

가우시안 커널 보간법 기반의 실내 연속 공간 위치 추정

오휘경*, 최은미*, 김인철**

*경기대학교 컴퓨터과학과, **교수

e-mail:{ohkv770, allychoi, kic}@kyonggi.ac.kr

Indoor Free Space Localization Based on Gaussian Kernel Interpolation

Hui-Kyoung Oh*, Eun-Mi Choi*, In-Cheol Kim*

*Master Course, **Faculty

Department of Computer Science, Kyonggi University

요 약

GPS 수신에 어려운 실내 환경에서 이동 단말기 사용자나 로봇의 위치를 추정하기 위해 WiFi 신호 강도를 이용하는 연구가 최근 들어 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 WiFi 신호의 불안정성과 불확실성에 효과적이고 이동 단말기에서 계산 성능을 고려하여 가우시안 프로세스를 변형한 방법을 적용하여, 실내 연속 공간에서 이동 중인 스마트폰 사용자의 실시간 위치를 추정하는 방법을 제안한다. 실험을 통해 제안한 방법의 성능을 분석해보고, 성능 개선을 위한 확장 방안을 제시한다.

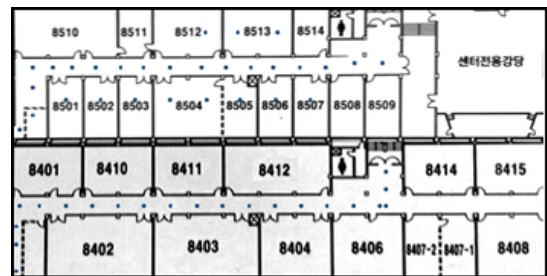
1. 서 론

최근 들어 스마트폰과 같은 다양한 이동 단말기들의 보급이 확산되면서 사용자의 위치 정보를 이용하는 다양한 응용 서비스들의 개발이 활발하게 진행 중이다. 하지만 실내에서는 GPS 신호를 수신하기 어렵기 때문에 사용자의 위치 추정을 하기 위해서는 WiFi 신호 강도 데이터를 이용하는 연구들이 매우 크게 관심 받고 있다[1]. 이미 많은 건물 내에 WiFi AP 설치가 보편화 되어있고 새로 환경을 구축하는 비용도 저렴하다는 장점이 있지만 시간이나 날씨 등과 같은 여러 가지 환경적인 요인에 따라 WiFi 신호 전달이 매우 불안정하다는 점이 실내 위치 추정의 걸림돌로 작용한다[2]. 그 동안 WiFi 신호의 불확실성 문제를 해소하고, 위치 추정의 정확도를 개선하기 위한 다양한 기계학습(machine learning) 및 추론(reasoning) 기술들이 시도 되었다[1, 3]. 본 논문에서는 그래프(graph) 기반이나 격자(grid) 기반이 아닌 연속 공간(free space)에서의 위치 추정을 위해 가우시안 프로세스(Gaussian Process)를 스마트폰에서 실시간 계산 할 수 있도록 변형한 가우시안 커널 보간법(Gaussian Kernel Interpolation)을 제시하고, 실험을 통해 성능을 분석해 본다.

