(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2018-0087519
(43) 공개일자 2018년08월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 7/48 (2006.01) *G01S 17/08* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01S 7/48 (2013.01)
B25J 19/022 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2017-0010953
(22) 출원일자 2017년01월24일
심사청구일자 2017년01월24일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
정우진
서울특별시 종로구 경희궁길 57 106동 701호 (사직동,광화문풍림스페이스본아파트)
김지웅
서울특별시 성북구 개운사1길 21 303호 (안암동5가)
(74) 대리인
특허법인남촌

전체 청구항 수 : 총 10 항

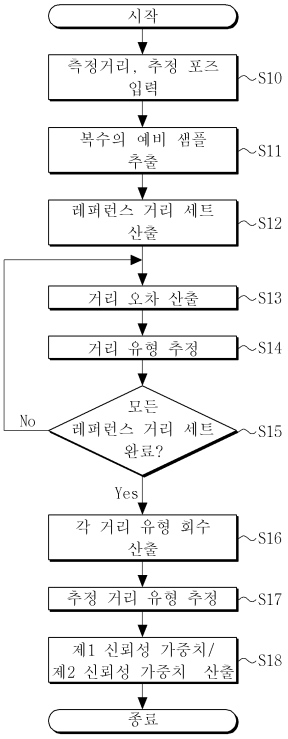
(54) 발명의 명칭 **레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법**

(57) 요 약

본 발명은 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 관한 것이다. 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법은 (a) 현재 위치에 대한 추정 포즈에 기초하여 복수의 예비 샘플이 추출되는 단계와; (b) 각각의 상기 예비 샘플이 기 등록된

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도3



레퍼런스 거리 산출 알고리즘에 적용되어, 각각의 상기 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트가 산출되는 단계-상기 레퍼런스 거리 세트는 복수의 거리 유형 각각에 대한 레퍼런스 거리로 구성됨-와; (c) 상기 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 각각의 상기 레퍼런스 거리와 측정 거리 간의 거리 오차 중 가장 작은 값을 갖는 레퍼런스 거리에 대응하는 거리 유형이 해당 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정되는 단계와; (d) 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 가장 많이 추정된 거리 유형이 상기 측정 거리의 추정 거리 유형으로 추정되는 단계와; (e) 상기 (c) 단계에서 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 상기 추정 거리 유형으로 추정된 회수가 반영된 제1 신뢰성 가중치와, 상기 측정 거리와 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 상기 추정 거리 유형에 해당하는 레퍼런스 거리 간의 편차가 반영된 제2 신뢰성 가중치가 산출되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

(52) CPC특허분류
B25J 9/1656 (2013.01)
G01S 17/08 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2016945198
부처명 미래창조과학부
연구관리전문기관 한국연구재단
연구사업명 (이공)중견연구자지원_도약연구
연구과제명 혼잡한 생활도로환경에서 안전하게 동작하는 무인자동차의 지능성장형 자율주행시스템
기 여 율 1/4
주관기관 고려대학교 산학협력단
연구기간 2016.11.01 ~ 2017.10.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2016K000138
부처명 미래창조과학부
연구관리전문기관 연구성과실용화진흥원
연구사업명 연구성과사업화지원사업
연구과제명 다양한 환경의 무인이송로봇을 위한 상용제품수준의 자율주행 제어기 개발
기 여 율 1/4
주관기관 고려대학교 산학협력단
연구기간 2016.04.27 ~ 2017.04.26
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 G01201605010040
부처명 산업통상자원부
연구관리전문기관 한국산업기술평가관리원
연구사업명 로봇산업융합핵심기술개발사업
연구과제명 환경변화에 강인한 실내외 통합 자율주행을 위한 학습형 로봇이동지능기술개발
기 여 율 1/4
주관기관 고려대학교 산학협력단
연구기간 2017.01.01 ~ 2017.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 714002-7
부처명 농림축산식품부
연구관리전문기관 농림수산식품기술기획평가원
연구사업명 농림축산식품연구 센터 지원 사업
연구과제명 농업생산 무인자동화 인력 양성 및 연구
기 여 율 1/4
주관기관 전남대학교 산학협력단
연구기간 2016.09.18 ~ 2017.09.17

명 세 서

청구범위

청구항 1

레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에 있어서,

(a) 현재 위치에 대한 추정 포즈에 기초하여 복수의 예비 샘플이 추출되는 단계와;

(b) 각각의 상기 예비 샘플이 기 등록된 레퍼런스 거리 산출 알고리즘에 적용되어, 각각의 상기 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트가 산출되는 단계-상기 레퍼런스 거리 세트는 복수의 거리 유형 각각에 대한 레퍼런스 거리로 구성됨-와;

(c) 상기 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 각각의 상기 레퍼런스 거리와 측정 거리 간의 거리 오차 중 가장 작은 값을 갖는 레퍼런스 거리에 대응하는 거리 유형이 해당 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정되는 단계와;

(d) 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 가장 많이 추정된 거리 유형이 상기 측정 거리의 추정 거리 유형으로 추정되는 단계와;

(e) 상기 (c) 단계에서 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 상기 추정 거리 유형으로 추정된 회수가 반영된 제1 신뢰성 가중치와, 상기 측정 거리와 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 상기 추정 거리 유형에 해당하는 레퍼런스 거리 간의 편차가 반영된 제2 신뢰성 가중치가 산출되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1 신뢰성 가중치는 수학식

$$w_{i,t}^{1} = \begin{cases} \dfrac{V_{b^*} - \sum_{b \in B'} V_b}{V_{b^*}}, & if\left(V_{b^*} > \sum_{b \in B'} V_b\right) \\ 0, & if\left(V_{b^*} \le \sum_{b \in B'} V_b\right) \end{cases}$$

(여기서, $w^{1}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 상기 제1 신뢰성 가중치이고, V_{b*}은 상기 (c) 단계에서 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 상기 추정 거리 유형으로 추정된 회수이고, $\sum_{b \in B'} V_b$는 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형 이외의 거리 유형으로 추정된 회수의 합이다)에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제2 신뢰성 가중치는 수학식

$$w_{i,t}^{2} = \frac{min(z_{i,t}, \bar{r})}{max(z_{i,t}, \bar{r})}$$

(여기서, $w^{2}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 상기 제2 신뢰성 가중치이고, $z_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측

정 거리이고, $\overline{l^*}$ 는 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 상기 추정 거리 유형에 해당하는 레퍼런스 거리들의 평균값이다)에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 (a) 단계에서 상기 추정 포즈는 이전 스텝에서 추정된 포즈와 오도메트리 측정값에 기초하여 산출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 (a) 단계에서 상기 예비 샘플은 상기 추정 포즈의 불확실성 분포의 시그마 포인트로 추출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 불확실성 분포의 시그마 포인트는 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플 포즈의 평균값을 기준으로 기 설정된 범위의 표준편차 상의 포인트로 추출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 레퍼런스 거리 산출 알고리즘은 레이 트레이싱(Ray tracing) 알고리즘을 포함하며;

상기 (b) 단계에서는 상기 예비 샘플의 포즈와 기 등록된 그리드 맵이 상기 레이 트레이싱 알고리즘에 적용되되, 상기 그리드 맵에 기초하여 상기 예비 샘플의 포즈에서의 확산 반사 거리, 투과 거리 및 정반사 거리 각각에 대응하는 레퍼런스 거리가 산출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 (c) 단계는

상기 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 각각의 상기 레퍼런스 거리와 상기 측정 거리 간의 거리 오차를 산출하는 단계와;

상기 산출된 거리 오차 중 가장 작은 거리 오차를 갖는 거리 유형을 상기 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법.

