

핑거프린트 방식의 자기 공진형 무선전력전송 코일 정렬 상태 개선 기법 연구

A Study on Fingerprint-Based Coil Alignment Improvement Technique for Magnetic Resonant Wireless Power Transfer System

김 성 재 · 이 의 범 · 구 현 철

Sungjae Kim · Euibum Lee · Hyunchul Ku

요 약

본 논문에서는 자기 공진형 무선전력전송 시스템에서 사용 가능한 핑거프린트 방식의 측위 기법을 제안하고 성능을 검증하였다. 측위를 위해 3축 방향의 자기장 신호 측정이 가능한 소형 직교 보조코일을 가지는 수신기 코일 설계 방안을 제시하고, 제안한 코일을 이용해 획득한 3축의 기전력의 크기와 위상 특성을 추출하였다. 측정 지점에서 획득된 값을 이용하여 위치를 측정하기 위해 LUT(Look-up Table)를 이용하는 기법과 기계학습 방식 중 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 이용하는 기법을 제안하고, 각 기법별 측위 정확도 및 계산 속도를 비교 제시하였다. 6.78 MHz 무선전력전송 시스템에서 75개의 지점을 측위하는 실험에서 제안하는 코일과 기전력 특성을 이용한 LUT 기법을 적용하여 측위 정확도 97.33%를 달성하였다. LDA 기법의 경우, 기전력과 위상을 이용하여 측위하는 경우 LUT 기법에 비해 계산 속도가 늘어나지만 정확도를 향상시킬 수 있었다.

Abstract

This paper proposes fingerprint-based positioning methods which can be used in a magnetic resonant wireless power transfer(WPT) system and verifies their performance. A new receiver coil with small orthogonal auxiliary coils is proposed to measure magnetic field signals in three axial directions. The magnitude and phase characteristics of the three-axis electromotive force can be obtained by using the proposed coil. To predict a position with the measured values, we propose a lookup table-based method and linear discriminant analysis-based method. For verification, the proposed methods are applied to predict 75 positions of the 6.78 MHz WPT system, and the performances such as accuracy and computation time are compared.

Key words: Positioning Method, Machine Learning, Wireless Power Transfer, Time-Varying Magnetic Field

I. 서 론

자기 공진형 무선전력전송 기술은 종래의 자기 유도형
기술보다 먼 거리에서도 전력 송수신이 가능하다는 점에

「이 연구는 2018년도 한국연구재단의 이공학개인지초지원사업(NRF-2017RID1A1B03032927)의 지원으로 연구되었음.」

「이 논문은 2018학년도 건국대학교의 연구년 교원 지원에 의하여 연구되었음.」

건국대학교 전자정보통신공학과(Department of Electronics, Information and Communication Engineering, Konkuk University)

· Manuscript received November 19, 2018 ; Revised December 14, 2018 ; Accepted January 18, 2019. (ID No. 20181119-04S)

· Corresponding Author: Hyunchul Ku (e-mail: hcku@konkuk.ac.kr)

서 최근 각광 받는 기술이다. 해당 기술은 전기차 등의 대형 디바이스뿐 아니라, 인체 삽입형 센서 등의 초소형 디바이스까지 넓은 분야에 접목이 시도되고 있다^[1].

하지만 해당 기술의 경우도 송수신 코일이 오정렬 상태인 경우 효율이 급감한다는 문제점이 있으며, 이를 해결하기 위해 메타물질 적용^[2], 리피터 사용^[3], 다중 코일 송신부 사용^[4] 등의 연구가 진행되고 있다. 송수신 코일의 정렬 상태를 파악하고, 오정렬 상태인 경우 정렬 방향을 제시해 줄 수 있는 측위 기술의 개발이 필요하나, 작은 거리 오차도 전력 전송 효율에 치명적으로 작용할 수 있으므로 미터 단위의 오차를 가지는 GPS나 Wi-Fi, Bluetooth 등의 신호를 이용한 기존 측위 기법은 적용이 어렵다^[5]. 또한 무선전력전송 수신부를 감안할 때, 연산량이 최소화되어 저사양의 처리장치에서도 빠르게 동작해야 할 필요성이 있다.

