

가우시안 프로세스를 이용한 다중 로봇 분산 시스템의 환경 모델 학습

장도현*, 유재현**, 김현진*

*서울대학교, **환경대학교

*dohyun@snu.ac.kr, **jhyoo@hknu.ac.kr, *hjinkim@snu.ac.kr

Multi-robot environmental-model construction with distributed Gaussian process regression

Dohyun Jang*, Jaehyun Yoo**, H. Jin Kim*

*Seoul Nat'l Univ., **Hankyong Nat'l Univ.

요약

본 논문은 다수의 로봇이 협력하여 주어진 관심 영역을 정찰하고 탐색하여 환경 지도를 작성하기 위한 기법을 제안한다. 주어진 영역에 대한 사전 지식이 없는 다중 로봇이 내장된 센서를 이용하여 데이터를 획득하는 경우, 가우시안 프로세스 회귀 기법은 환경 지도 작성을 위한 효과적인 방법이 될 수 있다. 그러나 종래의 가우시안 프로세스 회귀 기법 알고리즘은 중앙 집중식으로 동작하기 때문에, 다수의 분산 센서로부터오는 정보를 실시간으로 처리하기 어렵다. 이 연구에서는 다음과 같은 과제를 해결하는 다중 로봇 탐색 알고리즘을 제안한다. 1) 네트워크 센서 플랫폼을 이용한 분산 환경 맵 구축, 2) 다중 로봇 팀에 적합한 연속 측정 온라인 학습 기법, 3) 학습 성능을 높이기 위한 환경 모델 최고점 탐색 제어 기법. 본 논문에서 제안하는 기법을 실제 다수의 무인기를 이용한 실험을 수행하여 알고리즘의 효율성과 성능을 검증하였다.

I. 서론

다중 로봇 시스템은 작물 관리, 기후 변화 관찰 및 지형 조사와 같이 넓은 지역에서의 임무를 수행하는 것에 대하여 단일 로봇보다 더 많은 이점을 갖는다. 이러한 임무는 각 로봇이 시공간 데이터를 자체적으로 측정하고 환경 모델을 추정하는 문제로 볼 수 있다. 이와 같이, 다수의 로봇이 환경 지도를 구축하기 위해 이동하고 지역 정보를 획득하기 위한 기술을 로봇 센서 네트워크라고 한다 [1].

로봇 센서 네트워크에서 로봇은 가장 유용한 데이터를 얻을 수 있는 최적의 위치로 능동적으로 이동하며 이러한 데이터는 환경 맵을 생성하는 데 사용된다. 로봇은 수집된 데이터에서 환경 모델을 학습하고 추가 데이터를 수집할 위치를 결정하기 위하여 획득한 데이터의 정보량을 추정하는 기법이 요구된다.

또한 다중 로봇을 임무에 적용하는 경우, 데이터 통신 거리, 정보 처리량 및 채널 대역폭과 같은 네트워크 자원 관리 문제가 단일 로봇을 활용한 임무보다 크게 나타난다. 이러한 문제를 인식하여 네트워크 제어 시스템 (NCS, networked control system)은 수많은 로봇의 데이터 통신을 위해 상호 합의된 프로토콜을 사용하여 협력 작업을 용이하게 수행하기 위하여 개발되었다.

본 논문에서는 분산 다중 로봇 시스템이 알려지지 않은 지역 환경에 대한 협동 탐색 및 모델 구축 임무를 수행하기 위하여 다음과 같은 도전 과제를 제시한다. 1) 네트워크 제어 시스템의 환경 프로세스 및 통신 프로토콜에 대한 분산 학습, 2) 학습 성능 향상을 위한 다중 로봇의 능동적 탐색 및 데이터 획득.

다중 로봇 시스템의 환경 모델 학습을 위하여 가우시안 프로세스(GP, Gaussian process) 회귀 기법이

사용될 수 있다. 이는 커널 함수를 사용하여 무작위로 추출된 데이터 간의 공간 관계를 도출하고, 임의의 위치에서의 함수값 예측을 위하여 베이지안 추론을 수행한다. 그러나 일반적인 가우시안 프로세스 회귀 기법은 오프라인 학습에 적합하며, 중앙 집중형 시스템에만 적용될 수 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여, [2]에서 Karhunen-Loëve (KL) 커널 확장 기법을 사용하여 다중 센서 시스템에서의 온라인 환경 모델 학습 기법을 제안하였다.

