

논문 2011-3-4

비 가우시안 잡음이 존재하는 무선 센서 네트워크에서 Robust Statistics를 활용하는 수신신호세기기반의 위치 추정 기법

A RSS-Based Localization Method Utilizing Robust Statistics for Wireless Sensor Networks under Non-Gaussian Noise

안태준*, 구인수**

Tae-joon Ahn, In-soo Koo

요 약 무선 센서 네트워크에서, 각 센서 노드들로부터 수집된 정보를 효율적으로 활용하기 위해 센서 노드의 정확한 위치 정보는 필수적이다. 센서 노드의 위치를 추정하는 다양한 기법들 중, 일반적으로 많이 사용되는 수신신호세기(RSS)기법은 추가적인 하드웨어 자원 없이 쉽게 구현될 수 있으나 채널 환경에 따라 다양한 표본 데이터들이 수집될 수 있고, 특히 이상점(outlier)이 포함될 수 있다. 이러한 이상점들은, 수집된 표본들로부터 통계적 분석(statistical analysis)에 상당한 요인을 미치며 위치 추정 오차를 발생시키는 주요한 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는, 이상점이 포함된 표본들로부터 정확한 위치 추정을 위해 Robust Statistics를 적용한 가우시안 필터 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 이상점이 포함된 표본들로부터 이상점을 제거하고, 낮은 확률값의 표본들을 배제함으로써 위치 추정의 정확도를 향상시킨다. 시뮬레이션 결과로부터, 이상점이 포함된 표본들로부터 비 가우시안적 환경에서 제안된 방법의 위치 추정의 정확성 향상과 강인성을 확인하였다.

Abstract In the wireless sensor network(WSN), the detection of precise location of sensor nodes is essential for efficiently utilizing the sensing data acquired from sensor nodes. Among various location methods, the received signal strength (RSS) based localization scheme is mostly preferable in many applications since it can be easily implemented without any additional hardware cost. Since the RSS localization method is mainly effected by radio channel between two nodes, outlier data can be included in the received signal strength measurement specially when some obstacles move around the link between nodes. The outlier data can have bad effect on estimating the distance between two nodes such that it can cause location errors. In this paper, we propose a RSS-based localization method using Robust Statistic and Gaussian filter algorithm for enhancing the accuracy of RSS-based localization. In the proposed algorithm, the outlier data can be eliminated from samples by using the Robust Statistics as well as the Gaussian filter such that the accuracy of localization can be achieved. Through simulation, it is shown that the proposed algorithm can increase the accuracy of localization and is more robust to non gaussian noise channels.

Key Words : 신호세기기반 위치추정 알고리즘, 이상점, 가우시안 필터, Robust Statistics

*준회원, 울산대학교, 전기공학부

**정회원, 울산대학교, 전기공학부 (교신저자)

접수일자 2011.4.5, 수정일자 2011.5.14

게재확정일자 2011.6.10

I. 서 론

무선 통신의 H/W와 S/W 발전으로 인한 무선 통신 기

기의 소형화로 그 적용범위가 점차 확대되고 있다. 홈 네트워크, 군용 장비, 생태계 감시, 화재 경보 시스템 등의 응용 분야에 사용되는 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network)에서 각 무선 통신 기기(센서 노드) 간의 위치 추정은, 수집된 정보를 활용하기 위한 가장 중요한 연구분야이다.

센서 노드의 위치를 추정하는 대표적인 기술에는 GPS(global positioning system)가 있지만, GPS를 이용한 위치 추정은 추가적인 하드웨어와 많은 전력 소비를 요구하고 특히 수신이 되지 않는 실내의 경우에는 이용할 수 없는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해서 많은 기술들이 연구되었고, 이들은 추정 기법에 따라 거리기반(Range-based)과 비거리기반(Range-free), 두 가지 방식으로 나뉜다^[1].

