신뢰성 높은 위치 인식을 위하여 방향을 고려한 확률적 스캔 매칭 기법

Direction Augmented Probabilistic Scan Matching for Reliable Localization

최 민 용, 최 진 우, 정 완 군*
(Minyong Choi¹, Jinwoo Choi¹, and Wan Kyun Chung¹)
¹POSTECH (Pohang University of Science and Technology)

Abstract: The scan matching is widely used in localization and mapping of mobile robots. This paper presents a probabilistic scan matching method. To improve the performance of the scan matching, a direction of data point is incorporated into the scan matching. The direction of data point is calculated using the line fitted by the neighborhood data. Owing to the incorporation, the performance of the matching was improved. The number of iterations in the scan matching decreased, and the tolerance against a high rotation between scans increased. Based on real data of a laser range finder, experiments verified the performance of the proposed direction augmented probabilistic scan matching algorithm.

Keywords: scan matching, iterative closest point, localization

I. 서론

스캔 매칭(scan matching)은 거리 센서를 이용하여 이동 로봇의 위치를 추정하기 위해 널리 사용되는 기법이다. 이 기법은 연속적인 거리 센서값을 하나의 스캔으로 정의했을 때, 두 스캔이 최대한 겹치도록 하는 스캔 사이의 배치(configuration)를 추정한다. 두 스캔 사이의 배치를 연속적으로 추정하여 로봇의 위치를 계산할 수 있고 이를 바탕으로 주위 환경에 대한 센서 정보를 축적하여 지도를 작성할 수 있다. 이동로봇의 위치인식이나 지도작성 외에도 물체 인식 등의 이미지 처리와 관련한 다양한 분야에 적용되고 있다 [1,2].

스캔 매칭은 크게 두 과정으로 이루어진다. 첫째는 두 스캔을 각각 기준 스캔과 측정 스캔이라고 했을 때, 현재 두 스캔 사이의 상대적 배치를 바탕으로 측정 스캔에 속한 각 센서값이 기준 스캔에 속한 각 센서값 중 어떤 것에 대응되는지를 판단하는 과정(data association)이다. 둘째는 대응되는 데이터들을 바탕으로 데이터끼리의 거리 차이가 최소가 되도록 하는 스캔 사이의 배치를 계산하는 과정(configuration estimation)이다. 그리고 계산된 최적의 배치로 두 스캔 사이의 상대적 배치를 갱신한다. 스캔 사이의 상대적 배치가 수렴할 때까지 두 과정을 반복함으로써 기준 스캔과 측정 스캔이 최대한 겹치도록 하는 상대적 배치를 추정할 수 있다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 9. 16., 수정: 2011. 10. 11., 채택확정: 2011. 10. 24.

최민용, 최진우, 정완균: 포항공과대학교 기계공학과

(minyong@postech.ac.kr/shalomi@postech.ac.kr/wkchung@postech.ac.kr)

※ 본 연구는, 교육과학기술부와 한국연구재단의 도약연구지원 프로그램(R17-2008-021-01000-0), 선도연구센터 지원사업(2011-0030075), 글로벌프런티어 연구개발사업(M1AXA003-2010-0029748), 지식경제부의 “노약자를 위한 감성교감 및 이동보조 서비스 로봇 개발” 과제(10038574), 한국과학기술원 국방무인화 기술 특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행됨.

이와 같이 스캔 사이의 매칭을 통해 반복적으로 상대적 배치를 갱신하는 기법을 ICP (Iterative Closest Point) 알고리즘이라고 한다. 일반적으로 ICP는 데이터 포인트 사이의 거리를 계산하거나 최적화 하는 과정에서 유클리드 거리(Euclidean distance)를 이용한다. 하지만 Lu와 Millios [2]가 언급한 것과 같이 두 스캔 사이에 회전(rotation)이 있을 때는 유클리드 거리만을 이용하면 스캔 사이의 상대적 배치를 정확히 추정해 내기 쉽지 않다. 이를 극복하고 스캔 매칭의 성능을 향상시키기 위해 여러 알고리즘들이 제안되었다. 두 스캔 사이의 회전을 고려하기 위해 새로운 형태의 거리 계량 기준(metric)을 제안한 경우[3,4]가 있고, 스캔 사이의 자세와 각 센서 데이터의 불확실성을 직접적으로 정규분포(normal distribution)로 표현한 pICP (probabilistic Iterative Closet Point) [5,6] 등이 있다.

