i^A 및 L_j^B 간의 기하학적 거리가 감소하면, 더욱 타이트한 기하학적 연결을 의미할 수 있고, 이러한 연관을 확립하기 위해 더 큰 가중치 W_{ij} 가 할당될 수 있다.

[0060] 수식 4에서와 같이, W 를 이용하여 H 가 재작성되었기 때문에, 추정 연관 $\tilde{C}'$ 는 다음과 같이 주어질 수 있다.

수학식 6

$$\tilde{C}' = \arg \min_{Z \in \mathbb{R}^{N \times N}} \left\{ \left(\sum_{i,j} K_{ij} W_{ij} Z_{ij} + \lambda W_{ij} Z_{ij} (\log W_{ij} Z_{ij} - 1) \right) + \rho \left(KL \left(\sum_i W_{ij} Z_{ij} \mid U(1, N) \right) + KL \left(\sum_j W_{ij} Z_{ij} \mid U(1, N) \right) \right) \right\}$$

[0061]

[0062] 그러나, 수식 6을 직접 적용하는 경우 낮은 가중치들을 갖는 포인트들이 잘리는 이슈가 발생된다는 점이 확인되고, 그에 따라 최적 연관을 위해 고려될 기회를 놓칠 수 있다. 따라서, 본 발명은 $\tilde{C}' = W^{\tilde{C}}$ 와 같이, $\tilde{C}'$ 를 획득하기 위해 $\tilde{C}$ 에 W 를 직접 곱할 수 있다. W 및 $\tilde{C}'$ 를 이용하여, 본 발명은 최종적으로 최적 피쳐 $\hat{F}$ 를 다음과 같이 가질 수 있다.

수학식 7

$$\hat{F} = \arg \min_K \mathbb{E} \left[\left| \frac{\sum_{j=1}^N \tilde{C}'_{ij} L_j^B}{\sum_{j=1}^N \tilde{C}'_{ij}} - T_A^B W_{ij} L_i^A \right| \right]$$

[0063]

[0064] 여기서 T_A^B 는 A에 대한 B의 원본 실제값(ground truth) 변환일 수 있다. K가 F^A 및 F^B 에 의해 결정되는 매칭 비용이기 때문에, 수식 7로부터 $\hat{F}$ 가 도출될 수 있다. K 및 $\tilde{C}'$ 는 수식 6 및 수식 7에서 서로 관련되기 때문에, 본 발명은 기대-최적화(expectation-maximization) 방식과 유사한 방식으로 K 및 $\tilde{C}'$ 모두에 대한 최적화를 반복적으로 수행할 수 있다.

[0065] 기하학적 연관들을 반영하는 본 발명의 제안 방법은 실제의 연관 C를 가질 것으로 보이는 포인트들에 대한 높은 강조를 부여함으로써 학습 프로세스를 향상시킬 수 있다.

[0066] 도 3은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 수행하는 시스템을 도시한다.

[0067] 도 3을 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 수행하는 시스템(100)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는 두 개의 장면들(110)에 기초하여 최적 피쳐 셋(130)을 도출할 수 있다.