거리기반 위치 추정 방식의 대표적인 기술로는 도착 시간(time of arrival, TOA), 도착 시간 차(time difference of arrival, TDOA), 도착 위상(angle of arrival(AOA) 그리고 수신 세기 신호(received signal strength, RSS) 등이 있으며, 비거리기반 위치 추정 방식은 노드간의 거리 대신에 노드간의 홉(hop) 수 또는 센서 노드 위치에 대한 확률을 이용한 방법 등이 있다. 대표적인 기술로는 Centroid, DV-hop 등이 있다^[2].

비거리기반 방식의 경우, 센서 노드의 위치 추정을 정확하게 하기 보다는 개략적인 형태로 추정이 가능하므로, 정확한 위치 추정이 요구될 때는 사용되지 않는다. 위치 추정 응용에서는 주로 거리기반의 위치 추정 방식이 사용되며, 이들 중 RSS 기법은 추가적인 하드웨어 자원 없이 손쉬운 구현이 가능하여 자주 활용되는 기법이다.

하지만 이 기법은, 무선 채널의 상태에 영향을 많이 받으므로 수신신호 세기 표본 수집 시 다양한 표본값이 수신단에서 관측될 수 있다. 이러한 특성으로 인해 일반적으로 RSS 기법을 이용한 위치 추정 시에는 표본값들을 충분한 개수로 관측하여 통계적 분석(Statistical Analysis)을 실시하여 추정의 정확도를 높이는 방식을 주로 사용한다. 하지만, 이런 표본값들은 다양한 값들이 관측될 뿐만 아니라, 특히 기대되는 값(일반적으로 표본들의 평균에 가까운 값)에서 상당히 벗어난 이상점(Outliers)이 포함 될 수도 있다^[3]. 참고문헌^[3]에서는, 실측된 대부분의 표본값들에서 이상점이 포함 될 수 있음을 보였으며, 이 경우 이 값들을 이용한 통계적 분석 시 상기 요인들이 상당히 영향을 미칠 수 있다^[4].

따라서 본 논문에서는, 이러한 이상점들이 포함 된 표본들로부터 이상점의 검출 및 센서 노드의 정확한 위치 추정을 위한 Robust Statistics^[5]를 적용한 가우시안 필터 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘에서는, 먼저 표본들로부터 수집된 다양한 데이터 값에서 이상점을 제거하여 표본들로부터 이상점에 강인한 평균(Mean)과 분산(Variance)을 구한다. 그리고 이 평균값과 분산값을 이용해, 통계적 추정치(Statistical estimator)의 정확도를 높이기 위한 가우시안 확률 모델 기반의 가우시안 필터(Gaussian filter)를 적용하여 수신신호세기에 대한 최종적인 통계적 추정치를 구한 후, 위치 검출 기법의 하나로써 잘 알려진 삼각 측량법(Triangular method)을 사용하여 센서 노드의 위치를 추정한다.

기본 참고 논문^[6]에서는 마찬가지로 RSS의 표본들로부터 통계적 추정치의 정확도를 높이기 위해 가우시안 필터를 사용하고 있으나, 필터를 적용하기 전 표본값들의 확률 구간을 정할 때 사용되는 평균값과 분산값은 일반적인 방법^[7]을 사용하므로 표본값이 이상점을 포함하거나 채널 잡음(Channel noise)에는 의해 영향을 받을 경우에는 강인하지 않다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘과 기본 참고 논문^[6]에서 제안하는 방법을 비교분석하여, 제안하는 알고리즘이 이상점이 포함된 표본들로부터 위치 추정의 강인성을 확인하고 정확도를 높일 수 있음을 보이고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안하는 알고리즘에서의 시스템 모델을 정의하고 3장에서는 제안하는 알고리즘에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 알고리즘에 대한 시뮬레이션 결과를 분석 및 평가하고, 5장에서는 본 논문의 결론을 내린다.

