

<http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.1.29>

JIWIT 2012-1-4

전력 손실 지수 추정 기법과 베이지안 압축 센싱을 이용하는 수신신호 세기 기반의 위치 추정 기법

A RSS-Based Localization for Multiple Modes using Bayesian Compressive Sensing with Path-Loss Estimation

안태준*, 구인수**

Tae-joon Ahn, In-soo Koo

요약 무선 센서 네트워크에서, 각 노드들의 정확한 위치 정보를 파악하는 것은 효율적인 네트워크 환경 구축과 수집된 정보를 효율적으로 활용하기 위해 필수적이다. 노드의 위치를 추정하는 다양한 기법들 중, 일반적으로 많이 사용되는 수신신호세기(RSS) 기법은 추가적인 하드웨어 자원 없이 쉽게 구현될 수 있으나 채널의 상태 혹은 장애물 등 외부의 간섭으로 인한 신호의 왜곡 또는 감쇄가 발생하므로 이를 이용한 위치 추정 시 오차에 의한 영향을 충분히 고려하여야 한다. 위치 추정의 정확도를 향상시키기 위해, 일반적으로 충분한 수의 수신 신호 세기 표본의 획득하지만, 표본수가 늘어날수록 전송 시 에너지 소모가 발생한다. 본 논문에서는, 에너지 효율의 문제와 위치 추정의 정확도를 향상시키기 위해 전력 손실 지수 추정을 통한 베이지안 압축 센싱(Bayesian Compressive Sensing)을 사용하는 수신신호 세기 기반 위치 추정 기법을 제안한다. RSS 기반 위치 추정 시 중요한 요소인 전력 손실 지수의 추정을 통해, 실제 채널 환경에서의 적응적인 위치 추정을 가능하게 하며 또한 위치 추정의 정확도를 향상시킬 수 있다. 그리고 적은 수의 표본으로 신호를 복원하는 기술인 압축 센싱(Compressive Sensing) 기법을 무선 센서 네트워크에 적용함으로써 에너지 효율적인 위치 추정 기법을 가능하게 한다. 시뮬레이션 결과에서, 제안하는 기법은 적은 수의 측정으로 다수의 불특정 노드에 대한 정확한 위치 추정이 가능하게 하며 채널 환경에 상관없이 강인한 성능을 가짐을 확인하였다. 그리고 제안하는 방법은 압축된 수신 신호 세기를 취급하므로 네트워크 트래픽과 에너지 소모를 줄이는데 효율적임을 검증하였다.

Abstract In Wireless Sensor Network(WSN)s, the detection of precise location of each node is essential for utilizing sensing data acquired from sensor nodes effectively. Among various location methods, the received signal strength(RSS) based localization scheme is mostly preferable in many applications because it can be easily implemented without any additional hardware cost. Since a RSS-based localization scheme is mainly affected by radio channel or obstacles such as building and mountain between two nodes, the localization error can be inevitable. To enhance the accuracy of localization in RSS-based localization scheme, a number of RSS measurements are needed, which results in the energy consumption. In this paper, a RSS based localization using Bayesian Compressive Sensing(BSS) with path-loss exponent estimation is proposed to improve the accuracy of localization in the energy-efficient way. In the propose scheme, we can increase the adaptative, reliability and accuracy of localization by estimating the path-loss exponents between nodes, and further we can enhance the energy efficiency by the compressive sensing. Through the simulation, it is shown that the proposed scheme can enhance the location accuracy of multiple unknown nodes with fewer RSS measurements and is robust against the channel variation.

Key Words : 수신신호세기, 위치추정 알고리즘, 압축 센싱, 전력 손실 지수 추정

*준회원, 울산대학교, 전기공학부

**정회원, 울산대학교, 전기공학부 (교신저자)

접수일자 2011.12.26, 수정일자 2012.1.28

게재확정일자 2012.2.10

Received: 26 December 2011 / Revised: 28 January 2012 /

Accepted: 10 February 2012

**Corresponding Author: iskoo@ulsan.ac.kr

Dept. of Electrical Engineering, Ulsan university, Korea

I. 서 론

최근 무선통신에서 하드웨어(H/W) 및 소프트웨어(S/W)의 발달로 기기의 소형화 및 저전력 운용 기법 등이 발달하면서 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network) 기술이 점차 발달하고 있다. 무선 센서 네트워크는, 네트워크를 이루는 센서 노드(Sensor Node)들이 소형의 크기를 가지고 있으며 이에 한정된 배터리 자원을 가짐으로써 에너지 효율적인 네트워크 환경의 구성과, 센서 노드를 통한 수집된 정보를 효율적으로 활용하기 위해서 각 노드의 정확한 위치 정보를 필요로 한다^[1,2].