청구항 9

레이저 거리 센서를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 있어서,

현재 스텝에서의 상기 이동 로봇의 추정 포즈가 산출되는 단계와;

현재 스텝에서 상기 레이저 거리 센서의 스캔을 통해 복수의 측정 거리가 측정되는 단계와;

각각의 상기 측정 거리에 대해 제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 따른 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법이 적용되어 각각의 상기 측정 거리에 대한 추정 거리 유형이 추정되고, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 산출되는 단계와;

복수의 상기 측정 거리가 스캔 매칭 기법에 적용되되, 상기 스캔 매칭 기법 상의 레퍼런스 거리에 상기 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리, 상기 제1 신뢰성 가중치 및 상기 제2 신뢰성 가중치가 반영되어 적용되는 단계와;

상기 스캔 매칭 기법에 따른 스캔 매칭 오차에 기초하여 상기 이동 로봇의 위치가 추정되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 스캔 매칭 오차는 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 스캔 매칭 오차가 적용되며;

상기 스캔 매칭 오차는 수학식

$$E_t^j = \left\{ \frac{\sum_i \left| \left(z_{i,t}^j \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma - \left(z_{i,t} \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma \right|}{\sum_i \left(\left(z_{i,t}^j \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma + \left(z_{i,t} \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma \right)} \right\} \times 100$$

(여기서, E^j_t는 시간 t에서 j번째 상기 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 상기 스캔 매칭 오차이고, $z^j_{i,t}$는 시간 t에서 j번째 상기 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 i번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 상기 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리이고, $w_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 상기 제1 신뢰성 가중치 및 상기 제2 신뢰성 가중치의 곱이고, $\Delta\gamma$는 상기 레이저 거리 센서의 각 해상도이다)에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 레이저 거리 센서에 의해 측정된 측정 거리의 거리 유형을 추정하고, 해당 거리 유형의 신뢰성을 평가하여 이를 이동 로봇의 위치 추정에 활용할 수 있는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 위치 추정 기술은 이동 로봇이나 자율 주행 차량 등(이하, '이동 로봇'이라 함)의 자율 주행을 위한 핵심 기술이다. 이동 로봇은 신뢰성 있는 위치 추정 결과에 기반하여 최적화된 경로 계획을 수립하고 이를 기반으로 안전한 운전 제어를 수행할 수 있다. 따라서, 근래에도 위치 추정 기술은 폭넓게 연구되고 있다.

[0003] 위치 추정 기술의 성능은 사용되는 센서와 주행 환경의 특성에 크게 영향을 받게 된다. 이동 로봇은 센서가 제공하는 측정값을 신뢰하고, 그 정보를 바탕으로 자신의 포즈를 업데이트 한다. 하지만 환경의 특성에 따라 센서에 측정값은 부분적으로 왜곡되거나 부정확할 수 있다. 따라서 다양한 환경 조건에서 강인한 위치추정을 위해서는 센서의 측정값에 대한 정확한 판단이 중요하다.

[0004] 레이저 거리 센서(Laser Range Finder) 또는 라이더(LiDAR) 센서(이하, '레이저 거리 센서'라 함)는 이동 로봇의 위치추정을 위해 이용되는 대표적인 센서이다. 레이저 거리 센서는 주변 환경에 대한 직관적인 정보를 제공하기 때문에 관측모델의 구현이 용이할 뿐만 아니라, 높은 정확도와 정밀도, 넓은 관측 범위, 조명에 강인함 등의 장점을 갖는다. 그러나, 레이저 거리 센서 기반의 위치 추정 기법의 성능은 다음과 같은 몇 가지 요인에 의해 저하될 수 있다.

[0005] - 동적 장애물에 의한 센서 시야의 방해

[0006] - 변화하는 환경에서 정적 장애물의 위치 변화

[0007] - 광학적 특이 현상을 초래하는 물체(예컨대, 유리나 거울)의 존재

[0008] 위에서 언급한 요인들에 의해 레이저 거리 센서의 측정값은 그리드 맵으로부터 예측되는 환경의 기하학적 모습과 다르게 나타난다. 그 결과, 기존의 스캔 매칭 기법을 이용하게 되면, 부정확한 이동 로봇의 포즈가 계산될 수 있다. 게다가 위에서 언급한 요인들은 실제 환경에서 동시에 발생할 수도 있다. 따라서, 개별 상황을 극복하기 위한 위치 추정 기술만 으로는 다양한 환경에서 위치 추정 성능을 보장할 수 없다.

[0009] 이에, 많은 연구자들은 다양한 환경조건에서 위치 추정 문제를 연구해왔다. 동적 장애물이 존재하는 환경에서의 레이저 거리 센서를 이용한 위치 추정 기법은 가장 많이 다루어진 이슈 중 하나이다.

[0010] D. Fox, W. Burgard, 및 S. Thrun의 논문 "Markov localization for mobile robots in dynamic environments(J. Artif. Intell. Res., vol. 11, pp. 391??427, 1999.)"에서는 동적 장애물에 대한 측정 거리를 아웃 라이어로 분류하여 제거하는 기법이 제안되었다. 이 논몬에서는 거리 필터를 이용함으로써 맵으로부터 예측되는 거리보다 짧은 측정거리가 아웃 라이어로 감지되었다.

[0011] D. Sun, F. Geiᄆer, 및 B. Nebel이 논문 "Towards Effective Localization in Dynamic Environments(Proc. IEEE Int. Conf. Intell. Robots Syst., 2016.)"에서는 거리 필터를 이용해 아웃 라이어를 감지하였는데, 거리 필터를 이용해 환경의 변화를 감지하고 맵을 업데이트하는 기법이 추가적으로 제안되었다.

[0012] A. Q. Li, M. Xanthidis, J. M. O'Kane, 및 I. Rekleitis의 논문 "Active Localization with Dynamic Obstacles(Proc. IEEE Int. Conf. Intell. Robots Syst., 2016.)"에서는 가중치 함수를 이용해 동적 장애물의 영향을 줄일 수 있는 관측모델이 제안되었다.

[0013] 그러나, 상기 논문들을 통해 제안된 방법들은 동적 장애물의 영향 이외에 다른 요인에 따른 문제를 다루지 않은 단점이 있다.

[0014] 한편, 변화하는 환경에서 장기간 위치추정을 위한 다양한 접근들도 제시된 바 있다. 일 예로, R. Valencia, J. Saarinen, H. Andreasson, J. Vallvᄇe, J. Andrade-Cetto, 및 A. J. Lilienthal, "Localization in highly dynamic environments using dual-timescale NDT-MCL(Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., 2014.)"에 개시된 논문에서는 dual-time scale approach를 이용한 위치 추정 기술이 개시되어 있다. dual-time scale approach는 변화하는 환경에서의 위치 추정을 위해 static map과 연속적으로 업데이트되는 short-term map을 동시에 이용하고 있다. 또한, G. D. Tipaldi, D. Meyer-Delius, 및 W. Burgard의 논문 "Lifelong localization in changing environments(Int. J. Robot. Res., vol. 32, no. 14, pp. 1662??1678, 2013.)에서는 Rao-Blackwellized particle filter와 dynamic occupancy grid를 이용한 위치 추정 알고리즘이 제안되었다. 환경의 변화에 따라 지속적으로 업데이트되는 맵은 변화하는 환경에서도 정확한 위치 추정을 가능하게 하였다.

[0015] 그리고, W. Maddern, G. Pascoe와 P. Newman의 논문 "Leveraging Experience for Large-Scale LIDAR Localisation in Changing Cities(Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., 2015.)"에서는 experience-based approach에 기반하여 동일한 환경을 반복 주행함으로써 얻어진 multiple prior map을 이용한 위치 추정 기술이 제안되었다.

[0016] 그러나, 이러한 논문들을 통해 제안된 방법들은 광학적 특이 환경, 예를 들어, 유리 또는 거울이 다수 존재하는 환경을 고려하지 않고 있는 문제점이 있다.

[0017] 이러한 광학적 특이 환경에서의 위치 추정 문제를 직접 다룬 연구들도 있다. M. Awais의 논문 "Improved laser-based navigation for mobile robots(Proc. Int. Conf. Adv. Robot., 2009.)"에서는 레이저 거리 센서의 반사강도를 이용해 유리벽 방향에 대한 측정거리의 유형을 예측하는 모델이 제안되었다. 그러나, 레이저 거리 센서의 반사 강도는 M. Awais의 논문을 통해 제안된 것을 포함한 다양한 요인에 영향을 받을 수 있어, 어느 하나에 국한하여 분석하는 것은 적절치 않다.