그러나 정적인 센서 시스템이 아닌 다중 로봇 시스템에서는 로봇이 능동적으로 위치를 움직여서 추가적인 데이터를 획득할 수 있다는 장점이 존재한다. 본 논문에서는 다중 로봇이 분산 가우시안 프로세스 회귀 기법의 정확성을 높이기 위한 능동적 제어 기법을 소개한다. 이러한 내용을 바탕으로 실제 무인기를 이용한 실험을 수행하고, 제안하는 알고리즘의 성능을 검증하였다.

II. 본론

본 연구에서는 N 대의 로봇이 능동적으로 움직이며 임무를 수행하는 환경을 가정한다. 각 로봇 i 에 내장된 센서가 다음과 같이 위치 \mathbf{x}_i 에서의 데이터를 측정한다.

$$y_i = f(\mathbf{x}_i) + v_i$$

v_i 는 센서 모델에 포함되는 백색 잡음이다. 다수 로봇이 획득한 데이터를 바탕으로 가우시안 프로세스 회귀 모델을 생성할 수 있다. 우선 주어진 환경이 다음과 같은 가우시안 프로세스 모델을 따른다고 가정한다.

$$f(\mathbf{x}) \sim GP(0, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$$

$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 는 주어진 데이터 간의 공분산 모델이며 본 연구에서는 RBF 커널을 사용하였다. 이를 이용하여

임의의 위치 \mathbf{x}_* 에 대하여 다음과 같은 추정값을 얻을 수 있다.

$$p(f(\mathbf{x}_*)|\mathbf{X}, \mathbf{y}, \mathbf{x}_*) \sim \mathcal{N}(\hat{f}(\mathbf{x}_*), \Sigma(\mathbf{x}_*))$$

이 때,

$$\hat{f}(\mathbf{x}_*) = K(\mathbf{x}_*, \mathbf{X})(K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_v^2 I)^{-1}\mathbf{y}$$

$$\Sigma(\mathbf{x}_*) = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - K(\mathbf{x}_*, \mathbf{X})(K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_v^2 I)^{-1}K(\mathbf{X}, \mathbf{x}_*)$$

이고, $K(\cdot, \cdot)$ 의 각 원소는 커널 모델 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 을 통해 얻어진다.

그러나 이러한 알고리즘은 중앙 집중형 시스템에만 적용될 수 있다는 단점이 있다. 이를 해결하기 위하여 [2]에서는 Karhunen-Loëve (KL) 커널 확장 기법을 이용하여 가우시안 회귀 모델을 다음과 같이 변형하였다.

$$\hat{f}_E(\mathbf{x}) := \Phi^T(\mathbf{x})H_E\mathbf{y}$$

이 때,

$$\Phi(\mathbf{x}) := [\phi_1(\mathbf{x}), \dots, \phi_E(\mathbf{x})]$$

$$H_E := \left(\frac{G^T G}{Nm} + \frac{\sigma_v^2}{Nm} \Lambda_E^{-1} \right)^{-1} \frac{G^T}{Nm}$$

$$G := [\Phi(\mathbf{x}_1), \dots, \Phi(\mathbf{x}_N)]^T,$$

Λ_E 는 커널 고윳값의 대각 행렬이고, m 은 각 로봇이 데이터를 측정한 횟수이다. 여기에서 H_E 의 구성성분을 다음과 같이 바꿔 쓸 수 있다.

$$\frac{G^T G}{Nm} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi(\mathbf{x}_i) \Phi^T(\mathbf{x}_i)$$

$$\frac{G^T \mathbf{y}}{Nm} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi(\mathbf{x}_i) y_i$$

이 식은 각 로봇의 측정 데이터를 함수화하여 전체 평균한 것으로서, 만약 각 로봇이 모든 로봇의 함수 값의 평균을 안다면 마치 중앙 집중형 시스템과 같이 전체 데이터의 가우시안 프로세스 회귀 모델을 복구할 수 있음을 의미한다. 이때 각 로봇이 전체 평균을 구하기 위하여 평균 합의 알고리즘을 사용한다.

