Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 22, No. 4, August 2012, pp. 487-493
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2012.22.4.487

적합도 공유 기법을 적용한 향상된 FastSLAM 알고리즘

An Improved FastSLAM Algorithm using Fitness Sharing Technique

권오성 · 현병용 · 서기성†
Ohsung Kwon, Byeongyong Hyeon, and Kisung Seo†

서경대학교 전자공학과

요 약

SLAM(Simultaneous Localization And Mapping)은 주변 환경에 대한 지도 작성과 자신의 위치를 인식하는 기법으로 주행 로봇 분야에서 널리 사용되고 있다. FastSLAM(A Factored Solution to the SLAM) 은 파티클 필터와 확장형 칼만 필터를 기반으로 한 대표적인 SLAM 기법중의 하나이나, 재추출 단계에서 입자들의 다양성이 상실되는 문제가 제기되고 있다. 본 논문에서는 적합도 공유 기법을 사용하여 입자들의 다양성 상실에 관한 문제를 보완하는 방법을 제시하고, 기존의 기법들과 성능을 비교 및 분석한다.

키워드 : 적합도 공유 기법, Simultaneous Localization And Mapping, FastSLAM, 입자 필터, 확장형 칼만 필터

Abstract

SLAM(Simultaneous Localization And Mapping) is a technique used by robots and autonomous vehicles to build up a map within an unknown environment and estimate a place of robot. FastSLAM(A Factored Solution to the SLAM) is one of representative method of SLAM, which is based on particle filter and extended Kalman filter. However it is suffered from loss of particle diversity. In this paper, new approach using fitness sharing is proposed to supplement loss of particle diversity, compared and analyzed with existing methods.

Key Words : Fitness Sharing, Simultaneous Localization And Mapping, FastSLAM, Particle Filter, Extended Kalman Filter.

1. 서 론

주행 로봇이 자율 주행 또는 주어진 작업을 하기 위해서는 주변 환경에 대한 정확한 인식이 필요하게 되고, 이를 위해서는 로봇의 정확한 위치가 추정되어야 한다[1]. 이러한 주변 환경에 대한 지도 작성(Mapping)과 로봇의 자기 위치 추정(Localization)은 상호 의존적인 관계에 있기 때문에 동시에 고려하여야 하며, 이러한 연구를 SLAM(Simultaneous Localization And Mapping)이라고 정의한다[1-4]. 이처럼 SLAM은 알려지지 않은 환경에 대해서 자율적으로 임무를 수행하기 위한 방법으로 주행 로봇 분야에서 필수적인 기술이며, 서비스 로봇, 군사용 로봇, 산업용 로봇 등에 이르기까지 활용 분야가 확대되고 있다.

여러 접근법 중에서 확장형 칼만 필터 기반의 SLAM[5,6]이 널리 연구되어 왔다. 이는 최소자승법을 사용하여 실시간으로 잡음을 줄이는 효율적인 재귀 계산법이기 때문에 정확하고 빠른 계산 알고리즘이다. 그러나 이전 정보를 가지고 다음 정보를 예측하기 때문에 이전 정보가 부정확하면 전체적으로 큰 오차를 발생하는 경우가 생긴다. 따라서 현재에는 확장형 칼만 필터를 개선하거나 다른 필터를 혼합하여 사용하는 연구들이 많이 진행되고 있다.

FastSLAM[7,8]은 대표적인 SLAM 알고리즘으로, 형상(Landmark) 정보와 로봇의 위치 정보를 통한 확률 추정에 기반을 두고 있으며, 주행 로봇의 위치를 추정하기 위하여 입자(particle) 필터를 사용하고, 형상의 위치를 추정하기 위하여 작고 고정된 크기의 공분산을 가지는 확장형 칼만 필터를 사용한다. 입자 필터와 확장형 칼만 필터를 동시에 사용하기 때문에 부정확한 로봇 모델에 대해서 강인한 특성이 있다. 그러나 FastSLAM은 입자 필터를 기반으로 동작하기 때문에 입자들의 다양성 상실 문제를 가지고 있다[8,9]. 즉, FastSLAM의 재추출 단계에서 확률적으로 낮은 가중치의 파티클들이 삭제됨에 따라 해당 입자들이 가지고 있는 위치 정보가 같이 삭제되기 때문에 입자들의 다양성이 상실될 수 있다.