무선 센서 네트워크에서 센서 노드의 위치를 추정하는 위치 추정 기법(Localization)에는 다양한 종류가 있으며 이들은 추정 기법에 따라 거리기반(Range-based)과 비거리기반(Range-free), 두 가지 방식으로 나뉜다^[2]. 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 않고 주로 거리기반의 위치 추정 방식이 사용된다. 이들 중 RSS 기법은 추가적인 하드웨어 자원 없이 손쉬운 구현이 가능하여 자주 활용되는 기법이다. 하지만 RSS 기법의 경우 채널의 환경이나 혹은 전파 거리 내에서 장애물 등 외부 요인에 의한 영향을 많이 받으므로 이를 이용한 위치 추정 시 오차가 발생할 확률이 높으며 정확도가 떨어진다. 위치 추정의 정확도 향상을 위한 방법으로는 일반적으로 수신신호세기 표본을 충분히 획득하는 방법이 있으나 이 같은 경우 전송 시 많은 전력이 소모되므로 에너지 자원이 제한적인 무선 센서 네트워크에서 문제가 될 수 있다. 이는 즉, 위치 추정의 정확도와 에너지 소비량은 일종의 상반관계(Trade-off)에 있다고 할 수 있으며 따라서 위치 추정 기법의 핵심은 에너지를 적게 소모하면서 노드의 정확한 위치를 추정하는 것이라고 할 수 있다.

본 논문에서는, 먼저 에너지 효율적인 문제를 해결하

고자 압축 센싱 기법(Compressive Sensing)^[3]을 적용하였다. 압축 센싱 기법은, 적은 수의 표본을 가지고 신호를 정확하게 복원하는 기술이며, 센서 네트워크에서의 위치 추정 기법에 적용하기 위해 주어진 시스템에 알맞게 모델링하고, 압축 센싱 기법에서 제안하는 신호 복원 과정에 따라 노드의 위치를 추정한다. 더 나아가, 위치 추정의 정확도 향상 및 신뢰성, 적응성 향상을 위해 전력 손실 지수 추정 기법^[2]을 적용한다. 대부분의 논문에서는 수신신호 세기를 결정하는 중요한 요인 중 하나인 전력 손실 지수(Path-loss Exponent)가 채널 환경에서 일정하거나 센서 노드가 이미 알고 있다고 가정하지만 이것은 실제 구현에서는 적절하지 않음 뿐더러 적용하기 힘든 면이 있다. 이를 해결하기 위해 제안된 방법^[2]에서는 위치가 알려진 고정 노드를 이용하여 전력 손실 지수를 추정하고, 이를 이용하여 거리를 추정하는 기법을 사용하였다. 본 논문에서는 이 전력 손실 지수 추정 기법을 사용해 RSS 기반 위치 추정 기법의 정확도를 높이고자 하였다.

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 모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 이산 그리드 기반(Discrete Grid-based)의 환경을 고려한다. 전체가 N 개로 나뉜 그리드 위에, M 개의 고정 노드와 K 개의 불특정 노드들이 다수 존재하며, 데이터 처리를 위한 기지국이 존재한다. 모든 노드들과 기지국은 평탄하고 균일한 이차원 공간 위에 놓여져 있다. 각 고정 노드는 K 개의 불특정 노드로부터 수신 신호 세기를 동시에 수신하며, 따라서 각 노드에서 수신한 신호 세기는 압축된 형태로 나타난다. 그리고 고정 노드는 압축된 수신 신호 세기를 기지국으로 전송하고, 기지국은 수신된 압축된 신호 세기 값을 이용하여 압축 센싱에 기반하여 다수의 불특정 노드의 위치를 추정한다.

여기서 고려해야 할 것은 불특정 노드의 위치를 정확히 추정하기 위해 주어진 환경이 K -성긴 특성(K

-sparse) 을 만족한다는 것이다. 즉, 각 변량의 값은 $K < M \ll N$ 이며, 이 때 K -성긴 특성이란 전체 N 개의 값들 중 일부 K 개를 제외한 대부분의 성분이 0 이라는 것이다. 압축 센싱 이론에 따라 이 변량의 조건을 만족할 경우 높은 확률로 신호의 복원이 가능하다^[3]. 또한 제안된 기법을 이용한 전력 손실 지수의 추정을 위해, 하나의 불특정 노드 주변에는 최소 3개 이상의 고정 노드가 존재한다고 가정한다.

