

자기벡터기반 최대우도추정법을 이용한 실내위치측위 연구

이승현¹ · 김종찬² · 서동환[†]

(Received August 21, 2017 ; Revised September 7, 2017 ; Accepted September 13, 2017)

A study on indoor positioning using maximum likelihood estimation method based on magnetic vector

Seung-Hyun Lee¹ · Jong-Chan Kim² · Dong-Hoan Seo[†]

요약: 최근 위치 및 시간에 따라 신호의 변화가 거의 없는 지자기의 고유 특성을 이용한 실내 위치인식 기술이 많이 연구되고 있다. 지자기기반 실내위치인식은 x , y , z 축으로 출력되는 지자기의 세기를 데이터베이스(DB)에 저장하고 이를 실시간 비교하는 Fingerprint 기술이 필수적으로 적용된다. 하지만 측정 센서의 방위에 따라 수신되는 지자기의 크기는 일정하지 않기 때문에 방위 변화에 따라 위치오차가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 Fingerprint를 적용하여 지자기센서의 방위각 변화에 의해 발생하는 측위오차를 감소시키기 위해 전 방위각에 대해 타원의 형태로 출력되는 자기벡터와 그 중점을 이용하여 DB를 제작하고 이를 최대우도추정법을 통해 사용자의 위치를 추정하는 실내위치인식 알고리즘을 제안한다. 제안한 시스템은 타원으로 나타나는 각 위치 별 자기벡터와 그 중점으로부터 4개의 요소를 추출하여 DB를 제작함으로써 실시간 회전을 통해 획득된 이 요소들의 매칭을 통해 방위각 변화에도 위치인식이 가능하다. 제안한 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 4 m x 12 m의 실내공간에서 기존 지자기세기의 크기기반 Fingerprint 실내위치인식 대비 위치측위 정확도 43.169%를 개선하고 평균 오차거리를 1.296 m 감소시켰으므로써 방위각 변화에도 위치인식이 가능하였다.

주제어: 실내위치인식, 지자기, 자기벡터, Fingerprint, 최대우도추정법

Abstract: Recently, indoor positioning technology using the characteristic of geomagnetism, where the signal change is nearly independent of location and time, has been studied. Geomagnetism-based indoor positioning is essentially applied to the fingerprint technology, where the magnitudes of the geomagnetic field intensity in the x , y , and z axes are stored in the database(DB) and compared in real time. However, since the magnitude of received geomagnetic field intensity is not constant depending on the orientation of the measurement sensor, a position error occurs, depending on the change in the azimuth angle. We propose an indoor positioning algorithm applicable to fingerprint technology. In order to reduce the positioning error caused by the change in azimuth angle of the geomagnetic sensor, a DB was constructed in the form of an ellipse using the magnetic vector and centerpoint output with respect to all azimuth angles. The user's location was estimated using the maximum likelihood estimation method. The proposed system extracted four elements from the magnetic vector and the centerpoint of each position. It was possible to estimate the position from the change in azimuth angle by matching the elements obtained from the historical rotation. We verified the validity of the proposed algorithm in a 4 m x 12 m indoor space. Our algorithm was observed to improve the positioning accuracy and reduce the mean error distance by 43.169% and 1.296 m, respectively, compared to the fingerprint-based technology.

Keywords: Indoor positioning, Geomagnetism, Magnetic vector, Fingerprint, Maximum likelihood estimation method

1. 서론

스마트폰과 스마트워치 등을 비롯한 웨어러블 기기시장의 급격한 성장과 위치기반 서비스의 다양화 등으로 인해 스마트 기기를 이용한 실내 위치인식 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

GPS를 활용하는 실외 위치측위 기술은 전파의 낮은 투

과율로 인해 실내 환경에서의 수신이 어렵다. 따라서 블루투스, 초음파(Ultrasonic), UWB(Ultra-Wide-Band), Wi-Fi, 지자기 등을 이용한 지역적인 실내 위치인식 기술들이 제시되었으며 Wi-Fi, 지자기 기반의 위치인식 시스템들이 실생활에 점차 적용되고 있다[1]-[6].

Wi-Fi, UWB, 블루투스 등은 실내 공간에서 별도의 송수

[†] Corresponding Author (ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3610-0356>): Division of Electronics and Electrical Information Engineering, Korea Maritime and Ocean University, 727, Taejong-ro, Yeongdo-gu, Busan 49112, Korea, E-mail: dhseo@kmou.ac.kr, Tel: 051-410-4412

¹ Department of Electrical and Electronics Engineering, Korea Maritime and Ocean University, E-mail: nice777@kmou.ac.kr, Tel: 051-410-4822

² Department of Electronics, Kyungbuk College, E-mail: kjc@kbc.ac.kr, Tel: 054-630-5067

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

신 장치를 설치하여 위치인식이 가능하도록 인프라를 구축해야하지만 지자기 기반의 실내위치인식 기술은 별도의 설치 장비 없이 스마트 기기의 지자기 센서만을 활용하여 위치인식을 구현할 수 있다. 따라서 실내외 및 통신 커버리지에 관계없이 위치인식이 가능하며 현재 가장 상용화된 서비스 기술인 Wi-Fi에 비해 정확도도 높아 활용 가능성이 크다[7]-[9].

최근 지자기기반 실내위치인식연구는 지자기세기의 크기를 이용한 여러 방법이 제안되었으며 각 방식 별 설명은 다음과 같다.

Wu *et. al.* [10]은 실내 환경에서 물체의 위치와 자세를 추정하기 위해 부호화된 자기장과 관성 측정 장치(IMU)기반 위치인식 시스템을 제안하였다. 비콘 제작을 통해 인위적인 자기장 환경을 구축하여 확장 칼만필터(EKF) 기반의 지자기 기반 위치인식 알고리즘을 구현하였다. 이 방식은 Wi-Fi AP와 같은 노드 역할을 하는 코일형 비콘을 설치해야하며 동일한 방위각을 기준으로 측정하여 방위변화에 따라 수집되는 값이 달라질 수 있다.