II. 시스템 모델

1. 시스템 구성

제안하는 알고리즘에서 무선 센서 네트워크의 노드들은 2차원 공간에서 노드들 간에 유효한 통신반경 내에서 배치되어 있다고 가정한다. 하나의 타겟 노드(Target node)의 위치를 추정하기 위해서, 그림 1과 같이 최소 3개 이상의 위치가 알려진 고정 노드(Beacon node)가 존재한다. 이 때, 각 고정 노드들로부터 수신 신호 세기의 표본들을 수집하는 싱크 노드(Sink node)를 제외한 각

노드들은 공간 내에서 랜덤하게 분포되어 있다고 가정한다. 싱크 노드는, 수집된 수신신호세기 데이터를 컴퓨팅 기능이 우수한 서버(Server)로 전달하고, 서버는 제안하는 알고리즘에 따라 수신신호세기를 처리하여 최종적인 타겟 노드의 위치를 추정한다.

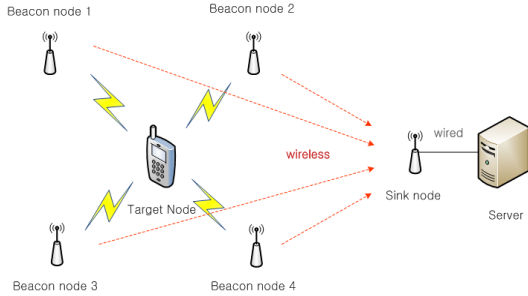


그림 1. 시스템 모델
Fig. 1. System model

2. 수신신호세기 전파모델

본 논문에서 사용하는 전파모델은, 다음과 같은 로그 정규 쉐도잉(Log-normal shadowing)모델^[8]을 사용한다.

$$\begin{aligned}
 PL(d)[dBm] &= \overline{PL}(d) + X_\sigma & (1) \\
 &= \overline{PL}(d_0) + 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \\
 P_r(d)[dBm] &= P_t[dBm] - PL(d)[dBm]
 \end{aligned}$$

식 (1)의 모델로부터, 거리 d 에서의 수신신호세기 기댓값은 다음 식 (2)처럼 표현된다.

$$\overline{P_r}(d)[dBm] = P_r(d_0)[dBm] - 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (2)$$

여기서 $P_r(d_0)$ 는 참조거리(Reference Distance) d_0 에서의 수신 전력이고, n 은 전력손실지수(Path-loss exponent), X_σ 은 평균이 0인 가우시안 분포를 가지는 쉐도잉 랜덤 변수(Shadowing Random Variable)이다. 소규모 무선 통신 시스템에서, 일반적으로 참조거리는 1m로 주어지고^[8], 이 때 X_σ 를 고려하지 않는다면 수식(2)은 다음의 수식(3)과 같이 된다.

$$\overline{P_r}(d) = \overline{RSS}(d) = A[dBm] - 10n \log(d) \quad (3)$$

여기서 A 는 참조거리에서의 수신 전력이다. 본 논문에서는 수신신호세기 표본을 얻기 위한 전파모델로 수식(3)을 사용한다.

III. 제안하는 위치추정 알고리즘

1. 제안하는 Robust Statistics 를 적용한 가우시안 필터 알고리즘

본 논문에서 제안하는 Robust Statistic를 적용한 가우시안 필터 알고리즘의 전반적인 과정은 그림 2와 같다.