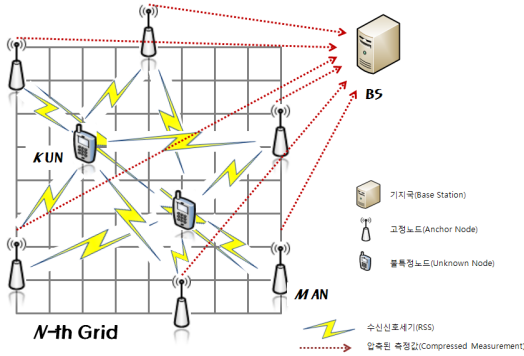


그림 4. 제안하는 기법의 시스템 모델.
Fig. 1. System model of the proposed scheme.

2. 수신신호세기 전파모델

본 논문에서 사용하는 전파모델은, Friis 공식^[7]을 변형한 다음 수식을 사용한다.

$$P_r(d) = P_t \cdot \left(\frac{c}{4\pi f}\right)^2 \cdot \frac{1}{d^\eta} \quad (1)$$

여기서 $P_r(d)$ 는 거리 d 에서 측정된 수신 노드에서의 수신 신호의 전력, P_t 는 송신 노드에서의 송신하는 신호 전력, c 는 전파 속도, d 는 노드간의 거리, f 는 사용 전파의 주파수, η 는 전력 손실 지수 이다.

음영(shadowing)현상이 고려된 전력 손실 모델^[2] 은 수식(1)을 확장하여 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$P_{PL}[dB] = \eta \cdot 10\log(d) + Y_n(dB) \quad (2)$$

여기서 $P_{PL}[dB]$ 는 $P_t[dB] - P_r[dB] - 20\log\left(\frac{4\pi f}{c}\right)$, $Y_n(dB)$ 는 채널 잡음이고 이것은 평균 0인 가우시안 분포를 가지는 랜덤 변수이다.

수식 (2)에서 전력 손실 지수 η 는 거리와 비례하는 관계를 갖는데다가 실제적으로 고정되어 있지 않으며 채널의 상태에 따라 쉽게 변하는 성질을 지니고 있으므로, 위치 추정 시 매우 중요한 요소이며 따라서 전력 손실 지수의 추정이 필요하다고 볼 수 있다.

3. 압축 센싱에 기반한 위치 추정 문제의 수직화

압축 센싱 이론을 활용하기 위해 주어진 문제를 수직화 한다. 압축 센싱 이론에 따라 압축된 측정값은 다음 수식처럼 주어진다.

$$y_{M \times 1} = \Phi_{M \times N} \cdot \Psi_{N \times N} \cdot X_{N \times 1} + \varepsilon \quad (3)$$

수식 (3)에서, $X_{N \times 1}$ 은 불특정 노드의 위치를 나타내는 행렬이며, i 번째 행렬 요소 값은 i 번째 그리드 점에 불특정 노드가 위치 할 경우 1, 없을 경우에는 0의 값을 갖는다. 행렬 $\Phi_{M \times N}$ 은 랜덤 측정 행렬(Random Measurement Matrix)로서 고정 노드의 위치를 나타내는 행렬이며, 측정 행렬의 i 번째 원소 값은 i 번째 그리드 점에 고정 노드가 위치하면 1, 없을 경우 0 이다. ε 은 측정 잡음(Measurement Noise), 그리고 $\Psi_{N \times N}$ 은 선형 변환 행렬(Linear Transformation Matrix)로서, 각 그리드 점 사이의 거리에 따른 수신 신호 세기를 갖는 기저 벡터(Basis Vector) 가 된다.

수식 (3)을 정리하면 수식(4)을 얻을 수 있다.

$$y_{M \times 1} = \Phi_{M \times N} \cdot \Psi_{N \times N} \cdot X_{N \times 1} + \varepsilon \quad (4) \\ = A_{M \times N} \cdot X_{N \times 1} + \varepsilon$$

여기서 행렬 $A_{M \times N}$ 은 감지 행렬(Sensing Matrix)로서 N 개의 그리드에 분포한 K 개의 불특정 노드들을 M 개의 고정 노드에서 감지한다. 따라서 측정값 $y_{M \times 1}$ 는 N 개의 그리드에서 M 개 만큼의 압축된 값을 가지는 잡음을 포함하는 압축된 측정값(Noisy Compressed Measurement)이 된다.