[0018] 또한, Tanaka 및 Kochi의 논문 "Global localization of a mobile robot with laser range scanner in the outdoor environment(Proc. Int. Conf. Adv. Mechatron. Syst., 2012.)"에서는 유리벽에 대한 측정 오차의 영향을 확률적으로 줄일 수 있는 관측 모델이 제안되었다. 그러나, 유리벽에 대한 측정 거리를 적극적으로 활용하지 않는 단점이 있다.

[0019] 한편, 본 발명의 발명자에 의해 제안된 논문 "Localization of a Mobile Robot Using a Laser Range Finder in a Glass-Walled Environment(*IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 6, pp. 3616??3627, 2016.)"에서는 유리벽이 있는 환경에서 측정 거리의 유형 평가를 이용한 위치 추정 방법이 제안되었다. 그러나, 상기 논문에

서는 정적 환경이 가정되었다. 즉, 동적 장애물이 존재하거나 정적 장애물의 위치가 변화하는 환경에서 발생할 수 있는 문제들이 고려하지 않고, 이를 위치 추정에서 배재하였다. 또한, 기하학적 특성 때문에 유형 평가가 애매해지는 특정 환경에서는 성능이 저하되는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0020] 이에 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해 안출된 것으로써, 레이저 거리 센서에 의해 측정된 측정 거리의 거리 유형을 추출하고, 해당 거리 유형의 신뢰성을 평가하여 이를 이동 로봇의 위치 추정에 활용할 수 있는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0021] 또한, 거리 유형의 신뢰성을 평가하는데 있어, 동적 장애물 환경, 정적 장애물의 위치가 변화하는 환경, 광학적 특이 환경 등을 동시에 고려함으로써, 다양한 환경 조건에서 발생할 수 있는 성능 저하를 최소화하는데 또 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0022] 상기 목적은 본 발명에 따라, 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에 있어서, (a) 현재 위치에 대한 추정 포즈에 기초하여 복수의 예비 샘플이 추출되는 단계와; (b) 각각의 상기 예비 샘플이 기 등록된 레퍼런스 거리 산출 알고리즘에 적용되어, 각각의 상기 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트가 산출되는 단계-상기 레퍼런스 거리 세트는 복수의 거리 유형 각각에 대한 레퍼런스 거리로 구성됨-와; (c) 상기 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 각각의 상기 레퍼런스 거리와 측정 거리 간의 거리 오차 중 가장 작은 값을 갖는 레퍼런스 거리에 대응하는 거리 유형이 해당 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정되는 단계와; (d) 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 가장 많이 추정된 거리 유형이 상기 측정 거리의 추정 거리 유형으로 추정되는 단계와; (e) 상기 (c) 단계에서 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 상기 추정 거리 유형으로 추정된 회수가 반영된 제1 신뢰성 가중치와, 상기 측정 거리와 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 상기 추정 거리 유형에 해당하는 레퍼런스 거리 간의 편차가 반영된 제2 신뢰성 가중치가 산출되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에 의해서 달성된다.

[0023] 여기서, 상기 제1 신뢰성 가중치는 수학식

[0024]
$$w_{i,t}^{1} = \begin{cases} \dfrac{V_{b^*} - \sum_{b \in B'} V_b}{V_{b^*}}, & if\left(V_{b^*} > \sum_{b \in B'} V_b\right) \\ 0, & if\left(V_{b^*} \le \sum_{b \in B'} V_b\right) \end{cases}$$

[0025] (여기서, $w^{1}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 상기 제1 신뢰성 가중치이고, V_{b^*}은 상기 (c) 단계에서 각각의 상기 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 상기 추정 거리 유형으로 추정된 회수이고, $\sum_{b \in B'} V_b$는 상기 (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형 이외의 거리 유형으로 추정된 회수의 합이다)에 의해 산출될 수 있다.

[0026] 그리고, 상기 제2 신뢰성 가중치는 수학식

[0027]
$$w_{i,t}^{2} = \frac{min(z_{i,t}, \bar{r})}{max(z_{i,t}, \bar{r})}$$

[0028] (여기서, $w^{2}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 상기 제2 신뢰성 가중치이고, $z_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리이고, $\bar{r}$는 상` (c) 단계에서 상기 추정 거리 유형으로 추출된 레퍼런스 거리 세트의 상기 추정 거리

유형에 해당하는 레퍼런스 거리들의 평균값이다)에 의해 산출될 수 있다.

[0029] 또한, 상기 (a) 단계에서 상기 추정 포즈는 이전 스텝에서 추정된 포즈와 오도메트리 측정값에 기초하여 산출될 수 있다.

[0030] 그리고, 상기 (a) 단계에서 상기 예비 샘플은 상기 추정 포즈의 불확실성 분포의 시그마 포인트로 추출될 수 있다.

[0031] 여기서, 상기 불확실성 분포의 시그마 포인트는 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플 포즈의 평균값을 기준으로 기 설정된 범위의 표준편차 상의 포인트로 추출될 수 있다.

[0032] 또한, 상기 레퍼런스 거리 산출 알고리즘은 레이 트레이싱(Ray tracing) 알고리즘을 포함하며; 상기 (b) 단계에서는 상기 예비 샘플의 포즈와 기 등록된 그리드 맵이 상기 레이 트레이싱 알고리즘에 적용되되, 상기 그리드 맵에 기초하여 상기 예비 샘플의 포즈에서의 확산 반사 거리, 투과 거리 및 정반사 거리 각각에 대응하는 레퍼런스 거리가 산출될 수 있다.

[0033] 그리고, 상기 (c) 단계는 상기 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 각각의 상기 레퍼런스 거리와 상기 측정 거리 간의 거리 오차를 산출하는 단계와; 상기 산출된 거리 오차 중 가장 작은 거리 오차를 갖는 거리 유형을 상기 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0034] 한편, 상기 목적은 본 발명의 다른 실시 형태에 따라, 레이저 거리 센서를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 있어서, 현재 스텝에서의 상기 이동 로봇의 추정 포즈가 산출되는 단계와; 현재 스텝에서 상기 레이저 거리 센서의 스캔을 통해 복수의 측정 거리가 측정되는 단계와; 각각의 상기 측정 거리에 대해 제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 따른 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법이 적용되어 각각의 상기 측정 거리에 대한 추정 거리 유형이 추정되고, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 산출되는 단계와; 복수의 상기 측정 거리가 스캔 매칭 기법에 적용되되, 상기 스캔 매칭 기법 상의 레퍼런스 거리에 상기 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리, 상기 제1 신뢰성 가중치 및 상기 제2 신뢰성 가중치가 반영되어 적용되는 단계와; 상기 스캔 매칭 기법에 따른 스캔 매칭 오차에 기초하여 상기 이동 로봇의 위치가 추정되는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 레이저 거리 센서를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법에 의해서도 달성된다.

[0035] 여기서, 상기 스캔 매칭 오차는 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 스캔 매칭 오차가 적용되며; 상기 스캔 매칭 오차는 수학식

$$E_t^j = \left\{ \frac{\sum_i \left| \left(z_{i,t}^j \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma - \left(z_{i,t} \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma \right|}{\sum_i \left(\left(z_{i,t}^j \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma + \left(z_{i,t} \times w_{i,t} \right)^2 \Delta\gamma \right)} \right\} \times 100$$

[0036]

[0037] (여기서, E^j_t는 시간 t에서 j번째 상기 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 상기 스캔 매칭 오차이고, $z^j_{i,t}$는 시간 t에서 j번째 상기 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플의 i번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 상기 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리이고, $w_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 상기 제1 신뢰성 가중치 및 상기 제2 신뢰성 가중치의 곱이고, $\Delta\gamma$는 상기 레이저 거리 센서의 각 해상도이다)에 의해 산출될 수 있다.

발명의 효과

[0038] 상기 구성에 따라 본 발명에 따르면, 레이저 거리 센서에 의해 측정된 측정 거리의 거리 유형을 추정하고, 해당 거리 유형의 신뢰성을 평가하여 이를 이동 로봇의 위치 추정에 활용할 수 있는 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법이 제공된다.