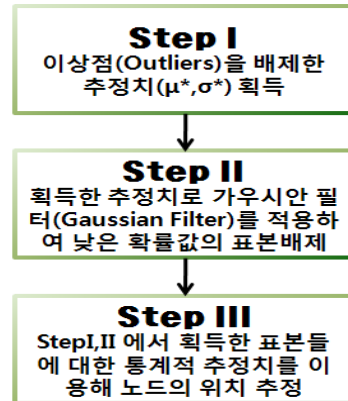


그림 2. 제안하는 알고리즘의 블록도
Fig. 2. Block diagram of the proposed algorithm

제안하는 알고리즘에서는, 먼저 충분한 수가 획득된 수신신호세기 표본들에 대하여 이상점을 제거한다. 이때 P.J.Huber 가 제안한 Robust Statistics를 사용하여 이상점을 제거할 수 있다. 그리고 이 결과로 얻어진 이상점이 제거된 평균과 분산 μ^*, σ^* 을 사용하여 가우시안 필터에 적용시킨다. 가우시안 필터를 이용하여, 수집된 표본들로부터 낮은 확률값을 배제하여 보다 정확한 수신신호세기에 대한 통계적 추정치를 구할 수 있다. 획득한 추정치를 이용하여 최종적으로 노드간의 위치를 검출한다. 이런 일련의 과정에 대한 자세한 이론적 부분은 다음과 같다.

2. 이상점 배제를 위한 Robust Statistics

수신단에서 수집된 신호세기 표본들은 채널 환경 및 기타요인에 의해 기대되는 표본 추정치에서 상당히 벗어난 이상점이 포함 될 수 있다. 이러한 이상점들은, 수집된 표본들로부터 기대되는 값(일반적으로 표본들의 평균에 가까운 값)을 추정하는데 상당한 영향을 미치며 오차를 발생시킨다.

이 때 Robust Statistics 를 이용하여, 표본으로부터 이상점을 제거할 수 있다^[9]. 오름차순으로 정렬된 다음 N 개의 표본 집합 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 에서,

$$MED(X) = \begin{cases} X_{((N+1)/2)} & N\text{이 홀수} \\ \frac{X_{(N/2)} + X_{(N/2+1)}}{2} & N\text{이 짝수} \end{cases} \quad (4)$$

집합 X 의 Median, $MED(X)$ 는 이상점을 배제한 평균값에 가까운 특징을 지닌다. 이 때 Median의 표준편차, Median Absolute Deviation 은 다음 수식(5)처럼 정의된다.

$$MAD(X) = MED|X_i - MED(X)|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

표본수 N 이 충분히 크다면, 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 가정할 수 있고, 이상점에 강인한 추정치, 수집된 표본의 평균과 분산을 Huber's Method 를 사용하여 다음과 같은 방법으로 얻을 수 있다^[9].

단계 1) 평균과 분산의 초기치를 설정한다.

$$\begin{cases} \mu_0 = MED(X) \\ \sigma_0 = 1.4826MAD(X) \end{cases} \quad (6)$$

단계 2) 이상점의 값을 조정한다.

$$\hat{X}_i = \begin{cases} \mu_k - 1.5\sigma_k & \text{if } X_i < \mu_k - 1.5\sigma_k \\ \mu_k + 1.5\sigma_k & \text{if } X_i > \mu_k + 1.5\sigma_k \\ X_i & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (7)$$

단계 3) 수식(6)으로부터 추정치를 구한다.

$$\begin{cases} \mu_{k+1} = \text{mean}(\hat{X}_i) \\ \sigma_{k+1} = 1.134\text{stdev}(\hat{X}_i) \end{cases} \quad (8)$$

단계 4) 단계2) ~ 단계3)을 반복한다.

계산된 강인한 추정치가 m 번 이후 일정 값에 수렴하면, 반복을 종료하고 수렴된 값을 최종적인 추정치로 하여 $\mu_m = \mu^*$, $\sigma_m = \sigma^*$ 를 얻는다. 수식(6), (7) 그리고 (8)에 포함되는 상수 값들은, 가우시안 분포에 기반하는 스케일링 상수(scaling constant)이다.