본 논문에서는 스캔 사이의 자세와 각 센서 데이터의 불확실성을 확률적으로 고려할 뿐만 아니라 스캔을 구성하는 각 센서 데이터의 방향을 주변 센서 데이터로부터 계산하여 스캔 매칭에 적용하고자 한다. 본 논문에서는 DAplCP (Direction Augmented probabilistic Iterative Closet Point)를 제안하였다. 이 알고리즘은 센서 데이터의 방향을 고려함으로써 데이터의 지역적 특성을 스캔 매칭에 반영하여 성능을 향상시키고자 한다. DAplCP의 전체구조는 기본적으로 pICP를 기반으로 한다. 센서 데이터의 외란(noise)과 스캔 사이의 상대적 자세를 확률적으로 다루고 있어 pICP의 장점을 그대로 가지고 있다. 뿐만 아니라 센서 데이터를 획득한 후 센서 데이터의 방향을 계산하고, 이 방향이 있는 데이터를 바탕으로 스캔 매칭 과정을 거쳐 향상된 성능을 얻을 수 있다. 제안한 알고리즘으로 얻을 수 있는 성능 향상은 우선 반복횟수를 줄이는 것이다. ICP 계열의 알고리즘들은 기본적으로 반복적으로 작동하기 때문에 반복횟수를 감소시키는 것을 성능향상의 지표로 볼 수 있다. 또한, 스캔 사이의 회전이 있는 상황

에서 강인한 스캔 매칭 결과를 얻는 것이다. 기존의 알고리즘에 대비하여 회전에 강인한 매칭 결과를 얻음으로써 제한한 알고리즘의 성능향상을 확인할 수 있다.

기존의 연구인 [5,6]에서도 기술되었듯이 일반적인 ICP에 비해 pICP를 이용한 스캔 매칭의 결과가 좋다는 것을 알 수 있다. 본 연구에서는 다수의 실제 레이저 거리 센서(laser range finder) 데이터를 바탕으로 여러 실험 조건에서 pICP와 제안된 DAplCP의 결과를 비교함으로써 제한한 알고리즘의 타당성과 성능을 검증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 스캔 매칭을 위한 문제 정의와 이에 필요한 용어를 설명한다. III 장에서는 방향을 고려한 확률적 스캔 매칭에 대해 기술한다. IV 장에서는 제안한 알고리즘의 성능검증을 위한 실험 및 분석에 대해 기술한다. 마지막으로 V 장에서 결론을 제시한다.

II. 문제 정의 및 용어 설명

스캔 매칭은 두 스캔 사이의 상대적인 변위와 회전을 계산하는 것이다. 센서의 위치 P_{ref} 에서 n 개의 센서 데이터를 얻었을 때, 기준 스캔은 $S_{ref} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 이다. 그리고 새로운 위치 P_{new} 에서 m 개의 센서 데이터로 이루어진 새로운 스캔 $S_{new} = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ 을 얻었을 때, 두 스캔이 최대한 겹쳐지도록 하는 상대적 배치 $\delta = \{x, y, \theta\}$ 를 계산하는 것이 스캔 매칭이다.

스캔 매칭의 과정은 다음과 같다. S_{ref} 의 센서 데이터를 δ 만큼 이동하여 P_{new} 좌표계에 대해 표현한다. 편의를 위해 2차원을 기준으로 표현하면 다음과 같다.

$$p'_i \equiv T(\delta, p_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} p_i + \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (1)$$

계산된 p'_i 중에 S_{new} 의 센서 데이터 q_i 에 대응하는 p'_i 를 찾은 후, 둘 사이의 거리 $D(\cdot, \cdot)$ 로 총 비용함수를 정의하고 이를 최소화 하는 δ 를 계산한다.

$$\hat{\delta} = \arg \min_{\delta} \sum_i D^2(p'_i, q_i) \quad (2)$$

이 후에 $\delta = \hat{\delta}$ 와 같이 갱신하게 된다. δ 가 수렴할 때까지 이 과정들을 반복하여 두 스캔 사이의 겹쳐지는 영역이 최대화 되는 상대적 배치를 계산한다. 스캔 매칭을 위한 순서도를 그림 1에 나타내었다.

