

실제 네트워크를 고려한 베이저안 필터 기반 이동단말 위치 추적

김효원*, 김선우^o

Bayesian Filter-Based Mobile Tracking under Realistic Network Setting

Hyowon Kim*, Sunwoo Kim^o

요약

연결정보만을 이용하는 range-free 측위 기법의 성능은 이동성을 갖는 무선 단말 움직임에 취약한 문제점이 있다. 본 논문은 실제 전파 환경을 고려한 실내 네트워크에서 베이저안 필터를 사용하여 실시간으로 움직이는 무선 장치를 추적하는 두 가지 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 측정 모델의 선형성에 따라 Kalman filter와 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) particle filter를 적용하였다. Kalman과 MCMC particle filter 기반 알고리즘은 각각 무선단말 간 연결정보를, 이동 단말의 한 홉 간격 내 단말로부터 수신하는 신호의 세기 (RSS: received signal strength)와 연결정보를 혼합한 융합정보를 측정 모델로 사용하였다. 정확한 시뮬레이션을 위해 실내 쇼핑몰 지도를 구현한 네트워크 지형, 그리고 라디오 불규칙도 모델을 적용하였다. 또한, 장애물 존재 여부에 따라 라디오 불규칙도를 분류하였다. 성능평가를 위해 MATLAB 시뮬레이션을 수행하였으며, 기존 range-free 측위 기법보다 향상된 위치정확도를 확인하였다.

Key Words : mobile model, Bayesian filter, Kalman filter, Monte Carlo Markov Chain (MCMC) particle filter, tracking algorithm, connectivity information, information fusion, received signal strength (RSS), degree of radio irregularity (DOI)

ABSTRACT

The range-free localization using connectivity information has problems of mobile tracking. This paper proposes two Bayesian filter-based mobile tracking algorithms considering a propagation scenario. Kalman and Markov Chain Monte Carlo (MCMC) particle filters are applied according to linearity of two measurement models. Measurement models of the Kalman and MCMC particle filter-based algorithms respectively are defined as connectivity between mobiles, information fusion of connectivity information and received signal strength (RSS) from neighbors within one-hop. To perform the accurate simulation, we consider a real indoor map of shopping mall and degree of radio irregularity (DOI) model. According to obstacles between mobiles, we assume two types of DOIs. We show the superiority of the proposed algorithm over existing range-free algorithms through MATLAB simulations.

* 본 연구는 한국연구재단 연구과제(2015R1A5A7037751) 지원으로 수행되었습니다.

※ 본 연구는 한국연구재단 연구과제(2013R1A1A2062728) 지원으로 수행되었습니다.

• First Author : Hanyang University Department of Electronics and Computer Engineering, khw870511@hanyang.ac.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : Hanyang University Department of Electronics Engineering, remero@hanyang.ac.kr, 정회원

논문번호 : KICS2016-07-158, Received July 21, 2016; Revised September 1, 2016; Accepted September 1, 2016

I. 서론

위치 기반 서비스 (LBS: location based service)는 이동 중인 사용자 위치를 기반으로 필요한 서비스를 제공한다. 5G 네트워크 통신 기술을 통한 측위 및 추정 기술은 지역 정보 서비스, 관광 정보 서비스, 그리고 위치 추적 서비스 같은 차별화된 서비스 산업 창출을 가능하게 할 것이라 전망된다^[1]. 블루투스 (Bluetooth) 또는 Wi-Fi와 같은 무선 장치 간 근거리 통신기술은 5G 네트워크의 주요 통신 기술로 논의된다. 따라서 차세대 모바일 네트워크에서는 기지국을 거치지 않는 사용자 간 직접 통신 (D2D: device-to-device) 방식이 증가할 것이다. 무선 장치 간 위치와 홉 수 정보 같은 연결정보를 이용하는 위치 추정 기법인 range-free를 차세대 이동통신망에 적합한 측위 기술로 기대한다^[2-6].

Range-free 측위 기법은 기본적으로 각 무선 장치 간 최단 경로의 홉 수와 각 앵커의 위치정보를 통해 각 단말에서 앵커까지의 거리 추정을 한다^[7-9]. 그러나 홉 수에 따라 거리가 비례하는 등방성 (isotropic) 네트워크 이외에 비등방성 (anisotropic) 네트워크에서는 큰 오차가 발생한다. 불균일한 노드 분포, 지형, 장애물, 전파환경은 비등방성 네트워크의 원인으로써 무선 장치 간 최단경로 우회를 야기한다. 최단 경로가 우회함에 따라 무선 장치 간 거리를 실제 보다 더 멀게 추정한다. 최단경로의 우회에 따른 측위 오차를 줄이기 위한 많은 range-free 측위 알고리즘이 연구되어왔다^[10-13].

하지만 단말 사용자의 실시간 이동성 (mobility)을 고려하지 않음으로 range-free 측위 기법은 이동 중인 사용자에게 제공하는 위치 기반 서비스에 적합하지 않다. 다음 예는 range-free 측위 기법을 통한 이동단말의 실시간 위치 추적이 불가능함을 보여준다. 첫 번째, 단말이 주변 네트워크 연결정보에 어떠한 영향을 주지 않을 만큼 이동한 경우 range-free 측위 결과는 동일하다. 두 번째, 단말 간 연결정보는 실제 단말의 이동거리와 다른 갑작스런 변화와 큰 위치 추정 오차를 보여준다. 세 번째, 많은 range-free 측위 알고리즘 시뮬레이션은 실제 전파 환경, 무선 장치들의 분포, 그리고 네트워크의 구조를 고려하지 않은 이상적인 네트워크 환경에서 이루어졌다. 이러한 문제는 range-free 측위와 베이지안 필터를 결합한 위치 추적 알고리즘을 통해 해결 가능하다.

