

이중 구조의 파티클 필터를 이용한 강인한 위치추적

(Robust Location Tracking Using a Double Layered
Particle Filter)

윤근호[†] 김대진^{**} 방승양^{***}
(Keunho Yun) (Daijin Kim) (Sung-Yang Bang)

요약 위치 인식은 유비쿼터스 컴퓨팅 환경상의 중요한 부분이지만 많은 연구에도 불구하고 아직 완벽한 시스템은 존재하지 않는 상황이다. 본 연구에서는 다양한 위치 추적 시스템 중 가장 널리 사용되는 RFID 시스템을 이용하지만 수신된 RSSI 신호는 리더와 태그 안테나의 방향, 각도, 간섭에 매우 민감하여 기존 알고리즘인 파티클 필터를 이용하면 정확한 위치 추적이 힘들다. 이를 극복하기 위해, 본 연구에서는 이중 구조의 파티클 필터를 가진 강인한 위치 추적 시스템을 제안한다. 이 시스템은 하단부에서 회귀분석이나 SVM 분류기법을 이용하여 대략적인 위치를 확인한 다음, 상단부에서 파티클 필터를 이용하여 위치, 속도, 방향을 추정하는 계층적 구조를 갖고 있다. 그리고 계층 구조상에 움직임 특성이 갖는 여러 제약 사항을 반영하여 위치 추정 성능을 향상시킨다. 제안한 위치 추정 시스템을 실제 상황에 적용하고자 리더와 서버간을 스타 메쉬 네트워크로 연결하여 태그를 소지한 사람과 물체의 위치를 제안한 알고리즘을 이용하여 추정하였다. 실험 결과 제안한 위치 추적 시스템이 기존의 파티클 필터를 이용한 시스템보다 정확한 위치 추정 성능을 보임을 확인하였고 지하 시설물이 복잡하게 놓여있는 매우 열악한 운영 환경상에서도 실시간 동작을 통해 그 유용성이 입증되었다.

키워드 : 위치 추적, 파티클 필터, SVM 분류기, 회귀분석, 삼각측량, 그래프 모형, RSSI

Abstract The location awareness is an important part of many ubiquitous computing systems, but a perfect location system does not exist yet in spite of many researches. Among various location tracking systems, we choose the RFID system due to its wide applications. However, the sensed RSSI signal is too sensitive to the direction of a RFID reader antenna, the orientation of a RFID tag, the human interference, and the propagation media situation. So, the existing location tracking method in spite of using the particle filter is not working well. To overcome this shortcoming, we suggest a robust location tracking method with a double layered structure, where the first layer coarsely estimates a tag's location in the block level using a regression technique or the SVM classifier and the second layer precisely computes the tag's location, velocity and direction using the particle filter technique. Its layered structure improves the location tracking performance by restricting the moving degree of hidden variables. Many extensive experiments show that the proposed location tracking method is so precise and robust to be a good choice for implementing the location estimation of a person or an object in the ubiquitous computing. We also validate the usefulness of the proposed location tracking method by implementing it for a real-time people monitoring system in a noisy and complicate workplace.

Key words : Location tracking, Particle filter, SVM classifier, Regression, Triangulation, Graphical Model, RSSI

[†] 정 회 원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과
rootyun@postech.ac.kr

^{**} 정 회 원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
dkim@postech.ac.kr

^{***} 종신회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
sybang@postech.ac.kr

논문접수 : 2006년 3월 15일

심사완료 : 2006년 11월 9일

1. 서 론

위치 기반 기술[1]은 사람이나 물체의 물리적, 지리적, 논리적 정보를 인식하는 기술이다. 위치 추적은 외부의 환경에서 주로 사용되는 GPS(Global Positioning System) 기술과 달리 실내에서는 적외선[2], 초음파[3],

RF(Radio Frequency)[4], UWB(Ultra WideBand)[5]가 주로 사용되어 왔다. 각각의 장단점을 살펴보면, 적외선을 이용한 시스템은 간단하고 값이 저렴한 반면 적외선의 특성으로 가지범위 내에서만 유효하고 형광등, 태양광 환경에서 사용해야 할 때나 다중 인식이 요구되는 상황에서 어려움이 있으며, 위치도 존 부재만을 확인할 수 있는 단점이 있다. RF 시스템은 넓은 지역에 활용 가능하며 ID를 이용하여 다중 인식을 할 수 있지만 반사, 굴절, 잡음의 영향으로 정확도가 떨어지는 편이다. 또한, UWB는 빠른 전송속도와 벽 투과가 가능하며 낮은 전력을 사용한다는 장점을 가지고 있지만 다중 인식의 어려움을 내포하고 있다. 즉, 아직 완벽한 시스템이 존재하지 않는 상황이다.

최근에 각각의 장점을 활용하는 복합 시스템이 주로 개발되고 있다. 영역을 확인할 수 있는 적외선 시스템과 도달 시간을 이용하는 초음파 시스템을 결합한 시스템[6], 초음파의 정밀 위치 추적과 RF의 ID 정보를 결합한 시스템[7]이 그 예이다. 하지만 그것들도 두 개 이상의 모듈 사용으로 비용이 많이 든다는 단점을 내포하고 있다. 그래서 RF의 장점을 최대한 활용하고 단점을 보완하는 알고리즘을 제안하여 위치 추적을 하고자 한다.

