

# K-최근접 이웃 알고리즘을 적용한 펌프와 모터의 상태 진단

김남진\* · 배영철\*\*

## Status Diagnosis of Pump and Motor Applying K-Nearest Neighbors

Nam-Jin Kim\* · Young-Chul Bae\*\*

### 요약

최근 인공지능에 대한 연구가 진단과 예측 분야에서 활발하게 진행되고 있다. 본 논문에서는 산업 현장에 설치되어 있는 모터와 펌프에서 발생하는 진동, 회전 수, 전류 데이터 취득한다. 취득한 데이터로부터 k-최근접 이웃(k-nearest neighbors) 알고리즘을 적용하여 이들 데이터를 학습하고, 학습한 데이터를 이용하여 펌프와 모터의 이상상태와 건전 상태를 판단하는 상태진단법을 제안한다. 제안 결과 정상상태와 이상상태가 잘 구분됨을 확인할 수 있었다.

### ABSTRACT

Recently the research on artificial intelligence is actively processing in the fields of diagnosis and prediction. In this paper, we acquire the data of electrical current, revolution per minute (RPM) and vibration that is occurred in the motor and pump where they are installed in the industrial fields. We train the acquired data by using the k-nearest neighbors. Also, we propose the status diagnosis methods that judges normal and abnormal status of motor and pump by using the trained data. As a proposed result, we confirm that normal status and abnormal status are well judged.

### 키워드

Motor, Pump, Status Diagnosis, Prediction, Artificial Intelligence, K-Nearest Neighbors  
모터, 펌프, 상태 진단, 예측, 인공 지능, K-최근접 이웃

## 1. 서론

4차 산업의 발달과 더불어 사람의 지능에 가깝도록 판단하고 결정하는 다양한 인공지능 기술의 활용이 많아지고 있다. 특별히 인공지능 알고리즘과 신경망을 이용한 반도체 공정의 진단[1], 폐의 흑 진단[2], 등의 연구되고 있다.

모터 및 펌프의 고장진단에는 신경망, 카오스, 인공 지능, 기타 방법이 사용되고 있다[3-4].

최근까지 머신 러닝 또는 인공지능과 관련한 많은 알고리즘이 제시되어 있고 적용[5-10]되고 있으나, 각 알고리즘의 특징이 달라 적용 분야에 따라 진단이나 예측의 정확도가 차이가 난다. 따라서 특정 설비의 진단을 위해서는 다양한 알고리즘을 적용한 후 가장 우수한 알고리즘을 찾아야 하는 어려움도 있다.

본 논문에서는 산업 현장에 설치되어 있는 모터와 펌프에서 발생하는 진동, 회전 수, 전류 데이터 취득하고 이 데이터로부터 k-최근접 이웃(k-nearest neighbors)

\*전남대학교 전기 및 반도체공학과(tortoise@gmail.com) · Received : Nov. 08, 2018, Revised : Nov. 26, 2018, Accepted : Dec. 15, 2018  
\*\*교신저자 : 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터공학부 · Corresponding Author : Young-Chul Bae  
· 접수일 : 2018. 11. 08 Division of Electrical · Electronic communication and Computer Eng. Chonnam National University,  
· 수정완료일 : 2018. 11. 26 Email : ycbae@chonnam.ac.kr  
· 게재확정일 : 2018. 12. 15

알고리즘을 적용하여 이들 데이터를 학습하고, 학습한 데이터를 이용하여 펌프와 모터의 이상상태와 건전 상태를 판단하는 상태진단법을 제안한다. 학습하고, 모터

의 고장을 예측하는 방법을 제안하여 펌프와 모터의 상태 진단에 도움을 주고자 한다. 제안 결과 정상상태와 이상상태가 잘 구분됨을 확인 할 수 있음을 보인다.