Gordon[9]은 입자의 수를 증가시킴으로써 입자들의 다양성 상실 문제를 개선하였으나. 입자의 수가 증가함에 따라 계산량이 상당히 증가하는 단점을 보였다. Bailey는 FastSLAM의 추정 일관성에 대해서 연구하였고, 장기적으로는 파티클의 수나 샘플링 방법에 상관없이 일관성 있는 추정을 얻기가 어려움을 보였다[8]. Kwak은 RBR(Rank-Based Resampling) 기법[10]을 제안하여 입자

접수일자: 2012년 4월 20일
심사(수정)일자: 2012년 4월 20일
게재확정일자 : 2012년 7월 6일
† 교신 저자
본 논문은 본 학회 2012년도 춘계학술대회에서 선정된 우수논문을 확장한 것입니다.

들의 다양성 상실 문제를 개선하고, 위치추정 성능을 상당한 부분 개선하였으나, 낮은 순위의 입자들이 유지될 수 있는 근본적인 해결은 되지 못하고 있다[11].

본 논문에서는 진화 연산에서 사용되고 있는 적합도 공유(Fitness Sharing) 기법[12]을 사용하여 상기의 문제점들을 보완하면서 입자들의 다양성 상실을 개선할 수 있는 새 기법을 제안한다. 이 방법은 인접한 입자들일 수록 적합도를 서로 나누어 가짐으로써, 낮은 비중의 입자들일지라도 분포 위치에 따라서 계속적으로 생존할 수 있어 근본적으로 입자들의 다양성을 유지할 수 있다[12]. 그리고 이를 기존의 SLAM 알고리즘과 비교 분석하여 그 성능을 확인한다.

2. FastSLAM

2.1. FastSLAM 개요

FastSLAM은 형상의 위치 상태와 주행 로봇의 위치 상태가 분리되는 특징을 가지고 있다. 예측에 의해서 주행 로봇의 위치를 알게 되면 경험적인 확률로서 형상의 위치를 예측할 수 있다.

FastSLAM은 다음과 같이 인자들의 곱으로 인수 분해가 가능하다.

$$\begin{aligned} & p(X^t, \theta | Z^t, U^t, N^t) \\ & = p(X^t | Z^t, U^t, N^t) p(\theta | X^t, Z^t, U^t, N^t) \\ & = p(X^t | Z^t, U^t, N^t) \prod_{n=1}^{N} p(\theta_n | X^t, Z^t, U^t, N^t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 t는 시간정보이고 X^t는 주행 로봇의 위치를 나타내고, Θ는 환경 지도 정보, Z^t는 형상 위치 정보, U^t는 주행 로봇의 제어 입력, N^t는 정보 조합을 나타낸다.

식 1에서의 왼쪽 항 $p(X^t \mid Z^t, U^t, N^t)$는 입자 필터를 사용하여 주행 로봇의 위치를 추정하게 되고 오른쪽 항 $p(\Theta_n \mid X^t, Z^t, U^t, N^t)$는 확장형 칼만 필터를 사용하여 형상의 위치를 추정하게 된다.

FastSLAM은 각각의 형상에 독립적인 확장형 칼만 필터를 사용하므로, 기존의 확장형 칼만 필터만 사용한 SLAM보다 효율적인 추정값을 얻을 수 있으며, 입자들 각각의 추정값을 저장하기 때문에 많은 데이터를 사용함으로써 강인한 추정이 가능하게 된다.

FastSLAM의 기본적인 동작 순서는 다음과 같다.

단계 1 : Initialize(초기화)
환경 지도내에 n개의 입자들을 배치하여 주행 로봇의 초기 위치를 추정한다.

단계 2 : Prediction(예측)
이전 시간의 위치 정보와 제어 입력 정보를 이용하여 주행 로봇의 새로운 위치를 예측한다.

단계 3 : Observation(관측)
형상이 탐색되면 칼만 이득(Kalman Gain)을 계산하여 형상의 평균과 공분산을 갱신한다.

단계 4 : Importance Sampling(중요도 추출)
입자들의 성능을 평가하기 위해 각각의 가중치 ωt를 구한다.

$$w_t = \frac{\text{대상 분포}}{\text{제안 분포}} \quad (2)$$

대상 분포는 실제 확률 분포이고 제안분포는 추정 확률 분포이다.

단계 5 : Resampling(재추출)
각각의 입자들에 가중치를 부여하고 미리 정해진 문턱값(threshold)을 비교하여 문턱값보다 낮은 가중치를 가진 입자들은 삭제되고, 높은 가중치를 가진 입자들 근처에 복제된다.

2.2. FastSLAM의 문제점

FastSLAM 알고리즘은 입자 필터 기반으로 수행되므로, 재추출 단계에서 서론에서 언급한 입자들의 다양성이 상실되는 문제를 포함하고 있다.