RFID(Radio Frequency IDentification) 시스템은 RF의 신호의 크기인 RSSI(Received Signal Strength Indicator)를 사용하여 거리에 따른 감쇠 정도로 위치를 파악한다. 이 RSSI는 리더 안테나의 방향성, 태그 안테나의 각도, 사람의 간섭에 민감하다. 그리고 환경적 요인과 도달 거리상의 요인으로 인해 활용 가능 범위에 제한이 있다. 그래서 위치 추적에 많이 활용되는 칼만 필터, 파티클 필터 같은 베이저안 필터를 사용하더라도 한계가 있다.

이것을 극복하기 위하여 이중 구조의 파티클 필터를 제안하고자 한다. 첫 단계에서 회귀분석[6]과 SVM(Support Vector Machine) 분류기[7]를 이용하여 영역 기반의 대략적인 위치 추적을 실시한다. 이 때 움직임의 제약 정도를 활용하여 성능 향상을 추구한다. 그 후 다음 단계에서 위치, 속력, 방향을 구하는 파티클 필터를 적용한다.

이 논문은 2장에서 파티클 필터, 회귀분석을 활용한 삼각측량, SVM 분류기를 다루며, 3장에서 제안한 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서 실험에 활용한 하드웨어 구성을 보이고, 5장에서 실험을 통해 타당성을 입증한 후, 6장에서 결론 및 향후 계획이 뒤따른다.

2. 이론적 배경

이 장에서는 기존의 정밀한 위치 추적 방법인 파티클 필터와 전처리 과정의 회귀분석을 활용하는 삼각측량,

영역 기반 위치 추적의 SVM 분류기를 설명한다.

2.1 파티클 필터

파티클 필터는 잡음이 많은 입력으로부터 동적 시스템의 상태를 예측하는 베이저안 필터의 확률적 접근 알고리즘이다. 그림 1에서 x_t 는 은닉 데이터 상태, y_t 는 관측 데이터 상태인 베이저안 필터[10]의 그래프 모형[11]이다.

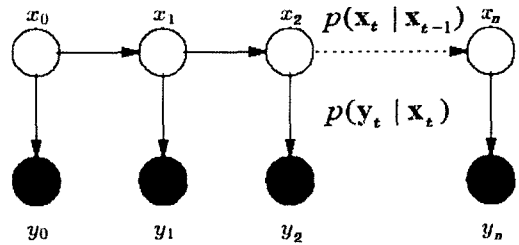


그림 1 베이저안 필터의 그래프 모형

1에서 t 시간까지의 입력에 대한 베이저안 필터의 과정을 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | Y_{1:t-1}) dx_{t-1}, \quad (1)$$

$$p(x_t | Y_{1:t}) = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{1:t-1})}{p(y_t | Y_{1:t-1})},$$

$$p(y_t | Y_{1:t-1}) = \int p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{1:t-1}) dx_t.$$

식 (1)은 움직임 모델을 이용하여 다음 상태를 예측하는 시간 업데이트 과정을 나타내고 새로운 입력에 대한 센서 가능성 모델 $p(y_t | x_t)$ 를 적용하여 측정 업데이트를 하는 과정을 나타낸다. 여기서 확률 변수 $p(x_t | Y_{1:t-1})$ 과 $p(y_t | Y_{1:t-1})$ 은 사후 확률 분포, 사전 확률 분포, 정규화 변수인 증거를 나타낸다.

다양한 베이저안 필터 중 칼만 필터와 파티클 필터는 위치 추적에 많이 활용되는 알고리즘이다. 칼만 필터는 가우시안 모델이라는 가정과 상태간의 관계가 선형이라는 조건을 가지지만 파티클 필터는 비가우시안 모델에도 적용 가능하며 비선형 시스템에도 활용할 수 있다. 그래서 본 논문의 시스템에서는 파티클 필터를 이용하였다.

식 (1)에서 시간 업데이트 과정은 파티클 필터에서 식 (2)로 표현된다.

$$p(x_t | Y_{1:t-1}) \approx \sum_{m=1}^M w_{t-1}^{(m)} p(x_t | x_{t-1}^{(m)}), \quad (2)$$

$$w_{t-1}^{(m)} = \frac{p(y_t | x_{t-1}^{(m)})}{\sum_{m=1}^M p(y_t | x_{t-1}^{(m)})}.$$

여기에서 $w_{t-1}^{(m)}$ 은 입력에 대한 m 개 샘플의 중요도이다.

2.2 회귀분석을 이용한 삼각측량

RF 리더인 ULG(Ubiquitous Location Gator)의 RSSI는 방향, 각도와 방해물에 큰 영향을 받는다. 그 영향을 최소화하기 위해 수집한 데이터를 활용하는 회귀분석을 수행한다. 그 뒤 계산된 식으로부터 각각의 ULG와 태그의 거리를 계산하여 그것을 바탕으로 삼각측량을 실시한다.

그림 2는 그 상황을 설명한다. 태그의 좌표는 (u, v) 이고, 3개의 ULG는 (i_1, j_1) , (i_2, j_2) , (i_3, j_3) 이며, 각각의 거리는 l_1, l_2, l_3 로 표현하여 거리를 계산하면 식(3)과 같다.

$$u^2 + v^2 - 2ui_k - 2vj_k = l_k^2 - i_k^2 - j_k^2, \quad k=1,2,3. \quad (3)$$

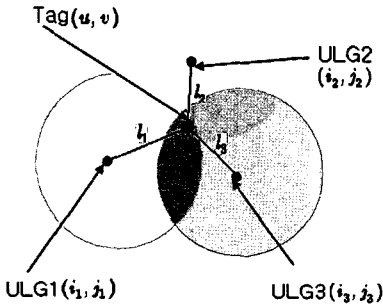


그림 2 삼각측량을 사용한 위치 추정

그래서 $Ax=b$ 인 형태로 나타내어 최소 자승법을 이용하면, 계산식 $x=(A^tA)^{-1}A^tb$ 를 이용하여 확인할 수 있다.