Hur *et. al.* [11]은 Fingerprint 기반의 지자기 위치인식 기술로 건물 구조, 구성재료 등에 따라 지구자기장세기 수집 장치로부터 각 축의 지자기 값을 획득하여 위치인식을 구현하였으며 Wi-Fi를 이용한 측위 시스템과 정확도 비교를 통해 위치측위 가능성을 연구하였다. 그러나 유사한 지자기 패턴 분포로 인해 정확한 위치 추정에 많은 오차가 발생한다.

Song *et. al.* [12]은 다양한 자재에 따른 건축 구조로 이루어진 건물 내에서 x, y, z축으로부터 획득한 지자기의 값을 이용하여 건축 자재 별 교란 특성의 정도를 확인하고 보간법을 이용하여 DB를 최소화하는 알고리즘을 제안하였다. 그러나 DB구성 시 동일한 방위각인 지자기 값을 획득하여 위치인식 시 방위각 변화에 따라 위치 오차가 발생한다.

이와 같이 기존 지자기기반 위치인식 시스템은 유사한 패턴을 가진 지자기분포와 동일한 지점에서 방위에 따라 변화하는 자기 왜곡 등에 대한 분석이 부족하다.

따라서 본 논문에서는 동일한 위치에서 지자기센서의 방위각 변화에 의해 발생하는 측위 오차를 보상하기 위해 자기벡터와 그 중점을 이용한 Fingerprint와 최대우도추정법 기반의 지자기를 이용한 위치인식 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 Fingerprint를 적용하여 전방향 방위각에 대한 지자기 x, y, z값을 얻고 자기벡터와 그 중점을 4개의 요소로 추출하여 DB를 구성하고 위치인식 시 센서의 실시간 회전을 통하여 전방향 방위각에 대한 지자기 x, y, z값을 획득하여 자기벡터와 그 중점을 찾아 사전에 구축한 DB와 최대우도추정법을 통해 최적의 위치를 추정하는 시스템이다. 제안한 알고리즘은 4 m x 12 m의 실내공간에서 기존의 지자기세기의 크기기반 Fingerprint 실내위치인식 대비 위치측위 정확도 43.169%를 개선하고 평균 오차거리를 1.296m 감소시킴으로써 방위각 변화에도 위치인식이 가능하였다.

2. 관련 이론

2.1 지자기기반 자기벡터특성

지구의 남극에 N극이 위치하고 북극에 S극이 위치하여 지구 전체를 감싸는 자기장을 지자기장이라 한다. 지구의 자력선 방향은 남극의 N극에서 북극의 S극으로 흐르며 남극의 N에서 상향, 북극의 S극에서 하향, 적도를 중심으로 수평으로 위도에 따라 다르게 분포 한다[11].

지자기장의 크기는 매우 작기 때문에 지자기 센서 주변의 물체 및 환경의 영향에 의해 왜곡 발생이 쉬우며 방위각의 오차를 유발시킨다. Figure 1은 수평 좌표계 상에서 평면 자기벡터와 방위각의 상호 관계를 나타낸 것이다. 방위각은 3축 지자기를 측정하여 이를 현재 자세에 대한 수평 좌표계로 변환한 후 획득한 평면 자기벡터를 이용하여 계산하며 식 (1)과 같다.

$$X_H = mx \cos \theta + my \sin \phi \sin \theta - mz \cos \phi \sin \theta \quad (1)$$

$$Y_H = my \cos \phi + mz \sin \phi$$

$$\Psi = \tan^{-1} \left(\frac{Y_H}{X_H} \right)$$

여기서, X_H 와 Y_H 는 각각 평면 자기벡터성분이고 mx , my , mz 는 각 축의 지구자기장이다. ϕ 와 θ 는 각각 Roll, Pitch의 자세 각이고, Ψ 는 기준좌표계에 대한 방위각이다. 지자기 센서를 이용하여 실내에서 지구자기장을 측정할 경우 센서에 영향을 줄 수 있는 자성 물체 및 건축구조와 동작 환경에 따라 측정값의 왜곡이 발생할 수 있다[13]-[15].

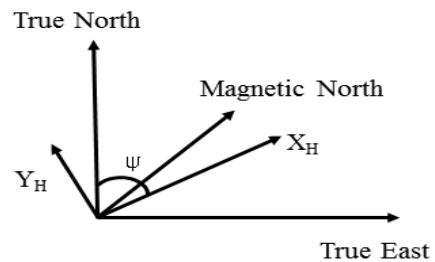


Figure 1: Correlation between plane Magnetic vector and Azimuth angle

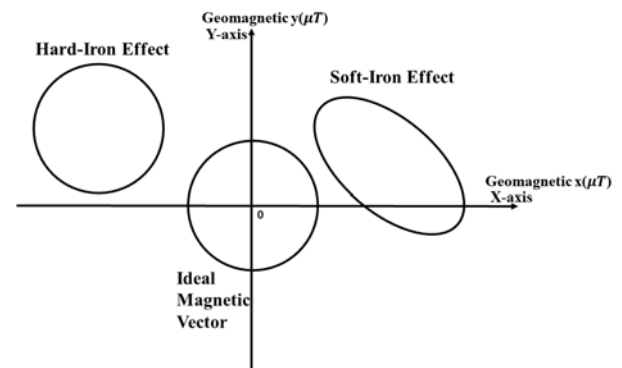


Figure 2: Magnetic vector

지자기 센서를 yaw축을 중심으로 0°~360°로 회전시킨 지자기 x 값과 지자기 y 값을 그래프 상에 출력시키면 **Figure 2**와 같은 수평 자기벡터특성이 나타난다. **Figure 2**의 x 축은 지자기 x 값이며 y 축은 지자기 y 값을 의미하며 Ideal Magnetic Vector는 주변에 자기 왜곡이 없는 이상적인 자기벡터특성이다. Hard-Iron Effect는 센서 주변의 자성 물체 및 건물 구조를 이루는 철골 등에 의하여 왜곡이 생긴 특성으로 이상적인 자기벡터와 같이 원의 형태를 이루고 있으나 좌표 상 중점이 이동된다. Soft-Iron Effect는 지자기 센서 내부에 철과 니켈 등의 재료들이 전기적인 신호를 받아 자기장을 형성함으로써 왜곡이 발생하는 특성으로 타원의 형태로 출력되는 특성이다. 이러한 위치 별 왜곡 특성 분석을 기반으로 위치 구분이 가능하다.