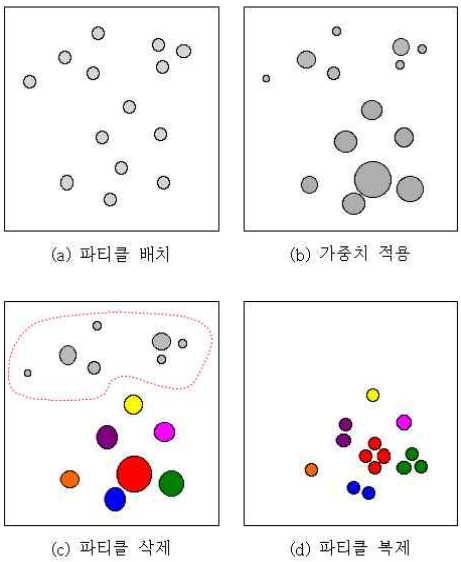

그림 1. 입자들의 다양성 상실 문제
Fig. 1. A problem of diversity loss of particles

그림 1의 (a)는 FastSLAM의 첫 번째 과정인 초기화 단계에 의해서 입자들이 배치된 것을 나타낸다. 그림 1의 (b)는 중요도 추출 단계에 의해서 계산된 가중치를 각각의 입자에 적용한 것이다. 그림 1의 (c), (d)는 재추출 단계에서 수행되는 입자들의 삭제와 복제를 나타낸다. 이 단계에서 각각의 가중치를 가진 입자들은 기존에 미리 정해진 문턱값을 기준으로 그 값보다 작으면 삭제가 되고, 삭제된 수만큼 높은 가중치를 가진 입자들 주변에 복제된다.

재추출 단계가 반복됨에 따라 높은 가중치를 가진 입자들만이 복제되면서 가중치가 낮은 지역의 다른 입자들의 수가 점점 줄어들게 된다. 이는 입자들의 다양성 상실 문제를 심화시킬 수가 있다. 일반적으로, 입자들의 다양성은 추정값의 정확성을 더 향상시킬 수 있다. 따라서 입자들의 다양성을 최대화시킬 필요가 있다.

3. 적합도 공유 기법 기반의 FastSLAM

3.1. 적합도 공유 기법

적합도 공유 기법(Fitness Sharing)은 유전알고리즘에서 군집의 다양성을 유지하는데 사용된다[12]. 탐색 공간 안에서 적합도(Fitness)가 큰 개체가 존재할 경우, 이 개체로 조기 수렴하는 문제가 발생한다. 이를 위해 적합도가 가장 큰 개체를 선택하고, 가까이 있는 개체들과의 적합도 공유를 통해 선택된 개체의 적합도를 낮춤으로써 조기 수렴을 방지할 수 있다. 이 때문에 인해서 탐색 공간 안의 다른 개체들이 해로 선택이 될 수 있게 되고 군집의 다양성이 유지된다.

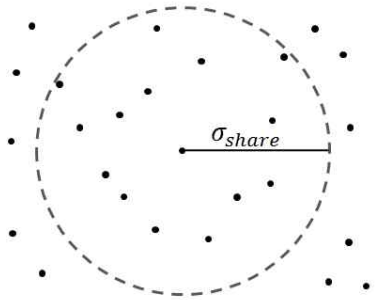

그림 2. 적합도 공유 기법의 반지름
Fig. 2. A radius of the fitness sharing technique

적합도 공유를 수행하기 위해서는 공유 반지름(Sharing radius)을 설정해야 한다. 그림 2에서 σ_{share} 는 공유 반지름을 나타내고, 적합도 공유를 수행할 영역을 결정한다. 선택된 특정 개체는 결정된 영역 안에서 주위의 다른 개체들과의 거리 정보를 가지고 적합도 공유를 수행하게 되고 공유된 적합도 함수 $f_{share}(i)$는 식(3)과 같이 표현한다.

$$f_{share}(i) = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^{N} sh(d_{ij})} \tag{3}$$

i는 선택된 특정 개체를 의미하고 fi는 개체의 적합도, N은 개체 집단의 크기, j는 개체 집단 안의 다른 개체를 의미한다. di,j는 선택된 특정 개체 i와 다른 개체 j사이의 거리 정보를 의미한다. 공유 함수($sh(d_{ij})$)는 식(4)와 같이 표현된다. 여기서, α는 계수 인자(scaling factor)를 나타낸다[12].

$$sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1-\left(\frac{d_{ij}}{\sigma_{share}}\right)^{\alpha}, & \text{if } d < \sigma_{share} \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{4}$$

3.2. 적합도 공유 기법 기반의 FastSLAM

FastSLAM에 적합도 공유 기법을 적용하기 위해서 입자들의 가중치를 적합도로 사용하였다. 이는 높은 가중치를 갖는 입자들이라도 서로 모여 있으면, 상대적으로 낮은 적합도를(가중치) 갖게 되며, 비교적 낮은 가중치의 입자들도 지역적으로 분산되어 있으면 상대적으로 높은 가중치의 효과를 얻을 수 있다.