2.3 SVM 분류기

SVM 분류기에서 주 관심사는 에러를 최소화하는 최적의 분리 초평면을 찾는 것이다. 그림 3은 최소 오류를 보장하는 선형 분리 초평면을 보인다. 여기서 원으로 나타낸 점은 서포트 벡터를 뜻하고 분류의 기준이 된다[9].

잡음이 많은 RF 환경상에 SVM 분류기 적용을 고려

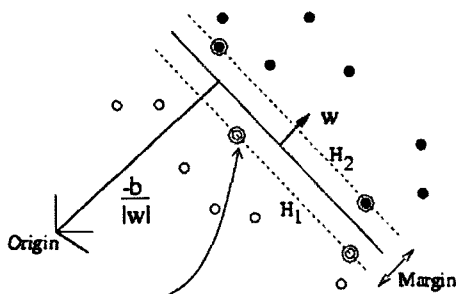


그림 3 SVM의 선형 분리 초평면

하면 선형 분류 함수는 잘 동작되지 않는다. 그래서 비선형 SVM 분류기를 적용하고 잘못 분류된 데이터인 $\xi_{i=1}^L$ 데이터에 대해 제약 조건을 식(4)로 표현할 수 있다.

$$\min \frac{1}{2}w^T w + C \sum_{i=1}^L \xi_i^k, \quad (4)$$

$$s.t. y_i(w^T \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i,$$

여기서 C 와 k 는 여유 변수 ξ_i 의 가중치 처리에 사용되며 $\Phi(\cdot)$ 는 고차원 공간의 비선형 함수이다. 식(4)의 앞부분의 최소화는 VC-차원을 최소화하는 것을 뜻하고 뒷부분은 경험적 오류를 조절하는 것으로 복잡도와 경험적 오류의 상충 관계점을 구해야 한다. 이 후 최소화 문제를 최대화 문제로 바꾸기 위해 라그랑지안을 활용한다.

$$\max F(A) = A \cdot 1 - \frac{1}{2} A \cdot D \cdot A, \quad (5)$$

$$s.t. A \cdot y = 0; A \leq C; A > 0,$$

where $A = (\lambda_1, \dots, \lambda_L)$, $D = y_i y_i^* \cdot x_i \cdot x_j$.

이진 분류상에서 결정 함수는 다음 식으로 표현된다.

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^L y_i \lambda_i^* \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) + b^* \right). \quad (6)$$

$\Phi(x_i)$ 와 $\Phi(x)$ 의 내적 계산은 고차원 비선형 공간에서 계산량이 크기 때문에 $K(x_i, x) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$ 를 활용하는 커널 함수를 이용한다. 실험을 통해 에러를 최소화하는 가우시안 RBF 커널 함수인 $K(x_i, x) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right)$ 을 선택한다.

그림 4는 영역 기반으로 SVM 분류기를 사용하는 상황을 보여준다. 3개의 ULG를 이용하여 9개의 영역을 설정하여 구분한다는 가정하에 RSSI를 이용하여 SVM 분류기를 학습하고 그 결과를 통하여 9개의 영역 중 태그의 해당 영역을 구분하는 것이다.

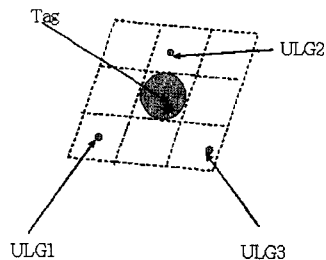


그림 4 SVM 분류기의 영역 기반 분류

3. 이중 구조의 파티클 필터를 이용한 위치 추적

그림 5는 이중 구조의 파티클 필터를 근사적인 그래프 모형으로 보인 것이다.

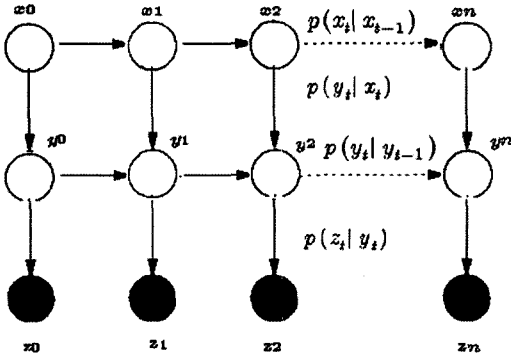


그림 5 제한한 이중 구조의 파티클 필터에 대한 그래프 모형

여기서 z_t 는 각각의 ULG로부터 얻어진 RSSI 신호로써 관측 데이터 변수를 뜻하고, y_t 는 그것으로부터 대략적인 태그의 위치를 계산한 은닉 데이터 변수이며, x_t 는 그 다음 단계에서 정밀한 위치 추정의 결과로 구해진 위치, 속도, 방향 변수이다. 단계적으로는 하단부에서는 $p(y_t|z_t)$ 를 전처리 단계로써 구하고 상단부에서 $p(x_t|y_t)$ 를 기존의 파티클 필터를 이용하여 계산한다.