III. 제안하는 위치추정 알고리즘

본 논문에서는 위치 추정의 정확도 향상과 계산량의 최소화를 위해 전력 손실 지수 추정을 통한 베이저안 압

축 센싱(BCS)을 사용하는 수신 신호 세기 기반 위치 추정 기법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 먼저 훈련 단계를 거쳐 각 그리드 지점의 전력 손실 지수를 추정한다. 감지 단계 이전에 위치가 알려진 고정 노드를 통해 각 그리드 지점의 전력 손실 지수를 구하고, 이 전력 손실 지수를 이용하여 나머지 부분의 그리드 지점에 대한 전력 손실 지수를 추정하여 신호 복원에 필요한 기저 벡터 Ψ 의 정확한 정보를 습득한다. 이후, 감지 단계에서는 압축 센싱을 실시하며 고정 노드는 불특정 노드로부터 동시에 수신 신호 세기를 취득함으로써 고정 노드의 수신단에는 수신 신호 세기가 중첩되는 형태로 나타난다. 이 압축된 정보는 기지국으로 전송이 되고, 기지국에서는 전송 받은 압축된 수신 신호 세기 값을 나타내는 측정 행렬 y 에 대하여 데이터 전처리 과정(Data Pre-processing)을 실시하여 비-결합조건(Incoherence)^[3]을 만족시킨다. 이 과정을 통하여 조건을 만족하는 직교화 된 측정값 y' 와 감지 행렬 G 를 이용해 BCS에 기반한 신호 복원 과정을 통해 불특정 노드의 위치 정보를 담은 신호 X 를 추정한다. 그림 2는 본 논문에서 제안하는 방법의 전반적인 과정을 보여준다.

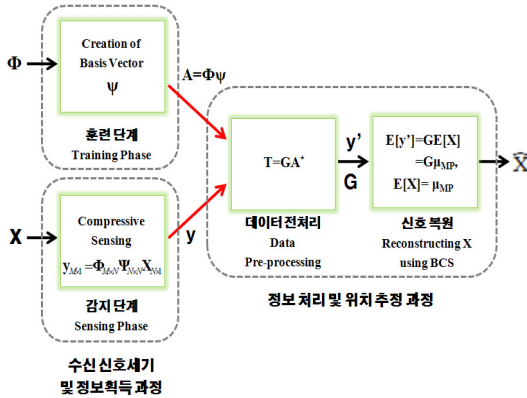


그림 5. 제안하는 기법의 전반적인 절차.
Fig. 2. Overall procedure of the proposed scheme.

1. 베이지안 모델화 과정

베이지안 압축 센싱(BCS)방법의 핵심은 X 가 K -성진 신호, 즉 대부분의 값이 0이며 아닌 경우 1이라는 사전 정보를 이용하는 것이다. 본 논문에서는 X 는 다음과 같은 가우시안 사전 확률 분포^[8]를 사용한다.

$$p(X|\alpha) = \prod_{i=1}^N N(X_i|0, \alpha^{-1}) \quad (5)$$

$$= (2\pi)^{-2/N} \prod_{i=1}^N \alpha_n^{1/2} \exp\left(-\frac{\alpha_n x_n^2}{2}\right)$$

여기서 α 는 N 개의 독립적인 *hyperparameter*이며 분산의 역수이다. 즉 가우시안 사전 확률 분포의 정확도를 나타낸다.

수식 (3)에서 ε 는 평균을 0이고 분산이 σ^2 을 갖는 가우시안 분포로 근사할 수 있고, ε 의 확률밀도함수는 다음과처럼 주어진다.

$$p(\varepsilon) = \prod_{i=1}^M N(\varepsilon_i|0, \sigma^2) \quad (6)$$

또한 잡음을 포함하는 압축된 측정값 y 는 조건부 확률 $p(y|X, \sigma^2)$ 을 갖는 랜덤 변수이다. 따라서 측정값의 조건부 확률분포 가우시안 우도 모델(Gaussian Likelihood Model)^[8]이 되어 다음과처럼 주어진다.

$$p(y|X, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-M/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|y - AX\|^2\right) \quad (7)$$

여기서 *Hyperparameter*인 α 를 알고 있다고 가정한다면, 이제 X 와 σ^2 를 구해야 한다. 또한 α 와 측정값 y 가 주어지면, 베이즈의 법칙(Bayes' rule)에 따라 사후확률분포 X 의 조건부확률은 다음과처럼 주어진다^[8].

$$p(X|y, \alpha, \sigma^2) = \frac{p(y|X, \sigma^2)p(X|\alpha)}{p(y|\alpha, \sigma^2)}$$

$$= (2\pi)^{-N/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu)\right\} \quad (8)$$

따라서 수식(8)은 평균이 μ 이고 공분산(Covariance) Σ 를 갖는 가우시안 분포 $N(\mu, \Sigma)$ 을 가진다. 그리고 평균과 분산 μ 와 Σ 는 각각 다음과 같이 주어진다.

$$\mu = \sigma^{-2} \Sigma A^T y \quad (9)$$

$$\Sigma = (B + \sigma^{-2} A^T A)^{-1} \quad (10)$$

이때 수식(10)의 B 는 벡터 α 의 대각행렬, 즉

$B = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$ 이다. 따라서 측정값 y 의 사후확률밀도는 기댓값(혹은 평균) $E[y] = A\mu$ 와 공분산 $\text{Cov}[y] = A\Sigma A^T$ 를 가지는 다변량 (Multivariate) 가우시안 확률 분포가 된다^[4].