2. 완전 연속 상태 공간 표현

실내 환경 표현은 기존에 연구했던 정점(vertex)와 간선(edge)으로 구성된 그래프(graph) 기반의 연속 공간 표현에

서의 연구경험을 바탕으로 보다 위치 추정의 정확도를 높일 수 있는 실내의 복도와 방들을 포함한 건물의 모든 곳을 연속 공간(free space)로 표현하였다.(그림1)은 대학의 한 연구동의 4층, 5층 복층 환경을 (x, y) 좌표를 이용하여 연속 공간으로 나타낸 것이다. 그림 상의 점들은 WiFi 신호 강도의 훈련 데이터를 수집한 장소이다. 실내 환경에서 데이터 수집을 모든 위치에서 하지 않았지만 격자나 그래프 기반이 아니기 때문에 사용자는 (x, y) 좌표로 표현할 수 있는 4층과 5층 어디든 있을 수 있고 추정 할 수 있다. 이동 중인 사용자의 각 상태 $x_t = \langle f_t, p_t, \theta_t, m_t \rangle$ 는 현재 사용자가 있는 층(floor) f_t , 환경에서 현재 사용자의 위치(position) $p_t = (x, y)$, 현재 사용자가 바라보고 있는 방향(orientation) θ_t , 이동 중(moving) 혹은 정지(stopped)를 나타내는 운동 상태(motion model) $m_t = \{\text{stopped, moving}\}$ 등으로 표현한다. 따라서 실내 연속 공간 환경을 나타내는 이 상태 표현법은 그래프 기반의 연속 상태 공간 표현법에 비해 계산량은 약간 많아지지만 실내 환경을 매우 큰 하나의 열린 공간으로 보기 때문에 그 공간상의 임의의 한 점으로 사용자의 실시간 위치를 표현하는데 있어서 위치 추정의 정밀도를 상승 시킬 수 있다.



(그림 1) 연속 상태 공간 표현의 예

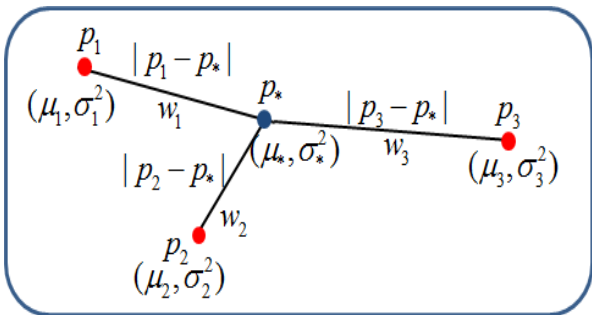
※ 본 논문은 지식경제부 산업원천기술개발사업(10035348, 모바일 플랫폼 기반 계획 및 학습 인지 모델 프레임워크 기술 개발)의 지원으로 수행되었음

3. 가우시안 커널 보간법을 이용한 연속 인식 모델

실내 위치 추정을 위해 필요한 파티클 필터를 적용하기 위해 정의되어야 할 가장 중요한 요소 중 하나로 인식 모델(perceptual model)이 있다. 이 모델은 한 상태 x_t 에서 WiFi 신호 강도 측정치 z_t 를 얻을 측정 우도 확률(measurement likelihood) $p(z_t|x_t)$ 를 계산하는데 이용되며, 따라서 각 파티클에 대한 가중치 평가의 기초를 제공한다. 이러한 인식 모델은 파티클 필터를 이용한 실시간 위치 추정 작업 이전에 미리 실내 환경 안의 여러 지점에서 수집된 훈련 데이터를 이용하여 구축되어 있어야 한다. 하지만 그래프와 격자 기반 환경 표현과 달리 사용자가 있을 수 있는 무한한 모든 위치를 연속적으로 표현하기 때문에 모든 (x, y) 좌표상의 훈련 데이터를 수집하기란 불가능하다. 이 문제에 대한 한 가지 대안으로 [1]에서는 가우시안 프로세스(Gaussian process)를 이용함으로써 연속 공간 내 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 지점들까지 측정 우도 계산이 가능하도록 하였다. 훈련 데이터가 수집이 이루어지지 않은 다수의 나머지 지점 p_* 들의 훈련 데이터의 확률 분포(probability distribution)를 정의하기 위해서는 다수의 이웃 지점에서 수집된 WiFi 신호 강도 훈련 데이터 집합(training data set)을 이용하는 비-매개변수적인 학습방법(non-parametric learning)을 사용한다. 가우시안 프로세스를 이용하면 공분산 함수 커널(covariance function kernel)인 (식 1)을 적용하여 (그림2)와 같이 훈련 데이터 수집 지점 p_i 까지 거리에 반비례 하는 가중치 $w_i = k(p_i, p_*)$ 를 계산할 수 있다.