3.1 하단부 : 대략적인 위치 추정

하단부의 역할은 RSSI 입력을 이용하여 신뢰할 수 있는 대략적인 위치 추정을 실시하는 것이다. 이것을 구하기 위하여 먼저 측정 업데이트를 수행한다. 여기서 기준에 따라 회귀분석이나 SVM 분류기를 선택적으로 활용한다. 그 기준은 회귀분석을 선택할 수 있는 신뢰성 계수인 $R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$ 를 계산하여 결정한다. 이 식의 SSR(Sum of Squares due to Regression), SSE(Sum of Squares due to Error), SST(Total Sum of Squares)는 $E(\hat{y}-\bar{y})^2$, $E(y-\hat{y})^2$, $E(y-\bar{y})^2$ 로 정의되어 지고 그 식 내의 E , y , \bar{y} , \hat{y} 는 기대값, 관측 데이터, 평균치, 적합치를 나타낸다. 결정 계수인 R^2 가 보통 0.7 보다 크게 되면 회귀분석 모델의 신뢰성을 인정할 수 있지만 그렇지 않으면 신뢰하지 못하므로 SVM 분류기로 대체하여 위치 추정을 실시한다. 그 중 회귀분석을 취할 때 하단부의 결과는 태그의 위치에 대한 확률 분포를 뜻하며 SVM을 취하면 그 결과는 영역 내 존재하는지에 대한 결과로써 중앙값에 대한 RSSI의 불확실성을 가우시안 확률 모델로 표현한다. 첫 단계에서 측정 업데이트를 고려할 때 $p(y_t|z_t)$ 는 식 (7)로 표현할 수 있다.

$$p_1(y_t|z_t) = \begin{cases} Regression(p(z_t|y_t)) & , \text{ if } R^2 > 0.7, \\ SVM\ classifier(p(z_t|y_t)) & , \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

다음 단계에서 계산된 값을 이용하여 제약된 시간 업데이트를 고려한다. 실제적으로 위치는 짧은 시간 안에

크게 변화할 수 없으므로 그것을 이용하면 제약 조건을 설정할 수 있다. 즉, 그 차이를 나타내면 $D = |p_1(y_t|z_t) - p_1(y_{t-1}|z_{t-1})|$ 로 표현되며 시간 간격의 차이인 D 가 설정된 제한적인 임계치인 δ 보다 작아야 한다. 그렇지 않으면 이것은 신뢰할 수 없는 데이터로 판단하여 그 전 상태를 그대로 가져온다.

$$p_2(y_t|z_t) = \begin{cases} p_1(y_t|z_t) & , \text{ if } D < \delta, \\ p_1(y_{t-1}|z_{t-1}) & , \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

하지만 잘못된 데이터가 발생된 상황에서 이런 경우가 발생될 때에는 개선의 여지가 필요하다. 그러므로 k 번 같은 위치가 발생될 경우에는 그것을 신뢰할 수 있는 데이터로 판단하여 받아들일 수 있도록 해야 한다.

$$p_2(y_{t-k:t}|z_{t-k:t}) = p_1(y_{t-k:t}|z_{t-k:t}), \quad (9)$$

when equality($p(y_{t-k:t}|z_{t-k:t})$),

여기서 equality($p(y_{t-k:t}|z_{t-k:t})$)는 k 개의 연속된 위치가 동일한지 여부를 나타낸다. 세 번째로 연속된 추정 위치 y_t, y_{t-1}, y_{t+1} 에 대하여 다수 결정 방식을 실시한다. 이것은 3개 중 2개 이상이 일치하면 그것을 현재 위치로 판정하여 에러를 최소화하는 것이다.

$$p_3(y_{t:t}) = Majority\ voting(p_2(y_t|z_t)). \quad (10)$$

3.2 상단부 : 정밀한 위치 추정

상단부의 역할은 하단부로부터 얻어진 위치를 이용하여 $p(x_t|y_t)$ 를 보다 정확히 추정하는 것이다. 그렇게 하기 위해서는 두 종류의 업데이트 과정을 수행한다. 먼저 샘플의 가중치를 조정하는 기능을 포함시킨 파티클 필터의 측정 업데이트 과정을 수행한다. 그 기능은 회귀분석의 결과가 SVM 분류기의 위치 영역에 포함될 때 그 부분에 대해 해당 영역에 대한 가중치를 좀 더 부여하는 방식이다. 그것은 식 (11)로 표현된다.

$$w_t^{(m)} = \frac{p(y_t^{(w)}|y_t^{(l)}|x_t^{(m)})}{\sum_{s=1}^M p(y_t^{(w)}|y_t^{(l)}|x_t^{(s)})} = \frac{p(y_t^{(w)}|x_t^{(m)}|y_t^{(l)})p(y_t^{(l)}|x_t^{(m)})}{\sum_{s=1}^M p(y_t^{(w)}|x_t^{(m)}|y_t^{(l)})p(y_t^{(l)}|x_t^{(s)})} = \frac{\alpha(m)p(y_t^{(l)}|x_t^{(m)})}{\sum_{s=1}^M \alpha(s)p(y_t^{(l)}|x_t^{(s)})} \quad (11)$$

$y_t^{(w)}$ 과 $y_t^{(l)}$ 은 SVM 분류기의 가중치와 첫 단계의 결과인 위치에 대한 가우시안 분포를 나타낸다. SVM 분류기의 결과를 이용하여 분포상의 모든 영역 중 선택된 위치에 대해서만 샘플에 a 만큼의 가중치를 부여한다.

$$\alpha(m) = \begin{cases} a, & x_t^{(m)} \in B_t, \\ 1, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (12)$$

여기서 a는 증폭 변수를 해당 영역에 대해서 a만큼

중복시킨다는 것을 뜻하고, B_k 는 SVM 분류기 결과로 얻어진 영역을 뜻한다. 두 번째로 움직임 모델인 $p(x_{t+1}|x_t)$ 를 이용하여 다음 상태를 예측하는 시간 업데이트 과정을 수행한다.

$$p(x_{t+1}|Y_{1:t}) \approx \sum_{m=1}^M w_t^{(m)} p(x_{t+1}|x_t^{(m)}). \quad (13)$$

4. 시스템 구조

4.1 송신기와 수신기 모듈

그림 6은 MAXFOR 회사에서 만들어진 직비 프로토콜을 사용하는 태그이다. 이 태그는 버클리 대학교에서 만들어진 TinyOS를 탑재하고 있으며, 본 논문에서는 데이터 수집을 통한 위치 추적을 하기 위해 1초에 2번씩 패킷을 보내도록 설정한다. 2.4 GHz의 주파수 대역을 사용하는 태그의 신호를 전송하면 RF 리더인 ULG가 모든 태그의 신호를 수신하여 무선 랜을 통한 AP (Access Point)를 거쳐 서버로 전달한다.