[0039] 또한, 거리 유형의 신뢰성을 평가하는데 있어, 동적 장애물 환경, 정적 장애물의 위치가 변화하는 환경, 광학적 특이 환경 등을 동시에 고려함으로써, 다양한 환경 조건에서 발생할 수 있는 성능 저하를 최소화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0040] 도 1은 유리벽에서의 레이저 빔의 반사 특성을 설명하기 위한 도면이고,

도 2는 그리드 맵을 통해 예측하기 어려운 측정 거리들의 예를 나타낸 도면이고,

도 3은 본 발명에 따른 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법을 설명하기 위한 도면이고,

도 4는 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에서, MCL 샘플들을 통해 예비 샘플들이 추출되는 예를 나타낸 도면이고,

도 5는 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에서, 추정 거리 유형을 바탕으로 제1 신뢰성 가중치가 산출되는 예를 나타낸 도면이고,

도 6은 본 발명에 따른 이동 로봇의 위치 추정 방법을 설명하기 위한 도면이고,

도 7는 면적 차이를 이용한 매칭 오차를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0041] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 따른 실시예에 대해 상세히 설명한다.

[0042] 본 발명에 따른 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법 및 이를 이용한 이동 로봇(100)의 위치 추정 방법을 설명하기에 앞서, 유리벽에서의 빛의 반사 특성에 대해 살펴본다.

[0043] 레이저 거리 센서는 빛의 특성을 따르는 광학 센서의 하나이다. 따라서, 레이저 거리 센서로부터 방출되는 레이저 빔이 유리벽(glass wall)에 도달한 후에 변화하는 진행 방향은 빛의 특성과 밀접한데, 도 1는 빛이 유리벽에 도달했을 때 발생할 수 있는 모든 경로를 나타내고 있다.

[0044] $z_{i,t}$는 시간 t에 레이저 거리 센서의 i번째 스캔에 의해 착정된 측정 가리이다. 본 발명에서는 $z_{i,t}$가 도 1에 도시된 바와 같이, 4개의 거리 유형 중 하나의 결과로서 측정되는 것으로 가정한다. 도 1에서 case 1 및 case 2는 각각 확산 반사(diffuse reflection) 및 정 반사(specular reflection)로 정의된다. 다중 투과, 즉 2 겹의 유리벽을 고려하여, case 3 및 case 4는 각각 첫 번째 투과(1st penetration) 및 두 번째 투과(2nd penetration)로 정의된다.

[0045] 여기서, 투과에 대응하는 유형의 수는 환경의 특성에 따라 다르게 설정될 수 있다. 도 1에서는 유리벽에 대한 측정 거리를 예로 하고 있으나, 모든 유형은 유리벽이 아닌 다른 물체에 대해서도 발생할 수 있다.

[0046] 예를 들어, 거울 또는 매끈한 벽면에서 정반사가 발생할 수 있을 뿐만 아니라, 지도, 즉 그리드 맵 상에는 존재하는 장애물이 실제로는 사라졌을 때 투과가 발생한 것으로 간주될 수 있다. 이러한 환경적인 변화에 대해서도 본 발명에서는 이를 고려하고 있는 바, 이는 상술한 논문 "Localization of a Mobile Robot Using a Laser Range Finder in a Glass-Walled Environment(*IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 6, pp. 3616??3627, 2016.)"(이하, '상기 논문'이라 함)과 차별화되는 특징이 되며, 이에 대한 상세한 설명은 후술한다.

[0047] 한편, 도 1에 도시된 거리 유형들은 레이저 거리 센서의 측정 거리와 그리드 맵으로부터 계산된 거리들을 비교함으로써, 예측이 가능하다. 반면, 도 2는 그리드 맵을 통해 예측하기 어려운 측정 거리들의 예를 나타내고 있다.

[0048] 도 2의 (a) 및 (b)는 각각 동적 장애물(DO)와 새롭게 배치된 정적 장애물(USO)에 의한 측정 거리를 나타내고 있다. 두 장애물 모두 그리드 맵상에 알려지지 않은 장애물이기 때문에, 그리드 맵을 통해 거리 유형을 예측하기 어렵다. 또한, 도 2의 (c)는 환경의 기하학적 구조 때문에 거리 유형의 평가가 어려운 측정 거리를 나타내고 있다. 즉, 도 2의 (c)는 그리드 맵으로부터 계산되는 정 반사 거리 r_s와 투과 거리 r_p가 유사하여, 측정 거리 $z_{i,t}$가 정 반사 거리인지 투과 거리인지 예측하기 어렵게 된다. 이와 같이, 거리 유형을 명확하게 예측하기 어려운 측정 거리의 경우 상기 논문에서는 이를 거리 유형의 평가에서 배제시켰으나, 본 발명에서는 이를 반영하게 되는 바, 이에 대한 상세한 설명은 후술한다.

[0049] 이하에서는 도 3을 참조하여 본 발명에 따른 레이저 거리 센서의 측정 거리에 대해 추정된 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에 대해 상세히 설명한다.

[0050] 먼저, 레이저 거리 센서의 스캔을 통해 현재 스텝에서의 측정 거리가 측정되면, 해당 측정 거리와 추정 포즈가

입력된다(S10). 여기서, 이동 로봇(100)에는 이동 로봇(100)의 이동 환경과 관련된 맵 정보인 그리드 맵이 등록된 상태이며, 그리드 맵은 후술할 레퍼런스 거리 세트의 산출 과정에 적용된다.

[0051] 그리고, 추정 포즈는 현재 스텝에서 이동 로봇(100)의 현재 위치에서의 대략적인 포즈로, 이전 스텝에서 추정된 이동 로봇(100)의 포즈와, 현재 스텝에서의 오도메트리 측정값에 기초하여 산출될 수 있다.

[0052] 여기서, 도 3에 도시된 유형 평과 과정은 레이저 거리 센서의 스캔 과정에서 어느 일 방향, 즉 특정 각도에서 측정된 측정 거리에 대한 거리 유형의 평과 과정으로, 레이저 거리 센서의 스캔 각도 각각에 대해 도 3에 도시된 거리 유형의 평가 및 신뢰성 평과 과정이 진행된다. 예를 들어, 측정 거리를, 상술한 바와 같이, $z_{i,t}$라고 하는 경우, 시간 t에서의 스캔에서 i번째(각도)로 측정된 측정 거리를 나타내게 된다.

[0053] 다시 도 3를 참조하여 설명하면, 측정 거리와 추정 포즈가 입력되면(S10), 현재 위치에 대한 추정 포즈에 기초하여 복수의 예비 샘플이 추출된다.(S11). 여기서, 본 발명에서는 예비 샘플이 추정 포즈의 불확실성 분포의 시그마 포인트로 추출되는 것을 예로 한다. 이 때, 불확실성 분포의 시그마 포인트는 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플 포즈의 평균값을 기준으로 기 설정된 범위의 표준편차 상의 포인트로 추출되는 것을 예로 한다.

[0054] 보다 구체적으로 설명하면, 이동 로봇(100)의 포즈의 불확실성 분포는 MCL 샘플들에 의해 표현될 수 있다. 시간 t에서 추출된 예비 샘플들의 포즈는 [수학식 1]과 같이 표현할 수 있다.

[0055] [수학식 1]

[0056] $$p_t^{j,k,l} = \{p_{x,t}^{j,k,l}, p_{y,t}^{j,k,l}, p_{\theta,t}^{j,k,l}\}$$

[0057] [수학식 1]에서 $p_t^{j,k,l}$ 는 예비 샘플의 포즈이고, 요소들은 각각 예비 샘플의 x축 값, y축 값 및 Θ 값을 나타낸다. 그리고, [수학식 1]의 각 요소는 [수학식 2]를 통해 산출된다.

[0058] [수학식 2]

[0059]
$$p_{x,t}^{j,k,l} = \bar{s}_{x,t}^{-} + \sigma_{x,t} \times j,$$
$$p_{y,t}^{j,k,l} = \bar{s}_{y,t}^{-} + \sigma_{y,t} \times k,$$
$$p_{\theta,t}^{j,k,l} = \bar{s}_{\theta,t}^{-} + \sigma_{\theta,t} \times l,$$
$$j,k,l \in N = \{-2, -1, 1, 2\}$$

[0060] [수학식 2]에서 $\bar{s}_t^{-} = \{\bar{s}_{x,t}^{-}, \bar{s}_{x,t}^{-}, \bar{s}_{\theta,t}^{-}\}$ 와 $\sigma_t = \{\sigma_{x,t}, \sigma_{y,t}, \sigma_{\theta,t}\}$는 각각 MCL 샘플들의 평균 포즈 및 표준편차를 나타낸 것이다. 도 4는 MCL 샘플들을 통해 예비 샘플들이 추출되는 예를 나타낸 도면이다. MCL 샘플들의 평균 포즈를 중심으로 기 설정된 범위 즉, j,k,l ∈ N={-2, -1, 1, 2}의 표준편차 상의 포인트가 예비 샘플들로 추출되는 것을 나타내고 있다.