2. 훈련 단계를 통한 전력 손실 지수 추정

훈련 단계에서 기지국은 고정 노드의 위치와 전력 손실 지수 추정을 통하여 기저 벡터 Ψ 를 생성한다. 훈련 단계에서 전력 손실 지수 추정은 다음과 같은 과정을 거쳐서 이루어진다.

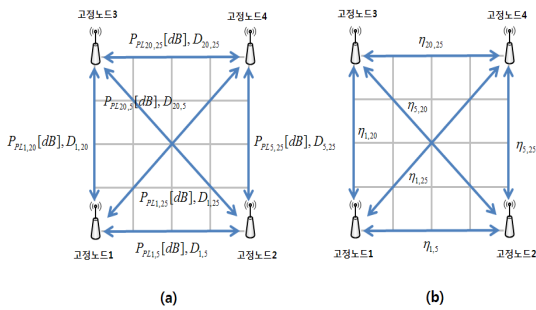


그림 3. 고정 노드간 비콘 메시지를 이용한 고정 노드 사이의 전력 손실 지수 계산 과정.
Fig. 3. Path-loss exponent calculation using beacon message between anchor nodes.

단계 1) 각 고정 노드는, 그림 3.(a)처럼 한 홉(Hop) 사이에 있는 다른 고정 노드로 자신의 ID 와 위치 정보가 포함된 비콘 메시지(Beacon Message)를 전송한다.

단계 2) 비콘 메시지를 수신한 고정 노드는 자신의 위치 정보와 수신 받은 위치 정보, 그리고 수신신호세기 $P_{PL}[dB]$ 를 사용하여 수식 (2)에 기반한 다음 수식(11)을 이용해 각 고정 노드 사이의 전력 손실 지수를 계산한다.

$$\Psi_{i,j} = P_{PL_{i,j}}[dB] = \eta_{i,j} 10\log(D_{i,j}) \quad (11)$$

여기서 $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N$ 으로 N 개로 나뉘어 진 각 그리드 지점을 나타내며, $D_{i,j}$ 는 그리드 지점 i 와 j 사이의 거리이며, $\eta_{i,j}$ 는 i 와 j 사이의 전력 손실 지수를 나타낸다.

단계 3) 각 노드에서는 계산된 전력손실지수 $\eta_{i,j}$ 와 거리 정보 $D_{i,j}$ 를 훈련 메시지에 담아 기지국으로 전송

한다.

단계 4) 기지국은 이전 단계에서 각 노드들로부터 전송받은 훈련 메시지에 담긴 전력 손실 지수와 거리 정보를 통해, 나머지 그리드 지점의 전력 손실 지수를 제안한 방법^[2]을 사용해 추정한다.

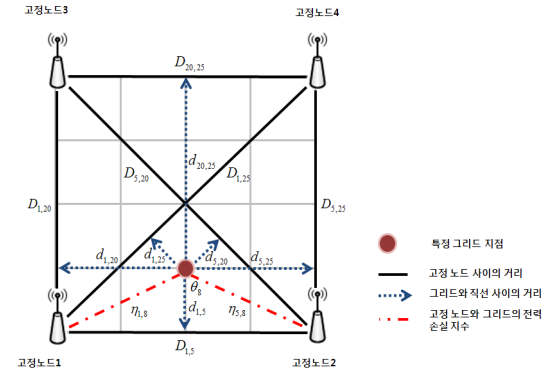


그림 4. 고정 노드간 전력 손실 지수를 이용한 특정 그리드 지점의 전력 손실 지수 추정.
Fig. 4. Path-loss exponent estimation of specific grid point by using estimated path-loss exponents between anchor nodes.

한 예로 그림 4는 한 특정 그리드 지점 θ_8 에 대한 전력 손실 지수 추정 과정을 보여준다. 우선 특정 그리드 지점과 가장 가까운 직선거리를 수식 (12)를 이용하여 찾는다.

$$\hat{d}_{i,j} = \arg \min \| \hat{\theta}_k - D_{i,j} \| \quad (12)$$

이 때 $k = 1, \dots, N$ 이며, 특정 그리드 지점의 색인 (index) 이다.