- [0068] 두 개의 장면들(110)은 장면 A 및 장면 B를 포함할 수 있다. 장면 A 및 장면 B는 시간적으로 인접하는 두 개의 라이다 장면들일 수 있다. 예를 들면, 장면 A는 시간 t 에서의 라이다 장면일 수 있고, 장면 B는 시간 $t-1$ 에서의 라이다 장면일 수 있다.
- [0069] 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는 장면 A의 라이다 포인트들 및 장면 B의 라이다 포인트들로부터 로컬 피쳐들을 추출할 수 있다. 장면 A의 로컬 피쳐들 및 장면 B의 로컬 피쳐들 간의 연관을 추정하는 방식으로, 최적 피쳐 셋(130)이 도출될 수 있다. 최적 피쳐 셋(130)은 로봇의 6-자유도 포즈를 추정하기 위해 활용될 수 있다. 또한, 최적 피쳐 셋(130)은 로봇의 글로벌 장소 인식 및 재로컬화를 위해 활용될 수 있다.
- [0070] 도 4는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치를 구성하는 요소들을 도시한다.
- [0071] 도 4를 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는 메모리(121) 및 프로세서(122)를 포함할 수 있다. 다만 이에 제한되는 것은 아니고, 일부 구성이 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에서 생략되거나, 다른 범용적인 구성이 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에 더 포함될 수 있다.
- [0072] 메모리(121)는 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에서 처리되는 각종 명령어들, 컴퓨터 프로그램, 소프트웨어, 모바일 애플리케이션 또는 데이터를 저장하기 위한 구조를 가질 수 있다. 예를 들면, 메모리(121)는 ROM, PROM, EPROM, EEPROM, 플래시 메모리, PRAM, MRAM, RRAM, FRAM 등과 같은 비휘발성 메모리, 또는 DRAM, SRAM, SDRAM, PRAM, RRAM, FeRAM 등의 휘발성 메모리로 구현될 수 있고, HDD, SSD, SD, Micro-SD 등의 형태, 또는 이들에 관한 조합의 형태로 구현될 수 있다.
- [0073] 프로세서(122)는 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)의 동작을 위해 요구되는 처리 과정들을 수행하기 위한 구조를 가질 수 있다. 프로세서(122)는 각종 연산들을 처리하기 위한 다수의 논리 게이트들의 어레이 또는 범용적인 마이크로 프로세서로 구현될 수 있고, 단일의 프로세서 또는 복수의 프로세서들로 구성될 수 있다. 예를 들면, 프로세서(122)는 마이크로프로세서, CPU, GPU 및 AP 중 적어도 하나의 형태로 구현될 수 있다.
- [0074] 프로세서(122)는, 메모리(121)에 저장되는 명령어들을 실행함으로써, 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_g)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A, L^B)을 생성하도록 구성될 수 있다. 예를 들면, 두 개의 장면들(A, B)은 로봇의 라이다 센서를 통해 측정되는 시간적으로 연속하는 장면들일 수 있다. 제1 확률 모델(P_g)을 통해 포인트 셋들(L^A, L^B)이 지면에 해당할 확률이 고려될 수 있다.
- [0075] 프로세서(122)는, 메모리(121)에 저장되는 명령어들을 실행함으로써, 포인트 셋들(L^A, L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출하도록 구성될 수 있다. 예를 들면, 로컬 피쳐들(F^A, F^B)을 추출은 피쳐 추출 모델을 통해 수행될 수 있다. 피쳐 추출 모델은 당해 기술분야에서 널리 활용되는 모델을 포함할 수 있다.
- [0076] 프로세서(122)는, 메모리(121)에 저장되는 명령어들을 실행함으로써, 포인트 셋들(L^A, L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A, L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하도록 구성될 수 있다. 두 장면들(A, B)에 대한 피쳐 연관의 성능을 높이기 위해, 제2 확률 모델(P_{ij})을 통한 기하학적 연관 가중치(W_{ij})가 활용될 수 있다.
- [0077] 프로세서(122)는, 메모리(121)에 저장되는 명령어들을 실행함으로써, 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 포인트 셋들(L^A, L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하도록 구성될 수 있다. 추정 연관($\hat{C}$)은 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 도출될 수 있기 때문에, 두 장면들(A, B)에서 어떤 피쳐들이 연관되는지 보다 정확하게 이루어질 수 있다.
- [0078] 프로세서(122)는, 메모리(121)에 저장되는 명령어들을 실행함으로써, 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성될 수 있다. 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)은 피쳐 연관에 있어서 지면의 영향을 줄이기 위한 전처리를 통해 도출되기 때문에, 실질적으로 의미 있는 피쳐들에 대한 연관성을 보다 잘 반영할 수 있다.
- [0079] 실시예에 따르면, 지면의 기하학적 특성들은 평탄성(flatness), 수직성(uprightness), 고도(elevation) 및 평

면성(planeness)을 포함할 수 있고, 프로세서(122)는, 포인트 셋들(L^A , L^B)의 각 섹션(L_k)이 지면의 기하학적 특성들 각각에 해당할 확률(P_{Gi})의 곱을 연산하여 각 섹션(L_k)이 지면일 확률($P_G(L_k)$)을 계산하도록 구성될 수 있다. 이에 대해 보다 구체적으로는, 도 2를 통해 전술한 수식 3이 참조될 수 있다.