본 논문에서는 무선전력전송 환경에서 측위를 진행하는 기법으로 시변 자기장을 이용한 측위 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 3축으로 배치된 3개의 코일에 각각 유도되는 기전력 정보를 수집하고, 수집된 정보로부터 기전력의 최대 크기와 기전력 간 위상 차이를 분석하는 핑거프린트 방식의 측위 기법이다. 핑거프린트 방식으로 LUT (Look-Up Table)을 이용한 기법과 기계학습 기법 중 LDA (Linear Discriminant Analysis)를 이용하는 두가지 방식을 제시하고, 그 성능을 비교분석하였다.

논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 측위에 사용하는 3축 프로브의 원리와 설계를 설명하고, 3장에서는 측위 알고리즘에 대해 설명하였다. 4장에서 실험을 통해 제안한 기법의 유효성을 검증한 이후 결론으로 맺었다.

II. 측위용 수신 코일

제안하는 기법을 구현하기 위해 특정 지점에서의 3차원 자기장을 각 축별로 수용하는 수신 코일의 설계가 필수적이다. 코일의 설계 원리는 패러데이 법칙에 의하여 설명이 가능하다. 자기장이 코일에 유도하는 기전력의 크기는 자기장의 크기, 자기장의 시간당 변화량, 자기장과 코일의 입사각으로 결정된다. 즉, 특정 축에 수평으로 존재하는 코일의 경우, 해당 축 방향으로의 자기장에 의해서만 기전력이 유도되므로, 코일을 3축으로 수직하게 배

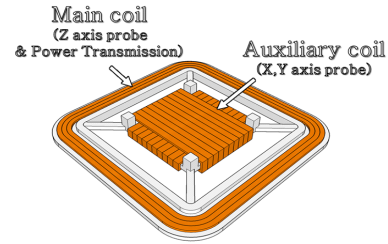


그림 1. 제안하는 수신 코일의 형태
Fig. 1. The configuration of the proposing Rx coil.

열하면 각 축의 자기장 성분을 분리하여 얻을 수 있다. 이에 기반하여 설계한 코일의 형태를 그림 1로 도시하였다.

본 논문에서는 송수신 코일이 Z축에 평행하게 정렬된다고 가정한다. 메인 코일은 Z축의 자기장을 수용하되, 무선전력전송 기능을 같이 수행할 수 있도록 Tx 코일과 동일한 반지름을 가지도록 설계하고, 보조 코일의 경우 나머지 두 축의 자기장을 수용하되 무선 전력 수신시에 효율을 저하하는 요소로 작용할 수 있으므로 그 크기가 최소화 될 필요가 있다. 해당 코일을 이용하는 무선전력전송 시스템의 회로도를 그림 2로 도시하였다.

V_S 는 AC 전원, R_S 는 소스 저항, L_S 는 전력 송신 코일이며, L_Z 는 Z축 방향의 시변 자기장으로부터 기전력을 유도하는 주 코일, L_X 와 L_Y 는 각각 X축과 Y축 방향의 시변 자기장으로부터 기전력을 유도하는 보조 코일이다. C_S , C_Z , C_X , C_Y 는 각 코일에 대응하는 커패시터로서 공진 각주파수 $\omega_0 = 2\pi f_0$ 일 때 $C_i = 1/\omega^2 L_i$ 의 값을 가지고, 회로가 f_0 에서 공진하도록 한다. M_{SZ} , M_{SX} , M_{SY}

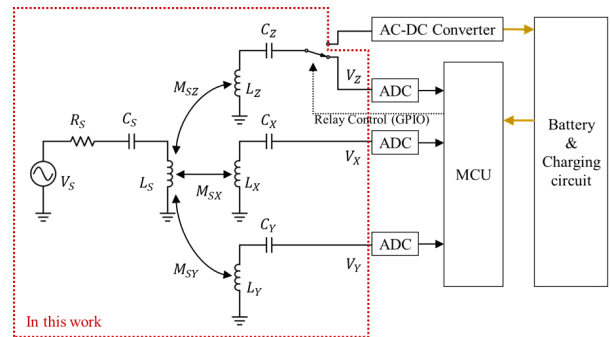


그림 2. 제안하는 시스템의 회로도
Fig. 2. Schematic of the proposing system.

