Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 19, No. 3 pp. 141-146, 2018

https://doi.org/10.5762/KAIS.2018.19.3.141
ISSN 1975-4701 / eISSN 2288-4688

# 신경망을 이용한 RFID 실내 위치 인식

이명현, 허준범, 홍연찬*
인천대학교 전자공학과

# RFID Indoor Location Recognition Using Neural Network

**Myeong-hyeon Lee, Joon-bum Heo, Yeon-chan Hong***
**Department of Electronic Engineering, Incheon National University**

**요 약** 최근에 위치 인식 기술이 많은 관심을 받고 있다. 특히 실내에서 주변 환경에 영향을 받지 않고 사람이나 사물의 위치를 파악하고, 유용한 서비스를 제공하는 기술이 대두되고 있다. 기존에 물체나 사람의 위치를 인식하는 방법으로 보편적으로 GPS기술을 많이 사용하였다. GPS는 매우 효율적으로 위치를 감지하지만 실내에서의 위치를 파악하기는 어렵기 때문에 실내에서 위치 인식을 위한 방법으로 RFID의 사용이 대두되었다. RFID는 무선주파수를 이용하여 태그가 부착된 사물 또는 사람의 위치정보를 파악하는 기술이다. 본 논문에서는 RFID 시스템을 구성하고 태그를 이용하여 위치를 측정했다. 이때 실제위치와 측정된 위치간의 오차가 발생한다. 본 논문에서는 오차를 줄이기 위해 측정된 위치 데이터와 실제 위치 데이터를 이용하여 신경망을 훈련하였다. 이때 측정된 태그의 개수가 일정하지 않아 신경망을 훈련시키기 위한 입력값으로 적합하지 않으므로 무게중심 입력과 중앙값 입력으로 변환하여 입력하여 신경망을 훈련시켰다. 그 결과 신경망에 의한 위치 오차가 줄어든 것을 확인하였다. 또한 훈련시킨 데이터의 개수를 50, 100, 200, 300개로 실험하여 데이터입력 개수와 오차의 상관관계를 확인하고, 신경망을 이용하여 훈련시켰을 때 무게중심 입력과 중앙값 입력을 사용했을 때의 오차를 비교하였다. 그 결과 훈련시킨 데이터 개수가 많을수록 오차가 줄어들고, 무게중심 입력보다 중앙값 입력을 사용했을 때 오차가 줄어드는 것을 확인하였다.

**Abstract** Recently, location recognition technology has attracted much attention, especially for locating people or objects in an indoor environment without being influenced by the surrounding environment. GPS technology is widely used as a method of recognizing the position of an object or a person. GPS is a very efficient, but it does not allow the positions of objects or people indoors to be determined. RFID is a technology that identifies the location information of a tagged object or person using radio frequency information. In this study, an RFID system is constructed and the position is measured using tags. At this time, an error occurs between the actual and measured positions. To overcome this problem, a neural network is trained using the measured and actual position data to reduce the error. In this case, since the number of read tags is not constant, they are not suitable as input values for training the neural network, so the neural network is trained by converting them into center-of-gravity inputs and median value inputs. This allows the position error to be reduced by the neural network. In addition, different numbers of trained data are used, viz. 50, 100, 200 and 300, and the correlation between the number of data input values and the error is checked. When the training is performed using the neural network, the errors of the center-of-gravity input and median value input are compared. It was found that the greater the number of trained data, the lower the error, and that the error is lower when the median value input is used than when the center-of-gravity input is used.

**Keywords :** Indoor Location, Median Value, Neural Network, RFID, Tag

본 논문은 인천대학교 2017년도 자체연구비 지원에 의하여 연구되었음
*Corresponding Author : Yeon-chan Hong(Incheon Univ.)
Tel: +82-32-835-8449 email: ychong@inu.ac.kr
Received November 27, 2017 Revised (1st January 25, 2018, 2nd February 12, 2018, 3rd March 2, 2018)
Accepted March 9, 2018 Published March 31, 2018

## 1. 서론

최근에 위치 인식 기술이 많은 관심을 받고 있다. 특히 실내에서 주변 환경에 영향을 받지 않고 사람이나 사물의 위치를 파악하고, 유용한 서비스를 제공하는 기술이 대두되고 있다. 예를 들어 가정 또는 공공장소에 사용하는 서비스 로봇은 인간이 항상 따라다닐 수 없기 때문에 지속적으로 위치를 파악하는 것이 중요하다[1].