[0080] 실시예에 따르면, 프로세서(122)는, 비균형 최적 트랜스포트(unbalanced optimal transport) 함수 H 를 이용하여, 포인트 셋들(L^A , L^B) 및 로컬 피쳐들(F^A , F^B)에 기초하여 추정 연관($\hat{C}$)을 도출하도록 구성될 수 있다. 함수 H 가 모든 피쳐들에 대해 일관적인 가중치를 적용하는 대신, 비균형 최적 트랜스포트를 이용하기 때문에, 지면으로 인한 불필요한 노이즈의 영향이 줄어들 수 있다. 이에 대해 보다 구체적으로는, 도 2를 통해 전술한 수식 4가 참조될 수 있다.

[0081] 실시예에 따르면, 프로세서(122)는, 포인트 셋(L^A)의 i 번째 섹션(L_i^A) 및 포인트 셋(L^B)의 j 번째 섹션(L_j^B) 간의 기하학적 거리($D(L_i^A, L_j^B)$)에 기초하여 제2 확률 모델(P_{ij})을 계산하도록 구성될 수 있다. 따라서, 지면으로 인한 불필요한 노이즈를 줄이기 위한 전처리가 수행된 이후, 피쳐 연관 추정의 성능이 향상될 수 있다. 이에 대해 보다 구체적으로는, 도 2를 통해 전술한 수식 5가 참조될 수 있다.

[0082] 실시예에 따르면, 프로세서(122)는, 제2 확률 모델(P_{ij}), i 번째 섹션(L_i^A)이 지면일 확률($P_G(L_i^A)$) 및 j 번째 섹션(L_j^B)이 지면일 확률($P_G(L_j^B)$)에 기초하여 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산하도록 구성될 수 있다. 예를 들면, 가중치 행렬 W 는 $W_{ij} = P_{ij}(1 - P_G(L_i^A))(1 - P_G(L_j^B))$ 와 같이 정의될 수 있다. 이에 대해 보다 구체적으로는, 도 2를 통해 전술한 수식 4가 참조될 수 있다.

[0083] 실시예에 따르면, 프로세서(122)는, 기하학적 연관 가중치(W_{ij})로 구성되는 가중치 행렬(W)을 추정 연관($\hat{C}$)에 직접 곱하여 가중 추정 연관($\hat{C}'$)을 획득하고, 가중치 행렬(W) 및 가중 추정 연관($\hat{C}'$)에 기초하여 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출하도록 구성될 수 있다. 이에 대해 보다 구체적으로는, 도 2를 통해 전술한 수식 6 및 수식 7이 참조될 수 있다.

[0084] 도 5는 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치 및 종래 기술의 성능 비교 결과를 도시한다.

[0085] 도 5를 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에 따른 포인트 클라우드 등록 결과(620) 및 종래 기술에 해당하는 LCDNet에 따른 포인트 클라우드 등록 결과(610)가 비교될 수 있다.

[0086] 도 5에 도시된 바와 같이, 본 발명의 제안 방법이 강건한 피쳐 연관으로 인해 대부분의 경우에서 더 높은 포인트 클라우드 등록 성능을 지속적으로 달성할 수 있음이 관측될 수 있다. 이와 같은 결과는 포인트 클라우드 등록에서, 기하학적 연관에 의해 예측된 바와 같이, 피쳐 연관의 중요성을 강조할 수 있다.

[0087] 도 6은 일부 실시예에 따른 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법을 구성하는 단계들을 도시한다.

[0088] 도 6을 참조하면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)은 단계(610) 내지 단계(650)를 포함할 수 있다. 다만 이에 제한되는 것은 아니고, 일부 단계가 생략되거나 다른 범용적인 단계가 추가될 수 있으며, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)의 단계들은 도시된 순서와 상이한 순서로 실행될 수 있다.

[0089] 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)은 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에서 시계열적으로 처리되는 단계들로 구성될 수 있다. 따라서, 이하에서 생략되는 내용이라 할지라도, 이상에서 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)에 대해 설명되는 내용은 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)에 대해서도 동일하게 적용될 수 있다.