는 송신 코일과 각 수신 코일간의 상호 인덕턴스로서 코일간의 정렬 상태나 위치에 따라 변한다. 제안하는 시스템은 MCU의 GPIO 핀을 이용하여 릴레이를 제어, 측위와 무선 전력 수신시 회로의 연결 상태를 제어할 수 있으나, 본 논문에서는 릴레이 및 배터리 충전회로, 배터리 부분을 제외하고, 측위 기능을 위한 부분만을 구현하여 진행하였다.

해당 코일을 이용하여 무선전력전송 시스템의 특정 지점에서 수집한 한 주기 동안의 기전력 정보를 그림 3에 도시하였다.

이를 바탕으로 매 지점마다 기전력의 특징 요소(attribute)를 5개로 정의할 수 있다. V_Z , V_X , V_Y 는 각각 Z축, X축, Y축 코일에 유도된 기전력의 최대 크기이며, θ_{ZX} , θ_{ZY} 는 Z축과 X축, Z축과 Y축의 프로브에 유도된 기전력간의 위상 차이이다. 이 때 일반적으로 Z축에 평행하게 정렬된 전력 송신 코일로부터 유도되는 기전력은 Z축 방향의 자기장으로부터 유도되는 경우가 가장 크게 발생하며 명확히 판별되므로, 위상 차이 분석은 메인 코일에 유도되는 기전력 기준으로 진행한다.

III. 측위 알고리즘

제안하는 LUT 기반 측위 알고리즘은 사전 측정을 진

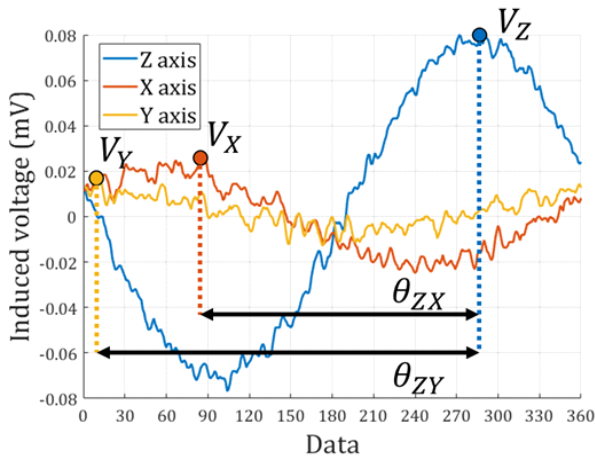


그림 3. 제안한 코일에서 측정된 3축 기전력
Fig. 3. Measured 3-axis electromotive force in the proposed coil.

행한 각 클래스(위치)별 요소를 기반으로 사후 데이터에서 추출한 요소와의 오차 정도를 비교, 데이터의 클래스를 예측하는 핑거프린트 방식^[5]으로 위치를 예측한다. LUT 기법은 각 클래스 별 요소들의 값을 테이블로 저장하고, 이를 바탕으로 측위를 진행한다. LUT 생성시 측정을 진행한 데이터로부터 n 개의 요소를 추출하여 $1 \times n$ 크기의 행렬을 만들고, 이를 m 개의 클래스로 구별하여 $m \times n$ 크기를 가지는 행렬로 완성한다. 측위 시에는 각 클래스와 입력 데이터에 포함된 요소들의 오차를 절댓값으로 구한 뒤 이 오차들의 총합이 가장 작게 나타나는 i 번째 클래스를 코일의 위치로 특정하도록 하였다. 이를 식으로 표현하면 식 (1)과 같다.