$$k(p_i, p_*) = \exp\left(-\frac{1}{2l^2}|p_i - p_*|^2\right) \quad (\text{식 1})$$

이 w_i 로 임의의 모든 지점에서 WiFi 신호 강도 훈련 데이터의 확률 분포를 추정 할 수 있지만 스마트폰을 이용하여 실시간 위치 추정 단계에서 각 파티클의 가중치를 평가 할 때마다 다수의 훈련데이터를 계산하여 생성하고 이용하여야 하기 때문에 저장 공간과 계산 시간이 매우 많이 요구되는 큰 단점이 있다.



(그림 2) Gaussian kernel function을 이용한 보간

본 논문에서는 스마트폰의 처리 속도와 위치 추정의 실시간성을 고려하여 가우시안 프로세스를 효율적으로 스마트폰에서 계산 할 수 있도록 변형한 가우시안 커널 보간(Gaussian kernel interpolation)을 제시한다. 이 방법은 데이터 수집이 이루어진 모든 지점의 모든 수집 데이터를 이용하지 않고 각 지점들의 WiFi 신호 강도 훈련 데이터 집합의 평균(mean) μ 과 분산(variance) σ^2 만을 가지고 임의의 위치에서 측정 되어야할 WiFi 신호 강도의 확률 분포를 추정하게 된다.

(식 1)에서 계산된 w_i 는 데이터 수집이 이루어진 각 지점 p_i 의 훈련 데이터 확률 분포의 평균 μ_i 와 분산 σ_i^2 을 임의의 지점 p_* 의 확률 분포를 추정할 때 얼마나 반영하여야 하는지 나타내는 가중치이다. 이 가중치 w_i 를 이용하여 평균 μ_* 과 분산 σ_*^2 를 보간(interpolation) 함으로써 파티클이 가리키는 임의 지점의 측정 우도를 매우 효율적으로 계산한다. 임의의 위치 p_* 에서 수신되는 WiFi 신호 강도의 평균 μ_* 과 분산 σ_*^2 은 각각 다음과 같은 선형 보간식 들로 계산할 수 있다.

$$\mu_* = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i \quad (\text{식 2})$$

$$\sigma_*^2 = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \sigma_i^2 \quad (\text{식 3})$$

이렇게 계산된 정규 확률 분포의 두 매개변수 μ_* 와 σ_*^2 를 이용함으로써 훈련 데이터 수집이 이루어지지 않은 연속 공간상의 임의의 위치 p_* 에서 k 개의 AP에서 측정될 신호 강도 $\vec{z} = \langle z_1, \dots, z_k \rangle$ 에 대해서도 (식 4)와 같이 쉽게 측정 우도를 계산 할 수 있다.

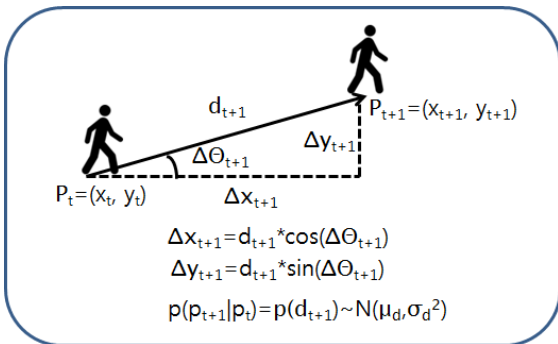
$$p(z_i|x_*) \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_*^2}} \exp\left(-\frac{(z_i - \mu_*)^2}{2\sigma_*^2}\right) \quad (\text{식 4})$$