단계 5) 단계4)를 통해 구한 최소 거리와 거리 정보 및 획득한 전력 손실 지수를 이용해 특정 그리드 지점 θ_8 과 고정 노드 1 사이의 전력 손실 지수를 다음 수식을 사용하여 추정할 수 있다.

$$\hat{\eta}_{1,8} = \frac{d_{1,5}^* (10\log D_{1,25})^* (\Psi_{1,25}) + d_{1,25}^* (10\log D_{1,5})^* (\Psi_{1,5})}{d_{1,5}^* (10\log D_{1,25})^2 + d_{1,25}^* (10\log D_{1,5})^2} \quad (13)$$

여기서 $\Psi_{1,5}$ 는 이전 과정에서 얻은 고정 노드 1 이 고

정 노드 2로부터 수신한 신호 세기, $\Psi_{1,25}$ 는 고정 노드 1이 고정 노드 4 으로부터 수신한 신호 세기이다.

위의 과정을 통해 고정 노드를 이용하여 나머지 그리드 지점에 대한 전력 손실 지수를 추정할 수 있으며 추정된 전력 손실 지수를 바탕으로 각 그리드의 지점에 대해 수식(11)을 이용하여 기저 벡터 Ψ 를 정확히 생성할 수 있다.

3. 감지 단계를 통한 압축된 신호세기 획득

훈련 단계를 통해 복원에 필요한 측정 행렬 Φ 과 기저 벡터 Ψ 의 정보를 획득한 후에 압축 센싱 이론에 따라 위치검출을 실행한다. 각 고정 노드에서는 다수의 불특정 노드에 대한 신호 세기 값이 중첩되어 나타나며, m 번째 고정 노드에서 획득한 압축된 신호 세기 값 y_m 은 위치 추정을 위해 기저벡터로 전송된다. 여기서 $m = 1, \dots, M$ 이다.

4. 데이터 전처리 과정

압축 센싱 이론에 따르면 감지 행렬 A 는 Restricted Isometry Property(RIP)조건^[3] 혹은 비-결합 조건을 만족하여야 한다. 그러나 감지 행렬 A 는 결합 조건 하에 있으므로, 이를 보상하는 작업이 필요하다^[9]. 데이터 전처리 과정에서, 감지 행렬 A 가 비-결합 조건을 만족하도록 정규화해야 한다. 수식 (3)에서 측정값 y 는 비-결합 조건을 만족하지 않는 상태에서 얻어진 값 이므로 신호 복원 이전에 측정값 y 에 데이터 전처리 과정을 실시한다. 우선 데이터 전처리 연산자 행렬 T 를 다음과 같이 정의한다.

$$T = GA^\dagger \quad (14)$$

여기서 행렬 G 는 $G = \text{orth}(A^T)^T$ 로 주어지며, A^\dagger 는 감지 행렬 A 의 의사 역행렬(Pseudo Inverse Matrix) 이다.

데이터 전처리 과정은 데이터 전처리 연산자 T 를 측정값 y 에 곱함으로써 이루어진다. 즉, $y' = Ty$ 이다. 여기서 y' 는 데이터 전처리 과정을 거친 측정값으로, 신호 복원을 위한 비-결합 조건을 충족하며 다음과 같이 확인할 수 있다.

$$y' = Ty = GA^\dagger AX + GA^\dagger \varepsilon = GX + \varepsilon' \quad (15)$$

여기서 행렬 G 는 직교 기저 행렬이므로 y' 는 비-결합 조건을 만족한다. 따라서 데이터 전처리 과정을 거친 직교화 된 y' 와 G 가 주어지면, 신호 X 는 압축 센싱의 이론에 따라 높은 확률로 복원이 가능하다.

5. 신호 복원 과정을 통한 불특정 노드의 위치 추정

베이저안 압축 센싱(BCS)에 기반한 신호 복원 기법으로 불특정 노드의 위치를 담은 신호 X 를 복원한다. BCS에 기반해 평균 μ 의 추정은 수식 (9)에 의해 얻어질 수 있다. 여기서 α 와 σ^2 는 최대우도 추정치 $\alpha = \alpha_{MP}$, $\sigma^2 = \sigma_{MP}^2$ 를 가질 때 사후 밀도 함수의 기댓값은 평균 μ 의 최대우도 값인 $X = \mu_{MP}$ 로 주어진다. 일반적으로 α 와 σ^2 를 추정하기 위하여 Type-II 최대 우도법(Maximum likelihood, ML)이 사용된다^[10]. 최대 우도 추정 값인 μ_{MP} 를 얻기 위하여 닫힌 closed form으로 추정하기 어려우므로 다음과 같은 반복적인 형태의 알고리즘을 사용한다.