본 논문에서는 확률적 스캔 매칭을 위해 스캔에 속해 있는 각 데이터들 (p_i, q_j) 과 스캔 사이의 상대적 배치 δ 에 정규분포를 따는 외란이 있다고 가정하고 각각의 공분산(covariance)을 $C_{p_i}, C_{q_j}, C_{\delta}$ 라고 한다. 이를 바탕으로 유클리드 거리 대신에 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)를 사용하여 확률적 스캔 매칭을 수행하였다.

III. 방향을 고려한 확률적 스캔 매칭

제안된 DAplCP는 거리 센서로 얻은 각 센서 데이터의 방향을 고려함으로써 스캔 매칭의 성능을 향상시키고자 하였다. 이를 위해 본 장에서는 데이터 포인트의 방향 계산과 이

그림 1. 스캔 매칭의 순서도.

Fig. 1. A flow chart of scan matching.

그림 2. 스캔 데이터의 방향을 표시한 예.

Fig. 2. An example of directed points in a scan.

를 이용한 확률적 스캔 매칭 방법을 설명한다.

1. 데이터 포인트의 방향 계산

센서로부터 스캔을 얻었을 때, 이를 바탕으로 각 데이터 포인트들의 방향을 계산한다. 데이터 포인트의 방향은 인접한 데이터들로 최소 제곱법(method of least square)으로 직선을 구한 후, 직선의 수직 방향을 데이터의 방향으로 정의한다. 스캔이 얻어진 후 데이터 포인트끼리의 관계는 변하지 않으므로 한번만 각 데이터 포인트의 방향을 결정하면 매칭 과정에 다시 방향을 계산할 필요는 없다. 직선을 계산하기 위한 최소 제곱법의 자세한 내용은 [7]에 나와있다. 이 때, 직선의 방향은 π 만큼 차이가 있어도 같은 직선을 의미하기 때문에 $[0, \pi)$ 로 표현한다. 최소 제곱법을 이용하여 각 데이터의 방향을 구한 예가 그림 2에 나타나 있다. 기존의 알고리즘에서 각 데이터는 (x, y) 로 표현할 수 있는 데, 데이터 포인트의 방향을 추가함으로써 (x, y, ϕ) 로 표현할 수 있다.

2. 스캔 사이의 대응되는 데이터 판단

스캔 매칭을 위해 S_{new} 의 각 데이터 q_i 에 대응하는 S_{ref} 의 데이터 p_i 를 정해야 한다. 이를 위해 S_{ref} 의 모든 데이터 p_j 중에 q_i 와 가장 가까운 것을 p_i 로 정의한다. 두 데이터 포인트 사이의 차이는 다음과 같다.

$$e_{ij} \equiv [e_x \quad e_y \quad e_{\phi}]^T = q_i - T(\delta, p_j) \quad (3)$$

좌표계 변환 (1) 역시 다음과 같이 변화된다.

$$p'_i = \begin{bmatrix} p_{i,x} \cos \theta - p_{i,y} \sin \theta + x \\ p_{i,x} \sin \theta + p_{i,y} \cos \theta + y \\ \theta + \phi \end{bmatrix} \quad (4)$$

이때, p_i 의 공분산은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$C_{p_i} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{x\phi} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 & \sigma_{y\phi} \\ \sigma_{x\phi} & \sigma_{y\phi} & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

이를 바탕으로 e_{ij} 의 공분산 C_{ij} 는 다음과 같이 구할 수 있다[5].

$$C_{ij} = C_{q_i} + J_\delta C_\delta J_\delta^T + J_{p_j} C_{p_j} J_{p_j}^T \quad (6)$$

여기에서 J_δ 와 J_{p_j} 는 다음과 같다.

$$J_\delta = \frac{\partial T(\delta, p_j)}{\partial \delta^T} \bigg|_{p_j}, \quad J_{p_j} = \frac{\partial T(\delta, p_j)}{\partial p_j^T} \bigg|_{\delta}$$

차이 e_{ij} 와 공분산 C_{ij} 을 바탕으로 마할라노비스 거리를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$D_c^2(q_i, p_j) = e_{ij}^T C_{ij}^{-1} e_{ij} \quad (7)$$

대응되는 데이터를 정하기에 앞서 마할라노비스 거리를 이용함으로써 통계적으로 적합한 데이터들만을 선택할 수 있다. 각 데이터 포인트들을 정규분포로 가정했으므로 마할라노비스 거리는 카이-제곱(χ^2) 분포를 따르게 된다. e_{ij} 의 차원과 신뢰 단계(confidence level, α)을 바탕으로 얻은 통계적 역치(threshold)를 χ_α^2 라고 했을 때, $D_c^2(q_i, p_j) < \chi_\alpha^2$ 의 조건을 만족하는 데이터들이 통계적으로 적합하다고 할 수 있다[8]. 본 논문에서와 같이 e_{ij} 의 차원이 3이고 신뢰수준을 95%로 하면 역치는 7.82이다[9].