[0061] 이를 통해 위치 추정 상태에 따른 능동적 대처가 가능하게 된다. 즉, MCL 샘플의 포즈의 불확실성 분포를 고려하여, 즉 현재 분포의 표준 편차를 이용하기 때문에, 현재 이동 로봇(100)의 포즈의 불확실성이 크면 예비 샘플들이 넓은 간격으로 추출되고, 불확실성이 작으면 예비 샘플들이 좁은 간격으로 추출되어 위치 추정 상태에 따른 능동적 대처가 가능하게 된다.

[0062] 다시, 도 3을 참조하여 설명하면, 복수의 예비 샘플의 추출이 완료되면(S11), 각각의 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트가 산출된다(S12). 여기서, 레퍼런스 거리 세트는 예비 샘플이 기 등록된 레퍼런스 거리 산출 알고리즘에 적용되어 각각의 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트가 산출된다. 이 때, 레퍼런스 거리 세트는 복수의 거리 유형 각각에 대한 레퍼런스 거리로 구성된다. 본 발명에서는 도 1에 도시된 바와 같이, 4개의 거리 유형 각각에 대한 레퍼런스 거리로 구성되는 것을 예로 하는데, 확산 반사 거리(case 1), 정반사 거리(case 2), 첫 번째 투과 거리(case 3) 및 두 번째 투과 거리(case 4)로 구성되는 것을 예로 한다.

[0063] 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에서는 레퍼런스 거리 산출 알고리즘으로 레이 트레이싱(Ray tracing) 알고리즘이 적용되는 것을 예로 한다. 그리고, 레이 트레이싱(Ray tracing) 알고리즘에 예비 샘

플의 포즈와, 기 등록된 그리드 맵이 적용되어, 복수의 레퍼런스 거리 즉 확산 반사 거리, 정반사 거리, 및 두 개의 투과 거리에 각각 대응하는 레퍼런스 거리가 산출된다.

[0064] 일반적으로, 레이 트레이싱(Ray tracing)은 특정 위치와 각도에서 레이저 빔이 방출될 때 처음 만나는 물체의 위치를 찾는 방법을 제공한다. 따라서, 기존의 레이 트레이싱(Ray tracing) 알고리즘에 의해 산출되는 레퍼런스 거리는 확산 반사 거리에 대응하게 된다.

[0065] 이에, 본 발명에서는 예비 샘플의 포즈와 그리드 맵을 이용하여, 정반사 거리에 대응하는 레퍼런스 거리와, 첫 번째 및 두 번째 투과 거리에 대응하는 레퍼런스 거리를 계산할 수 있도록 레이 트레이싱(Ray tracing)을 변형하게 된다.

[0066] 예컨대, 정반사 거리에 대응하는 레퍼런스 거리는 레이저 빔이 처음 장애물을 만난 점에서, 해당 장애물에 대한 입사각과 동일한 반사각으로 방향을 바꿔 빔이 추가적으로 진행하게 되고, 추가적으로 진행한 빔이 다시 장애물을 만났을 때, 빔의 총 이동 거리를 계산하게 된다.

[0067] 마찬가지로, 투과 거리에 대응하는 레퍼런스 거리는 레이저 빔이 처음 장애물을 만난 점에서, 방향의 변화없이 빔이 추가적으로 진행하게 도고, 추가적으로 진행한 빔이 다시 장애물을 만났을 때, 빔의 총 이동 거리를 계산하게 된다. 두 번째 투과 거리에 대응하는 레퍼런스 거리도 동일한 방법으로 계산이 가능하게 된다.

[0068] 상기와 같은 과정을 통해 각각의 예비 샘플에 대한 레퍼런스 거리 세트들이 산출되면, 각각의 레퍼런스 거리 세트와 측정 거리를 비교하여(S13) 각각의 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정한다(S14).

[0069] 보다 구체적으로 설명하면, 먼저 하나의 레퍼런스 거리 세트를 구성하는 복수의 레퍼런스 거리와 측정 거리 간의 거리 오차를 산출한다(S13). 상기와 같이 4개의 레퍼런스 거리 각각과 측정 거리 간의 오차가 산출되는 바, 하나의 레퍼런스 거리 세트에 대해 4개의 거리 오차가 산출된다.

[0070] 그리고, 하나의 레퍼런스 거리 세트의 4개의 거리 오차 중 가장 작은 값을 갖는 레퍼런스 거리에 대응하는 거리 유형이 해당 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형으로 추정된다(S14).

[0071] 상기와 같은 과정을 통해 하나의 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형의 추정이 완료되면, 모든 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형을 S13 단계 내지 S15 단계를 통해 추정하게 된다.

[0072] 이와 같이, 하나의 측정 거리에 대해 모든 레퍼런스 거리 세트에 대한 거리 유형이 추정되면, 각 거리 유형에 대해 추정된 회수가 산출된다(S16). 그리고, 각각의 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 가장 많이 추정된 거리 유형이 해당 측정 거리의 거리 유형(이하, '추정 거리 유형'이라 함)으로 판단되어(S17) 해당 측정 거리에 대한 추정 거리 유형으로 추정된다.

[0073] 즉, 상기 논문에서는 도 2에 도시된 바와 같은 케이스의 경우, 거리 유형의 평가가 실패한 것으로 간주하고, 이동 로봇(100)의 위치 추정에서 해당 측정 거리를 배제하고 있다. 반면, 본 발명에서는 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 가장 많이 추정된 거리 유형을 해당 측정 거리의 추정 거리 유형으로 반영하고, 이후에 설명할 신뢰성 평가를 통해 추정 거리 유형에 가중치를 부여함으로써, 다양한 주행 환경에서 보다 정확한 위치 추정이 가능하게 하는 바, 이하에서 신뢰성 평가에 대해 구체적으로 설명한다.

[0074] 본 발명에서는 각각의 측정 거리에 대해 추정된 추정 거리 유형의 신뢰성을 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치의 산출을 통해 평가한다(S18). 여기서, 제1 신뢰성 가중치는 S14 단계를 통해, 각각의 레퍼런스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 추정 거리 유형으로 추정된 회수가 반영된다.

[0075] 본 발명에서는 제1 신뢰성 가중치가 [수학식 3]을 통해 산출되는 것을 예로 한다.

[0076] [수학식 3]

$$w_{i,t}^{1} = \begin{cases} \dfrac{V_{b^*} - \sum_{b \in B'} V_b}{V_{b^*}}, & if\left(V_{b^*} > \sum_{b \in B'} V_b\right) \\ 0, & if\left(V_{b^*} \le \sum_{b \in B'} V_b\right) \end{cases}$$

[0077]

[0078] 여기서, $w^{1}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 제1 신뢰성 가중치이고, V_{b^*}은 S14 단계에서 각각의 레퍼런

스 거리 세트에 대해 추정된 거리 유형 중 추정 거리 유형으로 추정된 회수이고, $\sum_{b\in B'} V_b$ 는 S14 단계에서 추정 거리 유형 이외의 거리 유형으로 추정된 회수의 합이다.

[0079] 도 5는 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에서, 추정 거리 유형을 바탕으로 제1 신뢰성 가중치가 산출되는 예를 나타낸 도면이다. 도 5를 참조하여 설명하면, i=1 일 때, 모든 레퍼런스 거리 세트에 대해, 확산 반사인 case 1으로 추정되어 제1 신뢰성 가중치가 1로 산출된다.

[0080] 반면, i=2 일 때, case 2(정반사) 및 case 3(투과)가 동일한 회수로 추정되어, 추정 거리 유형의 회수가 나머지의 합보다 작아 제1 신뢰성 가중치가 0으로 산출된다. 그리고, i=3 일 때, case 1(확산 반사)이 추정 거리 유형으로 15회 추정되고, case 2(정반사) 및 case 3(투과)로 일부 회수가 추정되어, 제1 신뢰성 가중치가 0.33으로 산출되는 것을 확인할 수 있다.