4. 비선형 이동 상태 전이 모델

파티클 필터 기반의 WiFi 위치 추정을 위해 정의되어야 할 또 다른 중요한 요소는 사용자의 운동 모델, 즉 상태 전이 모델 $P(x|x_{t-1}, u_t)$ 이다. 이동 로봇과는 달리 보행자의 경우 정확한 이동 제어 정보 u_t 를 얻기 어려울 뿐 아니라, 현재 상태 x_t 를 예측할 수 있는 상태 전이 모델을 단순히 이전 상태 x_{t-1} 와 이동 제어 u_t 의 선형 함수(linear function)로 표현하기 어렵다는 문제점이 있다. 따라서 본 연구에서는 확률 $P(x|x_{t-1}, u_t)$ 로만 상태 전이 모델을 표현한다. 또, 상태 전이 모델을 다음과 같은 세부 구성 요소들의 조합으로 정의 한다.

- **운동 상태 전이 모델(motion state transition model)**
 $p(m|m_{t-1})$: 정지(stopped)와 이동 중(moving) 상태 간의 변화를 나타 내는 조건부 확률 분포. 2 x 2 크기의 조건부 확률 행렬 로 표현.
- **방향 전이 모델(orientation transition model)**
 $p(\theta|\theta_{t-1})$: 운동 상태 전이 모델에 따라 사용자의 현재 방향 θ_t 를 샘플링.
- **운동 속도 모델(motion velocity model)**
 $p(v_t) = N(\mu_v, \sigma_v^2)$: 사용자가 이동하는 보행 속도. 속도 v_t 는 평균 속도 μ_v 와 분산 σ_v^2 을 매개변수로 하는 정규 확률 분포에 따라 샘플링.
- **위치 전이 모델(position transition model)** $p(p_{t+1}|p_t)$: 운동 상태 전이 모델과 방향 전이 모델에 따라 현재 위치 p_t 를 샘플링.

설계자가 정의해주는 위의 세 가지 모델들을 기초로, 이전 상태 $x_{t-1} = \langle f_{t-1}, p_{t-1}, \theta_{t-1}, m_{t-1} \rangle$ 에서 새로운 상태 $x_t = \langle f_t, p_t, \theta_t, m_t \rangle$ 로의 전이는 다음과 같은 방식으로 결정된다. 먼저, 이전 운동 상태 m_{t-1} 와 운동 상태 전이 모델 $p(m|m_{t-1})$ 에 따라 새로운 운동 상태 m_t 를 샘플링 한다. 운동 상태 m_t 가 정지로 결정되면, 새로운 상태 x_t 는 이전 상태 x_{t-1} 와 동일하게 유지된다. 즉 $x_t = x_{t-1}$ 인 반면에, 운동 상태 m_t 가 이동 중으로 결정되면, 운동 속도 모델 $p(v_t) = N(\mu_v, \sigma_v^2)$ 에 따라 보행 속도 v_t 를 샘플링 함으로써 단위 시간동안 이동한 이동 거리 d_t 를 정한다. 그리고 방향 전이 모델에 따라 정지 중인 경우 $[0, 2\pi]$ 범위 내에서 방향 변화량 $\Delta\theta_t$ 를 임의로 샘플링하고 이동 중인 경우에는 가우시안 확률 분포 $N(0, \sigma_\theta^2)$ 에 따라 소폭의 방향 변화량 $\Delta\theta_t$ 을 샘플링 한다. d_t 와 $\Delta\theta_t$ 를 샘플링 하고 나면 위치 전이 모델에 따라 정지일 경우에는 $x_t = x_{t-1}$ 이고 이동 중인 경우에는 (그림 3)과 같이 각각 $x_t = \Delta x_t + x_{t-1}$ 과 $y_t = \Delta y_t + y_{t-1}$ 에 의해 이전 위치 p_t 에서 다음 위치 p_{t+1} 를 결정하게 된다.