위의 알고리즘을 통해 각 로봇이 획득한 데이터를 바탕으로 전 구역에 대한 환경 지도 구축을 수행할 수 있다. 뿐만 아니라, 가우시안 프로세스 회귀의 결과로 얻어지는 분산 값은 전체 지역의 불확실성 지도를 제공하여, 각 로봇이 최대의 정보량을 얻기 위한 다음 위치를 구하는 데에 사용된다. 이 때 로봇이 다음 위치를 결정하는 알고리즘은 다음과 같다.

$$\theta_{d,i} = \operatorname{argmax}_{\theta_c \in \Theta_c} (\hat{f}_{E,i}(l \angle \theta_c + \mathbf{x}_i) + \eta \Sigma_{E,i}(l \angle \theta_c + \mathbf{x}_i))$$

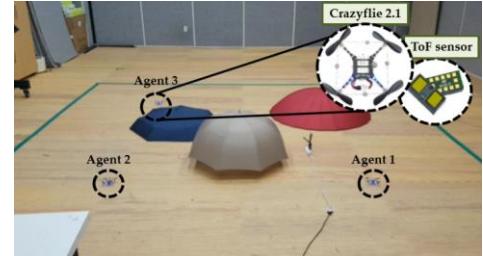
$\theta_{d,i}$ 는 i 번째 로봇이 이동해야 하는 다음 위치의 방향이고, 로봇의 이동 속도는 일정하다고 가정한다.

III. 실험 결과

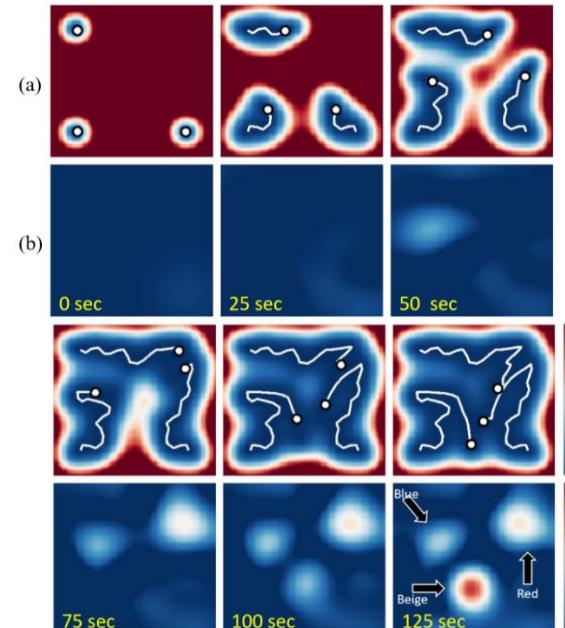
본 연구에서 제안한 기법을 바탕으로 실험을 진행하였다. 그림 1은 본 실험의 환경을 나타낸다. 사물을 이용하여 불규칙적인 표면 환경을 모사하였고, 3 대의 무인기가 내장된 레이저 센서를 이용하여 지상의 고도를 측정한다. 3 대의 무인기는 서로 간의 거리를 바탕으로 통신이 연결된다고 가정하고, 각각 분산 처리 알고리즘을 통해 환경 모델을 구축하고, 능동적으로 목표 위치로 이동하여 데이터를 획득한다. 실험의 목적은 모든 무인기가 전체 환경을 효율적으로 탐색하고, 가장 고도가

높은 위치에 모이는 것이다. 실험 환경 구성과 실험 진행에 대한 자세한 내용은 [3]에 나타나 있다.

그림 2는 이 실험의 결과를 나타낸다. 3 대의 무인기가 능동적으로 탐색하면서 전체 환경에 대한 학습을 진행하고, 최종적으로 모든 무인기가 가장 고도가 높은 위치 (상아색 우산의 중심)에 모이는 것을 확인할 수 있다.



[그림 1] 다중 무인기를 이용한 지상 측량 실험 [3]



[그림 2] 다중 무인기 실험의 결과. (a) 첫번째 무인기가 학습한 환경 모델 지도, (b) 첫번째 무인기가 학습한 불확실성 모델 지도 [3].

ACKNOWLEDGMENT

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2020-2017-0-01637*).

참 고 문 현

- [1] B. J. Julian, M. Angermann, M. Schwager, and D. Rus. "Distributed robotic sensor networks: An information-theoretic approach." *Int. J. Robot. Res.*, 31.10 (2012): 1134–1154.
- [2] G. Pillonetto, L. Schenato, and D. Varagnolo. "Distributed multi-agent Gaussian regression via finite-dimensional approximations." *IEEE trans. patt. analysis and mach. intell.*, 41.9 (2018): 2098–2111.
- [3] D. Jang, J. Yoo, C. Y. Son, D. Kim, and H. J. Kim. "Multi-robot active sensing and environmental model learning with distributed Gaussian process." *IEEE robot. and auto. letters*, (2019).