[0081] 한편, 제2 신뢰성 가중치는 측정 거리와 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 추정 거리 유형에 해당하는 레퍼런스 거리 간의 편차가 반영된다. 보다 구체적으로 설명하면, 복수의 레퍼런스 거리 세트 중 S14 단계에서 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 레퍼런스 거리들 중 추정 거리 유형에 대응하는 거리 유형의 레퍼런스 거리의 평균과, 측정 거리 간의 편차가 반영된다.

[0082] 본 발명에서는, 제2 신뢰성 가중치는 [수학식 4]를 통해 산출되는 것을 예로 한다.

[0083] [수학식 4]

[0084] $$w_{i,t}^{2} = \frac{min(z_{i,t}, \bar{r})}{max(z_{i,t}, \bar{r})}$$

[0085] 여기서, $w^{2}_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리에 대한 제2 신뢰성 가중치이고, $z_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 측정 거리이고, $\bar{r}$ 는 복수의 레퍼런스 거리 세트 중 S14 단계에서 추정 거리 유형으로 추정된 레퍼런스 거리 세트의 레퍼런스 거리들 중 추정 거리 유형에 대응하는 거리 유형의 레퍼런스 거리의 평균값이다. 즉, $z_{i,t}$과 $\bar{r}$ 중 큰 값을 분모로, 작은 값을 분자로 하여 제2 신뢰성 가중치가 산출된다.

[0086] 이를 통해, 제2 신뢰성 가중치는 레이저 거리 센서에 의한 측정 거리와, 그리드 맵으로부터 예측되는 거리의 차이가 클수록 작게 산출되어 동적 장애물이나 그리드 맵에 표시되지 않은 움직이지 않은 새로운 장애물 등에 의한 측정 거리의 영향을 반영하게 된다.

[0087] 이하에서는, 도 6을 참조하여 본 발명에 따른 이동 로봇(100)의 위치 추정 방법에 대해 상세히 설명한다.

[0088] 먼저, 이동 로봇(100)의 현재 스텝에서의 추정 포즈가 산출된다(S20). 여기서, 추정 포즈는, 상술한 바와 같이, 현재 스텝에서 이동 로봇(100)의 현재 위치에서의 대략적인 포즈로, 이전 스텝에서 추정된 이동 로봇(100)의 포즈와, 현재 스텝에서의 오도메트리 측정값에 기초하여 산출된다.

[0089] 그런 다음, 이동 로봇(100)의 레이저 거리 센서의 스캔에 의해 각각의 방향에 대한 복수의 측정 거리가 측정된다(S21). 그리고, 하나의 측정 거리에 대한 거리 유형, 즉 추정 거리 유형이 판단되고, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 산출된다(S22). 여기서, 추정 거리 유형의 추정, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치의 산출은 상술한 바와 같은, 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법이 적용된다.

[0090] 상기와 같은 과정을 통해 현재 스텝에서 하나의 측정 거리에 대한 거리 유형의 추정과라, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치의 산출이 완료되면, 모든 측정 거리에 대해 S22 단계 및 S23 단계가 수행되어 모든 측정 거리에 대한 거리 유형 추정, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 산출된다.

[0091] 그런 다음, 복수의 측정 거리가 스캔 매칭 기법에 적용되는데, 스캔 매칭 기법 상의 레퍼런스 거리가 해당 측정 거리에 대한 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 반영되어 적용된다(S24).

[0092] 그런 다음, 스캔 매칭 기법의 적용에 따른 스캔 매칭 오차에 기초하여, 이동 로봇(100)의 위치가 추정(S25)됨으로서, 측정 거리의 거리 유형, 해당 거리 유형에 대해 평가된 신뢰성인 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 반영된 보다 정확한 위치 추정이 완료된다.

[0093] 이하에서는 위치 추정 기법 중 몬테카를로 위치 추정 기법(Monte Carlo Localization)에 적용되어 이동 로봇(100)의 위치가 추정되는 예를 설명한다.

[0094] 몬테카를로 위치 추정 기법은 기본적으로 베이즈 필터링(Bayes Filtering)의 알고리즘에 따르며, 예측(Prediction), 측정값 업데이트(Measurement update) 및 리샘플링(Resampling)으로 구성된 3가지 단계로 분류된다.

[0095] 먼저, 예측 단계에서는 이전 스텝에서 각 MCL(Monte Carlo Localization) 샘플 포즈와 현재 스텝에서 오도메트리 측정값을 이용하여 현재 스텝에서의 관측 결과를 포함하기 전 각 MCL 샘플 포즈의 belief인 $\overline{bel}(\mathrm{X}_{n,t})$ 가 따르는 [수학식 5]에 의해 계산된다.

[0096] [수학식 5]

$$\overline{bel}(X_{n,t}) = \int p(X_{n,t}|u_t, X_{n,t-1}) bel(X_{n,t-1}) dX_{t-1}, 1 \le n \le N$$

[0097]

[0098] 여기서, N은 MCL 샘플의 개수이고, $p(\mathrm{X}_{n,t} \mid u_t, \mathrm{X}_{n,t-1})$ 는 모션 모델이다. 본 발명에서는 모션 모델의 예로 오도메트리 모션 모델이 적용되는 것을 예로 한다.

[0099] 측정값 업데이트 단계에서는 현재 스텝에서의 관측 결과와, 그리드 맵 정보를 이용하여 현재 스텝에서 각 MCL 샘플의 포즈에 대한 belief인 $bel(\mathrm{X}_{n,t})$ 가 [수학식 6]에 의해 산출된다.

[0100] [수학식 6]

$$bel(X_{n,t}) = \eta p(Z_t | X_{n,t} M) \overline{bel}(X_{n,t})$$

[0101]

[0102] 여기서, η는 정규화 상수(Normalizing constant)이고, $p(Z_t \mid \mathrm{X}_{n,t}, m)$ 는 관측 모델(Observation motel)이다. 본 발명에서는 관측 모델로서 면적 차이를 이용한 스캔 매칭 오차에 따른 확률 분포가 사용되며, 면적 차이를 이용한 매칭 오차의 산출은 도 7에 도시된 바와 같은 스캔 매칭 기법이 적용되어, 측정 거리의 거리 유형 및 신뢰성 평가가 반영된 레퍼런스 거리가 적용된다.

[0103] 여기서, 본 발명에 따른 측정 거리의 추정 거리 유형의 추정, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치의 산출은 측정값 업데이트 단계 전에 수행되어, 측정값 업데이트 단계에서 적용되는 스캔 매칭 오차의 산출에 적용된다.

[0104] 보다 구체적으로 설명하면, 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법이 완료되면, 몬테카를로 위치 추정 기법에서 사용되는 모든 MCL 샘플의 우도(Likelihood)가 관측 모델에 의해 업데이트된다.

[0105] 도 7은 면적 차이를 이용한 스캔 매칭 오차를 설명하기 위한 도면이다. 상술한 바와 같이, 본 발명에서는 관측 모델로 면적 차이를 이용한 매칭 오차에 따른 확률 분포가 사용되는 것을 예로 한다. 스캔 매칭 오차는 레이저 거리 센서의 스캔 이미지, 즉 측정 거리와, 그리드 맵으로부터 산출된 레퍼런스 거리에 의해 표현된 이미지의 면적 차이를 이용하여 산출된다. 여기서, 스캔 매칭 오차는 [수학식 7]을 통해 산출된다.

[0106] [수학식 7]

$$E_t^j = \left\{ \frac{\sum_i \left| \left(z_{i,t}^j \times w_{i,t}\right)^2 \Delta\gamma - \left(z_{i,t} \times w_{i,t}\right)^2 \Delta\gamma \right|}{\sum_i \left(\left(z_{i,t}^j \times w_{i,t}\right)^2 \Delta\gamma + \left(z_{i,t} \times w_{i,t}\right)^2 \Delta\gamma \right)} \right\} \times 100$$

[0107]

[0108] [수학식 7]에서 E^j_t는 시간 t에서 j번째 MCL 샘플의 스캔 매칭 오차이고, $z^j_{i,t}$는 시간 t에서 j번째 MCL 샘플의 i

번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 추정 거리 유형에 대응하는 레퍼런스 거리이고, $w_{i,t}$는 시간 t에서 i번째 스캔에서의 측정 거리에 대한 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치의 곱이고, $\Delta\gamma$는 레이저 거리 센서의 각 해상도이다.

