

옥내 측위에서 TDOA 기법과 Extended Kalman Filter의 비교

임재걸*, 박찬식**, 정승환*

*동국대학교 컴퓨터멀티미디어학과

**충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

e-mail: *{yim, honourj}@dongguk.ac.kr

**chansp@chungbuk.ac.kr

Comparison of TDOA and Extended Kalman Filter in Indoor positioning

Jaegeol Yim*, Chansik Park**, Seunghwan Jeong*

*Dept of Computer and Multimedia, Dongguk University

**School of Electrical and Computer Eng., Chungbuk National Uni.

요 약

유비쿼터스 컴퓨팅과 유비쿼터스 네트워크가 다양하게 발전되고 활용됨에 따라 유비쿼터스 환경에서 LBS(위치 기반서비스) 관련 기술의 중요성도 높아지고 있다. 이런 LBS를 위한 기존의 대표적인 옥내 측위 시스템들을 알아보고, IEEE802.11b 규격의 2.4GHz RF의 RSSI와 거리와의 관계를 기반으로 TDOA를 이용한 방법과 Extended Kalman Filter를 이용한 방법의 측위 시스템을 구현하고 실험을 통한 실측 오차를 비교 분석한다.

1. 서론

현재 유비쿼터스 환경에서 응용되는 다양한 위치기반 서비스는 우수한 정밀도가 요구되며, 이에 관련된 기술의 중요성은 유비쿼터스 컴퓨팅과 유비쿼터스 네트워크의 활용을 위한 주요 요소 중 하나가 되었다. 이러한 서비스를 위한 옥내 측위 시스템은 여러 가지 방법으로 위치 추정 연구가 진행되고 있는데, 대표적인 기존 방법에는 적외선 신호를 감지하여 위치를 파악하는 Active Badge[1], 초음파와 RF 신호의 지연시간을 이용하는 Active Bat[2]과 Cricket[3], 신호 세기(RSSI)를 이용한 RADAR[4] 등 다양한 시스템이 있다.

본 논문은 기존의 옥내 측위 시스템들을 알아보고, TDOA 기법[5]을 이용하여 옥내 측위 시스템을 구현한 사례와 Extended Kalman Filter(EKF)[6]를 이용한 옥내 측위 시스템의 구현 사례를 소개한다. 또한 두 시스템에 대하여 정적인 임의의 지점에서 실측 오차를 비교하는 실험을 통해 두 시스템간의 정밀도를 분석한다.

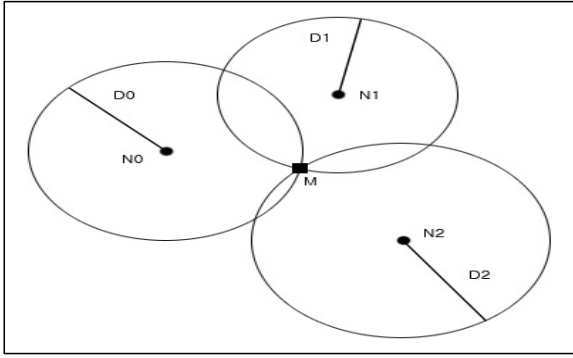
2. 기존의 연구

적외선을 이용한 Active Badge는 AT&T에서 개발한 것으로 사무실 등의 일정 영역에 설치된 적외선 센서가

움직이는 사람이 지니고 있는 적외선 발생기로부터 신호를 수신하여 위치를 인식하는 방식이다. AT&T에서 개발한 Active Bat과 MIT에서 개발한 Cricket은 RF와 초음파의 전파지연시간을 거리로 환산하여 인식하는 방식으로, Active Bat은 네트워크 기반 위치 인식 시스템인 반면, Cricket은 핸드 셋 기반의 위치 인식 시스템이다. Microsoft에서 개발한 RADAR 시스템은 무선 신호의 전송거리가 멀어질수록 수신 신호가 감쇄되는 특성을 이용한 것으로 Database에 저장된 RSSI와 측정된 RSSI 값의 차이가 가장 작은 위치를 이동 노드의 대략적인 위치로 추정하는 방식이다.