본 논문에서는 실내 네트워크에서 불연속 시간에 따라 움직이는 무선 단말의 정확한 위치 추적을 위해

두 가지 베이지안 필터 기반 위치 추적 알고리즘을 제안한다. 첫 번째는 Kalman filter 기반 위치추적 알고리즘^[14,15], 두 번째는 MCMC particle filter^[16] 기반 위치 추적 알고리즘이다. 베이지안 필터링을 위해 단말의 이동 모델과 측정 모델이 필요하다. 단말의 이동 모델은 불연속 시간에 따라 움직이는 이동 모델을 통해 설계하였고, 두 가지 측정 모델을 제안하였다. 첫 번째 측정 모델은 이동 단말과 다른 무선 장치 간 연결정보를 이용한 range-free 측위 결과를, 두 번째 측정 모델은 이동 단말의 한 홉 간격 이내의 이웃 무선 장치들로부터 수신하는 신호 세기와 첫 번째 측정 모델을 혼합한 융합정보를 통해 설계되었다. 두 측정 모델의 선형성에 따라 어떤 베이지안 필터를 적용할 것인지가 결정된다. Range-free 측위 결과를 위해 Distance Vector-Hop (DV-Hop)^[17] 알고리즘을 사용한다. MATLAB 시뮬레이션을 통해 성능을 평가한다. 실제 환경을 고려하기 위해 쇼핑몰의 지도를 구현한 네트워크 공간에서 현실적인 앵커와 단말의 분포를 통해 시뮬레이션을 수행한다. 전파 환경과 무선 장치 간 통신에 영향을 주는 쇼핑몰 내 장애물을 고려하기 위해 불규칙한 통신 모델을 적용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 네트워크 모델과 구성요소를 설명한다. III장에서는 시간에 따라 이동하는 단말의 이동성 모델을 기반으로 단말의 이동 모델을 설명한다. IV장에서는 측정 모델의 선형성에 따른 베이지안 필터 기반 위치 추적 알고리즘을 제안한다. V장에서는 실제 환경을 고려한 네트워크 환경에서 제안하는 알고리즘의 성능을 평가한다. VI장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 네트워크 모델

본 장에서는 네트워크 모델과 구성요소를 살펴본다. 본 논문에서 사용하는 네트워크 내부에는 각각 자신의 위치정보를 알고 있으며 고정되어 있는 A 개의 앵커노드, 그리고 위치를 모르며 이동성을 갖는 M 개의 무선 단말은 2차원 평면상에 랜덤하게 분포한다. 앵커와 단말의 집합을 각각 Ω_A 와 Ω_M 로 정의한다. 모든 앵커는 자신의 위치 정보와 홉 수 정보를 담은 비컨 메시지를 전방향성 (omnidirectional) 안테나를 통하여 송출한다. 비컨 메시지를 수신한 단말은 메시지 내 앵커의 위치정보와 1만큼 더한 홉 수 정보를 다시 송출한다. 네트워크 내 연결된 모든 무선장치는 flooding^[17]과정을 통해 각 무선 장치 간 연결정보를 얻는다.

앵커와 단말을 포함한 모든 무선 장치의 최대 통신 반경은 r_{\max} 이다. 최대 통신반경은 전파환경의 특성에 영향을 받아 불규칙한 원 모형을 갖고, r_{\max} 보다 더 작다. 이러한 불규칙도를 고려하기 위해 Quasi UDG (unit disk graph) 링크 모델¹⁸⁾을 적용한다. 두 무선 장치 간 거리 d 에 따른 연결 확률을 다음과 같이 정의한다.

$$P(d) = \begin{cases} 1, & d \in [0, \frac{r_{\max}}{\delta}] \\ \frac{\delta(r_{\max} - d)}{r_{\max}(\delta - 1)}, & d \in [\frac{r_{\max}}{\delta}, r_{\max}] \end{cases}, \quad (1)$$

δ 는 라디오 불규칙도 (DOI: degree of radio irregularity)이며 δ 의 크기는 1보다 크거나 같은 유한한 값이다.

시간에 따라 움직이는 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 의 시간 k 에서 위치는 $\mathbf{p}_m[k] = [x_m[k], y_m[k]]^T \in \mathbb{R}^2$, 앵커 노드 $a \in \Omega_A$ 의 위치는 $\mathbf{p}_a = [x_a, y_a]^T \in \mathbb{R}^2$, T 는 벡터의 트랜스포즈 (Transpose)이다. 단말 $m \in \Omega_M$ 과 앵커 노드 $a \in \Omega_A$ 사이의 거리와 흡 수는 각각 $d_{m,a}[k] = d_{a,m}[k] = \|\mathbf{p}_m[k] - \mathbf{p}_a\|$, $h_{m,a}[k] = h_{a,m}[k]$ 이다. 앵커는 고정되어 있으므로 $a \in \Omega_A$ 와 $b \in \Omega_A$ 사이 거리와 흡 수는 각각 $d_{a,b} = d_{b,a} = \|\mathbf{p}_a - \mathbf{p}_b\|$, $h_{a,b} = h_{b,a}$ 이다. $\|\cdot\|$ 는 2차원 유클리디언 놈 (Euclidean norm)을 의미한다.