기존에 물체나 사람의 위치를 인식하는 방법으로 보편적으로 GPS기술을 많이 사용하였다. GPS는 매우 효율적으로 위치를 감지하지만 실내에서의 위치를 파악하기는 어렵기 때문에 실내에서 위치 인식을 위한 방법으로 RFID의 사용이 대두되었다[2]. RFID는 무선주파수를 이용하여 물건이나 사람 등과 같은 대상의 정보를 파악할 수 있도록 하는 기술이다[3]. RFID 시스템은 라벨 또는 태그와 신호를 방출하는 양방향 무선 송신기 또는 리더로 구성된다. 태그에는 정보를 저장하고 처리하는 마이크로 칩과 신호를 수신하여 리더기로 전송하는 안테나가 있다. RFID는 다른 유사 인식 매체인 바코드에 비해 인식속도가 빠른 특징을 가지고 있다. 바코드의 인식거리는 최대 50cm이지만 RFID는 최대 100m 까지 확장 가능하며, 인식률은 자기카드나 IC 카드와 마찬가지로 99% 이상으로 높다[4]. 또한 금속을 제외한 장애물의 투과가 가능하며 데이터 저장능력이 좋고 데이터 손상방지 능력이 우수하다[5-6].

주원이 등[7]은 리더기의 예상 위치를 구하기 위해서 RFID 기반의 위치 인식 시스템을 구성하고 태그들을 정사각형 형태로 배치했을 때 무게 중심, 방사 형태, 중앙값, 방사 형태와 중앙값을 함께 이용한 4가지의 방법 중 태그들의 중앙값을 이용한 방법이 가장 효율적인 방법이라는 것을 확인하였다. 그러나 좀 더 정밀한 위치인식을 위해서는 오차를 더 줄일 필요가 있기 때문에 복잡한 시스템의 모델링 및 예측을 정확하게 수행할 수 있는 신경망을 이용하고자 한다. 본 논문에서는 보다 정확하게 위치를 인식 할 수 있도록 신경망을 이용하여 예상되는 리더기의 위치와 실제 리더기의 위치의 오차가 기존 연구과 비교해서 어느 정도 줄어드는지 확인한다. 또한 신경망의 훈련 데이터와 시험 데이터를 얻기 위해 리더기의 위치를 임의로 옮겨가며 300 번을 측정하였다. 신경망을 이용해서 훈련시킨 데이터의 개수와 오차의 상관관계도 확인한다.

## 2. 신경망의 구조

신경망이란 생물학의 신경망에서 영감을 얻은 통계학적 학습 알고리즘이다. 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런이 학습을 통해 시냅스의 결합세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 가리킨다. 좁은 의미에서는 역전파(back propagation)를 이용한 다중 퍼셉트론을 의미하기도 한다. 역전파 알고리즘은 신경망을 학습시키기 위한 가장 기본적이고 일반적인 알고리즘이라고 할 수 있다. 역전파라는 이름은 오차가 진행방향과 반대방향으로 전파된다 하여 붙여진 이름이다. 본 논문에서는 역전파를 이용한 빠른 학습의 알고리즘 중 Levenberg-Marquardt 알고리즘[8]을 사용하였다.

Fig. 1은 입력층(Input layer)과 은닉층(Hidden Layer), 출력층(Output layer)으로 구성된 신경망[9]이다. 각 층은 뉴런으로 이루어져 있고 실제로 연산이 일어난다. 이 연산 과정은 인간의 신경망을 구성하는 뉴런에서 일어나는 과정이 나타나도록 설계되어 있다. 뉴런은 일정 크기 이상의 자극을 받으면 반응을 하는데, 그 반응의 크기는 입력 값과 뉴런의 계수(또는 가중치, w)를 곱한 값과 비례한다. 따라서 이 계수를 조절함으로써 입력에 대한 가중치를 부여할 수 있다. 입력층에 입력되는 패턴에 따라 그 정보를 신경망이 효과적으로 반영하기 위해서 적정한 개수의 은닉층이 필요하다[10].

1개의 리더기에 대한 좌표의 입력 데이터는 1개의 (x, y) 형식이다. 신경망의 입력의 개수는 일정해야 하는데, 위치에 따라 RFID 리더기에 읽힌 태그의 수가 일정하지 않다. 입력 데이터의 개수를 일정하게 하기 위해 읽힌 태그들을 무게중심과 중앙값을 이용하여 1개의 (x, y) 좌표로 변환한다. 그러나 RFID 안테나를 이용해 태그를 읽을 경우 여러 개의 태그가 읽힐 수 있기 때문에 무게중심을 이용한 방법과 중앙값을 이용한 방법을 사용해서 1개의 (x, y) 형식의 데이터로 변환해서 입력한다.

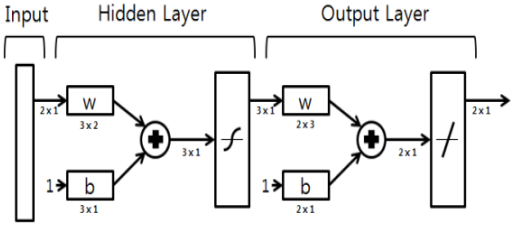


Fig. 1. Structure of neural network

## 3. 실험방법

Fig 2와 같이 210cm x 150cm 넓이의 공간에 각각 태그를 30cm 간격으로 8 x 6 형태로 배치한 후 ALR 9900+와 안테나를 연결하여 RFID 시스템을 구성한다.

Fig. 2. RFID system layout

ALR 9900+는 Fig. 3에 나타내었고 UHF대역 RFID 리더기로서 다수의 태그를 읽을 수 있는 장치이다. 그 후 안테나를 배치된 태그들 위의 서로 다른 300개의 임의의 위치에 위치시킨 후 안테나의 움직임을 물체의 이동으로 생각한다. ALR 9900+에 읽히는 태그들을 PC를 이용해 확인한다.

100개의 임의의 리더기 위치에 대해서 읽힌 태그들의 무게중심 값을 계산하고 같은 개수의 중앙값에 대해서도 계산하여 비교한다. 300개의 임의의 리더기 위치에 대해서 읽힌 태그들의 중앙값을 계산한다. 중앙값에 대해서는 50개, 100개, 200개, 300개로 입력 데이터 개수를 바꿔가며 실험하였다.

역전파 신경망을 Levenberg - Marquardt 알고리즘을 사용해 훈련시킨다. Table 1과 같이 입력 데이터의 70%는 훈련 데이터로 사용하고, 훈련데이터로 사용하지 않은 입력 데이터인 나머지 30%를 시험 데이터로 사용하였다. 실제 리더기의 위치와 신경망을 이용해 예측한 위치의 차이를 계산하여 오차를 구한 후 각각의 오차들의 평균오차를 구한다.

Table 1. Data rates of training and test data.

| Total Data | Training Data (70%) | Test Data (30%) |
|---|---|---|
| 50 | 35 | 15 |
| 100 | 70 | 30 |
| 200 | 140 | 60 |
| 300 | 210 | 90 |

Table 2는 신경망에 사용된 파라미터이다. 입력층 뉴런의 개수는 2개, 은닉층 뉴런의 개수는 3개, 출력층 뉴런의 개수는 2개이다. 학습률(Learning rate)은 0.01, 훈련 종료 횟수인 Epochs는 1000, 오차 허용 한계인 Goal은 $10^{-6}$으로 설정하였다.

Table 2. Parameter of neural network

| Parameter | Value |
|---|---|
| Number of input layer neurons | 2 |
| Number of hidden layer neurons | 3 |
| Number of output layer neurons | 2 |
| Learning rate | 0.01 |
| Epochs | 1000 |
| Goal | $10^{-6}$ |

### 3.1 무게중심 입력

신경망에 훈련시킬 입력값을 구하기 위해 안테나에 읽힌 태그들만을 고려하여 무게중심 값을 구한다. 무게중심이란 물체가 균형을 이루는 내부의 한 점이다. n각형에서 n개의 꼭지점의 좌표가 주어졌을 때 무게중심의 좌표는

$$G = (\frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n}, \frac{y_1 + y_2 + \cdots + y_n}{n}) \qquad (1)$$

이고 Fig. 3은 Fig. 2 를 그림으로 도식화한 것이다. ★는 Fig. 3에서 가운데 측정하는 안테나의 위치를 의미하고 □는 안테나 주변에 일정하게 깔려있는 태그의 위치를 의미한다. 같이 주어졌을 때 무게중심의 좌표는 식 (2)와 같다.

$$G = (\frac{x_1 + x_2 + x_3 + x_4}{4}, \frac{y_1 + y_2 + y_3 + y_4}{4}) \qquad (2)$$

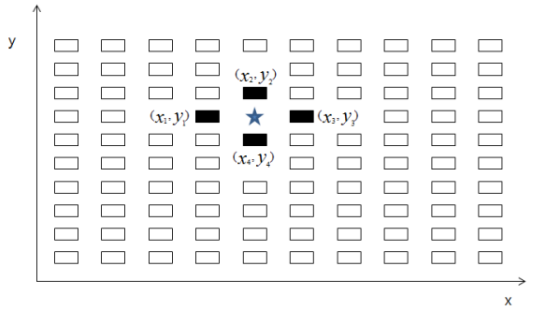


Fig. 3. Calculation method of center of gravity

### 3.2 중앙값 입력

안테나에 읽힌 태그들만을 고려하여 중앙값을 구한다. Fig. 4와 같이 리더기의 위치가 좌표상 (6,4)에 있다고 하자. 만약 (6,4)를 기준으로 (3,7)의 태그가 읽혔다면, 기준이 (6,4)에 위치한 리더와 읽힌 태그 (3,7)의 중앙값은 (4.5,5.5)가 된다. Fig. 5와 같이 같은 방향에 놓여있는 태그들은 인식된 태그들 중에서 끝의 태그만을 적용한다. 이 방식을 적용하면 Fig. 5와 같은 중앙값이 나오게 된다. 이와 같이 중앙값을 구한 뒤 이 값들을 무게중심 공식에 대입하면 중앙값 입력을 구할 수 있다.

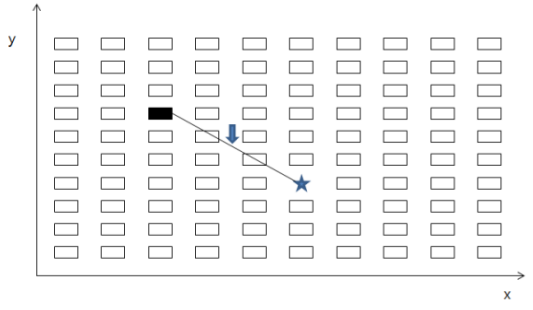


Fig. 4. Method of obtaining the median value.

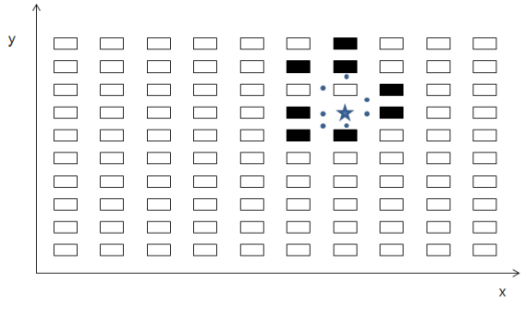


Fig. 5. Result of median value method.

## 4. 실험 결과

Fig. 6은 무게중심값 100개를 입력 데이터로 이용한 방법의 오차 분포이며 최소 오차는 1.75cm이고 최대 오차는 41.39cm이다.

Fig. 7은 중앙값 100개를 입력 데이터로 이용한 방법의 오차 분포이며 최소오차는 0.67cm이고 최대 오차는 17.83cm이다.

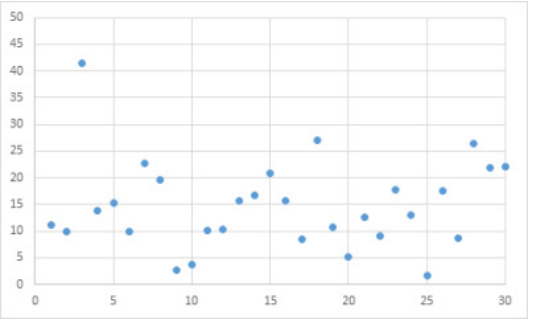


Fig. 6. Error distribution using center-of-gravity input in case of 100 data.