FastSLAM에서 입자 재추출 단계의 사전 작업으로 적합도 공유 기법을 적용한다(그림 3). 즉, 기존 방법에서 다양성 상실의 문제점이 발생했던 재추출 단계를 수행하기 전에 적합도 공유 기법을 이용하는 것이다. 이후 적합도 공유 기법 기반의 SLAM을 FS(Fitness Sharing) FastSLAM으로 표기한다.

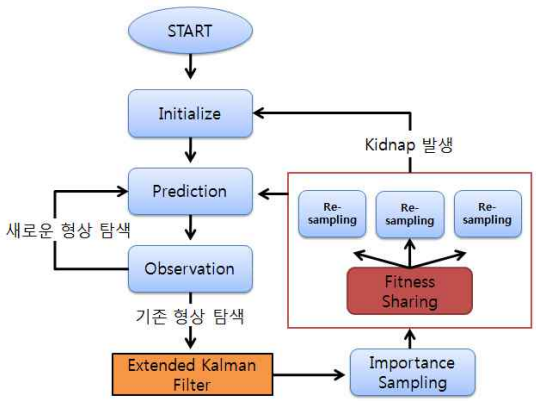

그림 3. 적합도공유 기반 FastSLAM 알고리즘
Fig. 3. Fitness Sharing based FastSLAM algorithm

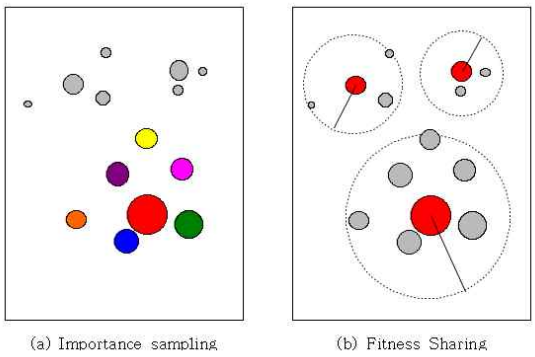

그림 4. 입자들의 적합도 공유 예
Fig. 4. Example of fitness sharing of particles

그림 4의 (a)는 FastSLAM의 중요도 추출 단계에 의해서 계산된 가중치를 각각의 입자에 적용한 것이다. 기존의 FastSLAM은 재추출 단계에서는 미리 정해진 문턱값보다 작은 가중치의 입자들이 바로 삭제되게 된다.

반면 그림 4(b)처럼 제안된 FS FastSLAM에서는 공유 반지름 내의 인접 입자들간에 적합도를 공유함으로써, 가중치가 큰 입자들로 집중되는 현상을 줄일 수 있게 된다. 또한, 각각의 영역에서 재추출 단계를 수행함으로써 입자들의 다양성 유지에 도움을 줄 수 있다.

4. 실험 결과

4.1. 적합도 공유 기법 기반의 FastSLAM 성능 검증

일반적으로 FastSLAM 알고리즘은 입자의 개수가 클수록 성능이 좋은 것으로 알려져있다. 입자 개수에 따른 기존의 FastSLAM 알고리즘과 적합도 공유 기법이 적용된

FastSLAM(이하 FS-FastSLAM) 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다. 다음의 환경에서 실험을 수행하였으며, 입자의 개수는 50~1000개로 다양하게 설정하였다. 각각의 실험은 형상 35개, 이동 경로 17개로 구성된 다각형 지도에서 반복 수행하였다(그림 5).