III. 이동 모델

본 장에서는 무선 단말의 이동성을 고려하는 운동 모델¹⁹⁾을 확인한다. 시간 k 에 따라 이동하는 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 의 상태 벡터는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{s}_m[k] = [x_m[k], \dot{x}_m[k], r_{m,x}[k], y_m[k], \dot{y}_m[k], r_{m,y}[k]]^T, \quad (2)$$

$x_m[k]$ 와 $y_m[k]$ 는 x 와 y 의 위치 좌표이고, $\dot{x}_m[k]$ 와 $\dot{y}_m[k]$ 는 x 와 y 의 속도이다. 그리고 $r_{m,x}[k]$ 와 $r_{m,y}[k]$ 는 무선 단말의 상관 랜덤 가속도 (correlated random acceleration)이다. 상태 방정식은 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{s}_m[k] = \mathbf{A}\mathbf{s}_m[k-1] + \mathbf{B}_u\mathbf{u}_m[k] + \mathbf{B}_w\mathbf{w}_m[k], \quad (3-1)$$

행렬 \mathbf{A} 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha \end{bmatrix}, \quad (3-2)$$

행렬 \mathbf{B}_u 와 \mathbf{B}_w 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{B}_u = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_w = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3-3)$$

가속도 벡터 $\mathbf{a}_m[k] = [a_{m,x}[k], a_{m,y}[k]]^T$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{a}_m[k] = \mathbf{u}_m[k] + \mathbf{r}_m[k] \quad (4)$$

커맨드 프로세스 (command process)는 $\mathbf{u}_m[k] = [u_{m,x}[k], u_{m,y}[k]]^T$ 로 정의한다. 1차 마르코프 체인 (Markov chain)에 의해 결정되는 커맨드 프로세스 $u_{m,x}[k]$ 와 $u_{m,y}[k]$ 는 가속도 Γ_x 와 Γ_y 의 집합으로부터 결정한다. 즉, 집합 $\Xi = \Gamma_x \times \Gamma_y = \{\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_L\}$ 의 원소는 커맨드 프로세스 $\mathbf{u}_m[k]$ 를 결정한다. 커맨드 프로세스의 천이 확률 (transition probability)은 $\psi_{fg} = P(\mathbf{u}_m[k] = \mathbf{l}_g | \mathbf{u}_m[k-1] = \mathbf{l}_f)$, 변수 $f, g = 1, 2, \dots, L$ 에 대해 $\psi_{fg} = P(\mathbf{u}_m[k] = \mathbf{l}_g | \mathbf{u}_m[k-1] = \mathbf{l}_f)$ 이다. 즉, $f = g$ 일 때 ψ_{fg} 는 p 이며, $f \neq g$ 일 때 ψ_{fg} 는 $(1-p)/(L-1)$ 이다. ψ_{fg} 의 초기 값 분포는 $\mathbf{l}_f \in \Xi$ 일 때 $\eta_{f,0} = p(\mathbf{l} = \mathbf{l}_f)$ 로 나타낸다.

랜덤 가속도 (random acceleration) 벡터 $\mathbf{r}_m[k] = [r_{m,x}[k], r_{m,y}[k]]^T$ 는 평균이 0이고 다음 수식을 따르는 가우시안 랜덤 프로세스 (Gaussian random process)이다.

$$\mathbf{r}_m[k+1] = \alpha\mathbf{r}_m[k] + \mathbf{w}_m[k], \quad (5)$$

매개 변수 α 는 가속 시간에 반비례하는 매개변수이다. 상태 노이즈 $\mathbf{w}_m[k] = [w_{m,x}[k], w_{m,y}[k]]^T$ 는 평균이 0이고 공분산 (covariance)이 $\mathbf{Q}_m[k]$ 인 가우시안 노이즈이다.

IV. 베이지안 필터 기반 위치 추적 알고리즘

본 장에서는 시간 k 에 따라 움직이는 무선 단말의 위치를 추적하는 두 가지 알고리즘에 대해 설명한다. 무선 단말의 위치 추적은 예측 과정 (prediction process)과 갱신 과정 (correction process)을 수행한다. 예측 과정에서는 단말의 이동 모델에 의해 무선 단말의 위치를 예측하고, 갱신 과정에서는 측정 모델에 의해 관측한 값을 통해 새로운 무선 단말의 위치를 추정한다. 본 논문에서는 두 가지 측정 모델을 제안한다. 첫 번째는 연결정보 측정 모델이다. 무선 장치 간 연결정보를 이용한 range-free 측위 결과를 측정 모델로 사용하였다. 두 번째는 융합정보 측정 모델이다. 이동 단말의 한 홉 간격 이내의 무선 장치로부터 수신하는 신호 세기와 range-free 측위 결과를 혼합하였다. 측정 모델의 선형성에 따라 어떠한 베이지안 필터를 적용할 것인지 결정된다. 두 가지 베이지안 필터는 Kalman filter와 MCMC particle filter이다. 연결정보 측정 모델을 위해 DV-Hop 알고리즘을 선택하였다.

4.1 DV-Hop 알고리즘의 이해

DV-hop 알고리즘은 평균 홉 당 거리와 앵커 노드와 무선 단말 사이의 홉 수를 곱해 각 앵커에서 무선 단말까지의 거리 추정 방법을 사용한다. 알고리즘은 세 단계로 구성된다.