[0090] 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)의 단계(610) 내지 단계(650)는 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)의 메모리(121) 및 프로세서(122)에 의해 수행될 수 있다.

[0091] 단계(610)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는, 지면의 기하학적 특성들에 관한 제1 확률 모델(P_G)을 통해 3D 라이다 포인트 클라우드로 표현되는 두 개의 장면들(A, B)에 대한 전처리를 수행하여 포인트 셋들(L^A , L^B)을 생성할 수 있다.

- [0092] 단계(620)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는, 포인트 셋들(L^A , L^B)로부터 로컬 피쳐들(F^A , F^B)을 추출할 수 있다.
- [0093] 단계(630)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는, 포인트 셋들(L^A , L^B)의 라이다 포인트들(L_i^A , L_j^B) 간의 기하학적 거리에 관한 제2 확률 모델(P_{ij})을 통해 기하학적 연관 가중치(W_{ij})를 계산할 수 있다.
- [0094] 단계(640)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는, 기하학적 연관 가중치(W_{ij})에 기초하여 포인트 셋들(L^A , L^B) 간의 실제 연관(C)을 추정하는 추정 연관($\hat{C}$)을 도출할 수 있다.
- [0095] 단계(650)에서, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치(120)는, 추정 연관($\hat{C}$)에 기초하여 글로벌 장소 인식 및 재로컬화에 활용되는 최적 피쳐 셋($\hat{F}$)을 도출할 수 있다.
- [0096] 실시예에 따르면, 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)은 컴퓨터로 판독 가능한 저장 매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현될 수 있다. 즉, 컴퓨터 프로그램은 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법(600)을 구현하기 위한 명령어들을 포함할 수 있고, 프로그램의 명령어들은 컴퓨터로 판독 가능한 저장 매체에 저장될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 모바일 애플리케이션을 포함할 수 있다.
- [0097] 실시예에 따르면, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 컴퓨터 프로그램 명령어들을 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다. 컴퓨터 프로그램 명령어는 컴파일러에 의해 만들어지는 기계어 코드 및 인터프리터 등을 사용하여 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.
- [0098] 이상에서 본 발명의 실시예들이 상세하게 설명되었으나 본 발명에 따른 권리범위가 이에 한정되는 것은 아니고, 다음의 청구범위에 기재되어 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명에 따른 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