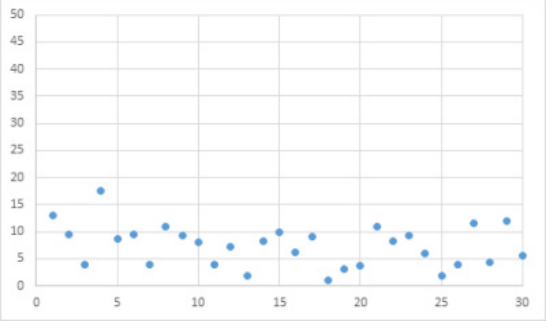


Fig. 7. Error distribution using median value input in case of 100 data.

Table 3은 데이터의 개수가 100개일 때 무게중심 입력을 이용한 방법과 중앙값 입력을 이용한 방법의 평균 오차를 비교한 결과이다. 무게중심 입력을 이용한 방법보다 중앙값을 이용한 방법의 평균오차가 6.5cm만큼 개선된 것을 확인하였다.

Table 3. Average errors of center-of-gravity and median value in case of 100 data.

| Input | Average error |
|---|---|
| center-of-gravity | 14.71cm |
| median value | 8.21cm |

Table. 4는 주원이 등[7]의 오차와 본 연구의 오차 20개를 선택하여 평균을 낸 표이다. 기존 연구에 비해 시험 데이터가 많아 훈련 데이터가 210개 일 때 시험 데이터를 무작위로 20개를 선택해 평균을 내었으며, 기존연구보다 4.93cm 만큼 오차가 개선되었다.

Fig. 8은 중앙값 입력을 이용한 방법으로 입력 데이터 개수가 각각 50개, 100개, 200개, 300개일 때의 평균오차이다. 입력 데이터의 개수가 50개일 때 평균오차는 약 9.37cm, 100개일 때 약 8.21cm, 200개일 때 약 7.46cm, 300개일 때 약 6.85cm 로 입력 데이터의 개수가 증가할수록 평균오차가 감소하는 것을 확인하였다.

**Table. 4.** Comparison of [7] and this paper

| Times | Error of [7] | Error of this paper |
|---|---|---|
| 1 | 15.75 | 5.96 |
| 2 | 5.10 | 4.59 |
| 3 | 4.24 | 8.04 |
| 4 | 8.53 | 8.47 |
| 5 | 14.85 | 6.37 |
| 6 | 12.42 | 10.40 |
| 7 | 15.19 | 10.06 |
| 8 | 11.06 | 8.79 |
| 9 | 11.82 | 4.49 |
| 10 | 9.30 | 8.53 |
| 11 | 19.00 | 6.22 |
| 12 | 1.80 | 6.85 |
| 13 | 5.10 | 10.45 |
| 14 | 19.97 | 8.02 |
| 15 | 25.79 | 2.52 |
| 16 | 0.90 | 5.19 |
| 17 | 11.14 | 7.68 |
| 18 | 25.25 | 9.40 |
| 19 | 9.30 | 3.94 |
| 20 | 11.6 | 3.79 |
| Avg | 11.91 | 6.98 |

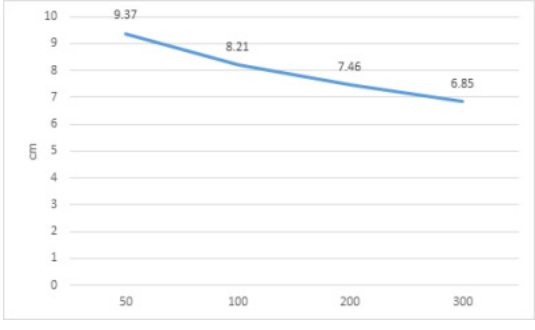


**Fig. 8.** Average errors according to the number of data usage for median input.

## 5. 결론

본 연구는 기존연구의 RFID를 이용한 실내 위치 인식의 오차를 줄이기 위해 주원이 등[7]과 동일한 조건에서 신경망을 이용해 데이터를 훈련시킨 후 인식오차를 감소시켰다.

신경망에 훈련시키기 위해서 1개의 (x, y) 좌표가 필요하다. 그러나 RFID 안테나를 이용해 태그를 읽는 경우 여러개의 태그가 읽힐 수 있기 때문에 무게중심을 이용한 방법과 중앙값을 이용한 방법을 사용해서 1개의 (x, y) 형식의 데이터로 변환해서 신경망에 입력한다. 신경망에 읽힌 태그들의 위치를 입력하기 위해 무게중심 입력 데이터를 사용하였을 때와 중앙값 입력 데이터를 사용하였을 때 실험결과 기존연구와 마찬가지로 무게중심값 데이터보다 중앙값 데이터가 평균오차가 적어 효율적이라는 것을 확인하였다.

또한 중앙값을 신경망의 입력 데이터로 사용하였을 때 입력 데이터 개수를 50개, 100개, 200개, 300개로 실험했을 때 데이터 개수가 증가할수록 평균 오차는 9.37cm, 8.21cm, 7.46cm, 6.85cm 로 감소하는 것을 확인하였고, 기존 연구의 평균오차인 11.91cm보다 최대 5.06cm 개선된 것을 확인하였다.

## References

[1] Sae Hyeon Nam, You Chung Chung “RFID Location Based Tree Management System Using Insertion UHF RFID TAG and GPS”, The Journal of The Korean nstitute Of Communication Sciences ‘12-10 vol. 37C no. 10', Oct. 2012.
DOI: http://doi.org/10.7840/kics.2012.37C.10.909

[2] Byoung-Suk Choi, Jang-Myung Lee, "An Efficient Localization of Mobile Robot in RFID Sensor Space", *Journal of Control, Automation, and SystemsEngineering,* vol. 12, no. 1, Jan. 2006.
DOI: https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2006.12.1.015

[3] Juels, A, "RFID security and privacy: a research survey", *IEEE* Vol. 24 pp. 381-394, Feb. 2006.
DOI: https://doi.org/10.1109/JSAC.2005.861395

[4] Chang-Hawn Lee, "Research on Position Tracking Using Passive RFID Tags", Graduate courses of Dankook University, 2012.

[5] Chang-Sun Yoon, Dong-Min Yoon, Young-Chan Kwon,Yeon-Chan Hong, "RFID Based Indoor Localization and Effective Tag Arrangement Method", *Journal of the Korea Academic-Industrial cooperation Society*, vol. 16, no. 312 pp. 8760-8766, 2015.
DOI: http://doi.org/10.5762/KAIS.2015.16.12.8760

[6] Nichapat Pathanawongthum, Panarat Cherntan- omwong, "Empirical Evaluation of RFID-based Indoor Localization with Human Body Effect", *Proceedings of the 15th Asia-Pacific Conference on Communications,* pp. 479 - 482, Oct. 2009.

[7] Won-lee Joo, Hyo-Sun Kim, Yeong-Ah Jung, Yeon-Chan Hong*, Advanced Indoor Location Tracking Using RFID, *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 18, no. 1 pp. 425-430, 2017. DOI: http://doi.org/10.5762/KAIS.2017.18.1.425

[8] Howard Demuth, Mark Beale, Neural Network Toolbox User's Guide. The MathWorks, Inc. 2000

[9] Nimmi.S, Meenakshi.S and R.Priyadarshini, AP, RFID Location System Based on Artificial Neural Networks, *International Journal of Computer Communication and Information System ( IJCCIS)*, 2010.

[10] Jurgen Schmidhuber, Deep Learning in Neural Networks: An Overview, 2014.

**이 명 현**(Myeong-hyeon Lee) **[정회원]**

- 2018년 2월 : 인천대학교 전자공학과 졸업(공학사)

<관심분야>
지능제어, RFID

**허 준 범**(Joon-bum Heo) **[정회원]**

- 2019년 2월 : 인천대학교 전자공학과 졸업 예정(공학사)

<관심분야>
지능제어, RFID

**홍 연 찬**(Yeon-chan Hong) **[정회원]**

- 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1985년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
- 1989년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
- 1990년 3월 ~ 1992년 2월 : 순천향대학교 전자공학과 전임강사
- 1992년 3월 ~ 현재 : 인천대학교 전자공학과 교수

<관심분야>
지능제어, RFID, 전력전자