2.2 최대우도추정법

최대우도추정법은 어떤 확률변수에서 표집한 값들을 토대로 그 확률변수의 모수를 구하는 방법으로 어떤 모수가 주어졌을 때 원하는 값들이 나올 가능성을 최대로 만드는 모수를 선택하는 방법이다. 확률벡터 \bar{X}_d 가 모수벡터가 $\bar{\mu}$ 와 Σ 인 다변수 정규분포(Multivariate Normal distribution, MVN)를 따른다고 할 때 \bar{X}_d 는 X 의 $d \times 1$ 벡터, $\bar{\mu}$ 는 $d \times 1$ 벡터, Σ 는 $d \times d$ 행렬이 된다.

$$\bar{X}_d = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_d \end{pmatrix} \sim MVN(\bar{\mu}, \Sigma) \quad (2)$$

이러한 다변수 정규분포의 확률밀도함수(Probability Density Function)는 식 (3)과 같다.

$$f(\bar{x}_i, \bar{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\bar{x}_i - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu})\right) \quad (3)$$

\bar{x}_i 는 i 개의 표본 값을 의미하며 n 개의 샘플 사이즈를 가정할 경우 우도함수(Likelihood function)는 식 (4)와 같이 나타낸다.

$$L(x; \bar{\mu}, \Sigma) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\bar{x}_i - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu})\right) \right]^T \quad (4)$$

양변에 로그 함수를 취하여 로그우도함수(Loglikelihood function)를 도출하면 식 (5)와 같다.

$$f(\bar{x}_i, \bar{\mu}, \Sigma) = \sum_{i=1}^n \left(-\frac{d}{2} \log \pi - \frac{1}{2} \log |\Sigma| - \frac{1}{2} (\bar{x}_i - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu})\right) \quad (5)$$

$$= -\frac{d}{2} n \log \pi - \frac{n}{2} \log |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\bar{x}_i - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu})$$

최대우도추정연산은 로그우도함수를 최대로 만드는 $\bar{\mu}$ 와 Σ 의 값을 구하는 것이므로 식 (6)과 같이 모수와 관계없는 첫 번째 항을 생략해도 구하고자 하는 값은 동일하다.

$$f(\bar{x}_i, \bar{\mu}, \Sigma) \propto -\frac{n}{2} \log |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\bar{x}_i - \bar{\mu})^T \Sigma^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu}) \quad (6)$$

본 연산을 통해 위치인식을 위한 공간에서 생성한 DB와 수집되는 값과의 위치 별 최대가능도 비교가 가능하며 오차거리를 줄일 수 있다.

3. 제안한 위치인식 알고리즘

3.1 시스템 구성

제안하는 시스템은 **Figure 3**으로 실내공간에서 Wi-Fi, 블루투스 등의 WLAN환경에서 가장 많이 쓰이는 실내위치추정 방법인 Fingerprint를 기반으로 위치정보를 DB에 저장하기 위해 일정한 간격으로 설정한 참조위치(Reference point)를 기준위치로 잡는다. 그 위치에서 센서의 신호를 수집하여 DB를 구성 하는 Training phase와 구성된 DB와 비교를 통해 실시간으로 센서에 측정되는 신호 값을 이용하여 위치를 추정하는 Positioning phase로 진행한다. Training phase에서 방위가 변하더라도 위치인식을 위한 공간에서 다수의 기준위치 당 동일한 yaw축에서 지자기센서를 0°~350° 전 방향으로 회전시켜 수집되는 지자기 x , y , z 값을 획득한다. 획득된 지자기 값을 기반으로 식 (1)을 적용하여 타원의 형태로 출력되는 자기벡터성분인 X_H 와 Y_H 를 획득하고 그 중점을 DB로 저장한다.

Positioning phase에서 위치 인식을 위한 지점에서 지자기 센서의 0°~360° 전 방향 회전을 통해 수집되는 지자기 x , y , z 값에 따른 자기벡터를 획득하고 그 중점을 DB와 비교한다. 이 때 획득하는 자기벡터성분인 지자기 x , y 값, 중점좌표 x , y 를 센서 회전을 통해 위치 당 각도에 따라 수집 가능하며 최대우도추정연산을 통해 수집되는 값들을 DB와의 위치추정확률을 향상시켜 위치를 인식한다.