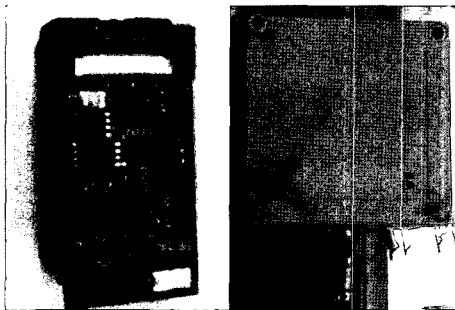


그림 6 태그와 ULG

4.2 네트워크 구조

중앙 집중식 스타 방식의 네트워크 구조와 직비 노드를 이용한 애드혹 기능의 메쉬 네트워크 구조를 같이 활용하고 있다. 이 결합된 스타 메쉬 네트워크는 이중 구조로 데이터 전송의 신뢰성을 보장할 수 있다.

그림 7은 스타 메쉬 네트워크 구조를 표현하고 있다. 일련의 과정은 태그를 소지한 사람이 사무실 내를 돌아다니면, 고정된 위치에 설치된 ULG가 스타 메쉬 네트워크를 통하여 RSSI 신호를 받아들여 서버로 전달한다. 그 후 그 정보를 종합하여 제안된 알고리즘을 적용하게 되면 위치 추적이 가능하다.

5. 실험 결과 및 분석

사무실에서 위치 추적 실험을 먼저 수행하였다. 여기는 9개의 자리로 구성된 10m x 9m 공간이 파티션으로 분리되어 있다. 이 공간은 파티션과 책장, 컴퓨터 등의

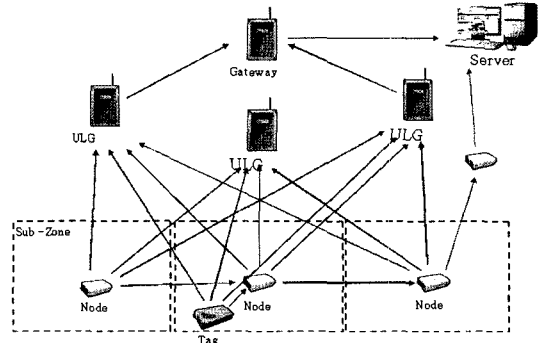


그림 7 스타 메쉬 네트워크 구조.

많은 장애물을 가지고 있어 RF의 방해가 많은 편이다. RF의 특성을 고려하여 ULG 설치 위치를 사람이 착용한 태그 안테나 방향과 맞도록 설정하고 같은 높이로 유지한다.

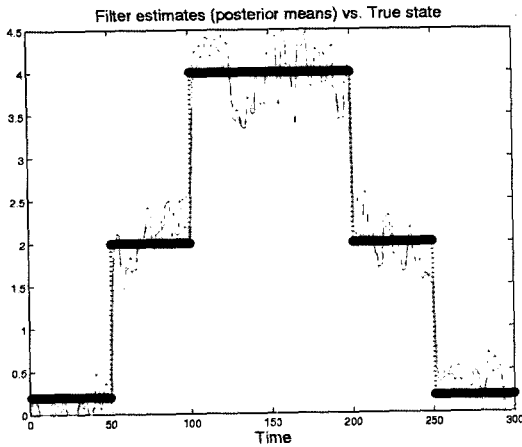
5.1 사람의 직선 움직임에 대한 추적 실험

이 실험에서는 사무실 환경상에 제안된 알고리즘의 적용을 통해 성능을 평가한다. 여기서 사람은 사무실 중앙 통로에서 직선으로 움직인다고 가정한다. 리더기는 사무실 중앙 통로 끝인 $x=0m$ 인 위치에 설치되고 사람은 그것으로부터 $x = 0.2m, 2m, 4m$ 만큼 떨어진 위치에서 100개씩의 데이터를 수집하여 학습한다.

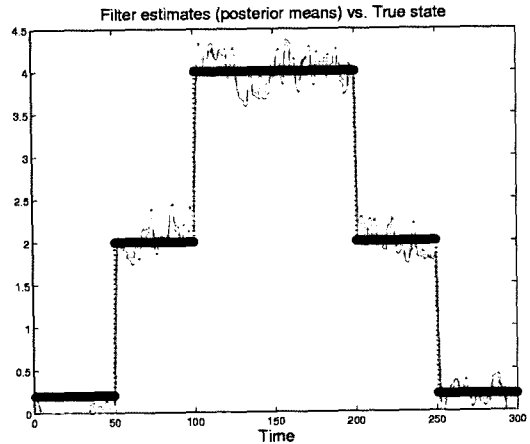
제안된 알고리즘을 활용하기 위해서 우선 학습 데이터를 이용하여 파라미터를 찾는 작업이 필요하다. 첫 번째로 SVM 분리기상의 가우시안 RBF 커널 파라미터인 σ 를 0.7로 설정하고 여유 변수의 가중치인 C 는 에러를 최소화하도록 2로 설정한다. 두 번째로 회귀분석의 R^2 값이 0.7 이상인 관계로 회귀분석의 적합치가 필요하므로 Y 에 대한 Z 의 회귀분석 식을 계산하게 된다. 이 데이터로부터 회귀분석식인 $Z = -4.83 \times Y + 264$ 를 구할 수 있게 된다. 그리고 파티클 필터의 해당 영역에 대한 중복 변수로 사용되는 a 를 1.7로 정하였다.