$$\arg \min_{i=1, \dots, m} \sum_{j=1}^n \frac{|l_{ij} - d_j|}{s_j} \quad (1)$$

$$s_j = \max_{i=1, \dots, m} |l_{ij} - d_j|, \quad j = 1, \dots, n \quad (2)$$

이 때 l_{ij} 은 LUT 행렬 L 의 $[i, j]$ 에 위치한 원소이며, d_j 는 측위를 진행할 데이터 행렬 D 의 $[1, j]$ 에 위치한 원소로 각 요소를 의미한다. s_j 는 j 번째 열, 즉 전체 클래스에서 발생하는 특정 요소에 대한 최대 오차로, 각 요소의 오차 범위를 0 이상, 1 이하로 정규화하기 위해 사용되는 환산 계수(Scale factor)이며, 식 (2)로 나타낼 수 있다. 이에 대한 예시로 요소 V_Z , V_X , V_Y 를 이용하여 3개의 위치에 대한 측위를 진행할 때의 계산 과정을 그림 4로 도시하였으며, 해당 예시에서는 오차의 총합이 최소화되는 2번

D (Input matrix)				$ l_{ij} - d_j (s_j)$		
Attribute	V_Z	V_X	V_Y	1	[3.75	0.93 0.27]
Data	[7.2	1.96	0.26]	2	[0.21	0.07 0.04]
				3	[4.00	0.22 0.24]
L (LUT matrix)				$ l_{ij} - d_j /s_j$		
1	[3.45	1.03	0.53]	1	[0.93	1 1]
2	[7.41	1.82	0.30]	2	[0.05	0.07 0.14]
3	[11.2	2.18	0.02]	3	[1.00	0.23 0.88]

그림 4. 측위 과정 예시 (LUT 기반)
Fig. 4. Example of positioning process (LUT based).

위치로 데이터의 위치가 결정된다.

한편, 데이터 분류를 기반으로 하는 기계학습을 이용한 측위 기법이 최근 활발하게 연구되고 있다^{[6],[7]}. 본 논문에서는 기계학습 기법 중 LDA 방식을 제안하고, LUT 기법과의 성능 차이를 비교분석하였다. LDA는 베이지 이론을 기반으로 학습 데이터로부터 사후 확률을 계산하기 위한 상수들을 추출하고, 추후 입력되는 데이터를 사후 확률 계산을 통해 분류한다^[8]. 입력 데이터가 특정 클래스 k 에 속하는 정도는 식 (3)으로 계산할 수 있다.

$$\delta_k(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_k^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \log \pi_k \quad (3)$$

이 때 \mathbf{x} 는 측위 데이터 값을 나타내는 벡터로서 n 개의 요소를 이용하는 경우 $n \times 1$ 크기의 행렬이다. $\boldsymbol{\mu}_k$ 는 k 번째 클래스의 학습 데이터의 요소 값의 평균 행렬로 $n \times 1$ 크기의 행렬이다. $\boldsymbol{\Sigma}$ 는 각 학습데이터 요소간의 공분산 행렬로 $n \times n$ 크기이다. π_k 는 전체 학습 데이터 중 해당 클래스가 차지하는 데이터 수의 비율이다. 식 (3)에서 m 개의 클래스에 대해 $\delta_k(\mathbf{x})$ ($k = 1, \dots, m$)을 계산한 후 값이 가장 크게 나오는 클래스로 위치를 추정한다. LDA를 다른 기계학습 기법과 혼합하여 사용하는 방법도 연구 중^[9]이나, 본 논문에서는 기본적인 LDA를 이용하였다. 측위 기법의 전체적인 진행 과정을 그림 5로 나타내었다.