단계 1) α 와 σ^2 의 초기값, α_0 와 σ_0^2 를 설정한다. 본 논문에서는 분산의 초기값을 $\sigma_0^2 = 1$ 로 설정하며, 가우시안 사전 확률 모델의 정확도를 나타내는 α_0 를 $\alpha_0 = 0$ 으로 설정한다. 따라서 *hyperparameter* 는 *Uniform Hyperprior* 를 갖는다^[4].

단계 2) 평균값과 공분산값 μ 와 Σ 을 계산한다. y' 와 G 가 주어진다면, μ 는 수식(9)과 Σ 는 수식(10)로 계산할 수 있다.

단계 3) α_i 와 σ_i^2 값을 갱신 한다. 여기서 α 와 σ^2 의 점 추정 값은 closed form으로 얻기 어렵다. 따라서 기대값 최대화(Expectation Maximization, EM) 알고리즘을 통하여 α_i 와 σ_i^2 의 최대 우도 추정 값을 구한다. 이 때 α_i 와 σ_i^2 는 각각 다음처럼 주어진다.

$$\alpha_{i, update} = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \quad (16)$$

$$\sigma_{i, update}^2 = \frac{\|y' - G\mu\|_2^2}{M - \Sigma_i \gamma_i} \quad (17)$$

수식 (16)의 μ_i 는 i 번째 사후 추정 값의 평균이며, γ_i 는 $\gamma_i = 1 - \alpha_i \Sigma_{ii}$ 로 주어지는 변량이다. 이 때 Σ_{ii} 는 수식 (10)에서 주어지는 i 번째 대각 성분의 값이다. 수식 (17)의 M 은 앞서 정의된 압축률(고정노드의 수)이다. 단계 2)와 단계 3)을 수렴 값을 얻을 때까지 반복한다. 특정한 값에 수렴하면 알고리즘은 중지되며, $\alpha = \alpha_{MP}$ 와 $\sigma^2 = \sigma_{MP}^2$ 을 얻게 된다. 이를 통해 최대 우도 추정 값인 μ_{MP} 를 구할 수 있고 이 값이 복원하고자 하는 값 $\hat{X} = \mu_{MP}$ 으로 불특정노드의 위치를 나타낸다.

IV. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 환경 및 시나리오는 다음과 같다. $2500m^2$ 의 2차원 공간을 2500개의 그리드로 나뉜다. 즉 $N = 2500$ 이며, 한 그리드의 크기는 $1m^2$ 이다. 전력 손실 지수 추정을 위해 전체 네트워크 모서리 지점에는 기본적으로 4개의 고정노드(anchor node)가 배치되어 있고, 그 안에 M 개의 고정 노드와 K 개의 불특정 노드가 각 그리드 중앙에 임의로 분포하게 된다. 전송전력은 $500mW$ 로 가정한다. 또한 성능을 비교 분석하기 위하여 또 다른 압축 센싱 복원 기법인 *Basis Pursuit* (BP)^[5]과 *Dantzig Selector*(DS)^[6]을 고려한다. BP와 DS는 일반적으로 사용되는 최적화 기법 중 선형 계획법에 속한다.

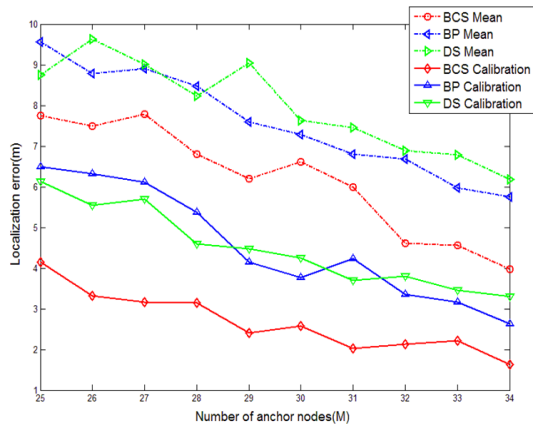


그림 5. 고정 노드 수에 따른 위치 오차.
Fig. 5. Localization error according to the number of anchor nodes.