3. Robust Statistics를 적용한 가우시안 필터

수집된 수신신호세기 표본값들은, 채널 상태에 따른 잡음으로 인해 다양한 값들이 측정될 수 있다. 이 때 이 표본들의 수가 충분히 크다면($N > 30$) 가우시안 분포를 따른다고 가정할 수 있고^[4], 이 분포의 특성상 수집된 표본들 중에서는 항상 낮은 확률값을 지닌 표본들이 존재한다. 이 때, 낮은 확률값의 표본들을 배제하고 높은 확률값의 표본들만을 취함으로써 수집된 표본들로부터 보다 정확한 통계적 추정치를 얻을 수 있다^[6]. 일반적으로 가우시안 분포는 식(9)과 같다.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

가우시안 모델로부터, 낮은 확률값의 표본들은 배제하고 높은 확률값의 표본들을 취한다. 그러므로 다음과 같은 범위 내에서 표본값들을 취해 통계적 추정치를 구한다.

$$[\mu^* - \sigma^*, \mu^* + \sigma^*] \quad (10)$$

이 때, μ^* 와 σ^* 은, robust statistics로 얻어진 평균과 분산값이다.

4. 노드간 위치검출 기법

위치 검출기법으로, 자신의 위치를 알고 있는 최소 3 개 이상의 고정 노드들로부터 타겟 노드의 위치를 추정하기 위해 삼각측량법을 사용한다. 타겟 노드의 좌표를 (x, y) 라고 하고, M 개의 고정 노드의 좌표를 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)$ 라고 하면, 타겟 노드와 k 번째 고정 노드 사이의 거리는 다음 수식과 같다.

$$d_k = \sqrt{(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2}, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

한편, 고정 노드와 타겟 노드의 좌표와 거리를 다음의 행렬 형태처럼 나타낼 수 있다.

$$A\theta = B \quad (12)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} 2x_1 & 2y_1 & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2x_M & 2y_M & -1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} x_1^2 + y_1^2 - r_1^2 \\ \vdots \\ x_M^2 + y_M^2 - r_M^2 \end{bmatrix}$$

$$\theta = [x \quad y \quad x^2 + y^2]^T$$

수집된 표본으로부터 노드간 거리정보를 얻을 때, 오차가 존재하므로 이 오차를 최소화하기 위해 표준 최소 제곱법(Least Square)을 사용한다. 수식(11)에서, 타겟 노드의 좌표 (x, y) 를 얻기 위해 다음 수식을 사용한다.

$$\theta_{LS} = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (13)$$

이 때, θ_{LS} 는 오차를 최소로 하는 타겟 노드의 좌표가 된다.

IV. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 환경 및 시나리오는 다음과 같다. 평면의 $10(m) \times 10(m)$ 공간의 각 모서리에 4 개의 고정 노드를 배치하고, 이 공간 내에서 타겟 노드의 위치를 랜덤하게 변화시켰다. 이상점을 포함하는 표본들을 획득하기 위해, 본 논문에서는 ϵ -contaminated 비-가우시안 분포 잡음 모델^[10]을 사용하였다.

$$f_H = (1 - \epsilon)f_G + \epsilon f_C, \text{ 여기서 } 0 \leq \epsilon \leq 0.5 \quad (14)$$

$$f_G = G(\mu_{RSS}, \sigma_{RSS}^2) \quad (15)$$

$$f_C = \frac{\Upsilon}{\pi(\Upsilon^2 + (x - \mu_{RSS})^2)}$$

여기서 f_G 는 평균 μ_{RSS} 이고 분산이 σ_{RSS}^2 인 가우시안 분포이고, f_C 는 이상점 묘사를 위한 Cauchy-Lorentz 분포이며 본 논문에서는 $\Upsilon = 1$ 로 설정하였다. 그리고 ϵ 은 Contaminated constant로서 이상점이 포함된 정도를 나타낸다.