IV. 실험 및 검증

제안한 기법을 검증하기 위해 6.78 MHz 자기 공진 무선

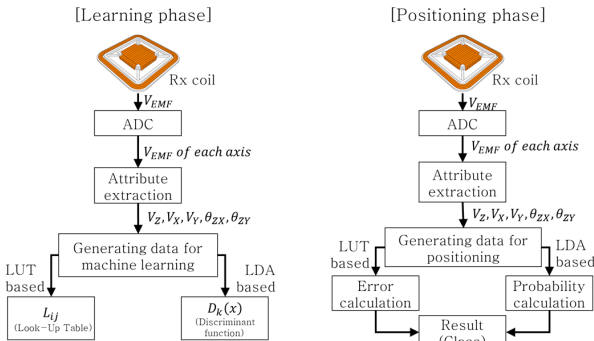


그림 5. 제안하는 측위 진행도

Fig. 5. The progress of the proposed positioning methods.

전력전송 시스템에 대한 실험을 진행하였다. 제작한 송신 코일과 수신 코일을 그림 6으로 도시하였다.

송신 코일과 수신 코일의 메인 코일은 동일한 형태로 제작하였으며, 보조 코일들은 중심을 주 코일과 공유하되, 메인 코일보다 작은 크기를 가지도록 제작하였다. 메인 코일에서 수신되는 전력을 분석한 결과, 보조 코일의 사용 유무는 효율에 큰 영향을 주지 않는 것을 확인하였다. 제작한 코일들을 이용하는 측위 기법의 유효성을 검증하기 위해 그림 7과 같은 실험 환경을 조성하였다. 각 코일의 6.78 MHz에서의 물리적 정보와 파라미터에 대한 설명을 표 1과 그림 8로 도시하였다. 이 때 전력 송신 코일과 주 코일은 스파이럴 형태이므로 inner/outer diameter를 가지며, 보조 코일들은 헬리컬 형태이므로 height, length와 width를 가진다.

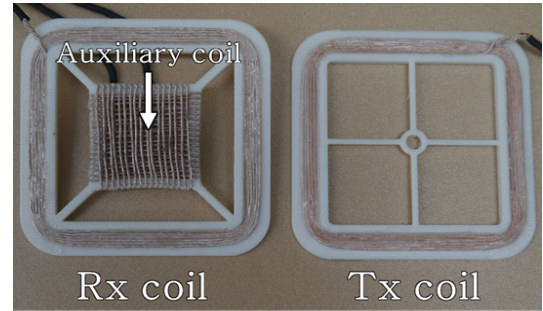


그림 6. 제작한 송신 코일과 수신 코일

Fig. 6. Fabricated Tx coil and Rx coil.

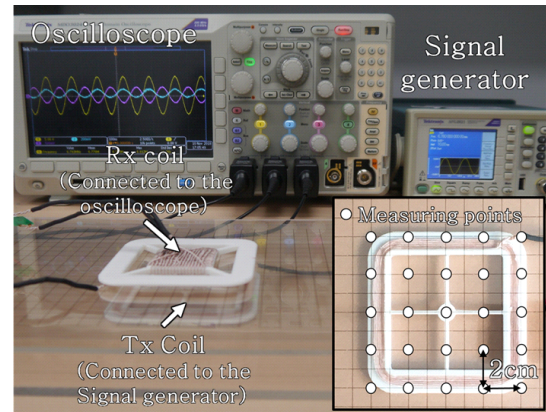


그림 7. 실험 환경

Fig. 7. Experimental environment.

표 1. 각 코일별 정보

Table 1. Specification of each coil.