[0109] 도 7의 (a)는 기존의 방법에서 적용된 스캔 매칭 오차를 나타낸 도면이고, 도 7의 (b)는 본 발명에 따른 거리 유형의 신뢰성을 평가하는 방법에서 추정 거리 유형, 제1 신뢰성 가중치 및 제2 신뢰성 가중치가 반영된 스캔 매칭 오차이다.

[0110] 도 7을 참조하여 설명하면, 동적 장애물이 있는 방향에서 측정된 측정 거리의 신뢰성 가중치 $w_{i,t}$가 0.5로 계산되었다고 가정하면, 본 발명에 따른 위치 추정 방법에서 동적 장애물에 의해 거리 오차가 발생하는 부분에 대한 스캔 매칭 오차가 작게 계산됨을 확인할 수 있다.

[0111] 상기와 같은 과정을 통해, 모든 MCL 샘플의 포즈에 대한 스캔 매칭 오차의 계산이 종료되면, 매칭 오차의 크기에 따른 가우시안 확률분포를 이용하여 모든 MCL 샘플의 우도가 업데이트 된다.

[0112] 상기와 같은 측정값 업데이트 과정이 완료되면, 측정값 업데이트 과정에서 산출된 $bel(X_{t,i})$ 에 기초하여, 모든 MCL 샘플들이 다시 그려진다. 즉, 리샘플링 과정을 통해 낮은 가중치를 가진 MCL 샘플들이 높은 가중치를 가진 MCL 샘플들에 의해 대체됨으로써, 모든 MCL 샘플이 리샘플링 과정을 거친 후에 모든 MCL 샘플의 포즈의 $bel(X_{t,i})$ 는 같은 값으로 변화하게 된다.

[0113] 상기와 같은 과정에서, 이동 로봇(100)의 현재 스텝에서의 포즈는 측정값 업데이트 과정에서 산출된 각 MCL 샘플에 대한 매칭 에러를 통해 추정된다. 여기서, 매칭 에러를 통한 이동 로봇(100)의 위치 추정은 기 공지된 다양한 방법의 적용이 가능하다. 일 예로, 매칭 에러가 가장 낮게 산출된 MCL 샘플의 포즈를 이동 로봇(100)의 포즈로 추정하거나, 모든 MCL 샘플의 포즈의 가중치 평균을 통해 이동 로봇(100)의 포즈를 추정할 수 있다.

[0114] 전술한 실시예에서는 본 발명에 따른 위치 추정 방법에 적용되는 위치 추정 기법으로 몬테카를로 위치 추정 기법이 적용되는 것을 예로 하였다. 이외에도, 칼만필터, 확장칼만필터, 무향칼만필터를 이용한 위치 추정 방법 등과 같이 레이저 거리 센서의 스캔 매칭 기법을 이용한 센서모델이 적용될 수 있는 위치 추정 기법에 본 발명에 따른 위치 추정 방법이 적용 가능함은 물론이다.

[0115] 또한, 전술한 실시예에서는 스캔 매칭 기법에서 면적 차이를 이용한 매칭 오차가 적용되는 것을 예로 하고 있으나, 레퍼런스 거리와 측정 거리 간의 거리 차이를 이용한 다른 방법이 적용 가능함은 물론이다.

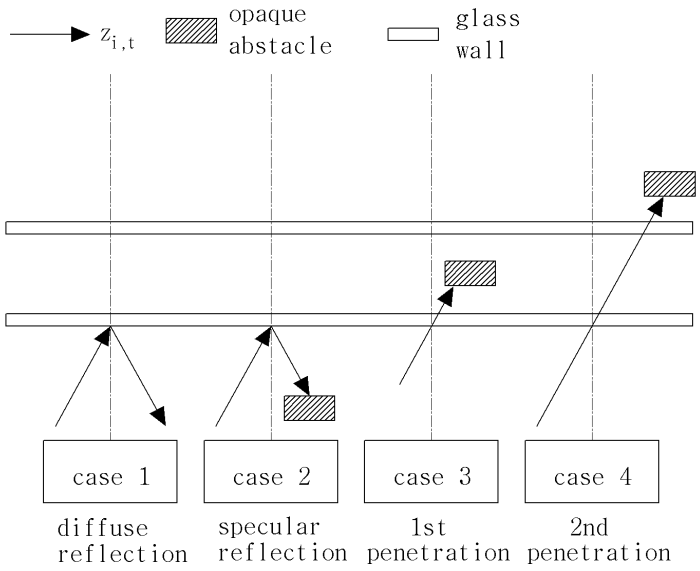
[0116] 이상에서 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

부호의 설명

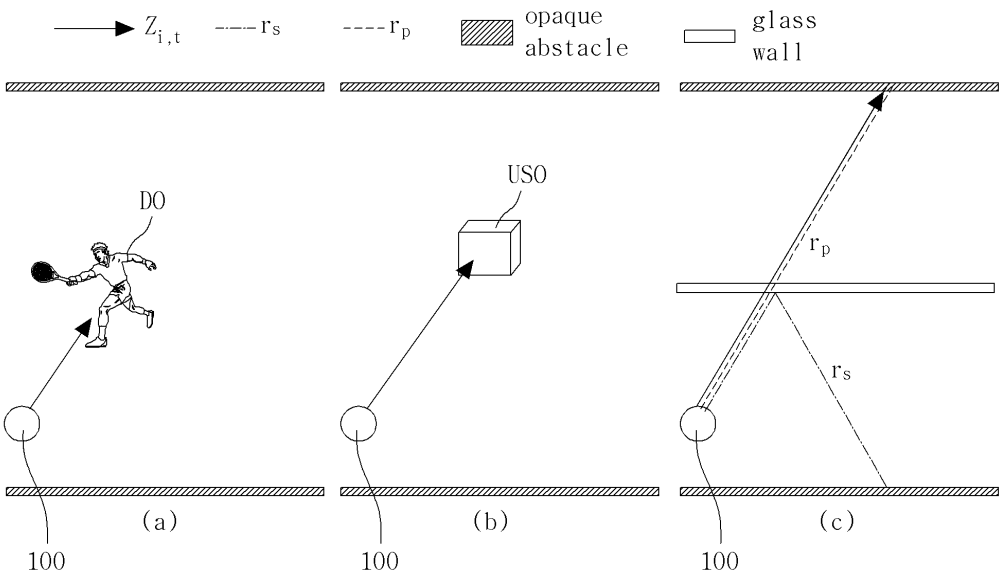
[0117] 100 : 이동 로봇

도면

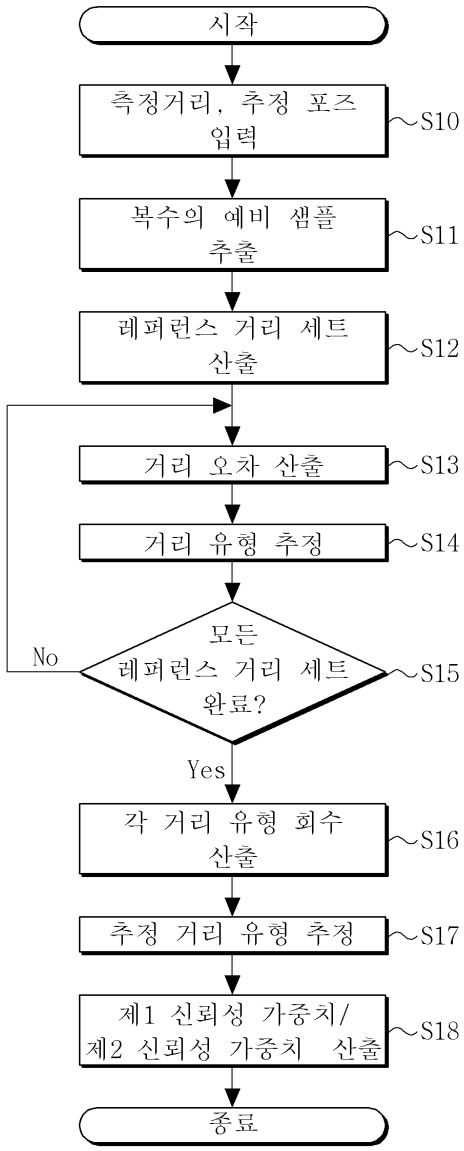
도면1


$z_{i,t}$
opaque abstacle
glass wall
case 1
case 2
case 3
case 4
diffuse reflection
specular reflection
1st penetration
2nd penetration