여기서는 3가지 알고리즘을 비교 분석한다. 먼저 (i) 기존 방식인 회귀분석과 파티클 필터(R+P), (ii) SVM 분류기와 파티클 필터(S+P), (iii) 시간적 움직임 제약 조건을 포함한 SVM 분류기와 파티클 필터(S+P+R)를 비교한다. 그림 10은 R+P과 S+P+R 방법을 사용한 결과를 보이는 것이다. 여기에서 x축은 시간을 나타내고 y축은 위치를 나타낸다. 굵은 선과 가는 선은 이상적인 위치와 추정된 결과적 위치를 나타낸다. 이 그림으로부터 제안된 방법(S+P+R)이 기존 방법(R+P)보다 적은 변화와 변화에 대한 빠른 추적으로 높은 성능을 보임을 확인할 수 있다.

표 1은 해당 결과에 대한 두 가지 방법의 MSE



(a) R+P 방법



(b) S+P+R 방법

그림 8 R+P와 S+P+R 방법에 대한 사람의 직선 움직임 추적 결과

표 1 사람의 직선 움직임에 대한 위치 추적 결과 비교

구분	MSE (m)	실행시간 (초)
R+P	0.296	0.035
S+P+R	0.211	0.047

(Mean Squared Error)와 한 데이터 당 걸린 소요 시간을 비교한 것이다. 제안된 방법은 기존 방법에 비해 계산시간이 보다 소요되지만 상대적으로 29% 향상되는 위치를 추정할 수 있음을 확인하였다.

5.2 사람의 임의적 움직임에 대한 추적 실험

이 실험에서는 사람이 그림 9에 보이는 사무실에서 자유롭게 움직이는 환경에서 21개의 위치를 설정하여 4개 방향에 대해 100개씩 수집한 8400개의 학습 데이터를 활용한다. 동서남북의 4개 방향의 데이터를 수집하는 이유는 RSSI가 안테나의 방향성과 사람의 간섭에 매우 민감하여 위치에 대한 정보보다 방향이 더 큰 영향을 미치기 때문이다. 그래서 21×4 개를 분류하는 SVM 분류기를 적용하여 위치와 방향을 확인한다. 이 실험의 파라미터 값은 표 2에 나타난다.

그림 9는 현 실험에 대한 위치 추적의 결과를 나타낸다. 여기서 \bullet 표시는 수집된 데이터의 위치이고 \triangleright , \triangleleft , ∇ , \triangle 는 동서남북의 방향을 표시하는 것이다. 표 3은 해당 실험의 결과에 대한 실제 위치에 대한 MSE, 수행 시간, SVM 분류기의 결과와 방향 일치에 대한 성능을

표 2 사람의 임의적 움직임에 대한 추적 파라미터 값

파라미터	값
상태 당 샘플 수	300
RBF 커널 분산 σ	3.5
여유 변수상의 C	1
중폭 변수 a	1.7
거리 임계치 δ	2
X 상태 상의 분산 σ	1
Y 상태 상의 분산 σ	1.968

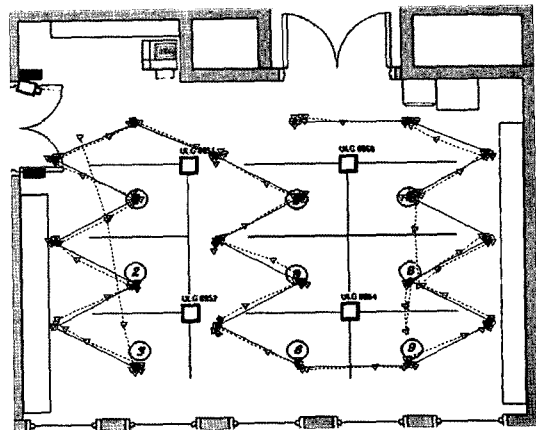


그림 9 S+P+R 방법을 사용한 사람의 임의의 움직임 결과

표 3 사람의 임의적 움직임에 따른 3가지 알고리즘 비교

구분	MSE (m)	실행시간 (초)	위치정확도 (%)	방향정확도(%)
R+P	3.462	0.063	-	-
S+P	1.398	0.059	85.71	90.95
S+P+R	1.064	0.069	87.14	91.19

나타낸다. 새로운 알고리즘인 S+P+R 방법은 기존 방식의 R+P 방법에 비하여 69%의 MSE 성능 향상을 가져온다는 것을 알 수 있고 시간적 움직임 제약 조건이 포함된 시간 업데이트를 통하여 위치 인식 및 방향에 대한 성능도 S+P 보다 향상됨을 확인할 수 있다. SVM 분류기의 장점 활용으로 RF의 성능 저하 요소인 방향성을 파악함으로써 태그를 모자, 가슴, 허리 중 어디에 부착하더라도 학습을 통하여 정밀한 위치 추적이 가능함을 알 수 있는 중요한 사실이다.