4.1.1 1단계: 각 앵커노드의 평균 홉 당 거리 계산

네트워크 내부에 모든 앵커 노드는 각자의 위치정보와 0으로 설정한 홉 수 정보를 포함한 비컨 메시지를 전방향성 안테나를 통해 송출한다. 비컨 메시지를 수신 받은 무선 장치는 수신 받은 홉 수 정보에 1을 더해 위치 정보와 같이 송출한다. 각 앵커 노드에서 서로 다른 앵커 노드 사이의 최소 홉 수와 거리를 이용하여 다음과 같이 평균 홉 당 거리를 구한다.

$$\mu_a = \sum_{b \neq a} \frac{\sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2}}{h_{a,b}}, \forall a, b \in \Omega_A, \quad (6)$$

μ_a 는 앵커 노드 $a \in \Omega_A$ 에 대한 평균 홉 당 거리가

다. 그리고 $h_{a,b}$ 는 앵커 노드 $a \in \Omega_A$ 에서 앵커노드 $b \in \Omega_A$ 까지의 최소 홉 수이다.

4.1.2 2단계: 평균 홉 당 거리를 포함한 비컨 메시지 송출

평균 홉 당 거리의 계산을 마친 각 앵커는 1단계와 동일한 방법을 통해 해당 홉 당 평균 거리를 포함한 비컨 메시지를 송출한다. 이를 통해 네트워크 내 연결된 모든 무선 장치들은 각 앵커의 평균 홉 당 거리를 얻는다.

4.1.3 3단계: 다변측량 방식을 이용한 무선 단말의 위치 추정

네트워크 내 무선 단말은 각 앵커 노드에 대한 홉 당 평균거리와 각 앵커 노드까지의 최소 홉 수를 곱해 각 앵커 노드까지의 거리를 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{d}_{a,m} = \mu_a \times h_{a,m}, \quad \forall a \in \Omega_A. \quad (7)$$

무선 단말과 각 앵커 노드 사이의 추정 거리 $\hat{d}_{a,m}$, 정확히 알고 있는 각 앵커 노드의 좌표 $\mathbf{p}_a = [x_a, y_a]^T$, 그리고 추정하고자 하는 무선 단말의 좌표 $\hat{\mathbf{p}}_m = [\hat{x}_m, \hat{y}_m]^T$ 를 이용하여 다음과 같이 표현 한다.

$$\begin{aligned} \hat{d}_{1,m}^2 &= (\hat{x}_m - x_1)^2 + (\hat{y}_m - y_1)^2 \\ \hat{d}_{2,m}^2 &= (\hat{x}_m - x_2)^2 + (\hat{y}_m - y_2)^2 \\ &\vdots \\ \hat{d}_{A,m}^2 &= (\hat{x}_m - x_A)^2 + (\hat{y}_m - y_A)^2 \end{aligned} \quad (8)$$

최소 자승법 (least square)을 통해 $\hat{\mathbf{p}}_m = [\hat{x}_m, \hat{y}_m]^T$ 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\hat{\mathbf{p}}_m = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{F}, \quad (9-1)$$

행렬 \mathbf{E} 와 \mathbf{F} 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{E} = -2 \times \begin{bmatrix} x_1 - x_A & y_1 - y_A \\ x_2 - x_A & y_2 - y_A \\ \vdots & \vdots \\ x_{A-1} - x_A & y_{A-1} - y_A \end{bmatrix}, \quad (9-2)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \hat{d}_{1,m}^2 - \hat{d}_{A,m}^2 - x_1^2 + x_A^2 - y_1^2 + y_A^2 \\ \hat{d}_{2,m}^2 - \hat{d}_{A,m}^2 - x_2^2 + x_A^2 - y_2^2 + y_A^2 \\ \vdots \\ \hat{d}_{A-1,m}^2 - \hat{d}_{A,m}^2 - x_{A-1}^2 + x_A^2 - y_{A-1}^2 + y_A^2 \end{bmatrix}. \quad (9-3)$$

4.2 Kalman filter 기반 위치 추적 알고리즘

다음은 수식은 시간 k 에서 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 을 관찰한 연결정보 측정 모델에 벡터를 다음과 같이 나타낸다.

$$\hat{\mathbf{p}}_{m,c}[k] = \mathbf{H}\mathbf{s}_m[k] + \mathbf{v}_{m,c}[k] = \mathbf{p}_m[k] + \mathbf{v}_{m,c}[k], \quad (10-1)$$

행렬 \mathbf{H} 는 다음과 같다.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (10-2)$$

$\hat{\mathbf{p}}_{m,c}[k] = [\hat{x}_m[k], \hat{y}_m[k]]^T$ 는 DV-Hop 알고리즘을 이용하여 시간 k 에서 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 의 위치 추정 벡터이다. $\mathbf{p}_m[k]$ 는 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 의 실제 위치 벡터이고, $\mathbf{v}_{m,c}[k] = [v_{x,m,c}, v_{y,m,c}]^T$ 는 DV-Hop 알고리즘을 사용해 얻을 수 있는 측정 노이즈 벡터이다. $\mathbf{v}_{m,c}[k]$ 는 평균이 0이며 다음과 같은 공분산 $\mathbf{R}_m[k]$ 을 갖는 가우시안 프로세스이다.

$$\mathbf{R}_m[k] = E[\mathbf{v}_m[k]\mathbf{v}_m[k]^T] = \sigma_{v,m}^2 \mathbf{I}_2. \quad (11)$$