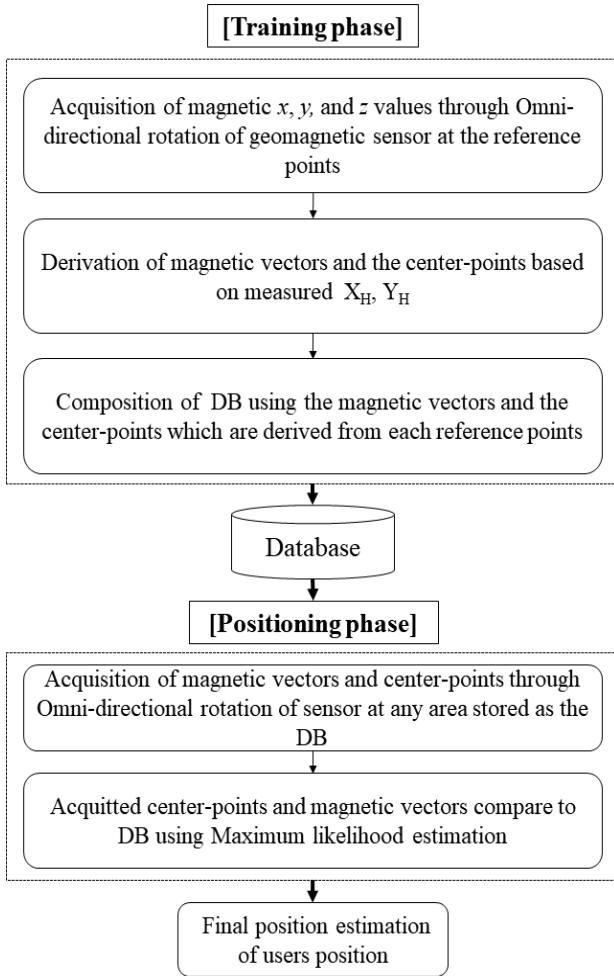


Figure 3: The positioning system architecture by proposed algorithm

3.2 자기벡터특성의 파라미터 도출

위치측위 시 임의의 위치에 방위각에 따른 자기벡터의 중심점을 얻기 위하여 0°~360° 전방향에 대하여 지자기 x, y, z 값을 수집한다. 식 (1)에 따라 연산을 하여 X_H, Y_H 를 도출하여 그래프 상에 출력시키면 Figure 4와 같이 타원의 형태로 출력되는 특성이 나타난다. 다음과 같이 타원의 형태로 출력되는 자기벡터특성은 지자기의 왜곡 현상에 의해 발생하며 식 (7)의 연산을 통해 중심점 획득이 가능하다. $\max(m_x)$ 는 X_H 의 최댓값, $\min(m_x)$ 는 X_H 의 최솟값으로 두 값의 중심을 중심점 x 좌표인 $Centerpoint_x$ 로 Y_H 의 최댓값인 $\max(m_y)$ 와 Y_H 의 최솟값 $\min(m_y)$ 의 중심을 중심점 y 좌표인 $Centerpoint_y$ 로 도출하여 타원의 중심 좌표 $Centerpoint$ 를 획득한다.

$$Centerpoint_x = \frac{\max(m_x) + \min(m_x)}{2} \quad (7)$$

$$Centerpoint_y = \frac{\max(m_y) + \min(m_y)}{2}$$

$$Centerpoint = (Centerpoint_x, Centerpoint_y)$$

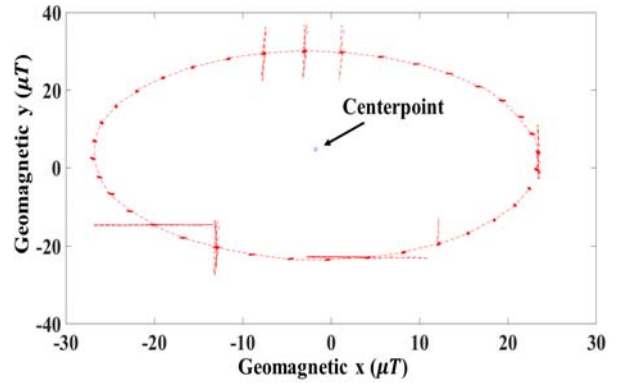


Figure 4: The centerpoint of magnetic vector

3.3 최대우도추정법을 이용한 위치정보 파악

본 시스템에서는 센서로부터 획득한 기준위치 당 자기벡터와 그 중심점에 대한 평균벡터 \overline{M} 을 저장하기 위해 다음의 식 (8)을 이용한다.

$$\overline{M}_{1:p} = \left(\sum_{i=1}^n \overline{X}_i \right) / n \quad (8)$$

여기서, \overline{X}_i 는 기준위치 당 수집되는 자기벡터 및 그 중심점과 DB를 비교하여 얻은 값이며 i 는 기준위치 개수다. n 은 해당 위치 별 자기벡터와 중심점의 수집데이터 개수이며 $\overline{M}_{1:p}$ 는 p 개 위치를 가진 평균벡터다. $\overline{M}_{1:p}$ 는 MX_H, MY_H, MCP_x, MCP_y 로 이루어진 벡터이며 MX_H 와 MY_H 는 자기벡터성분인 X_H, Y_H 이며 그 중심좌표에서 x 좌표 MCP_x , y 좌표 MCP_y 로 나타낸다.

제안하는 시스템에 따른 DB를 Figure 5에 나타내었다. $MeanX_H$ 와 $MeanY_H$ 는 n 개의 기준위치 당 자기벡터 성분인 X_H, Y_H 를 전방향 각도에 따른 값들을 평균을 낸 값이고 CP_x 와 CP_y 는 중심좌표의 값으로 n_{DB} 개 구축한 것이며 이를 식 (9)에 DB정보로 사용한다.

Database				
	$MeanX_H$	$MeanY_H$	CP_x	CP_y
1	-1.7183	3.2137	-1.75	4.775
2	-1.7497	3.1683	-1.765	4.100
3	-1.7493	3.1971	-1.775	4.425
4	-0.9954	3.728	-1.715	4.32
5	-1.6615	3.0744	-3.465	-0.135
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
n	⋮	⋮	⋮	n_{DB}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Figure 5: The proposed database

$$\overline{MX_{H_{1:p}}} = \left(\sum_{i=1}^n (\overline{X_{H(i)}} - \overline{DBX_{H(i)}}) \right) / n \quad (9)$$

$$\overline{MY_{H_{1:p}}} = \left(\sum_{i=1}^n (\overline{Y_{H(i)}} - \overline{DBY_{H(i)}}) \right) / n$$

$$\overline{MCP_{x_{1:p}}} = \left(\sum_{i=1}^n (\overline{Cp_{x(i)}} - \overline{DBCp_{x(i)}}) \right) / n$$

$$\overline{MCP_{y_{1:p}}} = \left(\sum_{i=1}^n (\overline{Cp_{y(i)}} - \overline{DBCp_{y(i)}}) \right) / n$$

여기서, $\overline{DBX_{H(i)}}$, $\overline{DBY_{H(i)}}$ 는 $Mean X_H$, $Mean Y_H$ 값이고 $\overline{DBCp_{x(i)}}$, $\overline{DBCp_{y(i)}}$ 는 CP_x , CP_y 값이다. $\overline{X_{H(i)}}$, $\overline{Y_{H(i)}}$, $\overline{Cp_{x(i)}}$, $\overline{Cp_{y(i)}}$ 는 각 위치에서 각도별 X_H , Y_H , CP_x , CP_y 의 값이다. $\overline{DBX_{H(i)}}$, $\overline{DBY_{H(i)}}$, $\overline{DBCp_{x(i)}}$, $\overline{DBCp_{y(i)}}$ 와 n 개를 1개씩 순서대로 비교한 후 이로부터 획득된 평균벡터를 식 (10)에 적용한다.

$$L_{1:p} \propto -\frac{m}{2} \log | \text{norm}(\overline{M_{1:p}}) | \dots \quad (10)$$

$$-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\overline{x_i} - \overline{\mu})^T \overline{M_{1:p}}^{-1} (\overline{x_i} - \overline{\mu})$$

여기서, 위치별 수집되는 자기벡터 및 그 중점들의 추정 값을 획득하기 위해 기준위치에서 수집되는 값 $\overline{x_i}$ 를 DB의 모수벡터 $\overline{\mu}$ 와 수집 개수 m 개씩 비교하였다. $\overline{x_i}$ 와 $\overline{\mu}$ 는 $LX_{H_{1:p}}$, $LY_{H_{1:p}}$, $LCP_{H_{1:p}}$, $LCP_{H_{1:p}}$ 의 4개의 요소에 의해 위치 확률을 찾으며 연산 시 $LX_{H_{1:p}}$, $LY_{H_{1:p}}$, $LCP_{H_{1:p}}$, $LCP_{H_{1:p}}$ 는 각각 기준위치 당 자기벡터 성분인 X_H , Y_H 와 중점좌표 CP_x , CP_y 의 위치확률로 $\overline{DBX_{H(i)}}$, $\overline{DBY_{H(i)}}$, $\overline{DBCp_{x(i)}}$, $\overline{DBCp_{y(i)}}$ 를 $\overline{\mu}$ 의 값으로 각각 대입하여 전체 위치 확률을 찾는다.

4. 알고리즘 실험 및 고찰

4.1 알고리즘 적용을 위한 실험환경

본 논문에서는 DB 구축 및 위치인식을 위해 Figure 6 (a)에 3축 가속도, 각속도, 지자기, 온도, 자세 및 방향 정보를 제공하는 mySen-C AHRSS센서를 이용하여 x , y , z 축 지자기 값을 측정하였다.

해당 센서의 자세한 스펙은 Table 1과 같으며 100Hz의 빠른 데이터 출력 속도를 가지므로 사용 환경에 따라 유연하게 적용 가능한 옵션설정을 지원한다. 본 논문에서는 초당 100개를 수집함에 따라 위치측위 시 수집 개수에 따른 오차 거리 및 정확도를 분석하였으며 최적의 수집 개수를 결정하여 결과 도출하였다.

실험 장소는 책상과 장애물로 이루어진 일반적인 실내 공간에서 위치정확도를 파악하기 위해 한국해양대학교 공

과대학 1호관 2층 전기전자실험실을 선정하였다.

실험 장비구성은 센서 회전을 위해 Figure 6 (b)와 같이 아두이노와 스테핑모터를 모듈화 하였으며 스테핑모터의 상부 중앙부분과 센서의 중심축을 고정하여 yaw축에 대하여 원하는 방위각에 따라 정확한 회전을 가능하도록 하였다.

실제 실험측정위치는 Figure 6 (c)의 4 m x 12 m 공간에서 사람의 이동 간격을 1m로 가정하여 Figure 7과 같이 기준 위치를 1m로 설정하였으며 측정거리 1m, 높이 1m의 간격으로 38개 위치 당 센서를 전방향에 대해 회전시켜 0°~350°의 36개 방위각에서 10° 단위로 500회씩 x , y , z 축 지자기 값을 수집하였다.

기준 지자기세기 기반 DB 구축 방식은 기준위치 당 한 각도에서 DB를 구축하기 때문에 전방향 방위각에 대한 지자기 값을 포함하지 않는다. 제안하는 방식은 기준위치 당 전방향 방위각의 지자기 값을 포함하여 기준 방식 대비 시간이 소요되지만 방위각이 변화하더라도 위치인식 정확도가 개선되었다.



Figure 6: The AHRSS sensor and module used for experiment and experimental condition

Table 1: mySen-C Specification

Classification		Specification
Digital Interface		Serial UART (TTL 3.3V Level)
Operating Voltage		DC 5V
Power Consumption		0.4W (nominal)
Input Range	Rate of Turn	±500 deg/s (Standard)
	Acceleration	±4 g (Standard)
Static Accuracy	Roll, Pitch	≤ 1 deg
	Heading	≤ 2 deg
Dynamic Accuracy(3)		4 deg RMS
Angular Resolution		0.1 deg
Update Rate		100 Hz

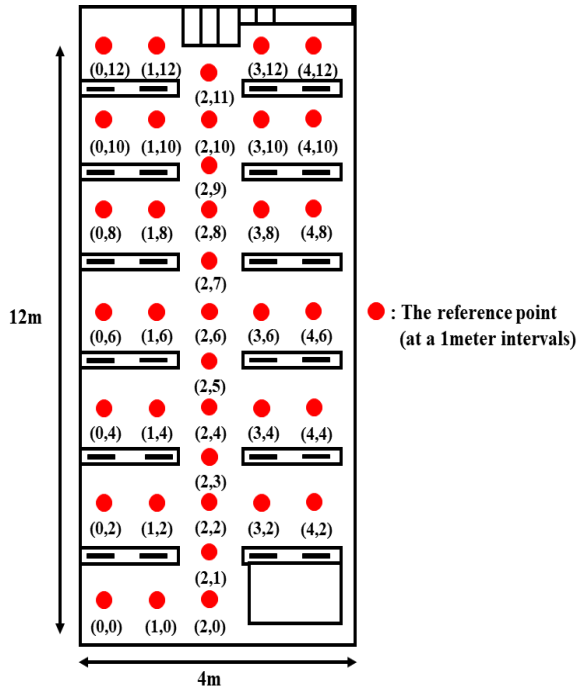


Figure 7: Collection of geomagnetic signal through the sensor

획득한 지자기 값을 식 (1)의 연산을 적용하여 자기벡터를 얻고 그 값을 기반으로 식 (7)의 연산을 적용하여 각 위치 당 자기벡터의 중점을 도출하였으며 최대우도추정연산을 위하여 식 (9)에 기준위치 개수 $p=38$, 획득개수 $n=500$ 으로 적용하여 샘플평균벡터 $\overline{refposi}_{1:38}$ 를 생성하였다. 생성된 샘플평균벡터의 따른 수집개수 m 결정과 그에 따른 분석 및 위치추정결과를 설명한다.

4.2 실험 결과

생성된 샘플평균벡터를 식 (10)에 대입하기 위해 위치 정확도와 평균거리오차를 도출할 수 있는 수집개수 m 을 결정한 실험 결과는 Table 2와 같다.

Table 2: Determination of m according to accuracy and positioning time

m	Accuracy (%)	Mean error distance (m)	Positioning time (s)	a	b	c
2	64.80	0.6260	0.1145	79.4	90.7	120.6
4	66.40	0.5755	0.1063	81.4	99.8	128.8
5	67.39	0.5552	0.1039	82.6	100	129.7
10	70.32	0.4817	0.1061	86.2	97.9	130.4
20	73.05	0.4081	0.1111	89.5	93.5	129.5
50	76.05	0.3631	0.1267	93.2	82.0	124.1
100	79.47	0.2709	0.1530	97.4	67.9	118.7
250	81.58	0.2555	0.2460	100	42.2	108.6
500	81.58	0.2105	0.4624	100	22.5	102.5

여기서, m 은 수집 개수이며 Accuracy는 정확도, Mean error distance는 평균오차거리, Positioning time은 위치인식 시 임의의 위치에서 지자기 x, y, z 값의 수집시간과 자기벡터와

그 중점을 도출하여 위치를 추정하는 연산시간이며 a 는 최대 정확도인 $m=250$ 과 $m=500$ 을 기준으로 각각의 m 을 백분율로 나타낸 것이고 b 는 최소 위치인식시간인 $m=5$ 를 기준으로 각각의 m 을 백분율로 나타낸 것이며 c 는 a 와 b 의 벡터 크기 값으로 $m=10$ 일 경우에 130.44로 최적의 m 을 결정하였다. 이에 따라 식 (10)의 수집 개수 m 을 10으로 결정하고 위치인식 시 위치 당 지자기 x, y, z 중점 x, y, z 값을 10개씩 수집하고 DB와 비교하여 각 위치별 최대우도추정연산을 하였다.

Figure 8과 Figure 9는 각각 $0^\circ \sim 350^\circ$ 전방향에 대해 각도에 따른 위치별 정확도와 평균오차거리를 나타낸 그래프로 x 축은 $0^\circ \sim 350^\circ$ 전방향 각도, y 축은 정확도를 의미한다. 기존 Fingerprint기반 지자기 위치인식 방식(Using Magnitude of the Geomagnetic Intensity based Fingerprint: MGIF)은 파란 실선과 점으로 표현하였다. 위치별 정확도와 평균오차거리를 보면 $0^\circ \sim 100^\circ$ 까지는 유사한 x, y, z 축 지자기 값의 각 벡터별 크기의 합에 의해 동일한 부분으로 인식하여 오차가 발생하고 평균오차거리가 가장 큰 $210^\circ \sim 260^\circ$ 는 위치별 정확도에서 가장 낮은 정확도를 가지며 평균정확도 27.146%, 평균오차거리 1.778 m로 방위각이 변화함에 따라 오차 범위가 다양하게 분포되어있다.

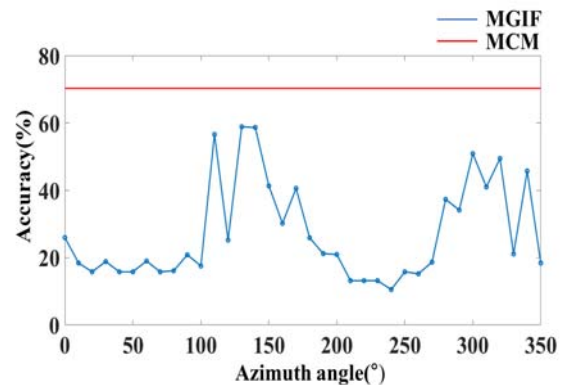


Figure 8: Position accuracy from 0° to 350° degrees in all directions

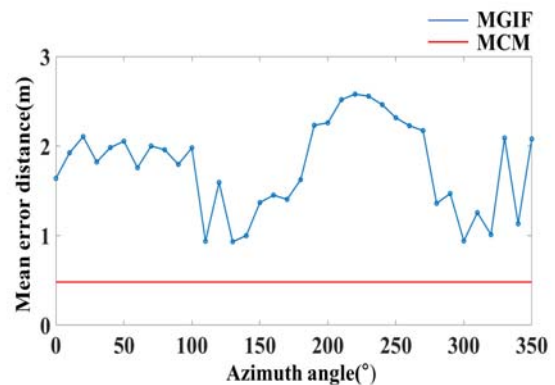


Figure 9: Position mean error distance from 0° to 350° degrees in all directions

제안하는 알고리즘(Using Magnetic vector and Centerpoint based Maximum likelihood estimation: MCM)의 결과는 빨간 실선으로 표현하였다. **Figure 8**과 **Figure 9**에서 제안하는 방법을 각도에 따라 점으로 표현하지 않은 이유는 DB와 실시간으로 수집되는 전방향 자기벡터 및 중점 값을 비교하기 때문에 각도에 의한 정확도와 오차를 구분하기 어렵다. 센서 내재적 오차가 존재함에도 불구하고 동일한 위치에서 방위각이 변화하더라도 70.315%의 정확도와 평균오차거리 0.4817 m로 위치인식의 성능을 검증하였다.

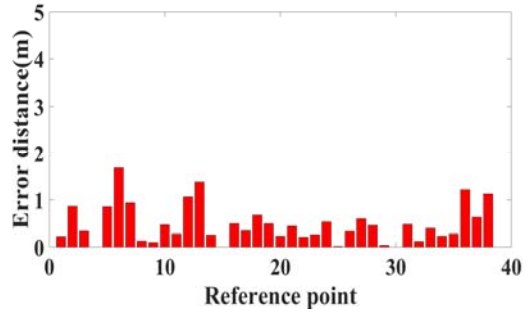
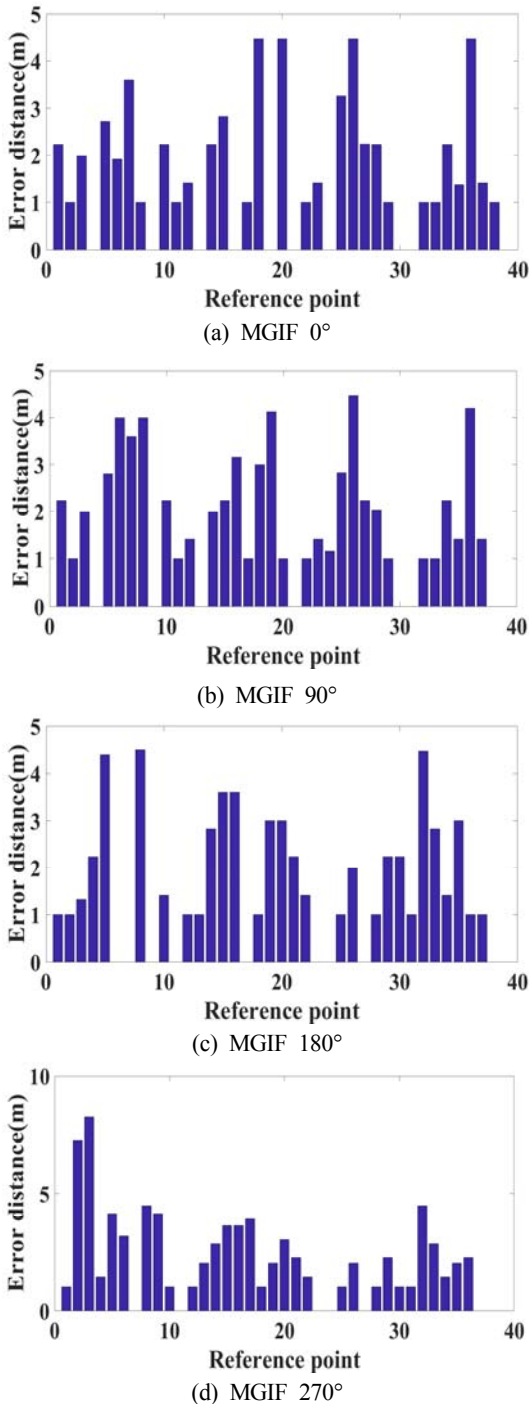


Figure 10: Position error distance using MGIF 0°, 90°, 180°, 270° degrees in all directions and MCM

Figure 10 (a) ~ Figure 10 (d)는 MGIF 방식을 이용하여 0°, 90°, 180°, 270°의 각도에서 위치별 오차거리를 나타낸 것이고 **Figure 10 (e)**는 MCM 방식의 위치별 오차거리를 나타낸 것으로 x축은 38개의 기준 위치고 y축은 오차거리다. **Figure 10**에 위치를 인식하는 오차거리 0 m를 제외한 **Figure 10 (a)**는 평균오차거리 1.639 m로 2, 8, 11, 17, 22, 29, 32, 33, 38번째 위치에서 최소오차거리 1 m이며 18, 20, 26, 36 번째 위치에서 최대오차거리 4.472 m다. **Figure 10 (b)**는 평균오차거리 1.796 m로 2, 11, 17, 20, 22, 29, 32, 33번째 위치에서 최소오차거리 1 m이며 26번째 위치에서 최대오차거리 4.472 m다. **Figure 10 (c)**는 평균오차거리 1.625 m로 1, 2, 12, 13, 18, 25, 28, 31, 36, 37번째 위치에서 최소오차거리 1 m이며 8번째 위치에서 최대오차거리 4.504 m다. **Figure 10 (d)**는 평균오차거리 2.173 m로 1, 10, 12, 18, 25, 28, 30, 31 번째 위치에서 최소오차거리 1 m이며 3번째 위치에서 최대 오차거리 8.246 m다. **Figure 10 (e)**는 평균오차거리 0.482 m로 25번째 위치에서 최소오차거리 0.02 m이며 6번째 위치에서 최대오차거리 1.689 m다. **Figure 10 (a) ~ Figure 10 (d)**는 x, y, z축의 지자기 값의 각 벡터별 크기의 합을 이용하여 위치를 인식하기 때문에 위치인식을 하고자 하는 공간에서 전방향 방위각에 따라 동일한 크기의 값이 분포하여 오차가 발생한다. **Figure 10 (e)**은 x, y, z축의 지자기 값을 획득하고 그 중점을 사용함으로써 방위각이 변화하더라도 오차에 강인함을 보였으며 다음의 분석을 기반으로 알고리즘에 따른 결과를 **Table 3**에 나타내었다.

Table 3: Comparison of MGIF and MCM

	MGIF	MCM
Space	4 x 12 m	4 x 12 m
Min error distance	1 m	0.02 m
Max error distance	8.246 m	1.689 m
Mean error distance	1.778 m	0.482 m
Accuracy	27.146 %	70.315 %

4 m x 12 m 실내공간에서 0°~350° 전방향에 대한 위치인식 결과로 기존 방법인 Fingerprint기반 x, y, z축의 지자기

값을 획득하여 각 벡터별 크기의 합을 이용하여 DB를 구성하고 수집되는 값과 비교하는 방식은 최소 오차거리 1 m, 최대 오차거리 8.246 m, 평균 오차거리 1.778 m, 정확도 27.146 %로 나타난다. 제안하는 방법은 x, y, z축 지자기 값의 자기벡터와 그 중점을 찾아 DB를 구성하고 위치인식 시 센서를 회전시켜 수집되는 자기벡터 그 중점을 DB와 최대우도추정연산을 통해 위치인식 하는 방식으로 최소 오차거리 0.02 m, 최대 오차거리 1.689 m, 평균 오차거리 0.482 m, 정확도 70.315 %로 방위각에 변화에 따라 위치인식에 개선된 결과를 보였다.

5. 결 론

Fingerprint를 적용하여 지자기센서의 방위각 변화에 의해 발생하는 측위오차를 감소시키기 위해 전 방위각에 대해 타원의 형태로 출력되는 자기벡터신호와 신호의 중점을 이용하여 DB를 제작하고 이를 최대우도추정법을 통해 사용자의 위치를 추정하는 실내위치인식 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘을 통한 실험 결과로 각 위치 별 자기벡터와 그 중점으로부터 4개의 요소를 추출하여 DB를 저장하여 위치별 DB를 구성하고 실시간 위치측위 시 센서 회전을 통해 수집되는 자기벡터신호 및 신호의 중점을 최대우도추정연산을 통해 DB와 매칭 확률을 높혀 위치를 인식하였다. 한 위치에서 방위각의 변화에 대해 다른 위치에서 동일한 위치로 인식하여 오차가 발생하는 기존의 지자기세기의 크기기반 Fingerprint 실내위치인식 대비 위치 정확도를 43.169% 개선하고 평균오차거리를 1.296 m 감소시켰으므로써 방위각 변화에도 위치인식이 가능하였다.

본 연구를 바탕으로 향후 타원의 형태로 출력되는 자기벡터 신호의 중점 DB를 획득함에 있어서 연산량을 감소시키고 각 지점 당 사용자의 이동경로 방위각을 도출하여 사용자 이동 경로 예측 및 위치 추정을 하는 알고리즘을 연구 할 계획이며 지자기기반 위치측위알고리즘에 다방면으로 적용 가능할 것으로 판단된다.

후 기

이 논문은 2016년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단 기본연구지원사업의 지원을 받아 수행된 기본연구임(No.2016R1D1A1B03934812).

References

[1] B. Wang, S. Zhou, W. Liu, and Y. Mo, "Indoor localization based on curve fitting and location search using received signal strength," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 1, pp. 572-582, 2015.

[2] J. Niu, B. Wang, L. Shu, T. Q. Duong, and Y. Chen, "ZIL: An energy-efficient indoor localization system

using ZigBee radio to detect WiFi fingerprints," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 33, no. 7 pp. 1431-1442, 2015.

[3] L. Pei, R. Chen, J. Liu, H. Kuusniemi, T. Tenhunen, and Y. Chen, "Using inquiry-based Bluetooth RSSI probability distributions for indoor positioning," Journal of Global Positioning Systems, vol. 9, no. 2, pp. 122-130, 2010.

[4] J. H. Seong, T. G. Gwun, S. H. Lee, J. W. Kim, and D. H. Seo, "Radio map fingerprint algorithm based on a log-distance path loss model using WiFi and BLE," Journal of the Korean Society of Marine Engineering, vol. 40, no. 1, pp. 62-66, 2016 (in Korean).

[5] J. Haverinen and A. Kempainen, "Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field," Robotics and Autonomous Systems, vol. 57, no. 10, pp. 1028-1035, 2009.

[6] H. Xie, T. Gu, X. Tao, H. Ye, and J. Lv, "MaLoc: A practical magnetic fingerprinting approach to indoor localization using smartphones," Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, pp. 243-253, 2014.

[7] S. Venkatesh and R. M. Buehrer, "NLOS mitigation using linear programming in ultrawideband location-aware networks," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 56, no. 5, pp. 3182-3198, 2007.

[8] W. Huang, Y. Xiong, X. Y. Li, H. Lin, X. Mao, P. Yang, Y. Liu, and X. Wang, "Swadloon: direction finding and indoor localization using acoustic signal by shaking smartphones," IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 14, no. 10, pp. 2145-2157, 2015.

[9] K. H. Choi, W. S. Ra, S. Y. Park, and J. B. Park, "Robust least squares approach to passive target localization using ultrasonic receiver array," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 61, no. 4, pp. 1993-2002, 2014 (in Korean).

[10] F. Wu, Y. Liang, Y. Fu, and X. Ji, "A robust indoor positioning system based on encoded magnetic field and low-cost IMU," IEEE/ION Location and Navigation Symposium, pp. 204-212, 2016.

[11] S. J. Hur, J. Y. Song, and Y. W. Park, "Indoor position technology in geo-magnetic field," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 38, no. 1, pp. 131-140, 2013 (in Korean).

[12] J. S. Song, S. J. Hur, and Y. W. Park, "An improved RSSI of geomagnetic field-based indoor positioning method involving efficient database gen-

- eration by building materials,” International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), pp. 1-8, 2016.
- [13] T. Y. Kim, C. J. So, and J. Lyou, “On-line magnetic distortion calibration method for a magnetometer,” Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, vol. 18, no. 9, pp. 819-822, 2012 (in Korean).
- [14] E. L. Renk, W. Collins, M. Rizzo, and D. S. Bernstein, “Calibrating a triaxial accelerometer-magnetometer,” IEEE Control Systems Magazine, vol. 25, no. 6, pp. 86-95, 2005.
- [15] S. Bonnet, C. Bassompierre, C. Godin, and S. Lesecq, “Calibration methods for inertial and magnetic sensors,” Sensors and Actuators A: Physical, vol. 156, no. 2, pp. 302-311, 2009.