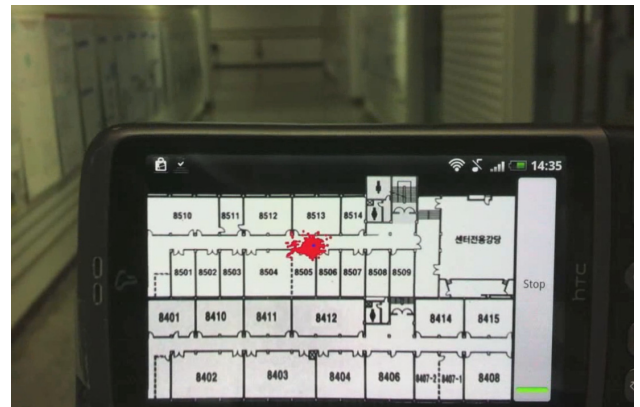
(그림 3) 위치 전이 모델

5. 사용자 위치 추정 및 실험

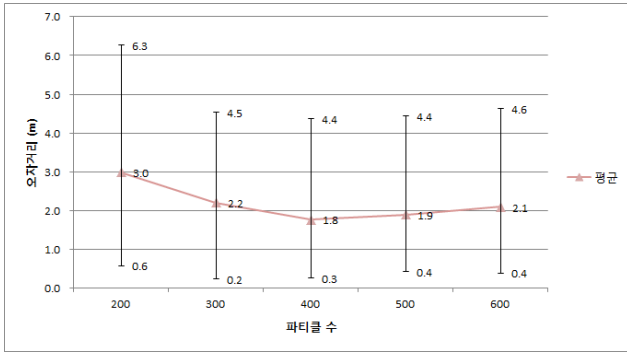
스마트폰에서 실시간 위치 추정을 효과적으로 계산하기 위하여 앞서 소개한 가우시안 커널 보간법 기반의 위치 추정 방법의 성능을 분석하기 위해, 실제로 WiFi 수신 기능을 갖춘 안드로이드 OS 기반의 스마트폰 상에 위치 추정 프로그램을 구현하고 (그림 1)과 같은 복층 구조의 실내 환경에서 실험을 전개하였다. 실험이 수행된 실내 환경의 전체 크기는 한층이 52m x 18m로 4층, 5층 복층 구조로 전체 면적으로 본다면 104m x 36.m의 크기이다.

(그림 4)는 본 연구에서 소개한 방법으로 구현된 위치 추정 프로그램을 실행하여, 실험을 수행하고 있는 모습을 보여준다. 스마트폰 화면상에는 실내 환경 지도와 상당히 수렴이 진행된 현재 사용자의 위치를 추정하는 후보인 붉은색 파티클들의 위치가 표시되어 있다. 특히 파란색 파티클은 가중치가 가장 높은(사용자가 있을 확률이 제일 높은) 파티클의 위치를 나타낸다. 위치 추정 프로그램은 약 2초 간격으로 주변의 WiFi 신호들을 스캔하고 각 파티클들의 가중치를 계산하여 스마트폰의 위치를 추정하도록 구현하였다. 실험에 사용된 AP의 개수는 총 8개의 AP를 사용하였고 실험에 이용된 경로들의 평균 길이는 72m로 총 경로 길이는 약 650m 이다.