2.1 TDOA 기법

TDOA 기법이 적용되려면 (그림 1)에 보이는 바와 같이 이동노드에서 최소 3개의 고정노드까지의 거리와 위치를 알아야 한다. 그림에서 N_0, N_1, N_2 는 알려진 고정노드 AP의 위치이며 D_0, D_1, D_2 는 이동노드인 사용자(M)의 위치에서 AP까지의 거리이다. AP를 중심으로, 이들 AP와 사용자간의 거리를 반지름으로 하는 원 또는 구를 형성할 때 생성되는 교차점이 바로 사용자의 위치가 된다.



(그림 1) TDOA 기법을 나타내는 도형

일반적으로 M 과 N_i 의 위치를 각각 (x, y, z) , (X_i, Y_i, Z_i) 좌표로, 그리고 M 과 N_i 간의 거리를 D_i 로 나타내면 좌표와 거리와의 관계식은 아래와 같다.

$$(x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2 + (z - Z_i)^2 = D_i^2 \quad (i = 0, 1, 2, \dots, m-1)$$

3차원의 경우 최소한 4개의 고정 노드가 필요하며, 위의 식에서 제곱 항을 소거하면, 3개의 변수를 갖는 선형 방정식을 구할 수 있고 이를 Matrix 형태로 표현하면 $A\vec{x} = \vec{b}$ 가 된다. 여기에서

$$A = \begin{bmatrix} 2(X_1 - X_0) & 2(Y_1 - Y_0) & 2(Z_1 - Z_0) \\ 2(X_2 - X_0) & 2(Y_2 - Y_0) & 2(Z_2 - Z_0) \\ 2(X_3 - X_0) & 2(Y_3 - Y_0) & 2(Z_3 - Z_0) \\ \dots & \dots & \dots \\ 2(X_{m-1} - X_0) & 2(Y_{m-1} - Y_0) & 2(Z_{m-1} - Z_0) \end{bmatrix}, \quad \vec{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} (X_1^2 - X_0^2) + (Y_1^2 + Y_0^2) + (Z_1^2 + Z_0^2) - (D_1^2 + D_0^2) \\ (X_2^2 - X_0^2) + (Y_2^2 + Y_0^2) + (Z_2^2 + Z_0^2) - (D_2^2 + D_0^2) \\ (X_3^2 - X_0^2) + (Y_3^2 + Y_0^2) + (Z_3^2 + Z_0^2) - (D_3^2 + D_0^2) \\ \dots \\ (X_{m-1}^2 - X_0^2) + (Y_{m-1}^2 + Y_0^2) + (Z_{m-1}^2 + Z_0^2) - (D_{m-1}^2 + D_0^2) \end{bmatrix}$$

이다. 위의 식을 풀기 위해서는 다음 식에서 δ 를 최소로 하는 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ 를 구하는 것이다.

$$\delta = (\vec{Ax} - \vec{b})^T (\vec{Ax} - \vec{b}), \quad \vec{x} = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ \hat{z} \end{bmatrix}$$

\vec{x} 는 MMSE(Minimum Mean Square Error)방식에 의한 Matrix 해답으로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\vec{x} = (A^T A)^{-1} A^T \vec{b} \quad \text{--- (식1)}$$

2.2 Extended Kalman Filter

Extended Kalman Filter의 기술은 1960년 Rudolf E. Kalman이 이전의 최적 반복 필터 기술을 상태-공간과 시간영역에서 기술할 수 있는 Kalman Filter로 고안한 것으로, 상태변수의 오차공분산 초기값(P_0), 프로세서 잡음강도(Q), 그리고 측정 잡음 공분산값(R)의 적절한 파라미터를 사용할 때 최적의 성능을 낼 수 있다.