- 주행 로봇의 속도 : 3 m/s
- 거리 센서의 최대 범위 : 30 m
- 입자의 개수 : 50, 100, 150, 200, 500, 1000

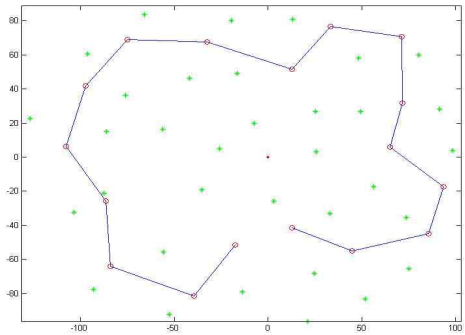

그림 5. 다각형 지도
Fig. 5. Polygon Map

그림 6은 입자의 개수에 따른 기존의 FastSLAM과 FS-FastSLAM의 성능 검증 실험 결과이며 입자의 개수가 많아지면 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다. 그러나 입자의 개수가 적어지면 기존의 FastSLAM의 성능은 낮아진다. 이는 입자의 개수가 적어질수록 입자들의 다양성 상실 문제가 발생한다는 것을 의미한다. 이에 비해 FS-FastSLAM은 적은 수의 입자에서도 성능이 뛰어난 것을 확인할 수 있다. 적합도 공유 기법을 통해서 입자들의 다양성 상실 문제를 보완할 수 있었다.

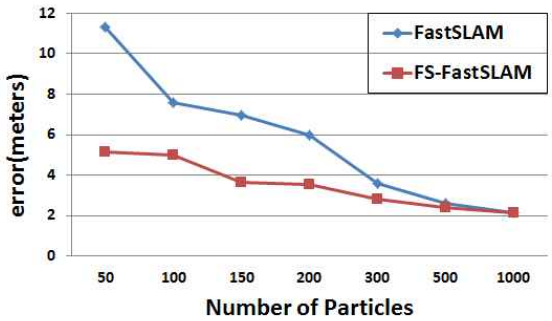

그림 6. 입자 수에 따른 FastSLAM과 FS-FastSLAM의 성능 비교
Fig. 6. A Comparison of performance of FastSLAM and FS-FastSLAM by variation of the particles

그림 7과 8은 시간에 따른 기존의 FastSLAM과 FS-FastSLAM의 입자들의 분포 변화를 표시한 결과이다. 작은 원이 형상이고, 각 시점 t 에서의 폐 다각형 내부가 입자들의 분포 영역을 의미한다. 기존의 FastSLAM의 입자들 분포에서 확인할 수 있듯이 시간에 지남에 따라 입자들의 분포 영역이 가중치가 높은 입자들 주변으로 집중이 된다(그림 7). 이에 비해 FS-FastSLAM에서는 가중치(적합도)를 공유하여 입자들의 분포가 훨씬 더 넓은 영역에 걸쳐 있음을 보여준다(그림 8).

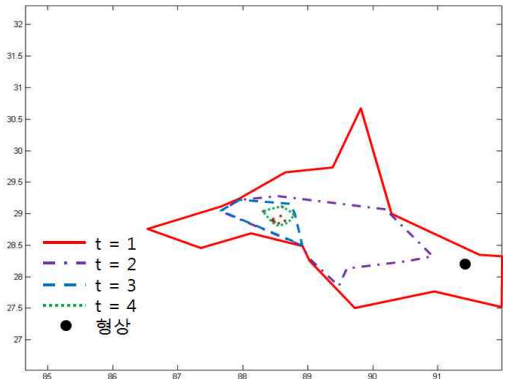

그림 7. 시간에 따른 FastSLAM의 입자들 분포
Fig. 7. Particle distributions of FastSLAM over time

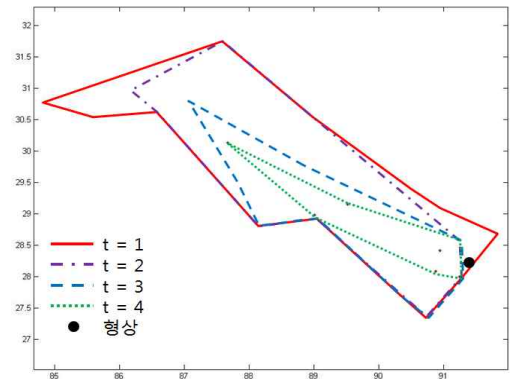

그림 8. 시간에 따른 FS-FastSLAM의 입자들 분포
Fig. 8. Particle distributions of FS-FastSLAM over time

표 1은 FastSLAM과 FS-FastSLAM의 두 방법에 대해서 입자 수의 증가에 따른 수행 시간을 비교한 결과이다. FS-FastSLAM은 기존의 FastSLAM의 수행과정에 적합도 공유 기법을 추가하여 수행하는 방식이기 때문에, 수행시간이 더 오래 걸리나 입자의 개수가 적어질수록 수행시간의 차이가 크지 않음을 확인할 수 있다.