$\sigma_{v,m}^2$ 는 DV-Hop 알고리즘을 사용한 위치 추정 오차를 이용해 계산한다. 위와 같은 측정 모델은 선형이며 노이즈는 가우시안 형태이다. 따라서 Kalman filter^[15]와 연결정보 측정 모델을 결합한 추적 알고리즘을 제안한다. 무선 단말의 초기 상태 벡터 $\hat{\mathbf{s}}_m[0|0]$ 와 상태 공분산 (covariance of state) 벡터 $\mathbf{P}_m[0|0]$ 는 알고 있다고 가정한다. 이동 단말의 이동성을 나타내는 (3)의 이동 모델에 따라 시간 k 에서 무선 단말의 상태 벡터를 다음과 같이 예측 한다.

$$\hat{\mathbf{p}}_m[k|k-1] = \mathbf{A}\hat{\mathbf{s}}_m[k-1|k-1] + \mathbf{B}_u \mathbf{u}_m[k], \quad (12)$$

$\hat{\mathbf{s}}_m[k-1|k-1]$ 는 시간 $k-1$ 에서 갱신된 상태 (updated state) 벡터이다. 시간 k 에서 상태 예측 오차의 공분산(covariance of predicted state error) 벡터는

다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{P}_m[k|k-1] = \mathbf{A}\mathbf{P}_m[k-1|k-1]\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_m[k], \quad (13)$$

$\mathbf{P}_m[k-1|k-1]$ 은 시간 $k-1$ 에서 상태 갱신 오차의 공분산 (covariance of updated state error)이다. 시간 k 에서 예측 및 갱신 상태 오차의 공분산은 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_m[k|k-1] &= E[\mathbf{e}_m[k|k-1]\mathbf{e}_m[k|k-1]^T], \\ \mathbf{P}_m[k|k] &= E[\mathbf{e}_m[k|k]\mathbf{e}_m[k|k]^T], \end{aligned} \quad (14)$$

$\mathbf{e}_m[k|k-1]$ 와 $\mathbf{e}_m[k|k]$ 는 각각 시간 k 에서 예측 및 갱신 상태 오차 (state error) 이다. 상태 예측 벡터 $\hat{\mathbf{s}}_m[k|k-1]$ 는 DV-Hop 측위 결과 $\hat{\mathbf{p}}_{m,c}[k]$ 에 의해 갱신하며 예측 상태 오차의 공분산 $\mathbf{P}_m[k|k-1]$ 또한 다음과 같이 갱신한다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}_m[k|k] &= \hat{\mathbf{s}}_m[k|k-1] + \mathbf{K}_m[k](\hat{\mathbf{p}}_{m,c}[k] - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_m[k|k-1]), \\ \mathbf{P}_m[k|k] &= (\mathbf{I}[k|k-1] - \mathbf{K}_m[k]\mathbf{H})\mathbf{P}_m[k|k-1], \end{aligned} \quad (15)$$

칼만 게인 (Kalman gain) $\mathbf{K}_m[k]$ 은 다음과 같이 결정한다.

$$\mathbf{K}_m[k] = \hat{\mathbf{P}}_m[k|k-1]\mathbf{H}^T\mathbf{S}_m[k]^{-1}, \quad (16)$$

$\mathbf{S}_m[k]$ 은 이노베이션 (innovation) 공분산이며 다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{S}_m[k] = \mathbf{H}\mathbf{P}_m[k|k-1]\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_m[k]. \quad (17)$$

Kalman filter에 의한 시간 k 에서의 무선 단말 $m \in \Omega_M$ 의 위치 추정은 갱신 상태 벡터 $\hat{\mathbf{s}}_m[k|k]$ 를 이용해 다음과 같이 결정한다.

$$\hat{\mathbf{p}}_m[k|k] = \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_m[k|k]. \quad (18)$$

4.3 MCMC particle filter 기반 위치 추적 알고리즘

다음은 수식은 시간 k 에서 이동 단말 $m \in \Omega_M$ 을 관찰한 융합정보 측정 모델 벡터를 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{z}_m[k] = [\mathbf{p}_{m,c}[k]^T, \mathbf{q}_m[k]^T]^T = \mathbf{h}(\mathbf{s}[k]) + \mathbf{v}_f[k], \quad (19)$$

$\mathbf{p}_{m,c}[k]$ 는 (11-1)과 같이 모델링 하였다. $\mathbf{z}_m[k]$ 은 융합정보 측정 모델이고 $\mathbf{v}_f[k]$ 는 평균이 0이고 표준편차 σ_f 인 가우시안 노이즈 벡터이다. $\mathbf{q}_m[k]$ 는 수신 신호 세기 (RSS) 측정 모델 벡터로써 다음과 같다.

$$\mathbf{q}_m[k] = [\gamma_1[k], \gamma_2[k], \dots, \gamma_R[k]]^T, \quad (20)$$

R 는 시간 k 에서 이동 단말 $m \in \Omega_M$ 의 이웃 장치의 개수이고, 이웃 장치 이동 단말의 한 홉 간격 이내 거리에 존재하는 무선 장치이다. r 번째 이웃 장치로부터 수신하는 신호 세기는 다음과 같이 정의한다.

$$\gamma_j[k] = T_p - 10\rho \log_{10}|\mathbf{p}[k] - \mathbf{p}_r[k]| + v_{\gamma,j}[k], \quad (21)$$

$\mathbf{p}_r[k] = [x_r[k], y_r[k]]^T$ 는 r 번째 이웃 장치의 위치 벡터, T_p 는 이웃 장치의 전송 전력 (transmission power), 그리고 ρ 는 감쇄 계수 (pathloss exponent)이다. $v_{\gamma,j}[k]$ 는 평균이 0이고, 표준 편차가 $\sigma_{v,\gamma}$ 인 가우시안 노이즈이다. 연결정보 측정 모델과 수신 신호 세기 측정 모델을 혼합한 융합정보 측정 모델은 비선형이며 노이즈는 가우시안 형태이다. 따라서 particle filter^[16]와 연결정보 측정 모델을 결합한 추적 알고리즘을 제안한다.