모르는 위치의 Mobile device $A = [x \ y \ z]^T$ 에서 알고 있는 위치의 Neighbor device (X^i, Y^i, Z^i) , $i=1, \dots, m$ 에 대하여 측정된 거리는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$r^i = \sqrt{(X^i - x)^2 + (Y^i - y)^2 + (Z^i - z)^2} + v^i$$

여기서 v^i 는 측정오차를 나타내며 평균 0, 분산 σ_i^2 인 백색 Gaussian 잡음(AWGN)으로 가정한다. $m(\geq 3)$ 개 Neighbor device에서 거리측정치를 구했다면 WLSQ (Weighted Least Square)기법으로 Node의 위치를 구할 수 있으며, $r^0 = (x_0 \ y_0 \ z_0)^T$ 을 기준으로 선형화 하면 다음과 같고

$$\begin{bmatrix} r^1 - r_0^1 \\ \dots \\ r^m - r_0^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_x^1 & h_y^1 & h_z^1 \\ \dots & \dots & \dots \\ h_x^m & h_y^m & h_z^m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v^1 \\ \dots \\ v^m \end{bmatrix}$$

이를 다시 다음과 같은 간략한 식으로 표현할 수 있다.

$$\delta r = H \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \delta z \end{bmatrix} + v$$

여기서 $r_0^i = \sqrt{(X^i - x_0)^2 + (Y^i - y_0)^2 + (Z^i - z_0)^2}$ 는 알고 있는 Neighbor device의 위치와 기준점으로 계산한 거리 이며, $(h_x^i = \frac{X^i - x_0}{r_0^i}, h_y^i = \frac{Y^i - y_0}{r_0^i}, h_z^i = \frac{Z^i - z_0}{r_0^i})$ 는 기준점에서 Neighbor device로의 시선(LOS: Line Of Sight) 벡터를 나타낸다. 시스템 모델에는 여러 가지가 있을 수 있는데 항법 에서는 P(Position: 정지), V(Velocity: 등속), A(Acceleration: 등가속) Model을 사용하는 것이 일반적이다. 본 논문에서는 움직이는 경우가 아닌 모두 멈춘 상태에서 실험을 하므로 정지 모델을 이용하여 다음과 같은 식을 사용한다.

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{xk} \\ w_{yk} \\ w_{zk} \end{bmatrix}$$

여기서 시스템 오차 $W_k \sim N(0, Q_k)$ 는 모델링 오차를 나타낸 것으로, $Q_k=0$ 으로 멈추어 있음이 틀림없다고 모델링 하였다. 시스템 모델과 측정 모델을 일반화 하면 $X_{k+1} = X_k + W_k$, $Z_k = h(X_k) + V_k$ 이고, Kalman Filter를 적용하기 위하여 비선형 측정식을 선형화하면 $\delta X_{k+1} = \phi_k \delta X_k + W_k$, $\delta Z_k = H_k \delta X_k + V_k$ 이다. 이때 구해진 값은 $\delta \hat{X}_k$ 이며 최종 위치는 $\hat{X}_{k+1} = X_0 + \delta \hat{X}_k$ 로 구하면 된다.

오차 $\delta \hat{X}_k$ 가 아닌 전체 \hat{X}_k 를 state로 두고 EKF를 구성하면 최종 위치는 다음과 같은 식으로 구한다.

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + K_{k+1} (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1}), \quad (\hat{Z}_{k+1} = h(\hat{X}_k))$$

<표 1> EKF의 최종 위치를 구하는 과정

- 1) Initial guess: \hat{X}_0 and P_0
- 2) Linearizing: $h(X_k) = h(\hat{X}_k) + H_k \delta X_k$, $\hat{Z}_k = h(\hat{X}_k)$
- 3) Kalman Gain: $K_{k+1} = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + R_{k+1})^{-1}$
- 4) Measurement update: $\hat{X}_k = \hat{X}_k + K_{k+1} (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1})$
- 5) Update error covariance: $P_k = (I - K_k H_k) P_k$
- 6) State propagation:

$$\hat{X}_{k+1} = \Phi \hat{X}_k, P_{k+1} = \Phi_k P_k \Phi_k^T + Q_k$$
- 7) Goto step2