본 논문에서는 위의 조건을 만족하는 p_j 중 마할라노비스 거리가 가장 작은 데이터(nearest neighbor)를 q_i 에 대응하는 데이터 p_i 로 결정한다.

3. 스캔 간 상대적 배치의 추정

두 스캔 S_{new} 와 S_{ref} 사이의 상대적 배치를 계산하기 위해 서 이전 절에서 결정된 데이터 쌍(q_i, p_i)을 바탕으로 총 비용함수를 정의한다.

$$D_T(\delta) = \sum_i D_c^2(p_i, q_i) \quad (8)$$

두 스캔이 최대한 겹칠 수 있도록 총 비용함수 D_T 를 최소화하는 δ 를 구하는 것이 스캔 매칭의 목적이다.

이를 위해, e_{ii} 를 현재 추정치 $\hat{\delta}$ 에 대하여 1차 선형화를 하면 다음과 같다.

$$e_{ii} = q_i - T(\hat{\delta}, p_i) - J_\delta(\delta - \hat{\delta}) \quad (9)$$

선형화를 바탕으로 총 비용함수 (8)을 2차 형식(quadratic

form)으로 정리하여 쓰면,

$$D_T(\delta) = (A - B\delta)^T C_T^{-1} (A - B\delta) \quad (10)$$

여기에서 C_T^{-1} 는 대각행렬로 각 요소는 C_{ii}^{-1} 행렬이고 A 와 B 는 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} q_1 - T(\hat{\delta}, p_1) + J_\delta|_{p_1} \hat{\delta} \\ q_2 - T(\hat{\delta}, p_2) + J_\delta|_{p_2} \hat{\delta} \\ \vdots \\ q_m - T(\hat{\delta}, p_m) + J_\delta|_{p_m} \hat{\delta} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} J_\delta|_{p_1} \\ J_\delta|_{p_2} \\ \vdots \\ J_\delta|_{p_m} \end{bmatrix}$$

$D_T(\delta)$ 를 최소화하는 해가 새로운 추정치 $\hat{\delta}$ 가 된다.

$$\hat{\delta} = (B^T C_T^{-1} B)^{-1} B^T C_T^{-1} A \quad (11)$$

$\hat{\delta}$ 가 수렴할 때까지 위의 과정을 반복함으로써 두 스캔 사이의 상대적 배치를 추정할 수 있다.

IV. 실험 및 결과 분석

1. 실험 데이터

제한한 DAplCP의 성능을 검증하기 위해 다수의 실험을 수행하였다. 우선 센서로는 SICK사의 레이저 거리 센서(laser range finder)를 사용하였다. 이 센서는 이동 로봇 분야에서 사용 빈도가 높은 센서로 거리값이 정확한 센서 중에 하나이다. 실험의 신뢰성을 높이기 위해 실내 환경에서 확연히 형태가 다른 네 장소에서 센서 데이터를 획득하였다(그림 3). 센서 데이터에는 외란이 섞여 있으므로 기존 스캔(S_{ref})과 새로운 스캔(S_{new})이 완전히 일치하지 않는 것을 확인할 수 있다.

확률적 스캔 매칭을 위해 필요한 공분산들은 실제 센서의 특성에 따라 계산할 수 있다. 거리 센서가 가지는 외란들은 일반적으로 극좌표에서 표현되므로 이를 직교좌표계로 변환해 주어야 한다. 거리 센서의 외란이 거리(r) 방향으로 σ_r , 회전(ϕ) 방향으로 σ_ϕ 일 때, 각 데이터 포인트의 (x, y) 부분의 공분산은 다음과 같이 계산할 수 있다.

그림 3. 실험을 위한 실제 스캔 데이터.

Fig. 3. Real scan sets for experiments.

표 1. 스캔 매칭의 RMS 에러.

Table 1. RMS error of scan matching.

		Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
Translation [m]	pICP	0.019715	0.019837	0.039756	0.027601
	DAPICP	0.021130	0.020986	0.036009	0.022474
Rotation [deg.]	pICP	0.43361	0.46451	1.3466	0.3339
	DAPICP	0.32339	0.10203	1.2257	0.089195

$$C_{xy} = \begin{bmatrix} \cos\phi & -r\sin\phi \\ \sin\phi & r\cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\phi & -r\sin\phi \\ \sin\phi & r\cos\phi \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

일반적으로 이동로봇의 위치 인식에서 추측방법으로 초기 배치의 공분산을 얻을 수 있으므로 이를 C_δ 에 이용할 수 있다.

2. 반복 실험을 통한 성능 검증

본 논문에서는 DAPICP 알고리즘을 기존의 pICP 알고리즘과 비교하여 성능을 검증하였다. 실험을 위해 얻은 각 데이터에 대해 임의로 자세 변화를 준 다음 스캔 매칭 알고리즘들을 적용하여 이 자세 변화를 찾아내는 지 확인한다. 임의로 자세 변화를 주었지만 각 자세 변화는 pICP와 DAPICP에 완전히 같도록 하였다. 이 때, 자세 변화의 한계는 x, y축 방향으로 각각 -0.1m에서 0.1m이고 회전은 -30°에서 30°이다. 스캔 매칭의 수렴은 δ 의 변화가 $10e-3$ 이하가 됐을 때를 수렴이라고 간주하였다. 각 스캔에 대하여 100회씩 임의로 자세 변화를 주었고 pICP와 DAPICP의 RMS 에러를 비교하여 성능을 검증한다. 4가지 경우에 대해 100회씩 실험을 하였으므로 총 400회의 실험을 수행하였다. 표 1에 각 스캔에 대한 직선 방향과 회전 방향의 RMS 에러를 나타내었다.

두 알고리즘 모두 에러 자체는 크지 않고 잘 수렴했음을 확인할 수 있다. 직선 방향 에러의 경우 비슷한 수준을 유지하고 있다. 회전 방향 에러의 경우 차이가 크진 않지만 4가지 모든 스캔에 대하여 제안된 DAPICP 알고리즘을 적용했을 때 에러가 적은 것을 확인할 수 있다.

다음으로 반복횟수를 분석하여 알고리즘의 성능을 검증한다. 모든 스캔 매칭 결과를 반복횟수를 기준으로 히스토그램 그래프를 그리면 그림 4, 그림 5와 같다. 각 그림에서 각 열은 같은 스캔에 대한 실험 결과를 의미하고 첫 번째 행은 pICP에 대한 실험 결과, 두 번째 행은 DAPICP에 대한 실험 결과를 의미한다. 히스토그램 및 평균값에서도 확인할 수 있듯이 DAPICP의 반복횟수가 확실하게 pICP의 경우보다 감소하는 것을 알 수 있다. 데이터의 방향을 고려함으로써 스캔 매칭에서의 반복횟수가 줄어드는 것이다. 두 알고리즘의 반복횟수의 차이를 통계적으로 확인하기 위해 T 검정 (T-test)를 수행하였다. 이 때, T 검정의 결과 p값(probability under the null hypothesis)이 0.05보다 작으면 두 결과가 통계적으로 유의미한 차이가 있다는 것을 의미한다. 표 2에 T 검정의 결과를 나타내었다. 모든 경우에 대해서 p값이 0.05보다 작으므로 통계적으로도 DAPICP의 반복횟수가 pICP의 반복횟수보다 작은 것을 알 수 있다.

3. 스캔 사이의 회전이 매칭 성능에 미치는 영향

스캔 사이의 회전의 크기를 증가시키면서 이 회전이 스캔 매칭의 성능에 미치는 영향을 알아본다. 앞의 반복 실험에서는 회전의 한계를 -30°에서 30°로 한정하고 실험을 수행했다.

그림 4. 반복횟수의 히스토그램 (case 1 & 2).

Fig. 4. Histograms of the number of iterations (case 1 & 2).

그림 5. 반복횟수의 히스토그램 (case 3 & 4).

Fig. 5. Histograms of the number of iterations (case 3 & 4).

표 2. 반복횟수에 대한 T 검정의 p 값.

Table 2. p-value of T-test about the number of iterations.

