**변분 추론 기법을 이용한 무선 측위에 관한 연구**

백승우, 이재복, 김선우\*

\*한양대학교 융합전자공학과

{swbaek, ok7393, \*remero}@hanyang.ac.kr

**A Study of the Wireless Localization using Variational Inference**

Baek Seung Woo, Lee Jae Bok, Kim Sun Woo\*

Department of Electronics ang Engineering, \*Hanyang University

요 약

본 논문은 무선 측위 시스템에서 측위 성능을 개선하는 변분 추론 기법을 제시하였고, 이를 실험적으로 검증하였다. 변분 추론 기법을 통해 측정된 데이터를 바탕으로 사후확률을 근사함에 있어, CAVI(Coordinate Ascent Variational Inference)를 통하여 ELBO(Evidence Lower Bound)를 최대화함으로써 참값을 추론하였다. 제안된 기법을 적용한 시뮬레이션을 수행하여 기댓값 최대화 알고리즘에 비하여 평균 68.2% 빠른 속도로 수렴하였음을 보였으며, 실험을 통하여 성능을 증명하였다. 제안된 변분 추론 기법은 향후 정확도와 빠른 수렴이 동시에 필요한 무인이동체, 자율주행차량 등과 같은 분야에 적용될 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

**Ⅰ. 서 론**

측위 기술은 자율 주행 차량, 무인이동체에 적용되어 운전자와 보행자의 안정성을 제고하며 차세대 산업의 핵심적인 기술로 주목된다[1]. 카메라와 라이더를 통한 측위를 포함하여 초광대역 통신 기술을 이용한 무선 측위는 광범위한 공간의 인식, 스마트 공장, 전자 열쇠 등으로 활발한 연구가 진행 중이다[2]. 본 논문에서는 변분 추론 기법을 적용하여 측위 오차에 기인하는 거리 측정 오차의 영향을 극복하였으며, 제안하는 알고리즘을 기댓값 최대화 알고리즘과 비교하여 성능을 검증하였다.

**Ⅱ. 변분 추론 기법과 최적화 알고리즘**

측정 변수 x로부터 은닉 변수 z를 추론함에 있어 사후확률의 계산이 필수적이다. 베이즈 정리에 의하여 표현되는 사후확률을 직접 계산함에 있어서는 샘플의 수에 기하급수적으로 증가하는 연산량이 요구된다. 이로 인해 직접 사후확률의 연산을 수행하기 보다는 조건부확률에 비례하는 결합확률분포를 최대화하는 최대우도추정 방법, 사전확률을 통하여 베이즈 추론을 수행하는 최대사후추정 방법을 이용하여 은닉 변수를 추론할 수 있다. 하지만, 상술된 추정 방식은 측정 변수의 분포를 이용하여 은닉 변수의 분포를 추론함에 따라 상당한 연산 시간이 수반되는 단점이 있다[3]. 사후확률을 식(1)과 같이 근사하는 변분 추론 기법을 이용하면 연산 시간과 연산량을 감소시킬 수 있다. 이는 양(+)의 값을 가지는 항들의 곱으로 인수분해하여 모델링할 경우 훼손된 이미지를 본래의 상태로 복원할 수 있는 원리와 동일하다[4].

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

는 서로 독립이며, 매개변수에 의해 분포의 성질 이 결정되는 평균장의 분포를 따른다고 가정한다. 식(1) 로 근사한 모델이 얼마나 사후확률에 가깝게 근사되었는 지는 식(2)의 계산을 통하여 확인한다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

(: KL 발산; 크로스 엔트로피와 엔트로피와의 차)

식(2)를 최소화하는 곧, ELBO를 최대화하는 를 선택함으로써 사후확률을 근사할 수 있다. 본 논문에서는 CAVI 알고리즘을 통하여 ELBO를 최소화하는 최적화 과정을 수행한다. ELBO를 최소로 하는 는 식(3)과 같이 표현할 수 있다.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

따라서, CAVI 알고리즘을 수행하여 도출한 최적의 는 측정 변수와 은닉 변수의 결합 확률 분포의 평균으로서 표현된다. 이로 인해 변분 추론 기법을 적용하였을 때에는 수렴성이 보장된다[5]. CAVI는 아래 의 Algorithm 1에 따라 평균과 분산을 갱신하며, 참값인 은닉변수에 더 가까운 평균. 을 유추하고, 시행 횟수를 거듭하며 분산, 을 도출할 수 있다. 시행은 ELBO가 일정한 기준만큼 충분히 감소할 때까지 반복된다.