잡음 모델에 사용하는 수신신호세기 평균 μ_{RSS} 값은 수식(3)으로 구할 수 있다. 이 때 $A = -40[dBm]$, 손실

지수는 $n = 3.5$ 로 고정하였다. 그리고 참고문헌^[11]에서는 실측을 기반으로하여 μ_{RSS} 가 주어졌을 때 그에 따른 분산 σ_{RSS}^2 의 관계, $\sigma_{RSS} = f(\mu_{RSS})$ 를 구하고 이 관계의 타당성을 증명하였다. 본 논문에서는 이 관계를 이용하여 실측 없이 잡음 모델을 위한 $\mu_{RSS}, \sigma_{RSS}^2$ 을 참고 문헌^[11]에서 제시한 다음의 수식을 활용한다.

$$\sigma_{RSS,static}(\mu_{RSS}) = \frac{p_1 \mu_{RSS}^3 + p_2 \mu_{RSS}^2 + p_3 \mu_{RSS} + p_4}{\mu_{RSS}^3 + q_1 \mu_{RSS}^2 + q_2 \mu_{RSS} + q_3} \quad (16)$$

이 때,

$$p_1 = 1.35, p_2 = 160, p_3 = 5960, p_4 = -300$$

$$q_1 = 174, q_2 = 8560, q_3 = -200$$

$$\sigma_{RSS,mobile}(\mu_{RSS}) = a\mu_{RSS} + b \quad (17)$$

이 때, $a = -0.029, b = 0.48$

수식(16)의 경우는 타겟 노드가 고정되어 있을 경우에 주어지는 분산값이며, 수식(17)은 타겟 노드가 이동하는 경우에 주어지는 분산값이다. 본 논문에서는, 잡음 모델의 수식(15)에 수식(16), (17)을 적용하여 타겟 노드가 고정되어 있을 경우와 이동하는 경우 각각에 대한 시뮬레이션 실시하였다.

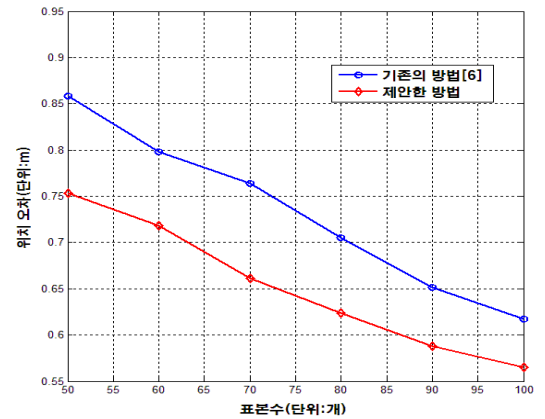


그림 3. 타겟 센서 노드가 고정된 경우 표본수에 따른 위치오차의 변화

Fig. 3. The localization error according to the number of sample when the target node is static

먼저, 타겟 센서 노드가 고정된 경우 그림 3은 ϵ 를 0.2 로 고정하고 표본수를 변화시켰을 때 측정된 위치오차의 변화를 보여 준다. 통계적 분석의 특성에 의거해 위치 추정을 위한 표본수를 많이 획득하면 할수록 위치추정의

정확도는 향상 될 수 있다. 획득한 표본수가 증가할수록 추정의 정확도는 향상되나, 표본수를 늘릴수록 노드의 에너지 소비량이 증가하므로 무선 센서 네트워크에서 추정의 정확도와 에너지 소비량은 일종의 상반관계(Trade off) 갖는다. 특히 자원이 한정적인 무선 센서 네트워크에서 에너지 효율은 매우 중요한 요소 중 하나이다. 이 관점에서, 표본들에 이상점이 포함되어 있을 경우 제안된 알고리즘은 기본 참고 논문^[6]에서 제시된 방법보다 더 적은 수의 표본수로 위치 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다.