5.3 물체 추적 실험

이번 실험에서는 34개의 위치에 대해서 태그가 부착된 물체의 위치를 제안된 추적 알고리즘을 활용하여 성능을 평가한다. 학습 데이터는 각 위치에 대해서 200개씩 6800개를 수집하였다. 이 실험은 이전 실험과 동일한 환경상에서 진행하였고 실험을 통하여 파라미터만 수정하여 적용하였다. 표 4는 해당 파라미터를 종합하여 나타낸 것이다.

그림 10은 좌표상의 x, y 방향별로 S+P+R 방법을 적용한 결과를 보여주는 것이다. 이것으로부터 사람보다는 물체의 위치 추적 성능이 나음을 알 수 있다. 또한

표 4 물체의 임의적 움직임에 대한 추적 파라미터 값

파라미터	값
상태 당 샘플 수	300
RBF 커널 분산 σ	8.5
여유 변수상의 C	11
증폭 변수 a	1.5
거리 임계치 δ	2
X 상태 상의 분산 σ	0.7
Y 상태 상의 분산 σ	1.52

표 5 물체의 임의적 움직임에 따른 3가지 알고리즘 비교

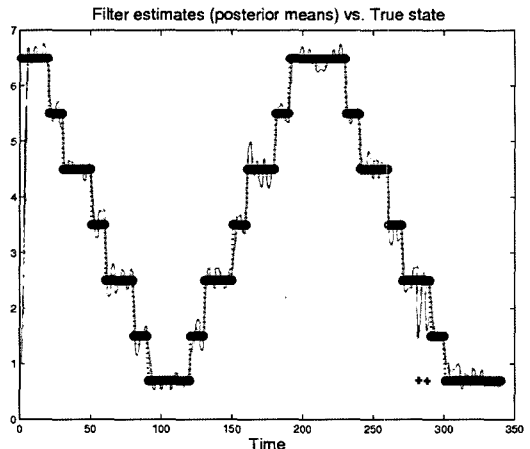
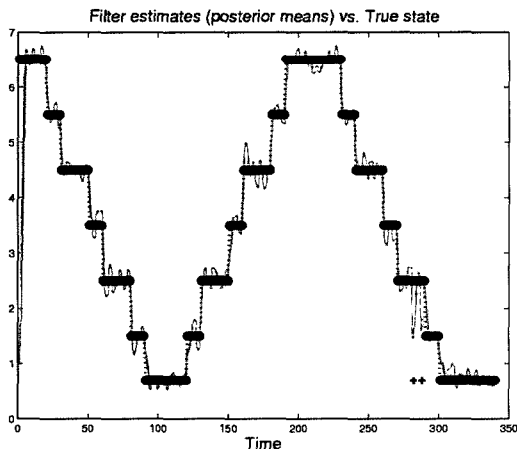
구분	MSE (m)	실행시간 (초)	위치정확도 (%)
R+P	3.130	0.058	.
S+P	0.536	0.061	99.41
S+P+R	0.519	0.065	99.71

사람의 간섭으로 안테나의 방향성이 많은 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 그 내용은 표 5를 통하여 MSE 성능 향상을 보여준다. R+P 방법은 회귀분석 자체의 삼각측량 결과가 올바르지 못하므로 비효과적이며 사람보다는 물체를 추적하는 것이 50% 이상의 성능 향상을 가져올 수 있음을 알 수 있다. 이것은 RF와 ULG 사이에 사람의 간섭의 영향으로 어려운 점이 있으며 현 알고리즘이 그 단점을 상대적으로 커버할 수 있다는 측면에서 효과적이다.

5.4 실제 활용 환경상에 제안된 추적 알고리즘 적용

포스코 공장의 PCM(Pickling and tandem Cold rolling Mills) 작업 공간 같은 잡음이 많고 복잡한 환경에서 제안된 방법을 적용한다. 실험 장소가 지하 2층으로 작업자들의 응급 상황시 소음으로 인하여 화재 경보를 놓칠 수 있는 상황이기 때문에 안전과 구조를 위해서 작업자의 위치를 확인하는 것은 매우 중요하다. 그림 11은 공간적으로 약 30m x 25m 정도의 PCM 내부 공간을 보여주는 것이다. 그 곳에 신뢰적 위치 추정을 위하여 11개의 ULG(안테나로 표시)와 2개의 AP를 설치하여 실험한다.

이것은 작업실에서 실시간으로 모니터링 할 수 있는 시스템을 구현하여 확인한다. 제안된 위치 추적 방법을 사용하여 작업자(번호로 표시)의 상황을 확인할 수 있다. 현재 4명이 움직이는 상황에서 테스트한 결과를 그