****

**Ⅲ. 시뮬레이션 및 실험 결과**

시뮬레이션과 실험은 모두 TOA 기반으로 측위를 진행하였다. 다변측량을 수행하기 위하여 태그는 각 앵커로부터 각 거리를 구해야 하고, 이는 [표 1]에 따라 편향과 가우시안 노이즈의 영향을 받게 된다. 앵커의 좌표는 실측과 동일한 조건으로 설정 하였으 며, 태그는 앵커와 같은 높이에 있다고 가정하였다. 변분 추론을 진행함에 있어 은닉 변수는 네 앵커로부터 실제 TOA 거리로 설정하였고, 측정 변수 는 노이즈가 포함된 각 TOA 거리로 설정하였다. 가우시안 분포를 가지는 100회의 샘플링을 통하여 은닉 변수를 추론하였으며, 이는 [그림 1]의 유색으로 표현된 그래프를 통해 측정 변수와 가우시안 분포를 모델로 한 샘플링된 확률 밀도 함수를 도시하였다. 변분 추론 기법을 통하여 각 앵커로부터 측정된 노이즈가 포함된 거리를 필터링하여 본래의 TOA 거리를 추정하였다. 시뮬레이션 결과, 변분 추론 기법(VI)을 통하여 기댓값 알고리즘(EM)에 비하여 100회 시행의 평균 68.2% 빠른 속도로 수렴하였고, 동시에 1.45[m]의 측위 성능을 개선하였다. 이 때, 측위 오차는 0.23[m]이었으며, 기댓값 최대화 알고리 즘에 비하여서도 0.22[m] 개선된 결과이다. 개선된 TOA 거리는 [그림 1]의 검은 색 실선의 평균값으로 표현된다. 시뮬레이션을 시행하며 ELBO는 최댓값인 -167.57에서 수렴 하였으며, ELBO는 절댓값에 상용로그를 취하여 수렴하기까지의 과정을 [그림 2 (a)]와 같이 나타내었다. [그림 2(b)]를 통하여 변분 추론 방법이 기댓값 최대화 알고리즘에 준하는 측위 성능을 보이며, 잡음이 포함된 조건에서 일반적인 다변측량의 측위 오차를 개선함을 확인하였다.

[표1. 시뮬레이션 시행 조건 및 결과]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 알고리즘 | EM | VI |
| 샘플 수 | N = 100 | |
| 시행 횟수 | Iteration = 100 | |
| 앵커 좌표 | <7.54,0>,<7.54,7.21>,  <14.14,0>,<14.14,7.58> | |
| 태그 좌표 | <0,0>~<15,15> 중 무작위 | |
| 노이즈 | 편향 = 0, 표준편차 = 0.5 | |
| 실행 시간 | 134 | 42 |

물, 게임, 남자, 연이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

[그림1. 각 TOA와 샘플링을 통한 확률밀도함수]



1. (b)

[그림 2. (a)시행 횟수에 따른 ELBO의 변화

(b)기댓값 최대화, 변분 추론, 다변측량 누적 확률분포 비교 그래프]

**IV. 결론**

**ACKNOWLEDGMENT**

이 논문은 2020년도 정부(소방청)의 재원으로 정보 통신기획평가원(No.2019-0-01325, 재난현장 무선통신 추적기반 요구조자 및 소방관 위치정보 시스템 개발), 과학기술정보통신부 및 정보통신기술 진흥센터의 대학 ICT연구센터 육성 지원사업(IITP-2020-2017-0-01637) 의ﾠ지원을 받아 수행된 연구임.

**참 고 문 헌**

[1] IEEE 802.15.4z-2020 - IEEE Standard for Low-Rate Wireless Networks--Amendment 1: Enhanced Ultra-Wideband (UWB) Physical Layers (PHYs) and Associated Ranging Techniques, June 2020.

[2] M.Byeon, et al., "Variational Inference for 3-D Local ization and Tracking of Multiple Targets Using Multiple Cameras," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.,* vol. 30, no. 11, pp. 3260-3274, Nov. 2019.

[3] C.M.Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learn ing*. New York, NY, USA: Springer, 2006.

[4] D. Lee, H. Seung, “Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization,” *Nature*, vol. 401, pp. 788–791, May 1999.

[5] D.M.Blei, et al., “Variational Inference: A Review for Statisticians,” *JASA.,* vol. 112, pp. 859-877, Jan. 2017.

Y. Zeng et al., "Wireless communications with unmanned aerial vehicles: opportunities and challenges," IEEE Commun. Mag.,vol. 54, no. 5, pp. 36-42, May 2016.

[2] C.M.Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York, NY, USA: Springer, 2006

[3] Shamir, A. "On the security of DES," Advances in 00000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000