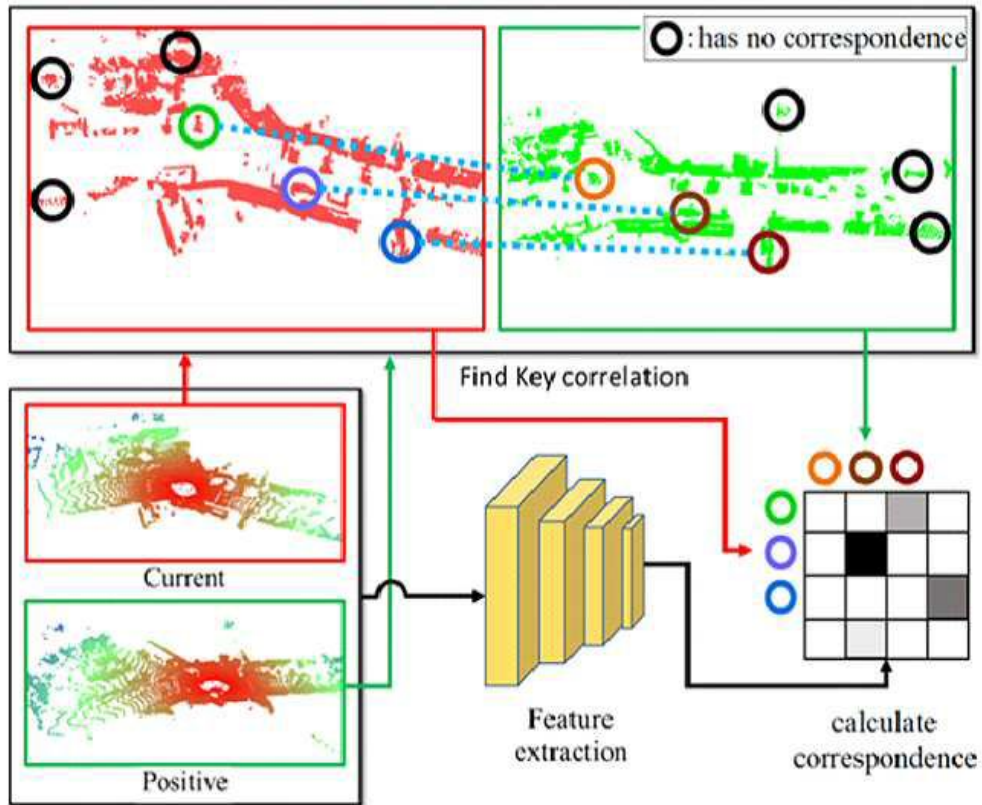
부호의 설명

- [0099] 110: 장면들
- 120: 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 장치
- 121: 메모리
- 122: 프로세서
- 130: 최적 피쳐 셋
- 600: 글로벌 장소 인식 및 재로컬화 방법