그림 5는 채널 잡음의 분산이 1[dB]로 주어졌을 경우, 고정 노드의 수에 따른 15개의 불특정 노드에 대한 평균 측정 위치 오차를 보여준다. 그림 5는 BCS를 사용하여 불특정 노드의 위치를 추정하는 방법이 선형 계획법(BP, DS)을 이용하는 추정기법보다 더 정밀한 위치 추정 결과를 제공함을 보여준다. 또한 전력 손실 지수를 추정함으로써 압축센싱기반의 위치 추정 정확도를 크게 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

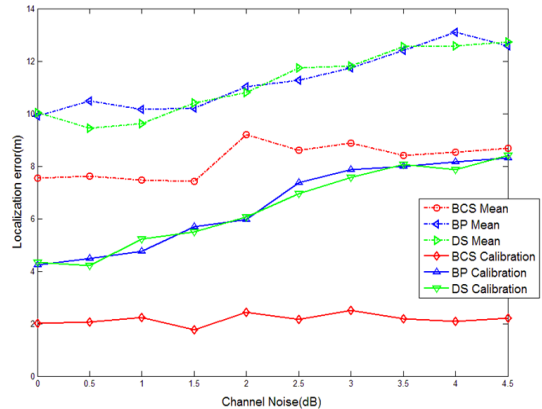


그림 6. 채널 잡음의 분산 변화에 따른 위치 오차.
Fig. 6. Localization error according to the variance of channel noise.

그림 6은 고정 노드의 수가 30 그리고 불특정 노드의 수가 15일 때, 채널 잡음의 분산 변화에 따른 평균 측정 위치 오차를 보여준다. 그림 6을 통하여 전력 손실 지수 추정과 BCS기법을 사용하는 제안하는 방법이 채널 환경의 변화에 가장 강한 성능을 가짐을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 위치 추정의 정확도를 향상시키고 위치 추정에 따른 에너지 소모량을 감소시키기 위하여, 전력 손실지수 추정 기법을 사용하는 베이지안 압축 센싱 기반 위치 추정 방법을 제안하였다. 시뮬레이션을 통해 본 논문에서 제시하는 방법은 적은 측정량으로 정확한 위치 추정을 수행할 수 있음을 확인하였다. 또한, 제안된 방법은 채널 환경 변화에 더 강인함을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] 표철식, 정운철, 김말희, 오세원, 박주상, "RFID/USN 융합 기술의 발전전망 및 국제 표준화 동향", 정보와 통신, Vol.28 No.9, pp. 10-20, 2011.
- [2] 강형서, 구인수, "무선 센서 네트워크에서 수신신호 세기와 전력손실지수 추정을 활용하는 비콘 노드 기반의 위치 추정 기법", 한국인터넷방송통신학회 논문지, 제11권 1호, 2011.
- [3] D. L. Donoho, "Compressive Sensing", IEEE Trans. Info. Theory, vol.52, pp. 1289-1306, 2006.
- [4] S.Ji, Y.Xue and L.Carin "Bayesian Compressive Sensing", IEEE Trans, Signal Processing, vol.56, no.6, 2008.
- [5] S. S. Chen, D. L. Donoho, and M. A. Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," SIAM Journal on Scientific Computing, vol.20, pp. 33-61, 1998.
- [6] E. Candes and T. Tao, "The dantzig selector: statistical estimation when p is much larger than n" Technical report, UCLA, 2005.
- [7] Rappaport, T. *Wireless Communication: Principles and Practice, 2nd Ed.* Prentice-Hall 2002.
- [8] Jia Meng, Husheng Li and Zhu Han, "Sparse Event Detection in Wireless Sensor Networks using Compressive Sensing", Information Sciences and Systems, 2009. 43rd Annual Conference, pp. 181-185, 2009.
- [9] Chen Feng, Valaee S., and Zhenhui Tan, "Multiple Target Localization Using Compressive Sensing", Global Telecommunications Conference, pp.1 - 6, 2009.
- [10] M.E. Tipping, "Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine", J. Mach. Learn. Res., vol. 1, pp. 211-244, 2001.
- [11] 이흥노, 박상준, 박순철 "압축센싱 소개", 전자공학회지, Vol.38. No.1, p19-30, 2011.
- [12] Yasamin Mostofi, Pradeep Sen, "Compressive Cooperative Sensing and Mapping in Mobile Networks." ,Proceedings of American Control Conference (ACC), Page(s):3397 - 3404, June 2009.

※ This work was supported by KRF funded by the MEST Mid-Carrier Researcher Program 2011-0017922

저자 소개

안 태 준 (준회원)



- 2010년 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 졸업 (학사)
- 2012년 울산대학 전기전자정보시스템공학부 졸업 (석사)

<주관심분야 : 무선센서네트워크, 압축 센싱>

구 인 수 (정회원)



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

<주관심분야 : 차세대 통신 시스템, 무선 센서네트워크>