	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
p-value	6.566e-6	9.960e-14	1.249e-9	6.535e-13

이 실험에서는 회전을 10°에서 90°까지 10°씩 증가시면서 직선 방향으로서는 임의의 자세 변화를 주었다. 이 때, 직선 방향은 각 x, y축 방향으로 한계를 -0.05m에서 0.05m까지로 하였다. 각 각도당 임의의 자세 변화 횟수는 20회였으므로, 각 스캔 데이터 당 총 180회의 반복 실험을 수행하였다. 이에 따른 결과를 그림 6에서 그림 9까지 나타내었다.

첫 번째 스캔 데이터의 결과가 그림 6에 나타나 있다. 전체적으로 pICP의 각도 오차가 DAPICP보다 크지만 스캔 사이의 회전을 90°까지 증가시켜도 두 알고리즘 모두 FP(False Positive)는 발생하지 않았음을 확인할 수 있다. 다른 스캔 데이터들보다 데이터에 외란이 적게 포함되어 있기 때문에 이러한 결과를 보인 것으로 생각된다.

그림 6. 각도 변화에 따른 회전 방향 에러 (case 1).

Fig. 6. Rotation errors w.r.t. angle variation (case 1).

그림 8. 각도 변화에 따른 회전 방향 에러 (case 3).

Fig. 8. Rotation errors w.r.t. angle variation (case 3).

그림 7. 각도 변화에 따른 회전 방향 에러 (case 2).

Fig. 7. Rotation errors w.r.t. angle variation (case 2).

그림 9. 각도 변화에 따른 회전 방향 에러 (case 4).

Fig. 9. Rotation errors w.r.t. angle variation (case 4).

두 번째 스캔 데이터의 경우 그림 7에서 보듯이 두 알고리즘 모두 각도 변화가 70° 에 이른 후 FP가 발생하기 시작하는 것을 볼 수 있다. 즉, 이 각도 전까지는 두 알고리즘 모두 스캔 매칭에 성공했으나 70° 이후의 각도에서는 DApICP의 경우 10회, pICP의 경우 12회를 스캔 매칭에 실패하였다. 이 경우에 DApICP의 FP 횟수가 적긴 하지만 FP 횟수를 기준으로 두 알고리즘의 결과에 유의미한 차이가 있다고 하기엔 어렵다.

세 번째 스캔 데이터의 경우 pICP의 경우 각도 변화가 50° 에 이르렀을 때부터 FP가 발생하는 것을 그림 8에서 확인할 수 있다. 이에 비하여 DApICP는 각도 변화가 90° 에 이르렀을 때 한 차례 FP가 발생하였다. 즉, 각도 변화가 50° 이상일 때에도 DApICP는 강인한 스캔 매칭 결과를 보였지만 pICP는 그렇지 못했다는 것을 확인할 수 있다.

네 번째 스캔 데이터의 경우 그림 9에서 보듯이 다른 경우들과 비교하여 FP 일 때의 오차가 적다. FP의 기준에 따라 정량적 횟수는 달라질 수 있지만 pICP의 경우 적게는 각도 변화가 50° 부터 크게는 70° 이후부터는 FP가 나타나기 시작한다. 그러나 DApICP는 각도 변화에도 강인한 결과를 보이는 것을 알 수 있다.

그림 10. 곡면을 포함한 스캔 데이터.

Fig. 10. Scan set for an environment including curve.

결과적으로 각도 변화에 따른 두 알고리즘의 스캔 매칭을 비교할 경우 DApICP가 pICP에 비해 큰 각도 변화에 더 강인한 매칭 결과를 보인다.

표 3. 스캔 매칭의 RMS 에러 (그림 10).

Table 3. RMS error of scan matching (Fig. 10).

	Translation [m]	Rotation [deg.]
pICP	0.01096	0.57107
DAPICP	0.01563	0.42827

그림 11. 반복횟수의 히스토그램 (그림 10).

Fig. 11. Histograms of the number of iterations (Fig. 10).

4. 곡면을 포함한 스캔 데이터에 대한 성능 검증

환경에 곡면이 있을 때의 성능을 검증하기 위해 그림 10과 같은 스캔 데이터에 DAPICP와 pICP를 적용하였다. 각 스캔에 100회씩 임의로 자세 변화를 주고 각 알고리즘의 성능을 시험하였다. 이 때, 자세 변화의 한계는 x, y축 방향으로 -0.1m에서 0.1m이고 회전 방향으로 -10° 에서 10° 이다.