표 1. 입자 수에 따른 수행 시간(sec)
Table 1. Execution time by variation of the particles

파티클의 개수	FastSLAM	FS-FastSLAM
50	173.14	178.05
100	288.21	312.54
150	372.40	408.88
200	493.47	531.50
300	690.44	733.25

4.2. 다양한 지도 형태에서의 성능 평가

본 논문에서 제안한 FS-FastSLAM 알고리즘과 기존의 FastSLAM 알고리즘, 확장형 칼만 필터 기반의 SLAM(이하 EKF-SLAM) 알고리즘을 다양한 지도 형태에서 비교 실험하였다.

성능 평가 실험할 지도는 그림 9와 같이 총 3 가지로, 원형 지도, 사각형 지도, 다각형지도에 대해서 성능을 비교하였다. 각각의 지도는 35개의 형상을 가지고 있고, 원형 지도는 32개의 이동 경로를 가지고 있으며 나머지 사각형 지도와 다각형 지도는 17개의 이동 경로를 가지고 있다. 성능 평가 실험은 표 5.2와 같이 동일한 조건에서 30회 반복 수행하였다.

- 주행 로봇의 속도 : 3 m/s
- 거리 센서의 최대 범위 : 30 m
- 파티클의 개수 : 150

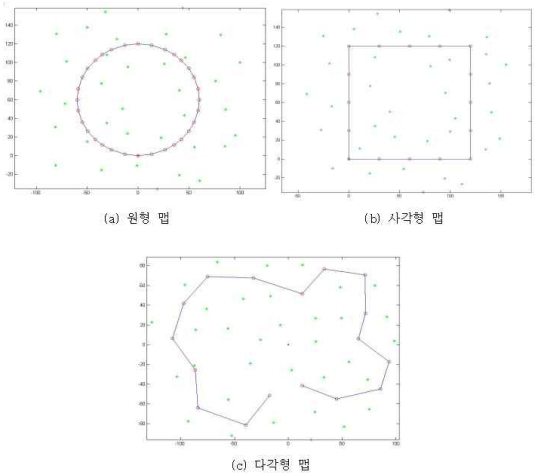

그림 9. 다양한 형태의 지도(원형, 사각형, 다각형)
Fig. 9. Various types Maps(circle, square, polygon)

표 2는 원형 지도에 대한 각 기법들의 성능 평가 실험 결과를 수치로 표현한 것이다. 성능지표로서 전체 형상에 대한 오차의 누적값, 최소와 최대 오차값을 나타낸다. 원형 지도에 대해서는 FS-FastSLAM의 성능이 EKF-SLAM이나 기존의 FastSLAM에 비해서 약간 우수하거나 비슷하게 나타난다. 원형 지도에 대한 경로 추종 오차 그림은 차이를 육안으로 구별하기 어렵기 때문에 생략하였다.

표 2. 원형 지도에 대한 실험 결과 값
Table 2. Numerical results of experiments in circle map

평균 오차	누적값	최소	최대
EKF-SLAM	36.96	0.928	1.412
FastSLAM	34.05	0.970	1.339
FS-FastSLAM	**33.63**	**0.946**	**1.319**

표 3에는 사각형 지도에 대한 성능 평가 결과가 나와 있다. 원형 지도의 결과보다 FS-FastSLAM의 성능이 누적값에서 큰 차이로 우수함을 보이며, 최소와 최대 오차에서도 다른 두 기법에 비해서 모두 우수함을 나타낸다. 특히, 누적값에서는 EKF에 비해서 36% 이내의 오차를, 최소에서는 FastSLAM에 비해 44.5%, 그리고 최대에서는 EKF에 대해서 41% 만의 오차를 가진다.

표 3. 사각형 지도에 대한 실험 결과 값
Table 3. Numerical results of experiments in square map

평균 오차	누적값	최소	최대
EKF-SLAM	139.83	0.890	7.090
FastSLAM	66.36	1.910	2.995
FS-FastSLAM	**50.43**	**0.850**	**2.909**