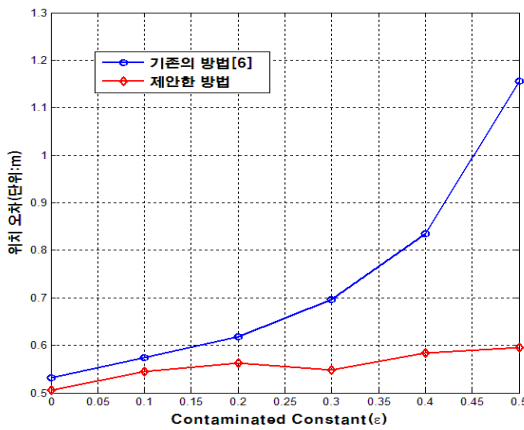


그림 4. 타켓 센서 노드가 고정된 경우 Contaminated constant(ϵ)에 따른 위치오차의 변화
Fig. 4. The localization error according to the contaminated constant when the target node is static

그림 4는 표본수를 100개로 고정하고 Contaminated Constant ϵ 을 변화시켰을 때 측정된 위치오차 변화를 보여준다. ϵ 값이 증가하면 증가할수록 표본들에는 이상점이 많이 포함되게 되는데, 이 때 제안된 알고리즘은 기본 참고 논문^[6]에서 제시된 방법보다 이상점이 포함된 경우 매우 강인한 위치 추정의 특성을 갖는 것을 확인할 수 있다. 그림 5와 그림 6은 타켓 센서 노드가 이동하는 경우 표본수의 변화와 ϵ 의 변화에 따른 위치 오차이다. 타켓 노드가 이동체일 경우에는 고정형일 때 보다 전반적으로 위치오차가 증가함을 그림에서 확인할 수 있다. 타켓 노드가 이동형일 때의 특성과 마찬가지로, 제안한 알고리즘은 기본 참고 논문^[6]에서 제시된 방법보다 강인하고 위치 추정의 정확도를 향상시킬 수 있음을 확인할 수 있다.

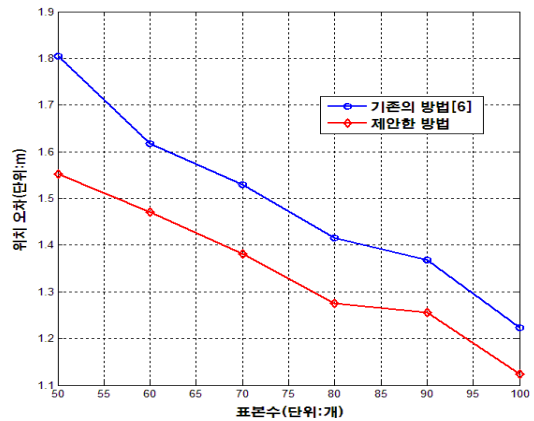


그림 5. 타켓 센서 노드가 이동하는 경우 표본수에 따른 위치 오차의 변화
Fig. 5. The localization error according to the number of samples when the target node is mobile

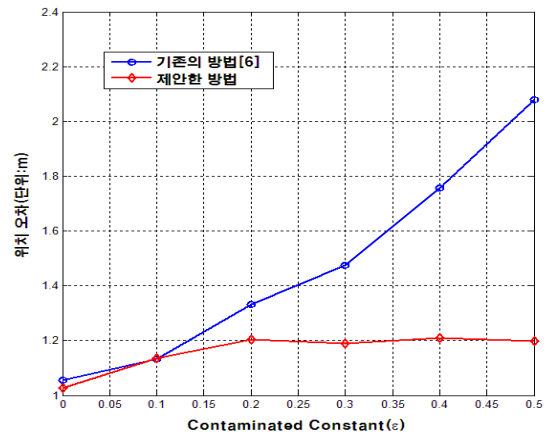


그림 6. 타켓 센서 노드가 이동하는 경우 Contaminated constant(ϵ)에 따른 위치오차의 변화
Fig. 6. The localization error according to the contaminated constant when the target node is mobile

V. 결론

무선 센서 네트워크에서 정확한 위치 추정은 센서 노드들로부터 획득한 데이터들을 효율적으로 활용하기 위해 아주 중요한 역할을 한다. 수신신호세기(RSS) 기반의 위치 추정 기법은 추가적인 하드웨어 요구 없이 간단히 구현될 수 있지만, 채널 상태에 따라 다양한 표본 데이터