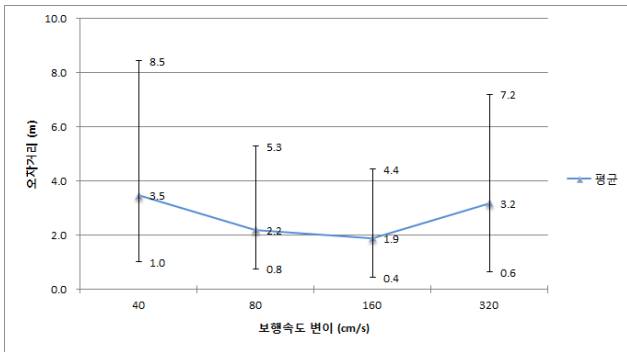
본 연구에서는 위치 추정의 정확도(accuracy)를 분석해 보기 위해 두 가지 방식의 비교 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 파티클들의 수를 200개, 300개, 400개, 500개, 600개로 100개씩 증가시키면서 평균 오차 거리(error distance)를 측정하는 실험이고, 두 번째 실험은 운동 속도 모델 $p(v_t) = N(\mu_v, \sigma_v^2)$ 의 매개변수 값인 평균 보행 속도와 분산 값을 변경하여 보행속도 v_t 를 40 cm/s, 80 cm/s, 160 cm/s, 320 cm/s 로 증가시키면서 평균 오차 거리를 측정하는 실험이다. 여기서 오차거리란 실제 위치와 추정 위치간의 거리 차를 의미한다. 첫 번째 실험에서는 각 파티클 개수 당 10회씩 반복 실험을 하였다. (그림 5)는 파티클 개수 별 평균 오차거리를 보여주고 있다.



(그림 4) 위치 추정 프로그램을 이용한 실험



(그림 5) 파티클 수의 변화에 따른 평균 오차 거리



(그림 6) 보행속도 변화에 따른 평균 오차 거리

조금씩 차이는 있으나 본 실험에서는 파티클의 개수가 400개일 때 가장 위치 추정의 정확도가 높았고, 평균 오차 거리는 약 1.8 미터로서 매우 높은 위치 추정 정확도를 보여주고 있다. 이 실험은 파티클이 너무 많으면 계산시간 때문에 실시간으로 위치 추정 시 위치 추정의 정확도를 감소시키고, 너무 적으면 파티클들의 위치, 즉 사용자가 있을 수 있을 것이라고 가정할 수 있는 위치가 너무 적기 때문에 이 또한 위치 추정의 정확도를 감소시킨다는 것을 의미한다.

두 번째 실험에서도 보행 속도별로 10회씩 반복 실험을 하였다. (그림 6)에서 나타내다시피 두 번째 실험에서는 보행속도가 160 cm/s일 때 평균 오차거리가 1.9m 로 마찬가지로 매우 높은 위치 추정 정확도를 보여준다. 이 실험은 WiFi 스캔 시간간격과 위치 추정 계산간격이 2초이기 때문에 보행 속도가 너무 빠르면 현재위치의 제대로 된 WiFi 신호 강도를 수신하지 못하기 때문에 위치 추정의 정확도를 감소시킬 수 있다는 것을 의미한다.

6. 결 론

본 논문에서는 스마트폰의 계산 능력을 고려하여 가우시안 프로세스를 변형한 가우시안 커널 보간법을 이용하여 실내 연속 공간에서 실시간 위치를 추정하는 효과적인 방법을 제시하였고, 실험을 통해 성능을 분석해 보았다. 향후 보다 성능을 향상시킬 수 있는 리샘플링 전략에 대한 연구, 개인화된 상태 전이 모델을 얻기 위한 학습 기법에 관한 연구,

스마트폰의 센서들을 사용하여 측정된 데이터를 바탕으로 한 사용자 이동 상태 전이 모델에 관한 연구, 변화하는 WiFi 신호 환경에 적응성을 갖기 위한 WiFi SLAM 기법에 관한 연구 등을 계속해서 진행할 계획이다.

참고문헌

- [1] P. Bahl, V. Padmanabhan, "RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System", IEEE INFOCOM, pp.775-784, 2000.
- [2] J. Biswas, M. Veloso, "WiFi Localization and Navigation for Autonomous Indoor Mobile Robots", Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2010.
- [3] Q. Yang, et al, "Estimating Location Using WiFi", IEEE Intelligent Systems, Vol. 23, No. 1, pp.8-13, 2008.
- [4] B. Ferris, D. Hahnel, D. Fox, "Gaussian Processes for Signal Strength-Based Location Estimation", Proc. of Robotics Science and Systems, 2006.
- [5] S. Thrun, W. Burgard, D. Fox, Probabilistic Robotics. MIT Press, 2005