초기 시간에서 N 개의 파티클 샘플 (particle sample) $\{\mathbf{s}^{(j)}[k], W^{(j)}[k]\}_{j=1}^N$ 을 생성한다. $W^{(j)}[k]$ 는 j 번째 샘플의 가중치이다. N 은 샘플의 개수, j 번째 샘플은 시간 k 에 따라 다음과 같이 이동한다.

$$\mathbf{s}^{(j)}[k] = \mathbf{A}\mathbf{s}^{(j)}[k-1] + \mathbf{B}_u\mathbf{u}^{(j)}[k] + \mathbf{B}_w\mathbf{w}^{(j)}[k], \quad (22)$$

샘플의 가중치 $W^{(j)}[k]$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$W^{(j)}[k] = W^{(j)}[k-1]L(\mathbf{z}[k]|\mathbf{s}^{(j)}[k]), \quad (23)$$

$L(\mathbf{z}[k]|\mathbf{s}^{(j)}[k])$ 은 likelihood이고, 평균이 $\mathbf{h}(\mathbf{s}^{(j)}[k])$ 이고 표준편차가 σ_f 인 정규분포를 따른다. 각 샘플의 가중치는 다음과 같은 정규화(normalize) 과정을 거친다.

$$\tilde{W}^{(j)}[k] = W^{(j)}[k] / \sum_{j=1}^N W^{(j)}[k]. \quad (24)$$

다음과 같은 계산 과정을 거쳐 시간 k 에서 위치를 추정한다.

$$\hat{\mathbf{p}}_{m,p}[k] = \sum_{j=1}^N \tilde{W}^{(j)}[k] \mathbf{H}\mathbf{s}^{(j)}[k]. \quad (25)$$

리샘플링 (resampling)은 마르코프 체인 몬테 카를로 (Markov Chain Monte Carlo)^[16] 방법을 사용한다.

V. 성능평가

이 장에서는 제안하는 두 가지 베이زي안 필터 기반 위치 추적 알고리즘의 성능을 평가한다. 전과 환경을 고려하기 위해 QUDG 통신 링크 모델을 선택하였다.

5.1 시뮬레이션 환경

시뮬레이션을 위해 네트워크 지형은 서울특별시의 롯데월드 실내 쇼핑몰의 일부 지도를 구현하였고, 가로, 세로 길이는 각각 $230m \times 108m$ 이다. 그림 1은 25개의 앵커 노드와 각각 200, 300, 그리고 400개 무선 단말 분포를 나타낸다. 그림 1에서 X는 무선 단말을, O는 앵커 노드를 나타낸다.

쇼핑몰 내부에는 수 십 개의 가게와 중앙 통로가 존재한다. 가게와 가게 또는 가게와 통로 사이에는 벽이 존재하며, 벽은 무선 장치 간 통신을 방해하고, 또한 전과 환경에 의해 영향을 받는다. 이러한 실제 네트워크 환경을 고려하기 위해 II장에서 언급한 QUDG 통신 링크 모델을 적용하였고, 두 가지 라디오 통신 불규칙도를 가정하였다. 무선 장치 간 통신이 벽에 의해 직접적인 방해를 받는 경우 δ_1 , 그렇지 않은 경우 δ_2 이다.

표 1. 시뮬레이션 매개 변수
Table 1. Simulation parameter

Discretization time (s)	1
Acceleration time constant α	0.6
Maximum speed of mobiles (m/s)	3
Standard deviation of the state noise (m/s ²)	0.1
Transition probability ψ_{ff}	0.8
Initial mode probability (L)	0.2
Path loss exponent (ρ)	3
Transmission power of mobiles T_p (dB)	90
Standard deviation of the RSS σ_f ([dB])	16
Degree of irregularity δ_1, δ_2	3.0, 1.3
The number of particles N	1000

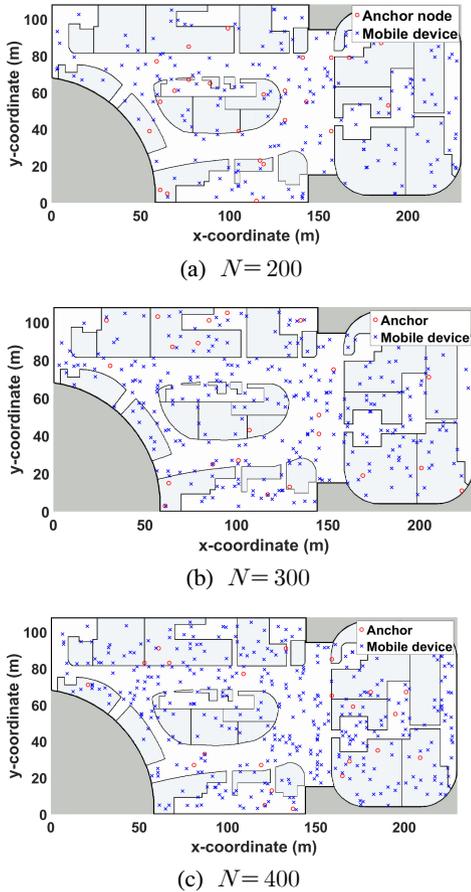


그림 1. 무선 장치의 분포
Fig. 1. Distribution of wireless devices

커맨드 프로세스 $\mathbf{u}_m[k]$ 는 1차 마르코프 체인에 의해 다음 5개의 원소 $\Xi = \Gamma_x \times \Gamma_y = \{(0,0), (0.2,0), (-0.2,0), (0,0.2), (0,-0.2)\}$ 의 가속도 중 하나의 값을 갖도록 하였다.