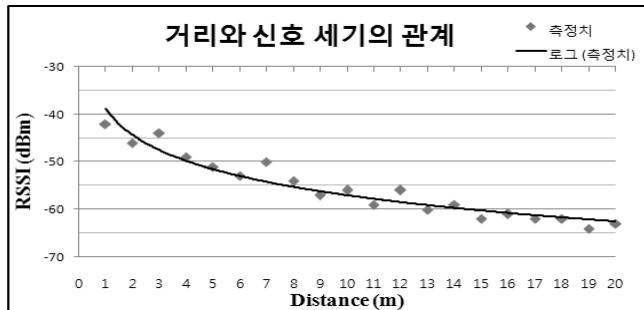
<표 1>은 EKF의 시스템 모델과 측정 모델을 정리하여 최종 위치를 구하는 과정이며, 정지 모델을 이용하므로 $\phi_k = I$, $Q_k = 0$ 으로 적용하면 <표 1>의 Line 4, 5, 6은 다음과 같이 정리된다.

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + K_{k+1} (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1})$$

$$P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_k) P_k (I - K_{k+1} H_k)^T + K_{k+1} R_{k+1} K_{k+1}^T$$

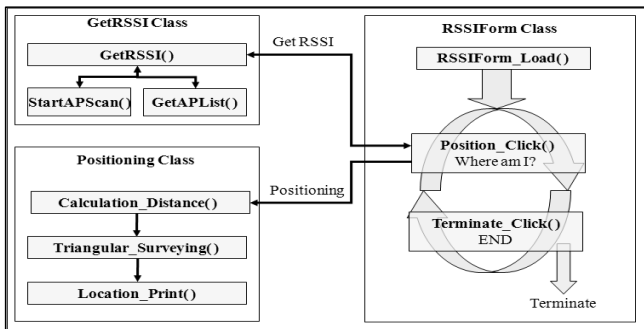
3. 측위 시스템 구현

RSSI와 거리의 관계식을 구하기 위하여 AP 단말기로부터 1m 거리 마다 RSSI를 300회 측정된 평균을 구하여 (그림 2)와 같이 그래프로 나타냈다. X-축은 AP와 측정 장소간의 거리이고, Y-축은 측정된 RSSI의 평균값이다. (그림 2)의 실선은 엑셀로 구한 추세선이며, 이것을 이용하여 AP까지의 거리를 구한다.



(그림 2) 거리와 신호 세기의 관계

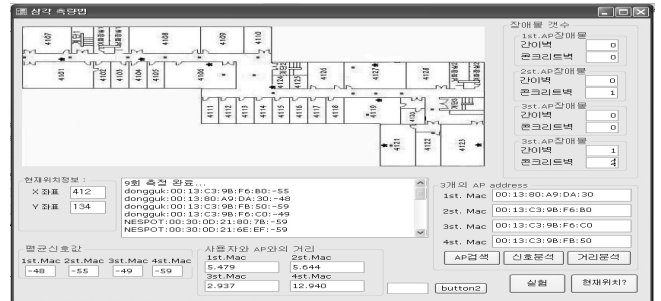
사용하는 랜 카드는 Intel(R) PRO/Wireless 2200BG Network Connection이며, 프로그램 개발 도구로는 Microsoft Visual C# 2005를 사용한다.



(그림 3) TDOA 기법 측위 시스템 이벤트 흐름도

3.1 TD OA 기법 구현

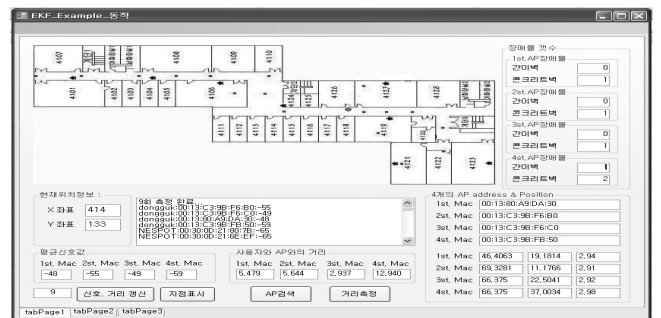
이동 노드 M의 좌표를 (식 1)을 적용하여 구하는 프로그램의 구조는 (그림 3)과 같다. Position_Click() 이벤트가 발생되면 GetRSSI Class에서 RSSI를 측정한다. 그다음 측정된 신호 세기를 Positioning Class에서 Calculation_Distance() 함수를 통해 AP들까지의 거리를 구하고, Triangular_Surveying() 함수를 통해 사용자의 위치를 계산하여 Location_Print() 함수가 위치를 출력한다. Triangular_Surveying() 함수는 좌표와 거리와의 관계식(선형방정식)이 Matrix 형태로 표현된 (식 1)을 계산하는 함수로, A는 3×3 행렬이며 A^T는 A의 전치행렬이다. 역행렬은 라플라스 여인자전개법의 공식을 이용하여 구한다. (그림 4)는 이와 같이 구현한 TD OA 측위 시스템의 실행화면이다.