Coil type	Tx	Rx(z)	Rx(x)	Rx(y)
Resistance(Ω)	8.62	9.4	2.4	2.3
Inductance(μH)	9.5	9.92	1.8	1.8
Inner length(mm)	70	N/A (Helical coil)		
Outer length(mm)	83			
Height(mm)	N/A (Spiral coil)			40
Length(mm)				40
Width(mm)				4.5
Turns	6	17		
Q-factor	46.9	44.9	56.7	54.4

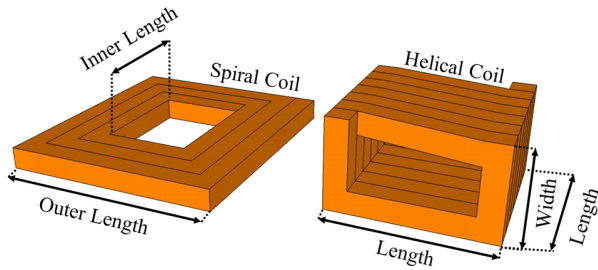


그림 8. 코일 타입별 파라미터

Fig. 8. The parameters of each coil type.

이 때 Rx 코일에서 Z축 자기장을 수용하는 주 코일과 보조 코일 중 X축 자기장을 수용하는 보조 코일간의 $|S_{21}|$ 값은 0.097, Y축 자기장을 수용하는 보조 코일과의 $|S_{21}|$ 값은 0.087로 보조 코일이 주 코일에 영향을 주는 정도는 매우 미약하다. 두 보조 코일간의 $|S_{21}|$ 값은 0.167로 확인되었다.

그림 7에 도시된 내용과 같이 함수 발생기와 전력 송신 코일을 이용하여 무선전력전송 환경을 구성하고, 수신 코일에 유도된 축별 기전력을 오실로스코프로 측정하였다. 측정 시 코일 간 높이는 1 cm, 2 cm, 3 cm로 변경하고, 코일의 위치는 근접한 지점과 2 cm씩 거리를 갖는 25개의 지점을 선정하였다. 따라서 높이 변화를 고려한 총 측정 지점은 75개이다. 시간 변화나 측정 환경 변화에도 제안한 측위 시스템이 지속적으로 동작하는지를 확인하기 위해 첫 번째 지점에서 마지막 지점까지 100개씩의 학습

데이터를 수집한 이후, 다시 첫 번째 지점에서부터 10개씩의 측위 데이터를 수집하였다.

먼저 각 요소별 측정 결과를 그림 9에 나타내었다. 해당 그림을 통해 각 요소들의 크기가 수신 코일의 위치에 따라 변하므로 제안한 요소들을 위치 판별에 사용할 수 있음을 확인할 수 있다.

제안한 LUT 기반 기법을 이용한 송수신 코일 간 높이 1 cm에서의 측위 진행 결과를 시각화하여 그림 10으로 나타내었다. 5개의 요소를 사용하였으므로 오차의 범위는 0에서 5까지의 범위를 가진다. 오차의 총 합이 최소화되는 지점이 수신 코일의 위치로 최종 결정되는데, 오차가 최소화 되는 (-1, 1) 지점이 실제 코일의 위치와 동일하므로 제안한 측위 알고리즘이 유효함을 확인할 수 있다.

측위에 사용하는 요소를 선별적으로 사용할 때 나타나는 정확도를 확인하기 위해 단순 전력 수신 코일만 이용하여 V_Z 만 활용 가능한 경우를 Case 1, 제안하는 3축 코일을 이용하나, 각 기전력의 최대값만을 파악 가능하여 V_Z, V_X, V_Y 가 활용하는 경우를 Case 2, 제안하는 코일에서 $V_Z, V_X, V_Y, \theta_{ZX}, \theta_{ZY}$ 를 모두 활용하는 경우를