(a) x 좌표 (b) y 좌표
그림 10 S+P+R 방법을 적용한 물체 추적에 대한 x, y 좌표별 결과

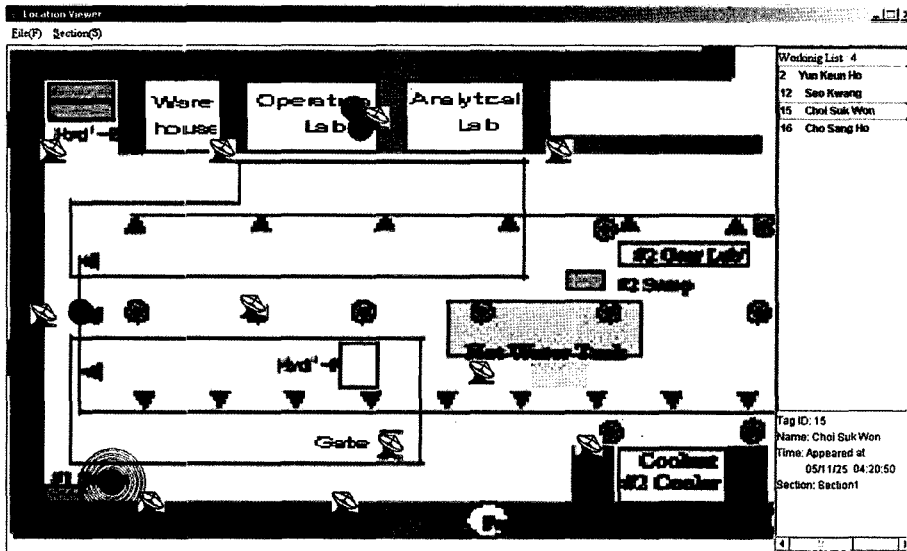


그림 11 실시간 위치 추적 모니터링 시스템 캡처

림 11에 실시간 모니터링 시스템의 캡처 화면으로 보여 준다. 잡음이 많은 환경에서 기존 방식을 영역 기반 위치추정으로 보정하여 평균 오차가 3m 정도 된다는 것을 시각적으로 확인 가능하며 다중 인식의 위치 추적은 ID를 이용하여 활용 가능함을 보인다.

6. 결론 및 차후 계획

본 논문에서는 회귀분석 이나 SVM 분류기를 전처리로 수행한 후 파티클 필터와 결합시킨 새로운 위치 추적 알고리즘을 제안한다. 그 방법은 하단부에서 회귀분석 이나 SVM 분류기를 이용하여 대략적인 위치 추정을 실시한 후 상단부에서 파티클 필터를 적용하여 정밀한 위치 추적을 수행한다. 이 상호 보상적인 작동 원리는 기존의 파티클 필터를 수행하였을 때보다 더 나은 성능을 보여준다.

제안된 위치 추적 알고리즘은 기존에 많이 활용되는 적외선, 초음파, UWB 시스템에도 적용 가능하다. 그리고 성능 면에서도 (2m × 2m) 감도 한계 이내에 위치를 확인할 수 있도록 설계가 가능한 장점을 지닌다. 하지만 아직 위치 추적 시스템은 RF 의 RSSI 의 단점인 안테나의 방향성, 각도, 사람의 간섭에 매우 민감하기 때문에 정확하게 추적하는 것은 어려운 점이 있다. 차후에 제안된 알고리즘을 더 실용적이고 큰 스케일로 확장할 것이다. 복잡하고 잡음이 많은 철강 회사의 PCM과 같은 공간에서 100명 이상을 추적할 수 있도록 추진할 것이다. 그래서 차후에 이 시스템은 안전 관리 뿐만 아니라 응급 구조용 위치 확인, 미아 찾기 시스템, 작업자 확인 시스템, 물체 찾기 시스템 등의 용도로 확대 적용

이 용이할 것이다.

참고 문헌

- [1] J. Hightower and G. Borriello, "Location systems for ubiquitous computing," Computer, Vol. 34, No. 8, pp. 56-66, Aug. 2001.
- [2] R. Want, A. Hopper, V. Falcao, and J. Gibbons, "The active badge location system," ACM Transactions on Information Systems, Vol. 40, No. 1, pp. 91-102, Jan. 1992.
- [3] A. Ward, A. Jones, and A. Hopper, "A new location technique for the active office," IEEE Personal Communication, Vol. 4, pp. 43-47, Oct. 1997.
- [4] J. Hightower, R. Want, and G. Borriello, "Spoton: An indoor 3d location sensing technology based on rf signal strength," tech. rep. University of Washington, Feb. 2000.
- [5] R. Fontana, E. Richley, and J. Barney, "Commercialization of an ultra wideband precision asset location system," Nov. 2003.
- [6] L. Liao, D. Fox, J. Hightower, H. Kautz, and D. Schulz, "Voronoi tracking : Location estimation using sparse and noisy sensor data," the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp. 723-728, 2003.
- [7] N. Priyatha, A. Charkraborty, and H. Balakrishnan, "The cricket location support system," the 6th ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, pp. 32-43, Aug. 2000.
- [8] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer, 2001.

- [9] C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," Data Mining and Knowledge Discovery 2, Vol. 2, No. 2, pp. 121-167, 1998.
- [10] D. Fox, J. Hightower, L. Liao, D. Schulz, and G. Borriello, "Bayesian filters for location estimation", IEEE Pervasive Computing, Vol. 2, No. 3, pp. 24-33, Sept. 2003.
- [11] M. Jordan, An introduction to probabilistic graphical models, June 2003.



윤근호

2004년 2월 한양대학교 전자전기공학부 (학사). 2006년 2월 포항공과대학교 전자컴퓨터학과(석사). 2006년 2월~현재 (주)넥스원퓨처 용인연구소 재직



김대진

1981년 2월 연세대학교 전자공학과(학사). 1984년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과(석사). 1991년 8월 Syracuse University, Electrical and Computer Eng.(박사). 1984 3월~1986년 12월 한국방항공사 기술연구소. 1992년 3월~1999년 6월 동아대학교 컴퓨터공학과 부교수. 1999년 7월~현재 포항공과대학교 컴퓨터공학과 부교수. 주관심분야는 지능시스템, 멀티미디어 처리



방승양

1966년 일본 Kyoto대학 전기공학에서 학사. 1969년 서울대학교 전기공학에서 석사. 1974년 미국 University of Texas 전산학에서 박사를 받았음. 미국 Wayne State University, NCR, Bell 연구소 등에서 근무하다가 1981년 귀국. 한국전자기술연구소 시스템부 실장, 부장 역임, (주) 유니온시스템 전무. 1986년부터 포항공대 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 패턴인식, 신경회로망