(그림 4) TD OA 기법 측위 시스템의 실행 화면

3.2 Extended Kalman Filter 구현

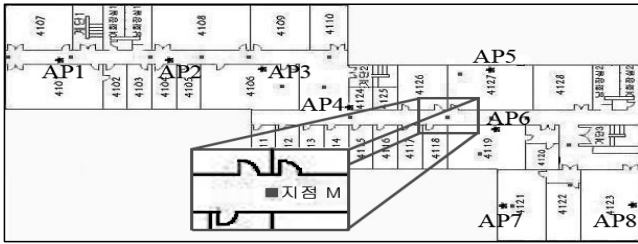
(그림 5)는 <표 1>의 과정대로 옥내 측위 시스템을 구현한 실행화면이다. 여기서 \hat{X}_0 는 $[0.0 \ 0.0 \ 0.0]^T$ 로 하고, P_0 는 행렬 요소 중 $P_0(0, 0)$, $P_0(1, 1)$, $P_0(2, 2)$ 의 값을 25.0, 그 외의 요소의 값을 0.0으로 초기화 한다. \hat{X}_{k+1} 은 EKF의 시스템 모델이 생각하고 있는 위치 $[x \ y \ z]^T$ 이며 Z_{k+1} 은 측정 모델이 구한 이동 노드에서 고정 노드들까지의 거리(4×1 행렬)이다.



(그림 5) EKF 측위 시스템 실행 화면

프로그램의 구조는 (그림 3)에서 Triangular_Surveying() 함수 대신 EKF_Positioning() 함수를 사용한다는 것 외에는 그림과 동일 구조를 가진다. EKF_Positioning() 함수는 <표 1>의 과정이 그대로 구현됐으며, 행렬들의 연산은 Matrix Class를 이용하였다. Matrix Class는 행렬들의 합, 곱,

등의 연산과 전치행렬, 역행렬들을 구할 수 있는 Class이다.



(그림 6) 자연과학관 4층

4. 실험

본 논문에서는 IEEE802.11b 규격의 2.4GHz RF의 RSSI를 이용하여 (그림 6)에 보이는 자연과학관 4층의 (85.5m x 43.8m)공간에서 TDOA 기법을 이용한 방법과 EKF를 이용한 방법으로 측위 시스템을 구현 하였다.

4.1 실험 환경

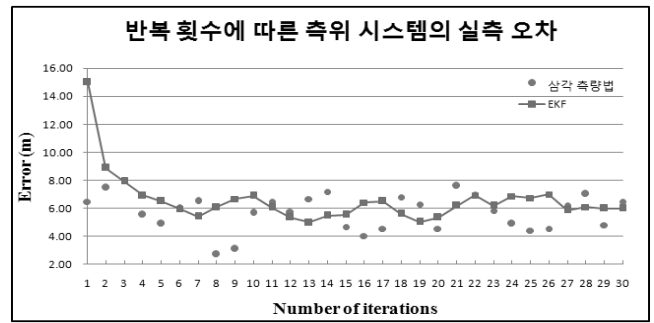
자연과학관 4층에 있는 고정 노드들 중 실험에 사용되는 노드는 (그림 6)에 보이는 AP4 ~ AP7이며, 이동 노드는 지점 M으로 한다. 이동 노드의 움직임을 통제 함으로써 모두 멈춘 상태에서 각각의 측위 시스템에 대하여 정확도를 실험하였다. 자연과학관 4층의 AP들 중 지점 M에서 가장 RSSI가 강한 4개를 가지고 실험 하였다. 즉 TDOA 기법일 경우 4개의 고정 노드를 사용하였고, EKF일 경우 Neighbor device에서 4개의 거리 측정치를 사용한 것이다. <표 2>는 8개의 고정 노드들 중 이동 노드 M에서 RSSI가 강하게 측정되는 4개의 고정 노드들을 보이고 있다.