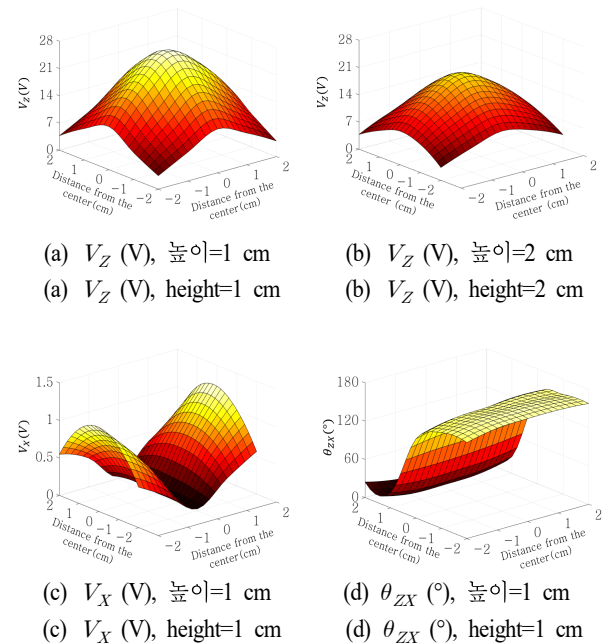


그림 9. 각 요소별 측정 결과

Fig. 9. The measurement results of each attribute.

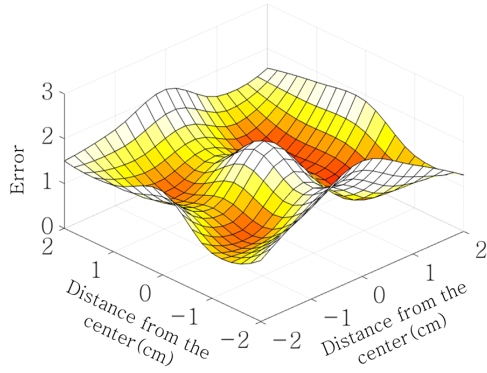


그림 10. 측위 결과에 따른 오차 분포
Fig. 10. Error distribution according to positioning result.

Case 3으로 구분하였다. 측위에서의 정확도와 연산시간을 CPU i7-4700MQ(2.4 GHz), RAM 16 GB 성능의 컴퓨터로 수행하여, 그 결과를 표 2로 정리하여 도시하였다.

각 case별 결과를 정리하면, Case 1의 경우 모든 측위 방식에서 매우 낮은 정확도를 보이는 것으로 확인되었다. Case 1과 Case 2를 비교하면 본 논문에서 제시한 3축 측정의 효용성을 확인할 수 있는데, 제시한 코일을 이용하여 3축 자기장을 측정하는 경우부터 의미 있는 측위가 가능함을 확인할 수 있다. 이 경우 정확도는 97 %이다. Case 3의 경우, 기계학습 기반 기법은 정확도가 향상되지만 LUT 기반 기법의 경우 정확도가 오히려 감소하며, 이는 위상 정보에 대한 가중치의 유무 차이로 예상된다. LUT 기반 기법의 경우 모든 요소의 가중치가 동일하지만, LDA의 경우 기계학습 과정에서 각 요소에 대한 가중치를 별도로 파악하므로 더 많은 요소를 사용하였을 때 정확도가 더욱 개선될 수 있다. 향후 LUT 기반 기법에 적용 가능한

표 2. 제안 기법의 정확도와 처리 속도
Table 2. Accuracy and processing time of the proposed methods.

Type	Case 1		Case 2		Case 3	
	Accuracy (%)	Processing speed (ms/data)	Accuracy (%)	Processing speed (ms/data)	Accuracy (%)	Processing speed (ms/data)
LUT	21.6	0.01	97.33	0.21	75.07	0.21
LDA	21.6	5.36	97.33	6.00	100	7.20

각 요소 별 가중치를 유도하는 기법을 추가 연구하는 경우 LUT 기반 기법 역시 판별 요소 추가에 따른 정확도 향상을 기대할 수 있을 것이다.