100회의 반복 실험을 한 후 직선 방향과 회전 방향의 RMS 에러를 표 3에 나타내었다. 곡면을 포함한 환경에서도 두 알고리즘 모두 에러 자체가 크지 않고 잘 수렴했음을 알 수 있다. 직선 방향의 RMS 에러와 회전 방향의 에러가 모두 비슷한 수준을 보이고 있다.

그림 11에서와 같이 반복횟수를 분석해 보면 앞서 분석한 결과들과 같이 곡면이 포함된 스캔 데이터에서도 데이터의 방향을 고려하는 것이 스캔 매칭의 반복횟수를 줄이는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 스캔 매칭의 성능 향상을 위해 스캔 데이터의 방향을 고려한 확률적 스캔 매칭 방법을 제안하였다. 스캔에 속한 데이터 포인트의 방향을 인접한 데이터 포인트들을 바탕으로 계산하였고 이를 확률적 스캔 매칭 기법에 적용하여 DAPICP (Direction Augmented probabilistic Iterative Closest Point)를 개발하였다. 추가적인 정보를 이용하여 반복횟수의 감소와 스캔 사이의 회전에 강인한 성능을 얻었다.

실내 환경에서의 실제 레이저 거리 센서 데이터를 바탕으로 반복 실험을 통해 제안한 DAPICP가 기존의 알고리즘보다 성능을 향상시켰음을 확인할 수 있었다. 특히, 타 알고리즘에 비해 반복횟수가 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 스캔 사이의 각도 변화가 커질수록 제안한 DAPICP가 강인한 스캔 매칭 결과를 보인다는 것을 확인하였다. 제안한 DAPICP는 거리 센서를 이용한 이동로봇의 위치 인식 분야에 적용했을 때 좋은 결과를 얻을 것으로 예상된다.

참고문헌

[1] P. Besl and N. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 14, no. 2,

pp. 239-256, Feb. 1992.

- [2] F. Lu and E. Milios, "Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans," *Intelligent and Robotic Systems*, vol. 18, no. 3, pp. 249-275, Mar. 1997.
- [3] J. Minguez, L. Montesano, and F. Lamiroux, "Metric-based iterative closest point scan matching for sensor displacement estimation," *IEEE Trans. Robot.*, vol. 22, no. 5, pp. 1047-1054, Oct. 2006.
- [4] L. Armesto, J. Minguez, and L. Montesano, "A generalization of the metric-based iterative closest point technique for 3D Scan matching," *Proc. of IEEE Intl. Conf. Robot. Autom.*, Anchorage, USA, pp. 1367-1372, May 2010.
- [5] L. Montesano, J. Minguez, and L. Montano, "Probabilistic scan matching for motion estimation in unstructured environments," *Proc. of IEEE/RSJ Intl. Conf. Intell. Robot. Syst.*, Edmonton, Canada, pp. 1445-1450, Aug. 2005.
- [6] A. Burguera, Y. González, and G. Oliver, "Probabilistic sonar scan matching for robust localization," *Proc. of IEEE Intl. Conf. Robot. Autom.*, Roma, Italy, pp. 3154-3160, Apr. 2007.
- [7] D. A. Forsyth and J. Ponce, *Computer Vision A Modern Approach*, Prentice Hall, New Jersey, 2003.
- [8] Y. Bar-Shalom and T. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, Inc., Orlando, 1988.
- [9] From Wikipedia, the free encyclopedia, Chi-square distribution, http://en.wikipedia.org/wiki/Chi-square_distribution

최민웅

2003년 포항공과대학교 기계공학 학사.
2005년 포항공과대학교 기계공학 석사.
2005년~현재 포항공과대학교 기계공학 박사과정. 관심분야는 SLAM, State estimation.

최진우

2003년 포항공과대학교 기계공학 학사.
2005년 포항공과대학교 기계공학 석사.
2011년 포항공과대학교 기계공학 박사.
2011년~현재 포항공과대학교 연구원. 관심분야는 Mapping, Localization.

정완균

1981년 서울대학교 기계설계학과 학사.
1983년 한국과학기술원 기계공학 석사.
1987년 한국과학기술원 로봇공학 박사.
1987년~1993년 포항공과대학교 기계공학과 조교수. 1988년 CMU 방문교수.
1995년 U.C.Berkeley visiting scholar. 1993년~2000년 포항공과대학교 기계공학과 부교수. 2000년~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 SLAM, Navigation, Underwater robots, Robust controller.