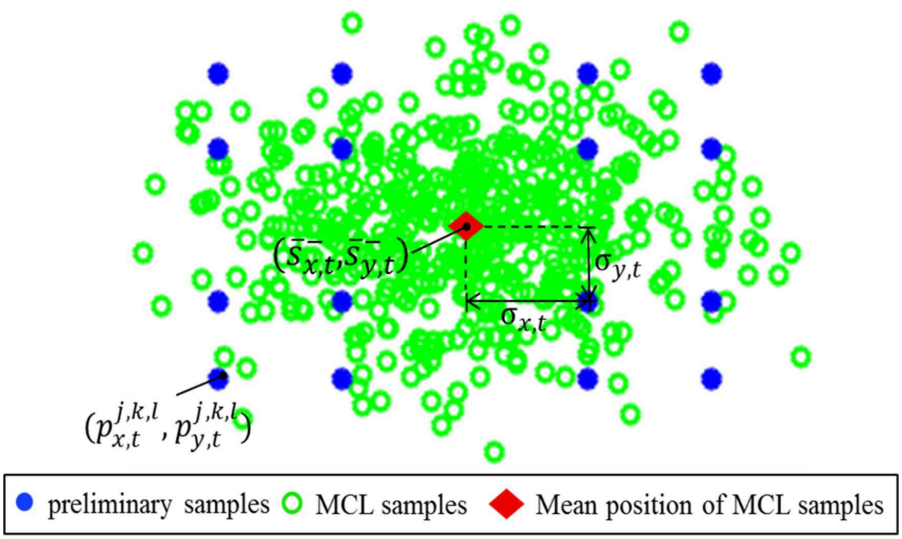
도면2


$Z_{i,t}$
r_s
r_p
opaque abstacle
glass wall
DO
USO
r_p
r_s
(a)
(b)
(c)
100
100
100

도면3

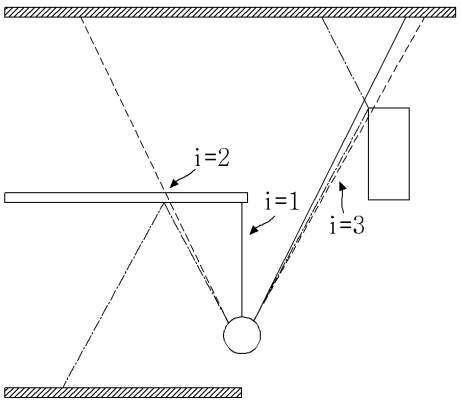

시작
측정거리, 추정 포즈 입력
S10
복수의 예비 샘플 추출
S11
레퍼런스 거리 세트 산출
S12
거리 오차 산출
S13
거리 유형 추정
S14
모든 레퍼런스 거리 세트 완료?
S15
No
Yes
각 거리 유형 회수 산출
S16
추정 거리 유형 추정
S17
제1 신뢰성 가중치/ 제2 신뢰성 가중치 산출
S18
종료

도면4



도면5

(a)

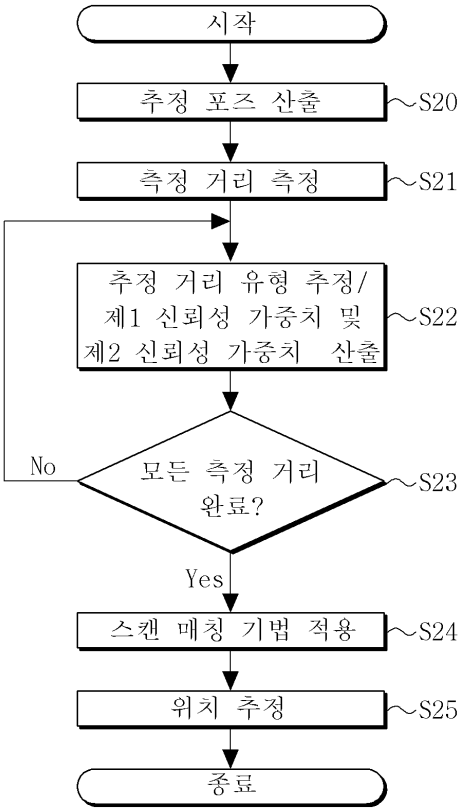


——— diffuse reflection
—·—·— specular reflection
------ penetration

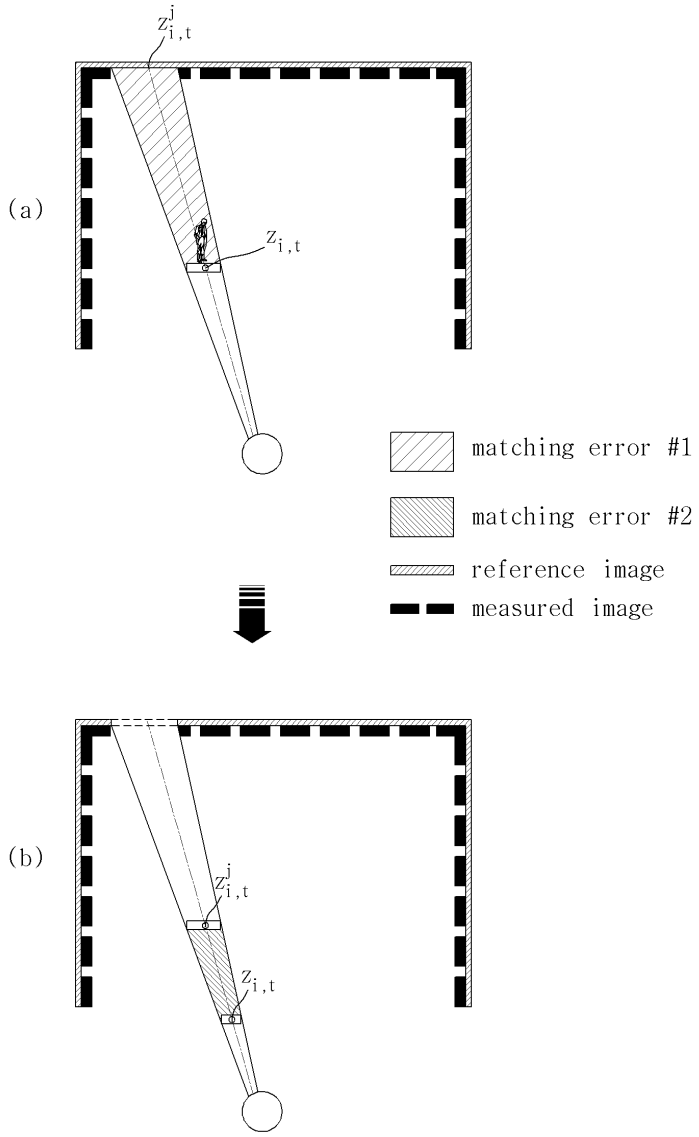
(b)

	voting results		
i	1	2	3
V_1(case 1)	25	1	15
V_2(case 2)	0	12	4
V_3(case 3)	0	12	6
V_4(case 4)	0	0	0
$w_{i,t}^1$	1	0	0.33

도면6


시작
추정 포즈 산출
S20
측정 거리 측정
S21
추정 거리 유형 추정/
제1 신뢰성 가중치 및
제2 신뢰성 가중치 산출
S22
No
모든 측정 거리
완료?
S23
Yes
스캔 매칭 기법 적용
S24
위치 추정
S25
종료

도면7


(a)
$z^j_{i,t}$
$z_{i,t}$
matching error #1
matching error #2
reference image
measured image
(b)
$z^j_{i,t}$
$z_{i,t}$