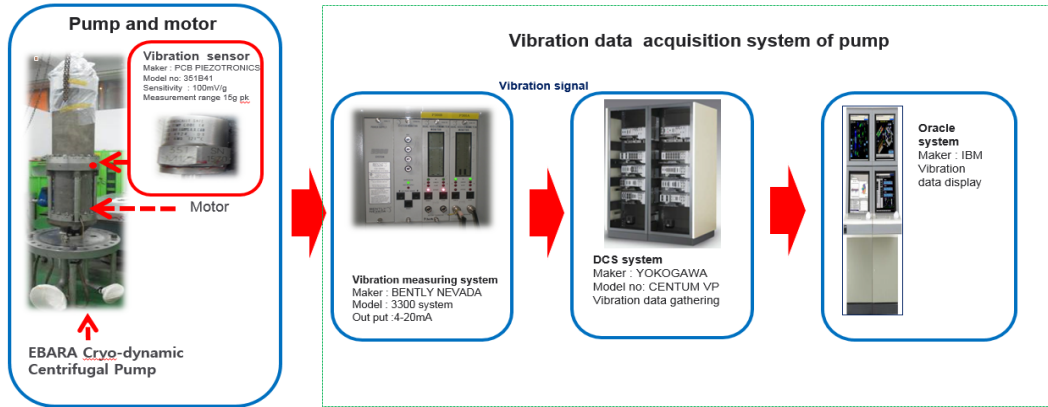


그림 1. 펌프와 모터의 진동 신호 취득 시스템  
 Fig. 1 Vibration signal acquisition system of pump and motor

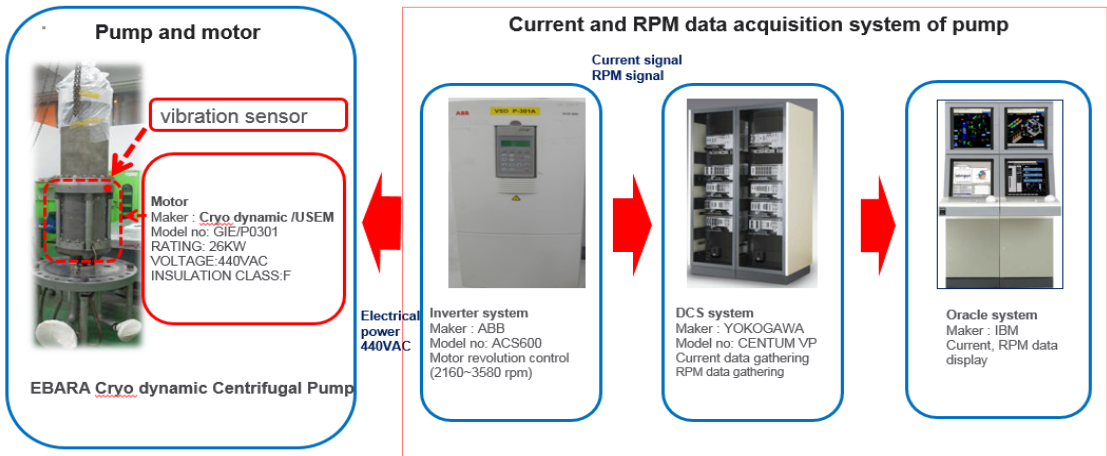


그림 2. 펌프와 모터의 전류와 회전수 취득 시스템  
 Fig. 2 Current and RPM signal acquisition system of pump and motor

## II. 모터와 펌프에서의 데이터 취득

### 2.1 데이터 취득 시스템

모터와 펌프에서 진동수를 취득하기 위한 시스템은 그림 1에 전류와 회전수를 취득하기 위한 시스템은 그림 2에 각각 나타내었다. 그림 1과 그림 2는 7단계

를 가진 실제 A사 공장에 설치된 EBARA Cryo-dynamic 원심 펌프의 데이터 취득 시스템의 블록 다이어그램을 나타낸 것이다. 여기에서 사용한 펌프는 -150℃에서 동작하며 정격 회전속도 3,580 RPM, 인버터로부터 공급전압 440V가 공급된다.

이 데이터 취득 시스템은 주로 모터로부터 전류와

RPM 측정 시스템, 펌프로부터 진동 측정 시스템, 분산 제어 시스템(DCS), 시스템의 분석도구로 구성한다.

진동 측정 시스템은 출력 전류 4~20mA를 가지는 모델 번호 PA330의 Bently 제품이다. 이 시스템은 펌프에 부착한 진동센서를 이용하여 진동신호를 측정한다.

모터는 Cryo-dynamic/USEM에 의해 제작한 제품으로 정격 용량 26kW, 정격전압 440V AC, 절연 등급 E의 제품을 사용한다.

전류와 RPM 측정은 인버터, DCS, 분석 툴로 구성한다. 인버터는 ABB에 의해 제작한 제품을 사용하였으며 모터 분해능 제어는 2160~3580 RPM의 범위이다.

일본의 요코가와에 의해서 제작한 분산제어 시스템은 CENTUM VP의 모델 번호를 가지며 펌프와 모터에서 진동 데이터를 수집하고 저장하는 역할을 한다.

IBM에 의해 만들어진 분석도구 시스템은 주 콘솔에서 전류와 진동 데이터를 표시한다. 전류와 RPM 측정은 인버터, DCS, 분석 툴로 구성한다. 인버터는 ABB에 의해 제작한 제품을 사용하였으며 모터 분해능 제어는 2160~3580 RPM의 범위이다. 이 논문에서는 분석기능은 사용하지 않고 단지 펌프와 모터로부터 진동, 전류, 회전 수만을 취득하는데 사용하였다.

### 2.2 진동 데이터 해석

그림 3은 그림1로부터 얻어진 진동 데이터를 나타낸다. 그림 3에서 보는 바와 같이 2014년 1월 10일까지는 정상적인 진동 데이터를 얻었으나 2014년 1월 10일 이후 데이터의 진동수가 급격하게 늘어남을 확인할 수 있다.

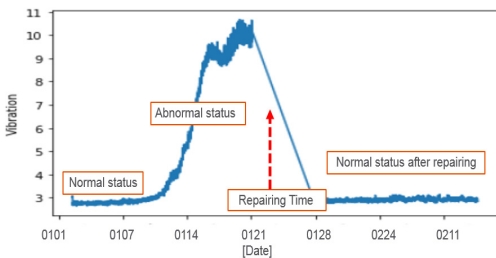


그림 3. 진동 신호  
Fig. 3 Vibration signal

### 2.3 전류 및 RPM 데이터 해석

그림 4는 그림 2로부터 얻어진 전류와 회전수의 데이터를 나타낸다. 그림 4에서 보는 바와 같이 2014년 1월 10일까지는 정상적인 전류와 회전 수 데이터를 얻었으나 2014년 1월 10일 이후 데이터의 전류와 회전수의 변동이 있음을 확인할 수 있다.

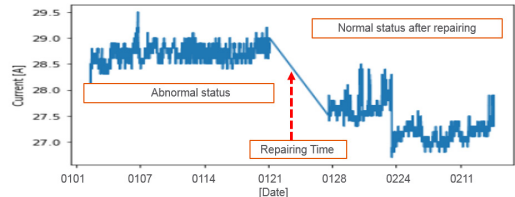


그림 4. 전류 신호  
Fig. 4 Current signal

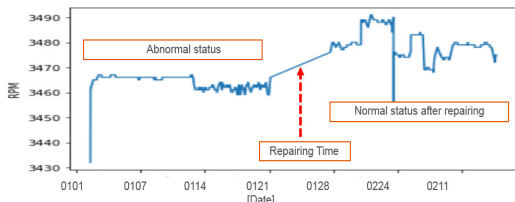


그림 5. 회전수 신호  
Fig. 5 RPM signal

### 2.4 부품 수리 후 데이터 해석

그림 3과 그림 4는 진동과 전류 및 회전수의 데이터에 기반하여 그림 1과 그림 2의 시스템을 정지시킨 후 그림 6와 같은 이상 부위를 찾아 수리 후 다시 가동하였으며 가동 후 진동, 전류와 회전수를 그림 3, 그림 4, 그림 5에서 각각 확인할 수 있다.

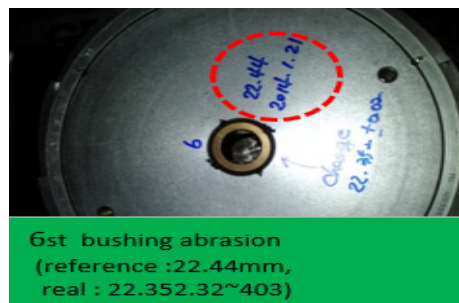
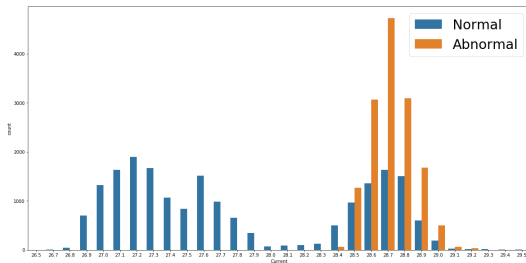


그림 6. 부싱 마모 수리  
Fig. 6 Repair for bushing abrasion

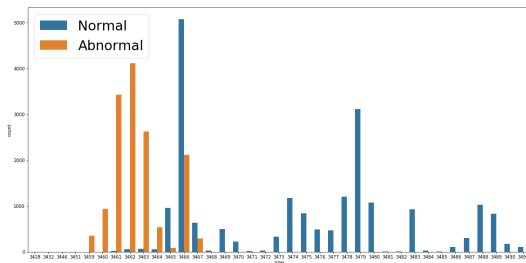
### III. K-최근접 이웃 알고리즘을 적용한 모터 상태 진단

#### 3.1 전류, 회전수, 진동 데이터의 구분

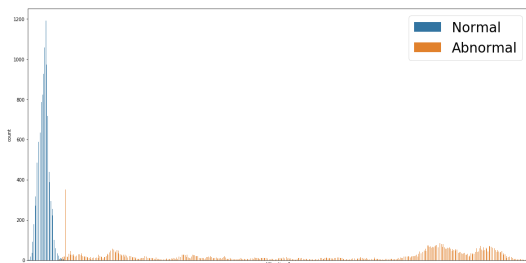
그림 7에 그림 3-그림 5에서 얻어진 전류, 회전수, 진동수에 대한 정상상태와 이상상태를 그림 7에 나타내었다.



(a) 전류의 정상과 이상 상태  
(a) Normal and abnormal status of current



(b) 회전수의 정상과 이상 상태  
(b) Normal and abnormal status of RPM



(c) 진동수의 정상과 이상 상태  
(c) Normal and abnormal status of vibration

그림 7. 모터에서 측정한 전류, 회전수, 진동수의 정상과 이상 상태

Fig. 7 Normal and abnormal status of current, RPM, and vibration in motor and pump

#### 3.2 K-최근접 이웃 알고리즘

‘K-최근접 이웃’ 알고리즘이란, 훈련 데이터에서 새로운 데이터 포인트에서 가장 가까운 ‘K개’의 이웃을 찾고 이 이웃들의 클래스 중 빈도가 가장 높은 클래스를 예측값으로 사용하는 알고리즘이다[8].

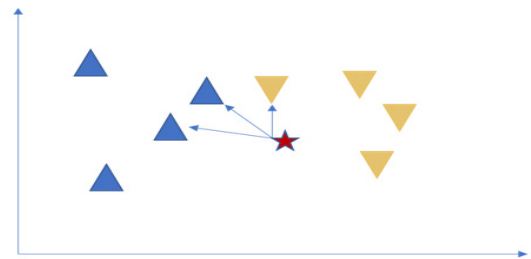
‘K-최근접 이웃’ 알고리즘에서 가까움을 정하는 기준은 ‘유클리드 거리’로 식(1)과 같이 정의한 후.

$$X = (x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n), Y = (y_1, y_2, y_3, y_4, \dots, y_n) \quad (1)$$

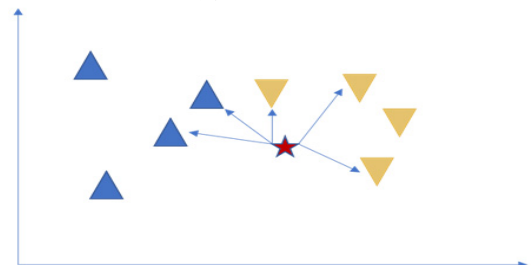
두 점이 주어질 때, 유클리드 거리는 식(2)과 같이 정의한다.

$$d(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (2)$$

그림 6은 알고리즘의 이해를 위해 임의의 ‘K’에 따른 분류를 보여주고 있다.



(a) K = 3일 때  
(a) when K = 3



(b) K = 5  
(b) when K = 5

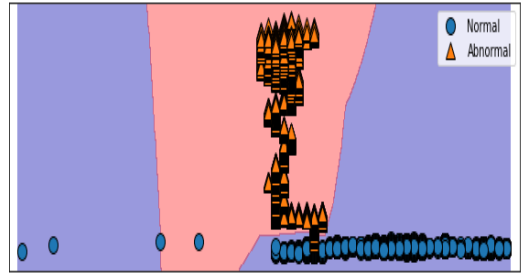
그림 6. K = 3, K= 5일 때 ‘K-최근접 이웃’ 알고리즘  
Fig. 6 K-nearest neighbors algorithm when K=3, K=5

그림 6에서 'K = 3' 일 때 가까운 클래스로 정삼각형이 2개 역삼각형이 1개이다. 따라서 이 경우에는 별을 정삼각형으로 예측한다. 마찬가지로 'K = 5' 일 때 별을 역삼각형으로 예측한다. 같은 데이터라도 K의 개수에 따라서 다른 값으로 예측하기 때문에 적절한 K 값을 지정해 주는 것이 중요하다.

### 3.2 학습과 예측

펌프와 모터에서 측정한 데이터를 기반으로 'K-최근접 이웃' 알고리즘으로 학습을 통해서 모터의 상태가 '정상'인 영역과 '비정상'인 영역으로 나뉘는 결정 경계를 그릴 수 있다. 본 논문에서는 그림 1과 그림 2에서 얻어진 데이터의 70%를 훈련 데이터로 학습시키고 나머지 30%를 시험 데이터로 사용하였다.

그림 7은 산포도에 따른 결정 경계를 보여준다.



(c) 회전수와 진동의 결정 경계  
(c) Decision boundary of RPM and vibration

그림 7. 특성에 따른 산포도와 결정 경계  
Fig. 7 Decision boundary and scattering plot according to characteristics

그림 7에서 보면 전류와 진동의 이상상태와 정상상태의 경계는 명확하게 보이지만 전류와 회전수의 결정 경계와 회전수와 진동의 결정 경계는 상대적으로 불명확함을 알 수 있다.

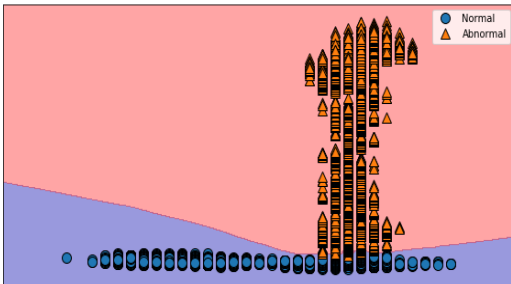
표 1은 각 특성에 따른 예측 정확도를 보여준다.

표 1. 특성에 따른 예측 정확도

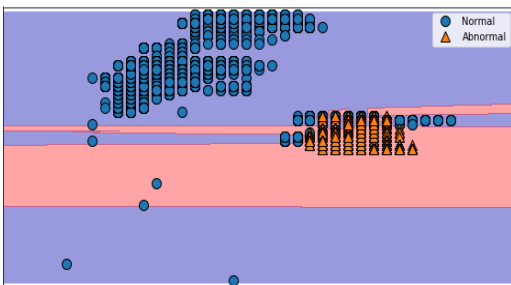
Table 1. Prediction accuracy according to characteristics

	Accuracy of training set	Accuracy of test set
Current, Vibration	0.99915	0.99884
Current, RPM	0.89868	0.89772
RPM, Vibration	0.99829	0.99849

표 2는 같은 '정상'상태 측정값과 '비정상'상태 측정값을 넣었을 경우 예측 값을 보여준다.



(a) 전류와 진동의 결정 경계  
(a) Decision boundary of current and vibration



(b) 전류와 회전수의 결정 경계  
(b) Decision boundary of current and RPM

표 2. 각 특성과 측정값에 따른 모터의 상태

Table 2. Motor status according to each characteristics and measurement value

	[28.3, 3459, 3.07]	[28.6, 3462, 6.42]
Current, Vibration	Normal	Abnormal
Current, RPM	Abnormal	Abnormal
RPM, Vibration	Normal	Abnormal

그림 7, 표 1, 표 2를 통해서 '전류와 진동을 이용한 예측이 가장 정확하다는 것을 알 수 있으며 진동을 이용한 상태진단법이 가장 명확하게 구별할 수 있는 방법임을 알 수 있다.

#### IV. 결론

논문에서는 펌프와 모터로 구성되어 있는 시스템에서 진동, 전류, 회전수의 데이터를 취득하고 이 데이터들을 학습시켜 펌프와 모터의 정상상태와 이상 상태를 판정하는 알고리즘으로 K-최근접 이웃을 적용하여 모터의 상태를 진단하였다. 진단 결과 이상상태와 정상상태의 예측의 결과로서 99%의 정확도 얻어 예측 결과가 정확함을 보여주고 있음을 확인 할 수 있었다. 앞으로 이 결과를 기반으로 학습데이터의 축적과 더불어 정확하게 어느 부위가 이상한지를 미리 예측하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

#### 감사의 글

본 연구는 중소벤처기업부 지정 지역혁신센터 사업(RIC) 중화학설비안전진단센터(B0010843) 지원으로 수행되었음.

#### References

- [1] H. Kim and H. Lee, "Fault detect and classification framework for semiconductor manufacturing processes using missing data estimation and generative adversary network," *J. of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 28, no. 4, 2018, pp. 532-537.
- [2] T. Tokisa, N. Miyake, S. Maeda, H. Kim, J. K. Tan, S. Ishikawa, S. Murakami, and T. Aoki, "Detection of Lung Nodule on Temporal Subtraction Images Based on Artificial Neural Network," *Int. J. of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 12, no. 2, 2012, pp. 137-142.
- [3] F. Asghar, M. Talha, and S. Kim, "Comparative Study of Three Fault Diagnostic Methods for Three Phase Inverter with Induction Motor," *Int. J. of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 17, no. 4, 2017, pp. 245-256.
- [4] Y. Jung and Y. Bae, "Analysis of Fault Diagnosis for Current and Vibration Signals in Pumps and Motors using a Reconstructed Phase Portrait," *Int. J. of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 15, no. 3, 2015, pp. 166-171.
- [5] R. Casimir, E. Boutleux, G. Clerc, and A. Yahoui, "The use of features selection and nearest neighbors rule for faults diagnostic in induction motors," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 19, no. 2, 2006, pp. 169-177.
- [6] J. Juez, G.I. Sainz, E.J. Moya, and J.R. Perán, "Early Detection and Diagnosis of Faults in an AC Motor Using Neuro Fuzzy Techniques: FasArt + Fuzzy k Nearest Neighbors," in *International Work-Conference on Artificial Neural Networks 2001, Lecture Notes in Computer Science*, 2085, 2001. pp. 571 - 578.
- [7] J. M. Keller, M. R. Gray, and J. A. Givens, "A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-15, no. 4, 1985, pp. 581-585.
- [8] Tian, C. Morillo, M. H. Azarian, and M. Pecht, "Motor Bearing Fault Detection Using Spectral Kurtosis-Based Feature Extraction Coupled With K-Nearest Neighbor Distance Analysis," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 63, no. 3, 2016, pp. 1793-1803.

- [9] S. Bang, "Implementation of Image based Fire Detection System Using Convolution Neural Network," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 12, no. 2, 2017, pp. 331-336.
- [10] Y. Kim, S. Park, and D. Kim, "Research on Robust Face Recognition against Lighting Variation using CNN," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 12, no. 2, 2017, pp. 325-330.

### 저자 소개



#### 김남진(Nam-Jin Kim)

2013년 ~ 현재 전남대학교 전기  
및 반도체 공학과 학사과정

※ 관심분야 : 머신러닝, 전기기기 설계 및 해석



#### 배영철(Young-Chul Bae)

1984년 광운대학교 전기공학과  
(공학사)

1986년 광운대학교대학원 전기공  
학과 (공학석사)

1997년 광운대학교대학원 전기공학과(공학박사)

1986년~1991년 한국전력공사

1991년~1997년 산업기술정보원 책임연구원

1997년~현재 전남대학교 전기·전자통신·컴퓨터  
공학부 교수

2002년~2002년 Brigham Young University 방문교  
수

2011년~2011년 University of Utah 방문교수

※ 관심분야 : Chaos Control and Chaos Robot,  
Robot control etc.