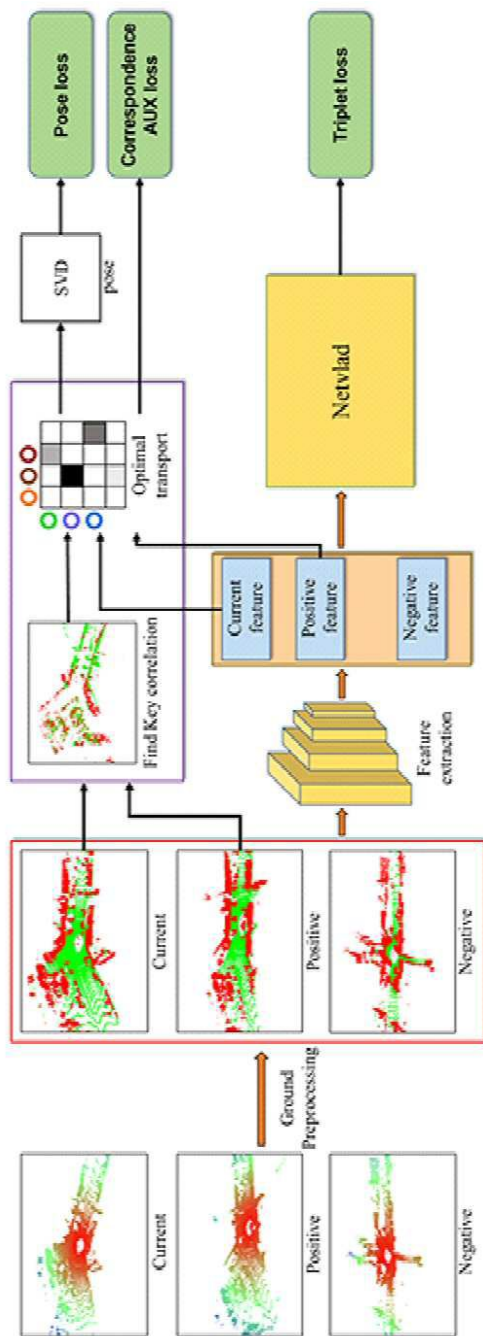
도면

도면1

100

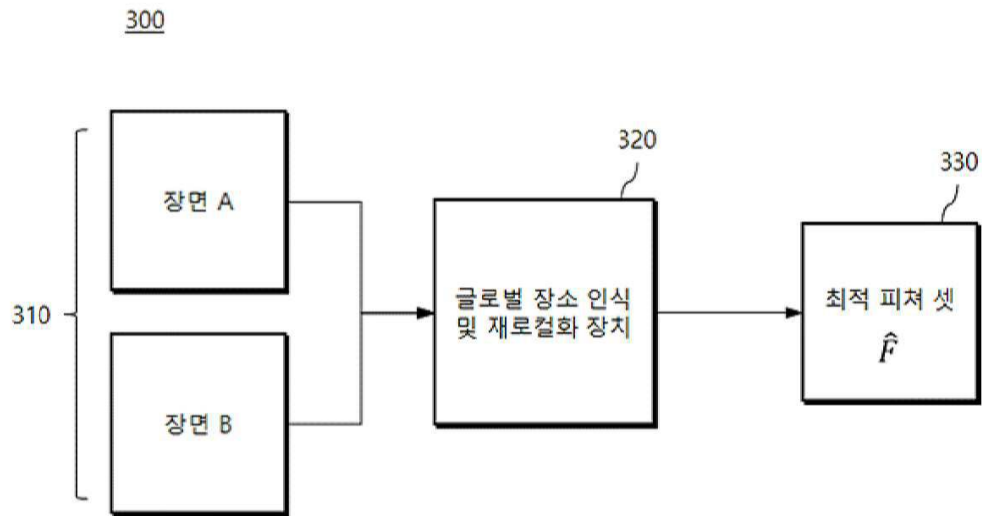


도면2

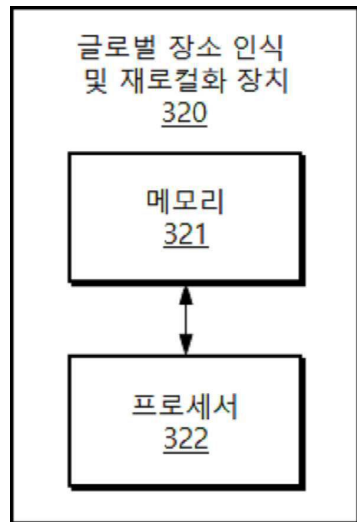


200

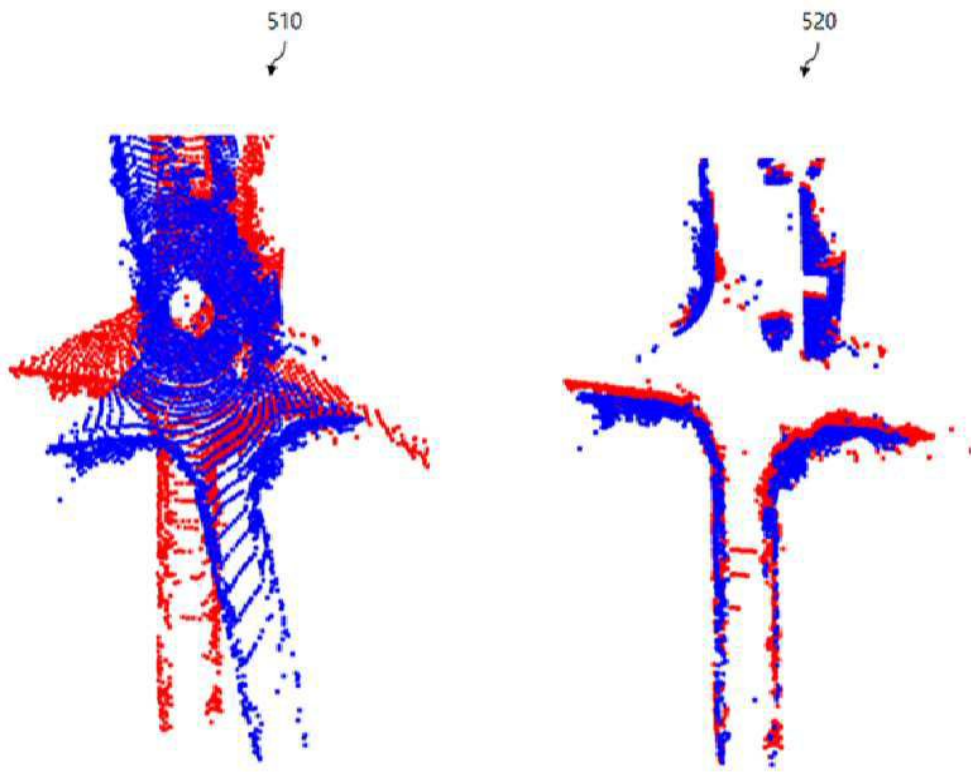
도면3



도면4



도면5



도면6