들이 수집되므로 위치 추정 시 많은 오차를 수반한다. 본 논문에서는 이상점을 포함하는 수집된 표본 데이터로부터 정확한 위치 추정을 위해 Robust Statistics 를 활용한 가우시안 필터 알고리즘을 제안하였다. 시뮬레이션 결과로부터 이상점이 포함된 표본들로부터 위치 추정의 강인성을 확인하고 정확도를 향상시킬 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] Wenhao Huang, Yu Wang and Haoran Guan, "A Mobile Beacon Based Method for Wireless Sensor networks Localization", The Second International Workshop on Computer Science and Engineering, Vol.1, pp.483 - 487, 2009.
- [2] 강형서, 안태준, 구인수, "추정된 전력 손실지수를 활용하는 비콘 노드 기반의 위치 검출 알고리즘", 정보 및 제어 심포지엄 논문집, Vol.2010 No.4, pp.260-261, 2010
- [3] R.K. Pearson, "Outliers in Process Modeling and Identification," Control System Technology on IEEE conference, Vol.10, No.1, pp. 55-63, January 2002.
- [4] 김두섭, 강남준, *회귀 분석, 기초와 응용(개정판)*, 나남 출판사, 2008.
- [5] P.J. Huber, *Robust Statistics*, John Wiley & Sons, 1981
- [6] Zhu Minghui and Zhang Huiqing "Research on model of indoor distance measurement based on receiving signal strength", International Conference on Computer Design and Applications, vol.5, 2010, pp. 54-58, 2010.
- [7] Zhang Jianwu, and Zhang Lu "Research on distance measurement based on RSSI of ZigBee", Computing, Communication, Control, and Management, 2009. ISECS International Colloquium Vol. 3, pp. 210 - 212 , 2009.
- [8] Theodore S. Rappaport, *Wireless Communications, Principles and practice*, Prentice-Hall, 2002.
- [9] Nhan Nguyen-thanh and Insoo Koo, "A Robust secure cooperative spectrum sensing scheme based on evidence theory and robust statistics in Cognitive Radio", IEICE Trans. Communication, Vol. E92-B, No.12, pp. 3644-3652, 2009.
- [10] Jintae Park, Eunchan Kim, Kiseon Kim, and Gi-Sung Kim, "A Robust Fusion Rule using Piece-Wise Linear Function in Wireless Sensor Networks", Sensors 2009 IEEE , pp.564 - 567, 2009.
- [11] T. Stoyanova, F. Kerasiotis, E.fstathiou, and G. Papadopoulos, "Modeling of the RSS Uncertainty for RSS-Based Outdoor Localization and Tracking Applications in Wireless Sensor Networks ", Fourth International Conference Sensor Technologies and Applications, pp. 45 - 50, 2010.
- [12] N. Pryantha, A. Chakaborty, and H. alakrishnan, "The Cricket location support system", in Proc. 6th Int Conf. on Mobile Computing and Networking, pp. 32-43, August 2000.
- [13] C. Tran-Xuan, and I. Koo, "An RSS-Based Localization Scheme Using Direction Calibration and Reliability Factor Information for Wireless Sensor Networks", Transactions on Internet and Information Systems, vol.4, pp.45 - 61, Feb. 2010.

저자 소개

안 태 준 (준회원)



- 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 졸업 (학사)
 - 2010~현재 울산대학 전기공학부 석사과정
- <주관심분야 : 무선센서네트워크, 위치검출, 압축센싱>

구 인 수 (정회원)



- 1996년 건국대학교 전자공학과 졸업 (학사)
- 1998년 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(석사)
- 2002년 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(박사)
- 2005년~현재 울산대학교 전기공학

부 교수

<주관심분야 : 차세대 통신 시스템, 무선 센서네트워크>