<표 2> 이동노드에서 RSSI가 강한 고정노드

고정 노드	RSSI 측정 횟수						
	1회	2회	3회	...	28회	29회	30회
AP4	-58	-46	-48	...	-60	-56	-43
AP5	-53	-49	-55	...	-53	-52	-47
AP6	-48	-50	-47	...	-48	-47	-47
AP7	-67	-61	-66	...	-66	-66	-64

4.2 실험 결과

(그림 7)은 TDOA 기법과 EKF를 이용한 각각의 측위 시스템에 대하여 추정 경과 횟수에 따른 실측 오차를 보이고 있다. 실측 지점의 지도상의 위치는 (그림 6)의 지점 M(x=423, y=138)으로, 30회의 실측을 하면서 TDOA기법을 이용한 측위와 EKF를 이용한 측위를 통해 찾은 지점들은 (그림 7)과 같이 실제 위치에 대하여 거리 오차(m)를 가지고 있었다. 그리고 EKF를 이용한 방법에서는 실험을 반복 수행하면 초기 P_0 행렬의 $P_0(0, 0)$, $P_0(1, 1)$, $P_0(2, 2)$ 요소의 값이 25.0 이었는데, P_1 일 때는 0.0021, P_2 일 때는 0.0003, P_3 일 때는 0.0002, 이후로 P_k 까지 0.0001로 동일한 값을 가졌고, 찾은 지점도 한 지점(x=442, y=100)으로 수렴하였다.



(그림 7) 반복 횟수에 따른 측위 시스템의 실측 오차

5. 결론

본 논문에서는 AP의 RSSI는 측정 거리가 증가 할수록 신호 세기가 작아진다는 특성을 이용하여 신호 세기와 거리와의 관계를 분석해서 이동 노드에서 각 고정 노드까지의 거리를 추측 식을 통해 예측 할 수 있었고, 이 추측 식을 가지고 TDOA 기법을 이용한 측위 시스템과 EKF를 이용한 측위 시스템을 구현하여 두 방식에 대한 실측 오차를 비교하였다. (그림 7)을 보면 TDOA 기법을 이용한 방법에서 찾은 지점들의 오차 평균은 5.73m이다. EKF를 이용한 방법에서는 처음에는 오차가 15.02m로 상당히 컸으나 27번째 추정 이후로의 오차들은 TDOA 기법에서의 오차평균 값에 근사하게 수렴하였다.

이 논문에서는 이동 노드가 정적인 상태에서 고정 노드까지의 거리를 가지고 사용자의 위치를 추정하는 방식으로 Kalman Filter의 시스템 모델 중 P(Position: 정지) 모델을 이용했는데, 향후에는 동적인 V(Velocity: 등속), A(Acceleration: 등가속) 모델을 이해하고 이를 이용해 이동 노드의 위치를 추정할 수 있는 측위 시스템을 연구하고자 한다.

참고문헌

- [1] Want, R., Hopper, A., Falcao, V., and Gibbons, J., "The Active Badge Location System," ACM Transactions on Information Systems 10, 1 (January 1992), pp. 91-102.
- [2] Harter, A. and Hopper, A., "A New Location Technique for the Active Office," IEEE Personal Communications 4, 5 (Oct. 1997), pp. 43-47.
- [3] Priyanthat, N., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H., "The Cricket Location-Support System," Proc. of 6th ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, Boston, MA, Aug. 2000.
- [4] Bahl, P. and Padmanabhan, V., "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system", INFOCOM 2000, Mar. 2000, pp. 775-784
- [5] Maria-Gabriella Di Benedetto and Guerino Giancola, Understanding Ultra Wide Band: Radio Fundamentals, Prentice Hall, p. 431
- [6] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering