

지구자기장 세기 패턴 기반의 실내 측위 기법

강민규*, 임영준*, 허수정*, 박용완^o

Indoor Localization Using Magnetic Field Strength Pattern

Min-gyu Kang*, Yeong-jun Im*, Soo-jung Hur*, Yong-wan Park^o

요약

실내 측위 기법에 사용되는 핑거프린팅(Fingerprinting) 방식은 데이터베이스 구축 단계와 측위 단계로 구성된다. 데이터베이스 구축 단계는 측위 할 지점마다 데이터를 수집하는 과정이며, 측위 단계는 구축한 데이터베이스의 데이터와 사용자가 수집한 데이터의 유사도를 비교하여 사용자의 위치를 결정한다. 기존 지구자기장 세기 기반의 실내 측위 기법은 데이터베이스와 사용자가 수집한 지구자기장 세기를 비교하여 사용자의 위치를 결정한다. 하지만 스마트폰에 내장된 자력계 센서가 민감하고, 스마트폰 기종마다 서로 다른 자력계 센서가 내장되어있어 동일 지점에서 서로 다른 지구자기장 세기가 수집되는 문제점이 있다. 이러한 문제점은 데이터베이스에 저장된 지구자기장 세기와 사용자가 수집한 지구자기장 세기의 차이가 클수록 측위 정확도가 떨어지며, 스마트폰 기종마다 데이터베이스를 새롭게 구축해야 하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 지구자기장 세기를 패턴화한 MP(Magnetic Pattern)와 합성곱 신경망(Convolutional Neural Networks)을 이용한 측위 기법을 제안한다. 제안 기법의 데이터베이스 구축단계는 측위 할 지점에서 발생할 수 있는 MP를 생성하며, 측위 단계에서는 생성된 MP를 합성곱 신경망에 학습하여 사용자의 위치를 예측한다. 제안하는 기법의 성능을 평가하기 위해 실험 환경이 서로 다른 2개 건물에서 Samsung Galaxy S8과 LG G6를 이용하여 평가했으며, 최대오차 2.6m, 평균 오차 0.577m 성능을 보여준다.

Key Words : indoor localization, deep learning, smartphone sensors, magnetic field strength, pattern matching

ABSTRACT

Conventional geomagnetic field strength-based indoor photometric technique determine the user's position by comparing the database with the geomagnetic field strength collected by the user. However, the magnetic field strength of different geomagnetic fields is collected at the same point as the sensor of magnetic field is disadvantage is that the greater the difference between the geomagnetic field strength stored in the database and the geomagnetic field strength collected by the user, the lower the degree of location accuracy, and the problem of having to build a new database for each smartphone variant. In order to solve these problems, this paper proposes a geomagnetic field strength patterned MP (Magnetic Pattern) and a geo-magnetic field strength using

* 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었습니다. (IITP-2019-2-016-0-00313)

* 본 연구는 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행되었습니다.(2017-0-00543, 보행자 위치공간 인지 증강 및 스포츠 경기력 분석을 위한 정밀측위 원천기술개발)

• First Author : Yeungnam University Dept. of Information Communications Engineering, mingyu21002@ynu.ac.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : Yeungnam University Dept. of Information Communications Engineering, ywpark@yu.ac.kr, 종신회원

* Yeungnam University Dept. of Information Communications Engineering, iyj0926@ynu.ac.kr; sjheo@ynu.ac.kr, 정회원

논문번호 : 201906-100-C-RU, Received June 5, 2019; Revised June 28, 2019; Accepted July 3, 2019

CNN (Convolutional Neural Networks). The database construction phase of the proposed technique produces MPs that can occur at the points to be measured, and the station phase predicts the user's position by learning the generated MPs from the composite neural network. To evaluate the performance of the proposed technique, Samsung Galaxy S8 and LG G6 were evaluated in two buildings with different experimental environments.

I. 서론

최근 대형 건축물들이 늘어나고 복잡한 구조로 설계되면서 건물 내에서의 사용자 위치 및 목적지를 안내하는 서비스의 필요성이 요구되고 있다. 측위 기술은 화재, 지진 등과 같은 긴급 상황에서 인명을 구조하는 데 매우 유용하며, 국방, 교통 등 여러 분야에서 활용될 수 있다. 현재, 국내의 다양한 기업들이 정확한 위치를 측위 하기 위해 많은 연구개발이 진행되고 있으며, 사용자의 위치를 측위 하기 위해 Global Positioning System (GPS), Wi-Fi, Bluetooth, Radio-Frequency Identification (RFID), Inertial Measurement Unit (IMU) 방식 등을 활용한다¹⁻⁵⁾. GPS 방식의 경우, 음영지역, 터널, 실내 환경 등에서 GPS 신호가 미약하여 정확한 위치 정보를 제공하기 어려운 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 실내 환경에서 활용할 수 있는 다양한 자원을 이용한 실내 측위 기술이 대두되고 있다.

실내 측위 기술은 인프라 중속 시스템과 인프라 독립 시스템 두 가지 범주로 나눌 수 있다. 인프라 중속 시스템의 경우 Wi-Fi, Bluetooth, RFID 장치 등을 실내에 설치하여 위치 정보를 획득할 수 있지만, 전력 소모와 설치비용의 문제가 있으며, 전파간섭으로 인해 정확한 실내 측위에 어려움이 있다. 반면, 인프라 독립 시스템은 스마트폰에 내장되어있는 자력계, 가속도계, 자이로스코프 등과 같은 센서들을 사용하여 사용자의 위치를 측위 한다. 그중 자력계 센서는 비 전파 자원인 지구자기장을 이용하기 때문에 전파간섭의 문제를 해결할 수 있으며, 지구 고유의 자원을 활용하기 때문에 추가적인 인프라 구축이 요구되지 않는다. 지구자기장 기반의 실내 측위 기법은 핑거프린팅 (Fingerprinting) 기법이 주로 사용되며, 크게 데이터베이스 구축단계와 측위 단계로 구성된다. 기존 지구자기장 기반의 실내 측위 기법은 데이터베이스와 사용자가 수집한 지구자기장 세기를 비교하여 사용자의 위치를 결정한다. 하지만 스마트폰에 내장된 자력계 센서가 민감하고, 스마트폰 기종마다 서로 다른 자력계 센서가 내장되어있어 동일 지점에서 서로 다른 지구자기장 세기가 수집되는 문제점이 있다. 이러한 문

제점은 데이터베이스에 저장된 지구자기장 세기와 사용자가 수집한 지구자기장 세기의 차이가 클수록 측위 정확도가 떨어지며, 스마트폰 기종마다 데이터베이스를 새롭게 구축해야 하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 지구자기장 세기를 패턴화한 MP(Magnetic Pattern)와 합성곱 신경망(Convolutional Neural Networks)을 이용한 측위 기법을 제안한다. 제안 기법의 데이터베이스 구축단계는 측위할 지점에서 발생할 수 있는 MP를 생성하며, 측위 단계에서는 생성된 MP를 합성곱 신경망에 학습하여 사용자의 위치를 예측한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 지구자기장 기반 실내 측위 기법들의 특징 및 문제점을 설명한다. III장에서는 MP를 생성하는 방법과 합성곱 신경망을 이용하여 사용자의 위치를 예측하는 기법을 설명하며, IV장에서는 실험 환경 및 성능 평가에 대해 설명한다. 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

지구표면의 자기장을 지구자기장이라 하며, 세계적 지구자기장 세기 분포도는 대체로 20에서 80 μ T 정도이다. 특히 실내 환경에서의 지구자기장 세기는 실외 환경보다 지구자기장 세기 분포도가 다양하다. 그 이유는 건물 주재료인 철근, 콘크리트, H빔과 실내 공간에 있는 엘리베이터, 전자기기 등 다양한 구조물에 의해 지구자기장이 교란 및 변화가 일어나 건물 내부에서 다양한 지구자기장 세기가 나타나기 때문이다⁶⁾.

기존 지구자기장 기반의 실내 측위 기법은 k-NN(k-Nearest Neighbor) 알고리즘을 사용하여 사용자의 위치를 측위한다. k-NN을 사용한 실내 측위 기법은 사용자가 수집한 하나의 지구자기장 세기와 유클리드 거리(Euclidean Distance) 계산을 통해 데이터베이스에 저장되어있는 k개의 유사한 지구자기장 세기를 가지는 참조 지점을 찾고, k개 지점들의 평균을 최종 사용자의 위치로 측위한다^{7,8)}. 이러한 기법은 계산량이 적어 빠르게 사용자의 위치를 측위할 수 있지만, 측위할 공간의 여러 지점에서 유사한 지구자기

장 세기가 많을수록 정확도가 떨어지는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 사용자가 보행하면서 연속적으로 수집한 지구자기장 세기를 이용하여 사용자의 위치를 측위하는 기법이 제안되었다⁹⁾. IMU 센서를 활용하여 사용자의 걸음을 검출하고, 한 걸음 동안 수집된 여러 지구자기장 세기를 KNN과 Particle Filter를 이용하여 사용자의 위치를 측위하기 때문에 하나의 지구자기장 세기만을 가지고 사용자의 위치를 측위하는 기법보다 향상된 측위 성능을 보여준다. 하지만 스마트폰 기종마다 서로 다른 자력계 센서가 내장되어있어 동일 지점에서 서로 다른 지구자기장 세기가 수집되기 때문에 스마트폰 기종마다 데이터베이스를 새롭게 구축해야 하는 문제점이 있다. 또한, 동일한 사용자가 고정된 스마트폰 방향을 가지고 일정 거리를 보행하면서 지구자기장을 수집할 시, 서로 다른 지구자기장 세기가 수집될 수 있다. 이러한 이유는 스마트폰에 내장된 자력계 센서가 민감하여 사용자가 보행 시 스마트폰의 흔들림으로 인해 발생한다. 기존 지구자기장 기반의 실내 측위 기법은 데이터베이스에 저장된 지구자기장 세기와 사용자가 수집한 지구자기장 세기와의 유사도를 비교하여 사용자의 위치를 측위하기 때문에 측위 정확도 향상에 한계가 있다.

III. 제안 기법

3.1 지구자기장 세기 분석

실내 측위 시 정확도를 감소시키는 자력계 센서의 민감도와 스마트폰 기종에 따른 지구자기장 세기를 분석한다. 지구자기장 세기는 Samsung Galaxy S8과 LG G6를 사용하여 수집했으며, 각 스마트폰에 내장된 자력계 센서의 종류 및 사양은 표 1과 같다.

Samsung Galaxy S8과 LG G6에 내장된 자력계 센서는 자기장 센서, 신호 증폭기, x, y, z 축 신호를 처리하는 연산 회로가 내장되어있으며, A to D 컨버터를 통해 각 축의 지구자기장 세기를 출력한다. 본 논문에서는 구글 디바이스 드라이버 API를 사용하여 10Hz 샘플링 속도(100ms 마다 새로운 지구자기장 샘플)로 지구자기장 세기를 수집한다.

그림 1은 Samsung Galaxy S8에 내장되어있는 자력계 센서의 3축을 나타낸 것이며, 각 축은 지구자기장 세기 Mag_x, Mag_y, Mag_z 를 구할 수 있다. 또한, 지구자기장 세기 Mag_x, Mag_y, Mag_z 를 이용하여 식 (1)과 같이 지구자기장 전체 세기 Mag_F 를 구할 수 있다.

표 1. 실험에 사용되는 자력계 센서의 세부 사항
Table 1. Details of the magnetometer sensor used for experiment

Smart phone	Magnetometer	Description
Galaxy S8	AK09916C	3-axis, 16-bit, sensitivity 0.15 μ T/LSB, 1.1 mA @ 100 Hz
LG G6	AK8963C	3-axis, 14-bit, sensitivity 0.6 μ T/LSB, 2.4 mA @ 100 Hz

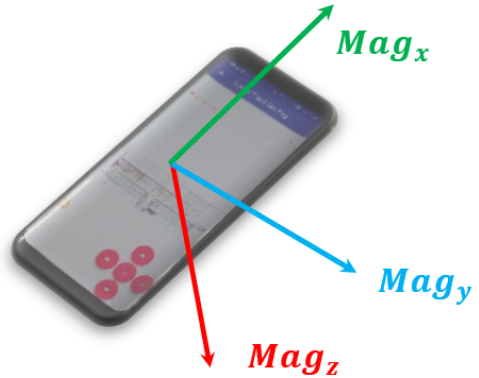


그림 1. Samsung Galaxy S8 자력계 센서 3축
Fig. 1. Samsung Galaxy S8 magnetometer sensor 3-axis

$$Mag_F = \sqrt{Mag_x^2 + Mag_y^2 + Mag_z^2} \quad (1)$$

스마트폰에 내장된 자력계 센서의 민감도를 분석하기 위해 동일한 사용자가 Samsung Galaxy S8을 이용하여 89m 일자 복도를 보행하면서 지구자기장 전체 세기 Mag_F 를 3회(Scan 1, Scan 2, Scan 3) 수집했으며, 결과는 그림 2와 같다.

x 축은 10Hz 샘플링 속도로 수집한 데이터 개수이며, y 축은 지구자기장 전체 세기 Mag_F 를 의미한다. 그림 2의 a, b, c, d 지점의 경우 Scan 1, Scan 2, Scan 3의 지구자기장 전체 세기 분포도가 다양한 것을 확인할 수 있다. 이러한 다양한 분포도는 사용자가 보행하면서 스마트폰의 흔들림 정도에 따라 서로 다른 지구자기장 세기가 수집되기 때문이다. 동일한 지점에서 서로 다른 지구자기장 세기를 가지는 것은 측위 시 거리 오차가 발생할 수 있다. 따라서 자력계 센서의 민감도를 고려하여 데이터베이스 구축 시 동일 지점에서 지구자기장 세기를 여러 번 수집함으로써, 보정할 필요가 있다.

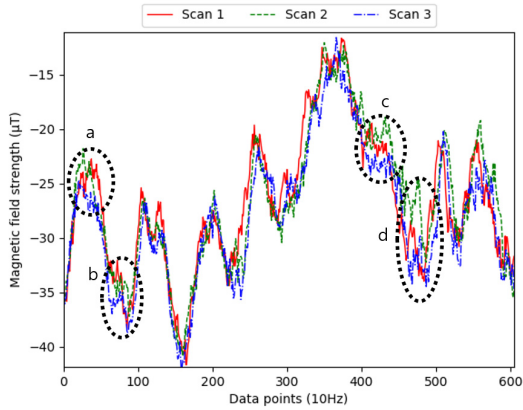


그림 2. Samsung Galaxy S8 지구자기장 세기 Mag_F
 Fig. 2. Magnetic field strength Mag_F of Samsung Galaxy S8

기존의 지구자기장 기반 실내 측위 기법은 스마트폰 기종마다 서로 다른 자력계 센서가 내장되어있어 동일 지점에서 수집되는 지구자기장 세기가 다른 문제점으로 인해, 스마트폰 기종마다 데이터베이스를 새롭게 구축해야 한다. 그림 3, 4, 5, 6은 같은 실내 공간에서 동일한 사용자가 Samsung Galaxy S8과 LG G6를 이용하여 89m 일자 복도에서 10Hz 샘플링 속도로 1m 지점당 5초 동안 수집한 각각의 지구자기장 세기 $Mag_F, Mag_x, Mag_y, Mag_z$ 의 평균값을 나타낸 결과이며, 수집 지점 사이의 지구자기장 세기는 선형 보간법을 통하여 예측했다.

x 축은 89m 일자 복도에서의 각 측위 지점이며, y 축은 지구자기장 세기 $Mag_F, Mag_x, Mag_y, Mag_z$ 를

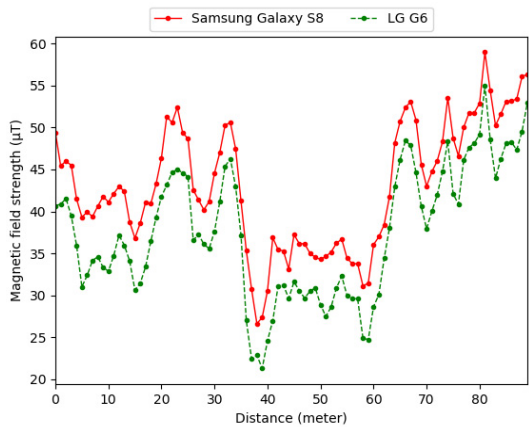


그림 3. 스마트폰 기종별 지구자기장 세기 Mag_F
 Fig. 3. Magnetic field strength Mag_F for various mobile devices

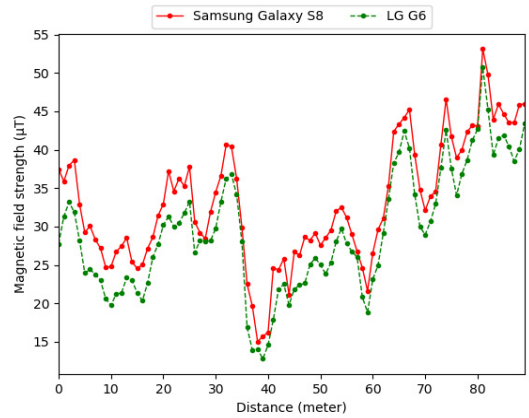


그림 4. 스마트폰 기종별 지구자기장 세기 Mag_x
 Fig. 4. Magnetic field strength Mag_x for various mobile devices

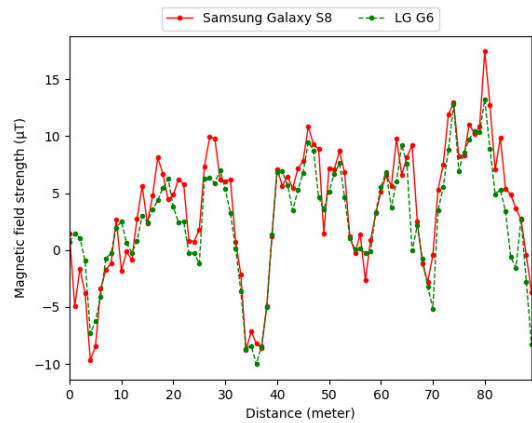


그림 5. 스마트폰 기종별 지구자기장 세기 Mag_y
 Fig. 5. Magnetic field strength Mag_y for various mobile devices

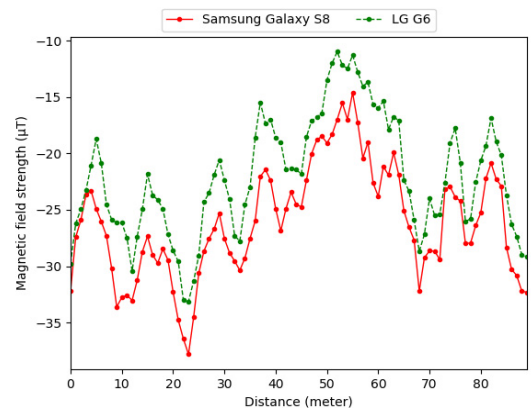


그림 6. 스마트폰 기종별 지구자기장 세기 Mag_z
 Fig. 6. Magnetic field strength Mag_z for various mobile devices

의미한다. 그림 5의 지구자기장 세기 Mag_y 는 스마트폰 기종에 상관없이 유사하지만, 그림 3, 4, 6의 지구 자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_z 는 서로 다른 것을 확인할 수 있다. 스마트폰 기종별 지구자기장 세기가 다르므로 Samsung Galaxy S8을 기반한 데이터베이스 구축, LG G6로 실내 측위 시 거리 오차가 크게 발생할 수 있다. 하지만 지구자기장 고유의 특성으로 인해 그림 3, 4, 5, 6에서 두 스마트폰 기종은 서로 다른 차례로 센서가 내장되어있지만, 지구자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 패턴이 매우 유사함을 알 수 있다. 따라서 지구자기장 세기 패턴을 데이터베이스로 구축하면 서로 다른 스마트폰 기종에서 활용할 수 있다.

본 논문에서는 지구자기장 패턴이 매우 유사한 특성을 고려하여 하나의 스마트폰 기종에 대한 MP를 데이터베이스로 구축하고, 이미지 분류에 뛰어난 합성곱 신경망을 활용한 서로 다른 스마트폰에서 측위 가능한 방식을 제안한다.

3.2 지구자기장 세기 패턴화

본 논문에서 제안하는 지구자기장 세기 패턴화 방법은 활용할 자원 선정, 지구자기장 세기에 포함된 불필요한 정보 제거, 지구자기장 세기를 패턴화한 MP 생성 순으로 구성된다.

활용할 자원 선정은 지구자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 중 어느 자원을 활용할지 선정하는 단계이다. 기존의 지구자기장 기반 실내 측위 기법들은 지구자기장 세기 Mag_F 만 사용하여 사용자의 위치를 결정하고 있다. 하지만 지구자기장 세기 Mag_F 만 사용할 경우 여러 지점에서 유사한 지구자기장 세기가 나타나기 때문에 측위 시 정확도가 떨어지는 문제점이 있다. 그림 7은 영남대학교 일자 복도로 구성된 건물에서 Samsung Galaxy S8을 이용하여 89m에 해당하는 지구자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 를 수집한 결과이다.

그림 7에서 지구자기장 세기 Mag_F 만 사용할 경우, a, b, c 지점에서 매우 유사한 세기를 가지는 것을 알 수 있다. 이는 측위 시 사용자의 정확한 위치를 결정하는데 문제가 발생한다. 하지만 a, b, c 지점에서 지구 자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 를 모두 사용하면 서로 다른 지점으로 명확하게 구분된다. Mag_F 는 Mag_x , Mag_y , Mag_z 의 종속 변수이지만, 식 (1)과 같이 비선형 조합의 값을 표현할 때 합성곱 신경망의

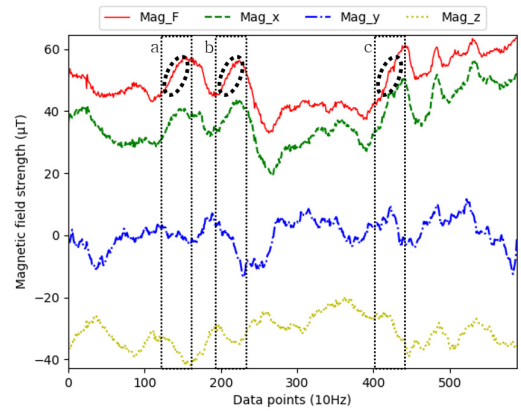


그림 7. 지구자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z
 Fig. 7. Magnetic field strength Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z

활성화 함수(Activation Function)를 통해 입력 데이터를 비선형으로 정확하게 표현한다는 확실성이 떨어지기 때문에 Mag_F 도 입력 데이터로 활용한다. 본 논문에서는 지구자기장 세기 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 를 모두 활용하여 유사한 지구자기장 세기를 가지는 지점을 최소화한다.

MP 생성에 필요한 지구자기장 세기는 10Hz 샘플링 속도로 수집하기 때문에, 수집된 지구자기장 세기를 그대로 MP로 생성하면 불필요한 정보가 포함된 패턴이 생성된다. 이러한 패턴은 패턴 매칭을 할 때 측위 성능을 저하시키는 요인으로 작용하므로, 불필요한 정보를 제거해야 한다. 그림 8은 Samsung Galaxy S8을 이용하여 지구자기장 세기를 수집한 결과이며, 지구자기장 세기에 불필요한 정보가 포함된 것을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 측위 성능을 감소시키는 불필요한 정보를 제거하기 위해 웨이블릿 잡음제거(Wavelet Denoising) 기법을 사용한다^{10,11}. 웨이블릿 변환을 이용하여 지구자기장 세기의 웨이블릿 계수를 구하고, 역웨이블릿 변환을 이용하여 불필요한 정보가 제거된 지구자기장 세기를 구한다. 그림 9는 웨이블릿 잡음제거 기법을 이용하여 지구자기장 세기에서 불필요한 정보를 제거한 결과이다.

그림 10은 MP를 생성하는 과정을 나타낸 것으로, 먼저 측위할 영역을 1m 단위의 셀로 나누고, 사용자가 5m 거리를 보행하며 10Hz 샘플링 속도로 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 를 수집한다. 그런 다음, 수집한 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 의 최소 및 최대 값을 Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 패턴의 높이로, 수집된

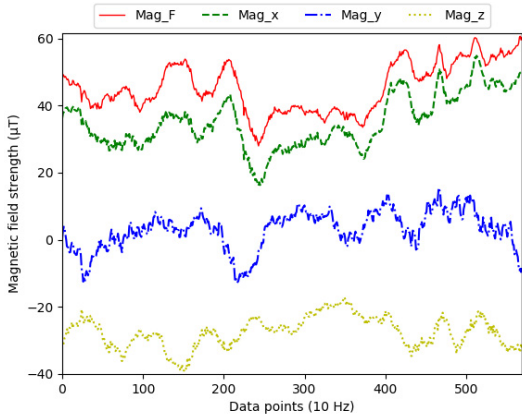


그림 8. 불필요한 정보가 포함되어있는 지구자기장 세기
Fig. 8. Magnetic field strength including noise

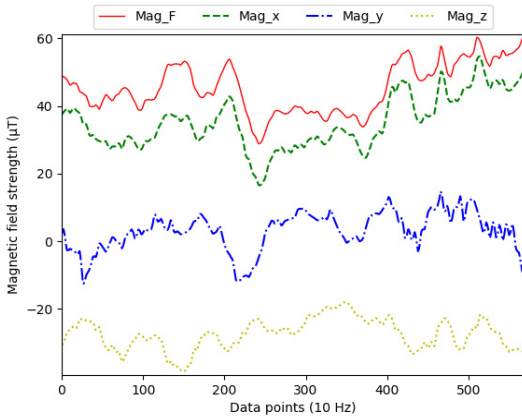


그림 9. 웨이블릿 잡음제거 기법을 이용한 지구자기장 세기
Fig. 9. Magnetic field strength using wavelet denoising

Mag_F , Mag_x , Mag_y , Mag_z 의 개수를 너비로 구성한다. 수집 지점 사이의 지구자기장 세기는 선형 보간법을 통하여 예측했다. 수집된 지구자기장 세기를 패턴으로 생성할 시 패턴의 사이즈는 640x96x4(높이, 너비, 채널 순)로 구성된다.

3.3 합성곱 신경망을 이용한 실내 측위 기법

본 논문에서는 지구자기장 세기 패턴 MP를 합성곱 신경망을 이용하여 학습시킨다. 심층 신경망(Deep Neural Network)의 한 종류인 합성곱 신경망은 컴퓨터 비전과 같은 인식 알고리즘을 수행함에 있어 우수한 성능을 보여준다^[12-13]. 합성곱 신경망은 여러 층의 합성곱 계층(Convolutional Layer), 풀링 계층(Pooling Layer), 완전 연결 계층(Fully-Connected Layer)으로 이루어져 있으며, 활성화 함수, 배치 정규화 계층(Batch Normalization Layer), 드롭아웃 계층(Dropout

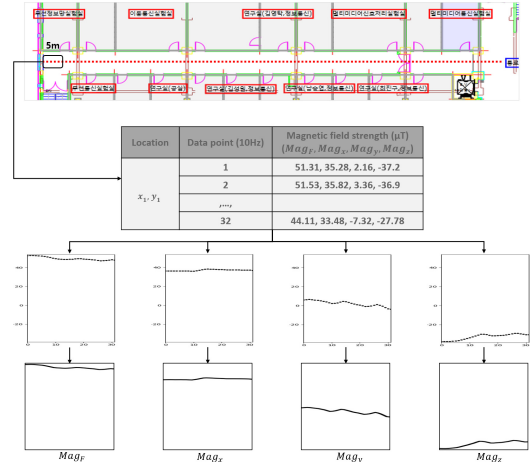


그림 10. 지구자기장 세기 패턴화 과정
Fig. 10. The process of making a Magnetic Pattern (MP)

Layer) 등으로 구성되어 있다.

기존의 합성곱 신경망의 경우, 마지막 계층에 완전 연결 계층을 사용하여 데이터를 분류하기 때문에 많은 연산량이 요구되고, 공간적으로 인접한 데이터에 대한 상관관계(Correlation)가 사라지는 문제점이 있다. 따라서 제안하는 기법의 마지막 계층은 앞 계층에서 추출한 공간적인 데이터의 상관관계를 유지하는 GAP(Global Average Pooling)을 사용하여 입력 데이터를 분류하며, 제안하는 실내 측위의 합성곱 신경망 모델은 그림 12와 같다. 지구자기장 세기 패턴 MP는 640x96x4 사이즈이며, 모든 Convolutions 계층은 합성곱 계층 - 활성화 함수 ReLU - 배치 정규화 계층으로 구성되어 있다. 마지막 Softmax를 통해 사용자의 위치(Pos N)를 출력한다. class는 측위할 건물 공간의 길이를 의미한다.

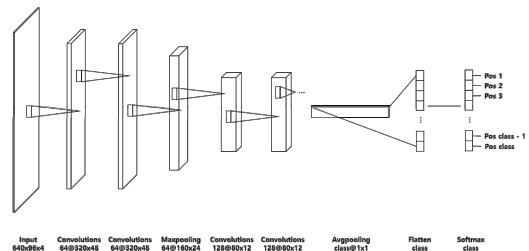


그림 11. 합성곱 신경망 모델
Fig. 11. Convolutional neural network model

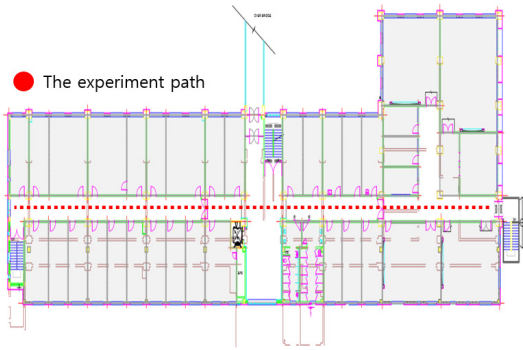


그림 12. 영남대학교 IT관 3층 실험 경로
Fig. 12. The experiment path on IT building 3 floor

IV. 실험 결과 및 분석

4.1 실험 환경

실내 측위의 실험 공간은 영남대학교 IT관 3층(복도 길이 89m, 폭 2.6m)과 로봇관 1층(복도 길이 80m, 폭 2.2m)을 대상으로 진행했다. 영남대학교 IT관 3층은 그림 12와 같이 일자 복도인 환경으로 구성되어 있으며, 로봇관 3층은 그림 13과 같이 코너가 있는 환경으로 구성되어 있다. 실내 측위를 위한 지구자기장의 데이터 수집 조건은 다음과 같이 설정했다.

- (가) Samsung Galaxy S8, LG G6 사용
- (나) 체형이 다른 4명의 사용자(181cm, 177cm, 165cm, 158cm)
- (다) 스마트폰의 높이는 사용자의 명치 부근, 방향은 보행자가 걷는 방향, 기울기는 수평으로 고정
- (라) 온도 차가 큰 계절(여름, 겨울), 시간대별(오전, 오후, 저녁) 자기장 세기(자성체 영향 포함) 수집

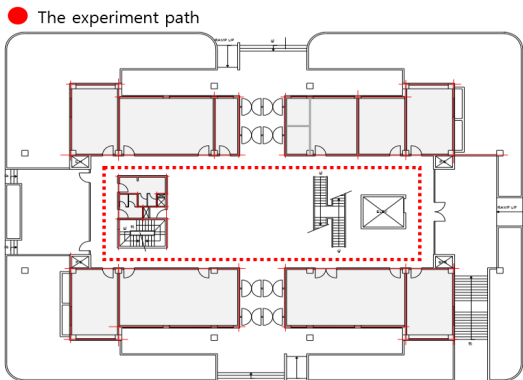


그림 13. 영남대학교 로봇관 1층 실험 경로
Fig. 13. The experiment path on RIC building 1 floor

표 2. 실험 개요
Table 2. Overview of experiment

	Tset site	Smart phone	Number of data
Train set (Valid set)	IT building 3 floor	Galaxy S8	78,718 (8,746)
	Robot building 1 floor		62,022 (6,891)
Test set	IT building 3 floor	Galaxy S8	5,046
		LG G6	5,033
	Robot building 1 floor	Galaxy S8	4,407
		LG G6	4,403

(마) 이동 거리 5m에 대해 수집된 지구자기장 세기를 기반으로 MP 생성

위 조건을 바탕으로 실내 측위를 위한 Train, Valid, Test set을 생성했다.

실험에 대한 개요는 표 2와 같으며, 영남대학교 IT관 3층과 로봇관 1층에서의 학습 데이터는 Samsung Galaxy S8을 이용하여 수집했고, 테스트 데이터는 Samsung Galaxy S8, LG G6 두 기종 모두 사용하여 수집했다.

4.2 제안하는 실내 측위 기법의 성능 분석

본 논문에서는 제안하는 기법의 성능 평가를 위해 실제 환경(영남대학교 IT관 3층, 로봇관 1층)에서 서로 다른 기종의 스마트폰을 이용하여 측위 성능에 대한 비교 분석을 한다. 그림 14는 영남대학교 IT관 3층 건물, 그림 15는 영남대학교 로봇관 1층 건물에 대해 제안하는 기법의 성능을 나타낸 것이며, x 축은 실제 위치와 측위 기법이 예측한 위치와의 거리 오차, y 축은 측위에 대한 거리 오차 분포를 CDF(Cumulative Distribution Function)로 나타낸 것이다. 표 3의 결과와 같이 동일 기종에서는 두 건물에서 최대 거리 오차 1.8m 내외, 평균 오차 0.491m 내외로 높은 정확도를 보여준다. 또한, 서로 다른 기종에서 나타나는 결과는 최대 거리 오차 2.6m 내외, 평균 오차 0.577m 내외로 동일 기종에서 측위한 성능과 큰 차이가 나타나지 않았다. 이를 토대로 제안 기법의 측위 정확도 향상과 다른 스마트폰 기종에서도 활용 가능성을 입증했다.

V. 결론

지구자기장 세기에 영향을 미치는 여러 요인을 분석했고, 여러 지점에서 유사한 지구자기장 세기를 가지는 문제점을 해결하기 위해 지구자기장 세기 $Mag_P, Mag_x, Mag_y, Mag_z$ 를 이용했다. 또한, 지구자기장 세기 패턴에 포함된 불필요한 정보를 웨이브렛 잡음 기법을 적용하여 감소시켜 패턴 매칭의 정확도를 향상시켰다.

스마트폰에 내장된 자력계 센서가 민감하여 동일 지점에서 서로 다른 세기 값이 수집되어 측위 정확성이 떨어지는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 데이터 베이스 구축 단계에서 측위할 지점에 발생할 수 있는 다양한 MP를 생성 및 합성곱 신경망을 이용하여 학습시켜 해결했다. 또한, 스마트폰 기종마다 데이터베이스를 구축해야 하는 문제를 지구자기장 세기 패턴이 유사함을 이용하여 만든 MP를 통해 서로 다른 기종에서 활용 가능성을 검증했다.

향후 회전된 축 각도에 따른 세기 변화에 대해 분석 및 실험을 할 예정이며, 사용자의 위치를 추적할 수 있는 연구를 진행할 것이다.

References

- [1] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, "GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices," *IEEE Personal Commun.*, vol. 7, no. 5, pp. 28-34, Oct. 2000.
- [2] M. Ali, S. Hur, and Y. Park, "Locali: Calibration-free systematic localization approach for indoor positioning," *Sensors*, vol. 17, no. 6, pp. 1213, May 2017.
- [3] V. Paterna, A. Auge, J. Aspas, and M. Bullones, "A bluetooth low energy indoor positioning system with channel diversity, weighted trilateration and kalman filtering," *Sensors*, vol. 17, no. 12, Dec. 2017.
- [4] H. Xu, Y. Ding, P. Li, R. Wang, and Y. Li, "An RFID indoor positioning algorithm based on Bayesian probability and K-nearest neighbor," *Sensors*, vol. 17, no. 8, Aug. 2017.
- [5] W. Kang and Y. Han, "SmartPDR: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization," *IEEE Sensors J.*, vol.

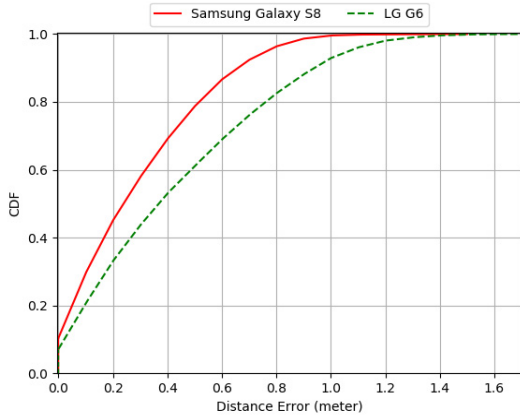


그림 14. IT관 3층에서 제안 기법의 실내 측위의 거리 오차에 대한 누적 분포 함수
Fig. 14. The CDF of Proposed Method on IT building 3 floor

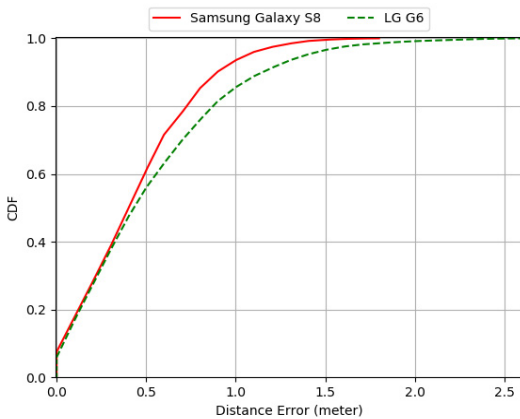


그림 15. RIC관 1층에서 제안 기법의 실내 측위의 거리 오차에 대한 누적 분포 함수
Fig. 15. The CDF of Proposed Method on RIC building 1 floor

표 3. 제안 기법의 거리 오차
Table 3. Distance error of proposed method

Test site	Train set	Test set	Distance error(m)		
			Min	Max	Mean
IT building 3 floor	Galaxy S8	Galaxy S8	0.0	1.5	0.336
		LG G6	0.0	1.7	0.481
Galaxy S8		0.0	1.8	0.491	
LG G6		0.0	2.6	0.577	

- 15, no. 5, pp. 2906-2916, May 2015.
- [6] S. Hur and Y. Park, "A study on application of geo-magnetism field for improving indoor positioning accuracy," *J. KICS*, vol. 34, no. 4, pp. 25-32, Mar. 2017.
- [7] S. Hur, J. Song, and Y. Park, "Indoor position technology in geo-magnetic field," *J. KICS*, vol. 38, no. 1, pp. 131-140, Jan. 2013.
- [8] J. Chung, M. Donahoe, C. Schmandt, and I. Kim, "Indoor location sensing using geo-magnetism," in *Proc. 9th Int. Conf. Mob. Syst., Appl., and Serv.*, pp. 141-154, 2011.
- [9] J. Song, H. Jeong, S. Hur, and Y. Park, "Improved indoor position estimation algorithm based on geo-magnetism intensity," *2014 IEEE Int. Conf. IPIN*, pp. 741-744, 2014.
- [10] B. Gnedenko, "Sur la distribution limite du terme maximum d'une serie aleatoire," *Annals of Mathematics*, vol. 44, no. 3, pp. 423-453, Jul. 1943.
- [11] D. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, May 1995.
- [12] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 1097-1105, 2012.
- [13] S. Ren, H. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," *Advances in Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 91-99, 2015.

강민규 (Min-gyu Kang)



2017년: 영남대학교 정보통신공학과 학사 졸업
2017년~현재: 영남대학교 정보통신공학과 석사과정
<관심분야> 실내 측위 기술, 딥러닝

임영준 (Yeong-jun Im)



2014년~현재: 영남대학교 정보통신공학과 학사과정
<관심분야> 차세대 위치기반 기술, 딥러닝

허수정 (Soo-jung Hur)



2001년: 대구대학교 정보통신공학과 학사 졸업
2005년: 샌디에고주립대학교 전자공학과 석사 수료
2007년: 영남대학교 정보통신공학과 석사 졸업
2012년: 영남대학교 정보통신공학과 박사 졸업
2014년~현재: 영남대학교 BK21+ 연구교수
<관심분야> 위치정보서비스, 인지신호처리, 실내/외 측위 추정 기술

박 용 완 (Yong-wan Park)



1982년: 경북대학교 전자공학과 학사 졸업

1984년: 경북대학교 전자공학과 석사 졸업

1989년: 뉴욕주립대 전기공학과 석사 졸업

1992년: 뉴욕주립대 전기공학과 박사 졸업

1996년~현재: 영남대학교 정보통신공학과 교수

<관심분야> 이동통신, 무선멀티미디어 설계기술, 차세대 위치기반 기술