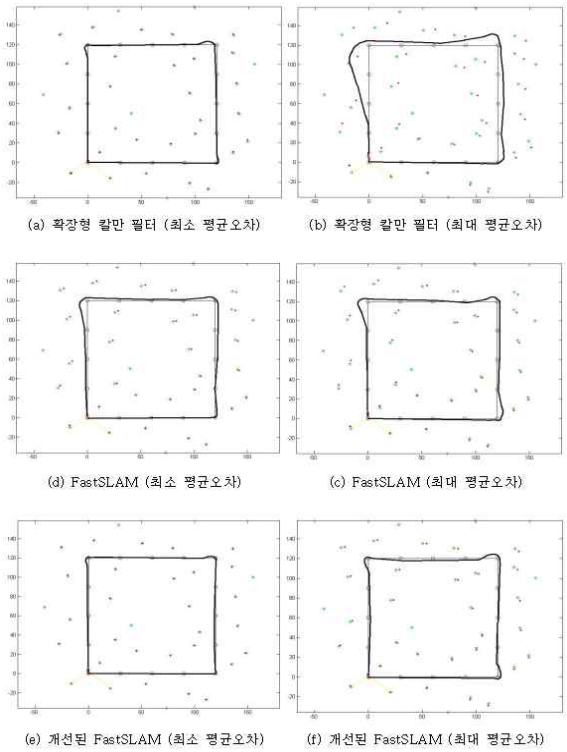

그림 10. 사각형 지도에 대한 경로 추종 실험 결과
Fig. 10. Results of path following experiments in square map

그림 10은 사각형 지도에 대한 각 기법의 경로 추종 성능을 보여준다. 왼쪽의 최소 평균 오차 그림에서 사각형 모서리를 중심으로 제안된 FS-FastSLAM 기법에 비해 다른 두 기법들의 오차가 더 나타남을 알 수 있고, 오른편의 최대 평균 오차에서는 그 차이가 더욱 뚜렷하게 드러난다. 또한 사각형 지도가 4개의 모서리 구간을 가지고 있으므로, 주행 로봇의 속도에 의해 회전하는 부분에서 오차가 발생함을 확인할 수 있다.

표 4는 다각형 지도에 대한 수치 성능 평가 결과로서, 누적값 지표에서는 제안된 기법이 다른 두 기법에 비해서 45~52% 이내의 오차만을, 그리고 최대 오차에서도 26~47% 만의 보이고 있다. 한편 최소 오차에서만 EKF 기법에 비해서 약간 높게 나옴을 알 수 있다.

표 4. 다각형 지도에 대한 실험 결과 값
Table 4. Numerical results of experiments in polygon map

평균 오차	누적값	최소	최대
EKF-SLAM	243.36	1.797	18.137
FastSLAM	208.17	2.378	10.141
FS-FastSLAM	**108.57**	**1.912**	**4.734**

그림 11은 표 4의 결과를 뒷받침한다. 즉, 경로 추종성면에서도 제안된 FS-FastSLAM 기법이 다른 방법들에 비해서 만족할 만한 성능을 보여주고 있다.

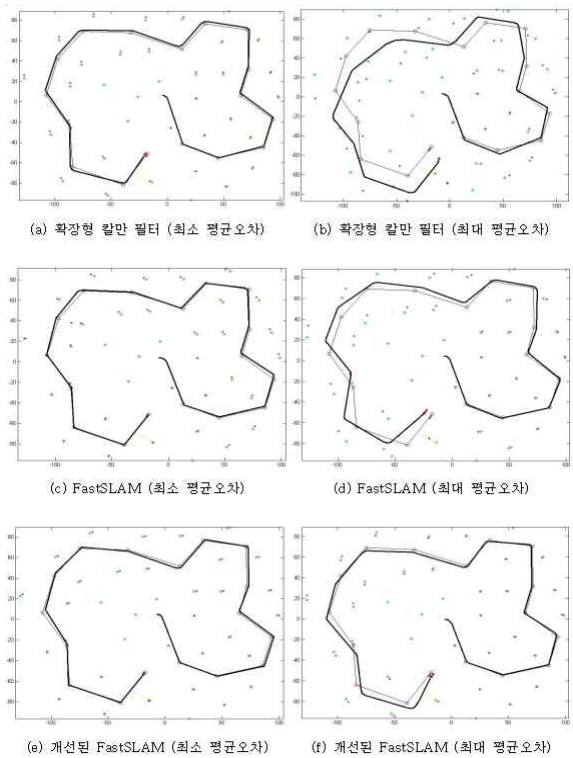

그림 11. 다각형 지도에 대한 경로 추종 실험 결과
Fig. 11. Results of path following in polygon map

기존의 FastSLAM 실험에서 최대 평균오차의 결과를 보면 초기에는 오차가 발생하지 않다가 후반부로 갈수록 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다(그림 11(d)). 이것은 입자들의 다양성이 낮아졌을 때, 소수의 입자에서 비교적 큰 오차가 발생하기 때문으로 생각된다.

5. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘에서 사용되고 있는 적합도 공유 기법을 사용하여, 기존 FastSLAM의 문제점을 개선할 수 있는 FS-FastSLAM 알고리즘을 제안하였다.