한 개의 이동 단말은 이동 모델을 따라 $K=100$ 초 ($k=1,2,\dots,K$)동안 이동하였고, 제안한 알고리즘과 환경이 적용된 MATLAB 시뮬레이션을 수행하였다. 또한, 시뮬레이션 결과는 몬테 카를로 100회 시뮬레이션을 통해 이루어졌다.

5.2 위치 추적 성능 분석

그림 2는 제안하는 두 가지 알고리즘과 DV-Hop의 100 초 동안의 위치 추적 누적분포함수를 나타낸다. 무선 장치의 분포는 앵커 노드 25개, 무선 단말 200개, 그리고 최대 통신반경 20m이다. 제안하는 두 가지 알고리즘의 경우 10m 이내 오차 누적은 0.7 이상이다. 융합정보 측정 모델을 결합한 MCMC

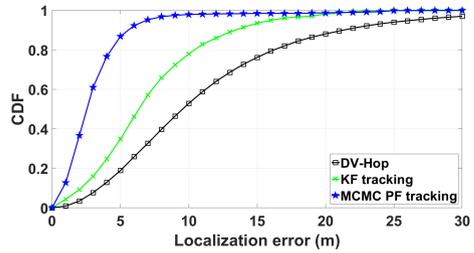


그림 2. 오차의 누적분포함수
Fig. 2. CDF of error

particle filter의 위치 추적의 경우 5m 이내 오차 누적이 0.9에 가까운 높은 정확도를 갖는다. 모든 시간 동안 Kalman filter 기반 위치 추정의 경우 20m 이내의 오차를 보이며 MCMC particle filter 기반 추적의 경우 10m 이내의 오차를 보인다. 이 결과를 통해 본 논문에서 제안하는 베이지안 필터 기반 위치 추적 알고리즘이 위치 추적을 위해 DV-Hop 알고리즘 보다 적합함을 확인하였다. 즉, 신뢰 할 수 있는 측정값이 증가하면 더욱 정확한 위치 추적 결과를 도출할 수 있다.

그림 3은 무선 단말의 수가 각각 200, 300, 그리고 400개이며, 앵커 노드는 25개, 최대 통신 반경이 20m 분포에 대한 위치 추적 오차를 나타낸다. 모든 무선 단말의 분포에 대해 제안하는 위치 추적 알고리즘은 적어도 2m 이상의 높은 측위 오차 성능을 보인다. 그리고 무선 단말의 분포가 증가하면 성능이 더욱 좋아진다. 무선 단말의 분포가 400개 일 때 Kalman filter의 경우 5m, MCMC particle filter의 경우 3m에 가까운 높은 위치 추적 성능을 보인다. 그림 4는 100 초 동안의 위치 추적 결과를 계속적으로 표현하였다. 그림 4를 통해 제안하는 알고리즘의 실시간 위치 추적 결과 확인이 가능하다. O는 무선 단말의 실제 이동경로, X는 DV-Hop 알고리즘을 통한 측위 결과, □와 △는 각각 Kalman filter, MCMC particle filter

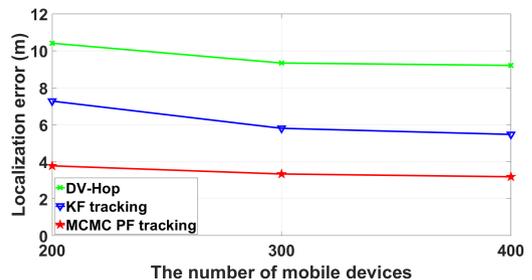


그림 3. 이동 단말의 위치 추적 오차, N=200, 300, 400
Fig. 3. Error of mobility tracking, N=200, 300, and 400

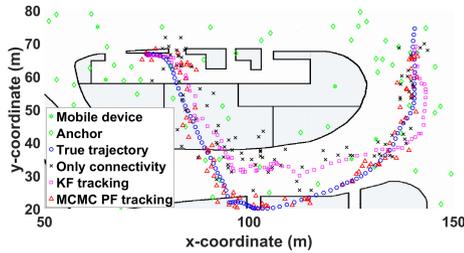


그림 4. 위치 추적 결과
Fig. 4. Exemplary tracking example

기반 알고리즘을 통한 위치 추적 결과를 나타낸다.

VI. 결 론

본 논문에서는 베이직한 필터를 사용하여 이동성을 갖는 무선 단말의 위치를 추적하는 두 가지 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘을 위해 각각 DV-Hop 알고리즘 결과를 적용한 연결정보 추정 모델과 이웃 장치로부터 수신하는 신호 세기와 연결정보를 혼합한 융합정보 추정 모델을 설계하였다. 제안하는 알고리즘은 설계한 모델의 선형성을 고려, 연결정보 추정 모델을 결합한 Kalman filter 기반 위치 추적 알고리즘과 융합정보를 결합한 MCMC particle filter 기반 위치 추적 알고리즘이다. 시뮬레이션을 위해 실제 네트워크 지형 및 장애물, 그리고 무선 장치의 분포를 고려하였다. MATLAB 시뮬레이션 결과를 통해 두 알고리즘 위치 추적 성능을 확인하였다. 시뮬레이션 결과는 제안하는 알고리즘의 위치 추적에 대한 가능성을 보여준다. 또한, 5G 모바일 네트워크에서 기지국을 거치지 않는 D2D 통신 기술 방식을 통한 효과적인 위치 추적의 가능성을 보여주었다.

References

[1] W. H. Chin, Z. Fan, and R. Haines, "Emerging technologies and research challenges for 5G wireless networks," *IEEE Wirel. Commun. Mag.*, vol. 21, no. 2, pp. 106-112, Apr. 2014.

[2] S. Lee and S. Kim, "Prospect and trend of indoor localization," *KICS Inf. Commun. Mag.*, vol. 32, no. 2, pp. 81-47, Feb. 2015.

[3] B. Bangerter, S. Talwar, R. Arefi, and K. Stewart, "Networks and devices for the 5G

era," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 52, no. 2, pp. 90-96, Feb. 2014.

[4] F. Boccardi, R. W. Heath, A. Lozano, T. L. Marzetta, and P. Popovski, "Five disruptive technology direction for 5G," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 52, no. 2, pp. 74-80, Feb. 2014.

[5] X. Shen, "Device-to-device communications in 5G cellular networks," *IEEE Network Mag.*, vol. 29, no. 2, pp. 2-3, Mar. 2015.

[6] M. N. Tehrani, M. Uysal, and H. Yanikomeroglu, "Device-to-device communication in 5G cellular networks: challenges, solutions, and future directions," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 52, no. 5, pp. 86-92, May. 2014.

[7] D. Niculescu and B. Nath, "Ad Hoc positioning system," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, pp. 25-29, San Antonio, United States, Nov. 2001.

[8] Y. Shang, W. Ruml, and Y. Zhang, "Improved MDS-based localization," in *Proc. IEEE INFOCOM*, pp. 2640-2651, Hong Kong, Mar. 2004.

[9] Y. Wang, X. Wang, D. Wang, and D. P. Agrawal, "Range-free localization using expected hop progress in wireless sensor networks," *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, vol. 20, no. 10, pp. 1540-1552, Oct. 2009.

[10] H. Kim, J. Lee, S. Lee, and S. Kim, "Performance analysis of range-free localization algorithm based on grid-scan," in *Proc. KICS Winter Conf.*, vol. 1, pp. 396-397, Gangwon, Korea, Jan. 2016.

[11] S. Lee, J. Choi, and S. Kim, "Probabilistic-based range-free localization for anisotropic sensor networks," in *Proc. KICS Winter Conf.*, vol. 1, pp. 856-857, Jan. 2013.

[12] S. Lee, C. Park, M. J. Lee, and S. Kim, "Multihop range-free localization with approximate shortest path in anisotropic wireless sensor networks," *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, no. 1, pp. 1-12, May 2014.

[13] S. Lee, B. Koo, and S. Kim, "RAPS: reliable anchor pair selection for range-free localization in anisotropic networks," *IEEE*

Commun. Lett., vol. 18, no. 8, pp. 1403-1406, Aug. 2014.

- [14] H. Kim, J. Kim, C. Sin, C. Park, M. Lee, and S. Kim, "Kalman-based mobility tracking with range-free localization under a realistic device distribution," in *Proc. Int. Conf. Localization GNSS*, pp. 1-6, Barcelona, Spain, Jun. 2016.
- [15] G. F. Welch, *Kalman Filter*, Springer, 2014.
- [16] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. J. Gordon, *Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications*, Artech house, 2004.
- [17] Y. C. Tseng, S. Y. Ni, and E. Y. Shih, "adaptive approaches to relieving broadcast storms in a wireless multihop mobile ad hoc network," *IEEE Trans. Comput.*, vol. 52, no. 5, pp. 545-557, May 2003.
- [18] D. Gao, P. Chen, C. H. Foh, and Y. Niu, "Hop-distance relationship analysis with quasi-UDG model for node localization in wireless sensor networks," *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, no. 1, pp. 1-11, Sept. 2011.
- [19] L. Mihaylova, D. Angelova, S. Honary, D. R. Bull, C. N. Canagarajah, and B. Ristic, "Mobility tracking in cellular networks using particle filtering," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 10, pp. 3589-3599, Oct. 2007.

김 호 원 (Hyowon Kim)



2015년 8월 : 한양대학교 전자통신공학과 학사
2015년 9월~현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사과정
<관심분야> Wireless Positioning System, Cooperative Localization

김 선 우 (Sunwoo Kim)



1999년 : 한양대학교 전자전기공학부 학사
2002년 : 미국 University of California, Santa Barbara 전기공학과 석사
2005년 : 미국 University of California, Santa Barbara 전기공학과 박사
2005년 3월~2012년 8월 : 한양대학교 융합전자공학부 조교수
1996년 3월~현재 : 한양대학교 융합전자공학부 부교수
<관심분야> Wireless Positioning System, GNSS System, 5G Communication System.