처리 시간 측면에서는 Case 2의 조건에서 제안한 LUT 기반 기법이 LDA 기반 기법과 동일한 정확도를 보이면서 약 30배 빠른 처리 속도를 보였으며, 이를 통해 제안한 LUT 기반 기법이 저성능 처리장치를 이용한 실시간 측위에 효과적으로 적용 가능함을 확인하였다. Case 3의 LDA 기반 기법의 경우 최대 정확도가 100 %로 확인되므로, 빠른 처리 속도보다 매우 높은 정확도가 필요한 측위 시스템에서는 LDA를 이용하는 것이 더 효과적일 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 무선전력전송 시스템에서 사용 가능한 핑거프린트 기반 측위 기법을 연구하였다. 측위를 위해 전력전송 효율에 영향이 없는 보조 직교 코일들을 가지는 수신 코일 설계 기법을 제안하였다. 제안한 측위용 수신 코일을 이용하여 측정한 3축 정보를 통해 위치를 찾아내기 위하여 LUT 기법과 LDA 기법의 알고리즘을 제안하고, 그 성능을 6.78 MHz 무선전력전송 시스템에서 검증하였다. 제안하는 기법은 무선전력전송 수신부에 탑재되어 코일 간 오정렬 상태를 파악하고 정렬 상태를 개선하는데 활용될 수 있다.

References

- [1] X. Lu, P. Wang, D. Niyato, D. I. Kim, and Z. Han, "Wireless charging technologies: Fundamentals, standards, and network applications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, no. 2, pp. 1413-1452, 2016.
- [2] W. Li, P. Wang, C. Yao, Y. Zhang, and H. Tang, "Experimental investigation of 1D, 2D, and 3D metamaterials for efficiency enhancement in a 6.78 MHz wireless power transfer system," in *2016 IEEE Wireless Power Transfer Conference(WPTC)*, Aveiro, 2016, pp. 1-4.
- [3] H. Lim, K. Ishida, M. Takamiya, and T. Sakurai, "Positioning-free magnetically resonant wireless power transmission board with staggered repeater coil array(SRCA),"

in *2012 IEEE MTT-S International Microwave Workshop Series on Innovative Wireless Power Transmission: Technologies, Systems, and Applications*, Kyoto, 2012, pp. 93-96.

- [4] D. Kim, J. Kim, and Y. Park, "Free-positioning wireless power transfer using multiple coupling coils in a transmitter," in *2015 IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications (APWC)*, Turin, 2015, pp. 1381-1384.
- [5] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu, "Survey of wireless indoor positioning techniques and systems," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, Nov. 2007, vol. 37, no. 6, pp. 1067-1080.
- [6] E. Bejar, A. Moran, "Deep reinforcement learning based neuro-control for a two-dimensional magnetic positioning

system," in *2018 4th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*, Auckland, 2018, pp. 268-273.

- [7] S. B. Keser, A. Yazici, and S. Gunal, "A hybrid fingerprint based indoor positioning with extreme learning machine," in *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Antalya, 2017, pp. 1-4.
- [8] 유제훈, 심귀보, "아두이노와 emotiv epoc을 이용한 정상상태시각유발전위(SSVEP) 기반의 로봇제어," *한국지능시스템학회논문지*, 25(3), pp. 254-259, 2015년.
- [9] T. Xiong, V. Cherkassky, "A combined SVM and LDA approach for classification," in *Proceedings 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Montreal, 2005, vol. 3, pp. 1455-1459.

김 성 재 [건국대학교/석사과정]



2017년 2월: 건국대학교 전자공학부 (공학사)
 2017년 3월~현재: 건국대학교 전자정보통신공학과 석사과정
 [주 관심분야] 자기장 분석, 무선전력전송 등

구 현 철 [건국대학교/교수]



1995년 2월: 서울대학교 전기공학과 (공학사)
 1997년 2월: 서울대학교 전기공학과 (공학석사)
 2003년 12월: 미국 Georgia Institute of Technology 전기전자및컴퓨터공학부 (공학박사)
 2005년 3월~현재: 건국대학교 전기전자공학부 교수
 [주 관심분야] RF Power Amplifier, Digital RF, RF Front-End Design, Wireless Power Transfer System 등

이 의 범 [건국대학교/석사과정]



2018년 2월: 건국대학교 전자공학부 (공학사)
 2018년 3월~현재: 건국대학교 전자정보통신공학과 석사과정
 [주 관심분야] RF Power Amplifier, Antenna Array, 무선전력전송 등