적합도 공유 기법을 통해 입자들이 집중되어 분포한 지역 뿐만 아니라, 적은 분포의 다른 지역에서도 입자들을 적절하게 유지함으로써, 기존의 FastSLAM이 가지고 있던 입자들의 다양성 상실 문제를 보완할 수 있었다.

먼저, 제안된 기법을 기존의 FastSLAM과 입자의 개수를 변화시켜 비교 실험을 하였다. 사용된 입자의 개수가 큰 경우에는 오차에 대한 성능 차이가 없었지만, 입자의 개수가 적을수록 FS-FastSLAM의 성능이 우수한 것을 확인할 수 있었다.

또한 다양한 지도를 사용하여 제안된 FS-FastSLAM을 EKF-SLAM 및 FastSLAM을 대상으로 성능 평가 비교 실험을 수행하여 FS-FastSLAM의 우수성을 입증하였다. 특히 난이도가 높은 사각형과 다각형 지도에 대한 실험에서 누적값과 최대오차 지표에 관해 다른 두 기법에 대해서 탁월한 향상된 결과를 확인할 수 있었다.

앞으로, 개선된 적합도 공유 기법을 적용하여 더욱 최적화된 SLAM 알고리즘을 설계하고, 입자의 개수를 구간 상황에 따라 가변적으로 조정하여 수행 시간을 단축해야 할 필요가 있다고 생각된다.

참 고 문 헌

[1] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic robotics,* MIT Press, Cambridge, 2005.

[2] M.W.M.G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H.F. Durrant-Whyte, and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 17, no. 3, pp. 229-241, 2001.

[3] 김륜석, 최혁두, 김은태, "측정 아웃라이어 제거를 통해 개선된 GraphSLAM," *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 21, no.4, pp.493-498, 2011.

[4] 최철희, 최병재, "실내 환경에서의 자기위치 인식을 위한 어안렌즈 기반의 천장의 특징점 모델 연구," *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 21, no. 4, pp. 442-448, 2011.

[5] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering*, vol. 82, pp.35-45, 1960.

[6] L. M. Paz, J. D. Tardos, and J. Neira, "Divide and Conquer: EKF SLAM in O(n)," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 5, pp. 1107-1120, 2008.

[7] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, B. Wegbreit, "FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization And Mapping Problem," *Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 593-598, 2002.

[8] T. Baily, J. Nieto, and E. Nebot, "Consistency of the FastSLAM Algorithm," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 424-429, 2006.

[9] N. J. Gordon, D. J. Salmond, and A. F. M. Smith, "Novel Approach to Nonlinear/non-gaussian Bayesian State Estimation," *IEE Proceedings F on Radar and Signal Processing*, vol. 140, no. 2. pp. 107-113, 1993.

[10] N. Kwak, K. Yokoi and L. Beom-Hee, "Analysis of Rank-Based Resampling based on Particle Diversity in the Rao-Blackwellized Particle Filter for Simultaneous Localization and Mapping," *Advanced Robotics*, vol. 24, no. 4, pp. 585-604, 2010.
[11] 현병용, 권오성, 서기성, "적합도 공유 기법을 적용한 향상된 FastSLAM 알고리즘," *한국지능시스템학회, 2012춘계학술대회 논문집*, vol. 22, no. 1, pp. 17-18, 2012. 4.
[12] B. Sareni, L. Krahenbuhl, "Fitness Sharing and Niching Methods Revisited," *IEEE Transactions on Evolutionary Comutation*, vol. 2, no. 3, pp. 97-106 1998.

저 자 소 개

권오성(Ohsung Kwon)
2009년 : 서경대학교 전자공학과 공학사
2009년~2011년 : 동 대학원 전자공학과 공학석사

관심분야 : 주행 모바일로봇, SLAM
E-mail : s0nam00@nate.com

현병용(Byeongyong Hyeon)
2011년 : 서경대학교 전자공학과 공학사
2012년~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : 유전 알고리즘, 유전 프로그래밍, GPGPU, 영상인식
E-mail : mrhyunby@naver.com

서기성(Kisung Seo)
1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
1988년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사
1993년~1998년 : 서경대학교 산업공학과, 전자공학과 조교수
1999년~2003년 : Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate
2002년~2003년 : Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor
2011년~2012년 : Michigan State University, BEACON(Bio/computational Evolution in Action CONsortium) Center, Visiting Scholar
2003년~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 진화 로보틱스, GP기반 로봇보행, CPG기반 로봇보행, 물체인식과 추적, 진화최적화
Phone : 02-940-7734
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr