

## 신경망과 LPC 계수를 이용한 고래 소리의 분류

안우진<sup>1</sup> · 이응재<sup>1</sup> · 김남규<sup>1</sup> · 정의필<sup>1</sup>

<sup>1</sup>울산대학교 IT융합학부

### Classification of Whale Sounds using LPC and Neural Networks

Woo-Jin An<sup>1</sup> · Eung-Jae Lee<sup>1</sup> · Nam-Gyu Kim<sup>1</sup> · Ui-Pil Chong<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Information Technology Convergence, University of Ulsan

**요약** 수중천이신호는 복잡하고 시변, 비선형 및 짧은 지속성의 특성을 지니고 있어서 기준패턴으로 모델링 하기가 어렵다. 본 논문에서는 이러한 신호들을 프레임간의 중첩을 허용하는 일정한 짧은 신호로 잘라서 분석한다. 더빈 알고리즘을 이용하여 20차의 선형예측계수(LPC)를 프레임마다 추출하여 2층 은닉신경망회로의 입력신호로 사용한다. 추출된 선형예측계수들의 65%는 신경망구조의 학습에 이용되고 35%는 시험용 입력신호로 사용된다. 고래소리 분류에 사용된 고래 종류는 대왕고래, 들쇠고래, 귀신고래, 혹등고래, 밍크고래, 북방긴수염고래 등이다. 결과적으로 이러한 시험용의 신호들로부터 83%이상의 고래 소리 평균 분류율을 얻을 수 있었다.

• 주제어 :

**Abstract** The underwater transients signals contain the characteristics of complexity, time varying, nonlinear, and short duration. So it is very hard to model for these signals with reference patterns. In this paper we separate the whole length of signals into some short duration of constant length with overlapping frame by frame. The 20th LPC(Linear Predictive Coding) coefficients are extracted from the original signals using Durbin algorithm and applied to neural network. The 65% of whole signals were learned and 35% of the signals were tested in the neural network with two hidden layers. The types of the whales for sound classification are Blue whale, Dulsae whale, Gray whale, Humpback whale, Minke whale, and Northern Right whale. Finally, we could obtain more than 83% of classification rate from the test signals.

• Key Words : Whale Sounds, Classification, LPC, Neural Network.

## I. 서론

우리나라는 사계절이라는 계절적 기후 요건을 제외하고는 세계적 갯벌 자원을 비롯하여 차별성 높은 해양성 관광자원이 남해안, 동해안, 서해안에 펼쳐지고 있어 세계적인 관광 거점으로 발전할 수 있는 잠재력이 높다. 그러나 대외적으로 경쟁력을 확보할 수 있는 차별성 높은 해양관광 상품이 빈약한 실정에 있다.

현재 우리나라는 해양관광 산업을 신성장 동력으로 육성하기 위한 정책적이고 제도적인 기반이 미흡하고 관광자원을 충분히 활용하지 못하고 있는 실정이다. 세계 관광기구의 관광시장 전망에 따르면, 2020년까지 전 세계 관광 시장 규모가 16억 명으로 증가될 것으로 전망하고 있다. 미래 트렌드를 살펴보면 해양리조트를 기반으로 하는 관광활동과 더불어 크루즈관광, 스포츠관광 등은 해양공간을 기반으로 이루어지는 관광활동으로 세계 관광기구는 해양관광 시장의 성장 잠재력을 매우 높게 평가하고 있다[1].

울산은 장생포항, 반구대 암각화 등 한국 포경의 역사와 관련된 고래 문화 유산을 국내에서 가장 풍부하게 보유하고 있으며, 지역의 특성을 활용하여 고래문화의 발굴 및 보존과 관광자원화에 힘을 기울여 왔다. 특히, 국가지정 고래특구지역인 장생포항 주변은 최고의 해양관광문화마을로 창조적 지역재생의 원천이 되고 있으며, 공공사업으로 조성된 고래박물관(2005년), 고래바다여행선(2008년), 고래생태체험관(2009년), 고래문화마을(2013) 등이 조성되어 있으나 이를 운영하는 소프트웨어는 절대적으로 부족한 실정이다. 그리고 현재 추진하고 있는 고래자원 활용 정책은 다음과 같은 문제점이 있다.

첫째, 지금까지 추진된 사업은 주로 하드웨어와 인프라를 구축하는 데 치중되어 있어 이를 운영하는 소프트웨어는 절대 부족한 실정이며, 둘째, 고래바다여행선의 경우 고래 목격 횟수가 기대에 못 미치고 있어, 고래 이동 탐지 기술을 개발하여 고래 목격 횟수를 증대시켜야 할 필요가 있으며, 셋째, 고래 음향으로 부터 인간 친화적인 고래와 인간과의 관련된 인터페이스 및 콘텐츠 개발이 필요한 실정에 있다. 위와 같은 문제점을 개선하고 고래 자원의 보존과 활용을 활성화하기 위해서는 고래 음향 콘텐츠 개발, 고래 이동 탐지 기술 개발, 고래 관광 상품개발 등

에 관한 연구가 필요하다고 본다.

본 연구는 해양관광 활성화 측면에서 울산 지역 유일의 고래 관광 산업을 미래의 해양 관광 신성장 동력산업으로 발전시키기 위한 전 단계 연구로서 수중 천이 신호로부터 고래 신호를 분류하는 것이다. 추가적으로 해상에서 고래의 발견 확률을 높이는 연구가 지속적으로 이루어 져야 하며, 첨단 장비를 갖춘 고래 탐지 시스템을 개발하여 고래의 탐지 확률을 높여야 한다. 이러한 시스템에 탑재 가능한 고래 소리 분류 알고리즘을 개발한다.

바다 밑에서 나는 고래소리는 복잡하고 다양하며, 시변(Time Varying), 비선형(Non-Linear) 및 짧은 지속성(Short Duration)등의 특성을 가지고 있다. 이러한 신호 특성상 신호전체를 하나의 기준패턴으로 모델링하기가 어렵지만 수중 신호들을 분석하고 분류하는 연구는 국내외적으로 꾸준히 진행되어 왔다 [2-7]. 본 연구는 이러한 소리들의 분류 방법으로는 신호를 프레임별로 작게 분할하여 분석하고 이들로부터 소리들의 특징점을 DB화 한 후 신경망에 적용하여 고래소리를 분류하는 방법을 제안한다. 고래 소리를 탐지하기 위하여 수중에 지향성 하이드로폰을 설치하고 여기에서 측정된 신호를 서버 컴퓨터로 이송하여 수중의 신호를 지속적으로 모니터링 한다. 모니터링 된 신호는 개발된 알고리즘으로 분석되고 분석된 결과를 신경망으로 탐지하여 고래 신호를 분류할 수 있다.

고래류의 자원은 IWC의 국제 포경규제협약(ICRW)에 의해 우리나라는 1986년부터 상업포경이 금지되어 오고 있다. 최근 여러 종의 고래류가 우리나라 해상에 출현하고 있으며 고래를 보기 위한 고래 관광산업은 새로운 신 성장 동력 산업으로 성장할 가능성도 높다. 따라서 고래를 볼 수 있는 확률을 높이는 기술 개발은 어느 때 보다도 절실하다고 본다.

## II. 관련연구

국내 관련 연구로는 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients) 특징벡터를 이용한 수중 천이 신호 식별[2], MFCC 특징벡터와 신경회로망을 이용한 프레임 기반의 수중 천이 신호 식별[3], MFCC 엔트로피

기반의 웨이블릿 패킷 기법을 이용한 수중 천이 신호의 특징 추출 및 식별[4], 베이스 분류기를 이용한 수중 배경 소음하의 과도신호 분류[5] 등이 있다. 대부분의 국내 논문들이 수중신호의 분류 수단으로 MFCC 특징벡터와 신경망 회로를 사용하였고, 또한 베이스 분류기나 웨이블릿 패킷을 이용하기도 하였다. 국외연구로는 Bi-class of Humpback Whale Sound Units Against Complex Background Noise With Deep Convolution Neural Network[6]과 WOA based Selection and Parameter Optimization of SVM Kernel Function for Underwater Target Classification[7] 등이 있다. [6]은 복잡한 시변 백그라운드 노이즈 환경에서 혹등고래의 소리를 자동적으로 탐지하는 방법을 제시하고 콘볼루션 신경망을 적용하였다. 이 방법은 FFT 기반의 방법보다 CNN 방법의 이미지 기반이 더 우수함을 보였다. [7]은 해양에서 노이즈를 확인하고 분류하는 방법으로 SVM (Support Vector Machine) 기반 분류기를 적용하여 네중류의 수중 음향 목표물을 자동적으로 분류하는 알고리즘을 발표하였다.

그림 1에서 고래 음향 신호를 크게 세단계로 나누어 분석을 한다. 첫째 단계는 최초 신호 탐지 단계인데 FFT와 같은 디지털 알고리즘으로 탐지되고 모니터링 된다. 두 번째 단계에서는 소리들을 분류하기 위한 특징점 값들을 추출한다. 일반적으로 추출된 특징 값들은 단순히 해당 주파수 대역의 에너지 값에 해당되기도 하고 또는 주파수 스펙트럼과 템플러 특징 값에 해당되기도 한다. 세 번째 단계에서는 고래 소리를 분류하기 위한 다양한 방법들을 사용되는데 예를 들면, 수학적 통계방법, 신경망 회로이용, 주파수 대역 스펙트럼 상관계수 사용방법 등이 된다[8].



Fig. 1. The stages of detection and classification

현재까지 본 연구에서 제안하는 LPC 계수와 FFT 계수를 추출하고 결합하여 신경망을 통하여 고래신호를 분류하는 방법은 현재까지 보고된 바가 없다.

### III. 연구내용 제 목

#### 3.1 분류 알고리즘[9]

다양한 고래 소리들을 분류하기 위하여 신호들을 프레임별로 잘게 분할하여 분석한다. 신호의 연속성을 유지하기 위하여 프레임을 생성할 때 프레임간의 데이터 50%씩의 중첩을 허용한다. 분류 알고리즘을 그림 2에서 설명하면 먼저 취득된 대상 고래소리의 전체길이를 일정 프레임별로 윈도우를 적용하여 분할하고, 각 프레임마다의 시간영역(LPC 계수, N개) [10] 및 주파수영역(FFT 계수, N개)[11]의 계수들을 추출하여 DB화한다. LPC 계수 산정은 많이 알려진 기존의 더빈 알고리즘을 이용하고 FFT 특징계수산정은 다음의 방법을 따른다.

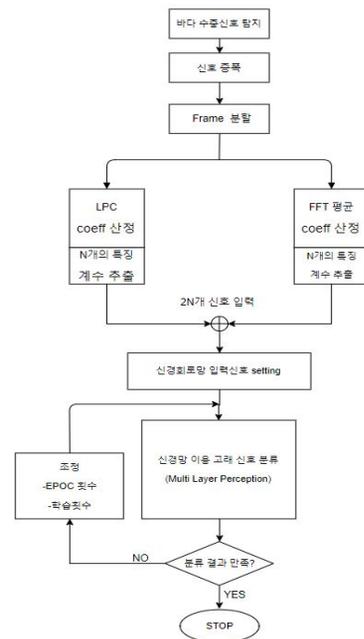


Fig. 2. Flow chart of whale classification by sound signals

1. 전체 프레임을 M개의 샘플을 가지는 프레임들로 분할하는데, 샘플들의 50%씩 중첩되게 샘플들을 분할한다.
2. 분할된 프레임 당 M개 샘플들에 대해 FFT를 구하면 M개의 주파수 성분이 되고 이것을 N개로 나누면 그 정수 값(L)이 분할된 프레임내의 계산 뭉치가 된다.

3. L개씩의 평균값을 취하면 프레임 당 N개의 FFT 계수가 나온다. 이것은 LPC의 계수와 같은 갯수가 되고, 2N개가 신경망의 입력신호로 들어간다. 그림 3에서 신경망 입력신호의 개수는 2N(LPC 계수 N + FFT 계수 N = 2N)개로서 구성되며, 은닉층 (Hidden Layer)은 2개 또는 3개 [은닉층1, 은닉층2, 은닉층3]로 분할하여 분류율이 높도록 조정이 가능하다. 출력신호에서는 분류할 고래 소리의 개수를 지정한다. 먼저 DB에 저장된 계수들의 65%는 학습에 사용하고 35%는 실제 분류에 사용토록 한다. 만약 고래 소리 분류율이 목표치 보다 낮을 경우에는 EPOC 횟수와 학습 횟수를 조정하여 다시 학습한 후 시험한다.

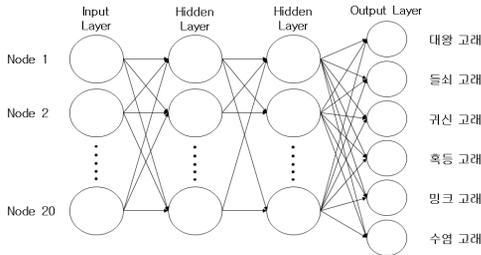


Fig. 3. Neural network for whale sound classification

### 3.2 신경망 적용[12-14]

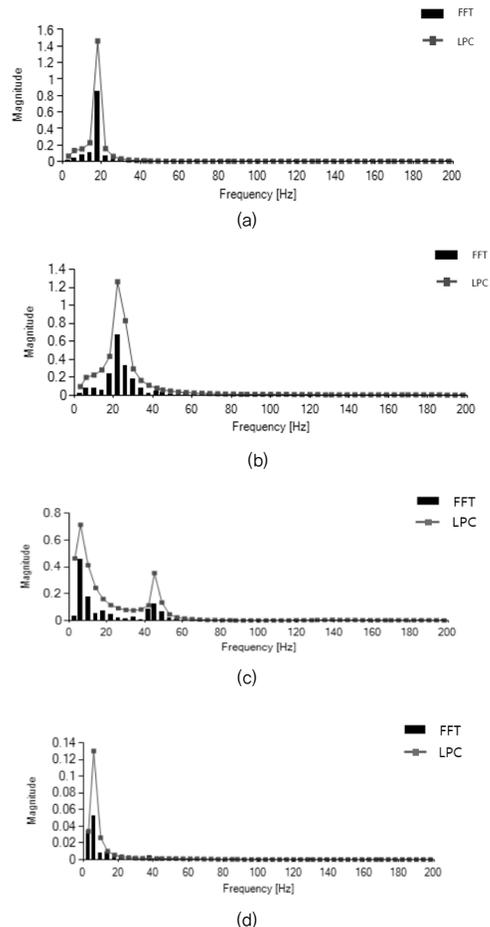
신경 회로망을 이용하여 출력된 분류율이 설정된 평균 목표 분류율 보다 낮은 경우 가중치 조정 횟수와 학습 횟수를 조정하여 다시 학습한 후 신경 회로망에 입력하여 설정된 평균 목표 분류율이 될 때까지 학습과 분류를 반복하는 알고리즘이다.

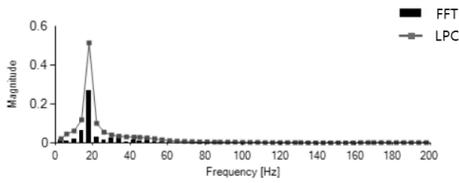
본 연구의 신경망 회로는 2개의 은닉층으로 구성되어 있으며, 심층 신경망(Deep Neural Network)을 포함한다. 심층 신경망은 기계 학습 중 하나로, 다양한 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화를 시도하는 기계학습 알고리즘의 집합으로 정의된다. 심층 신경망은 일반적인 인공 신경망과 마찬가지로 복잡한 비선형 관계들을 모델링할 수 있다. 또한 역전파알고리즘(Backpropagation Algorithm)으로 학습되며, 이는 다층(multilayer)이고 순행 공급(feedforward) 신경망에서 사용되는 학습 알고리즘이며, 학습 방법은 지도 학습(supervised learning)이다. 즉, 이 지도 학습을 하기 위해서는 입력 데이터와

원하는 출력데이터가 있어야 한다. 입력이 신경망의 가중치(weights)와 곱하고 더하는 과정을 몇 번 반복하면 입력의 결과 값인 출력이 나온다. 이때 출력은 학습 데이터에서 주어진 원하는 출력과 다르다. 결국, 신경망에서는 원하는 만큼의 목표치와의 오차가 발생하며, 오차에 비례하여 출력 층의 가중치를 갱신하고, 그 다음 은닉 층의 가중치를 갱신한다. 가중치를 갱신하는 방향은 신경망의 처리 방향과는 반대이다.

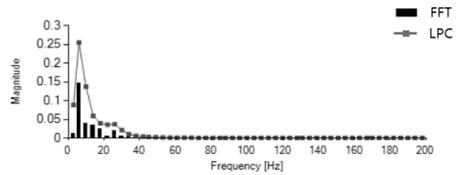
### 3.3 실험결과

실험에 사용한 여섯 종의 고래소리 (B:대왕고래, D:들쇠고래, G:귀신고래, D:혹등고래, M:밍크고래, R:북방긴수염고래)의 샘플링 주파수 및 파일의 길이는 표 1과 같다. 예로써, 이 파일들로부터 2초간의 소리를 추출하여 20차의 LPC 계수를 구한 6종류의 고래소리를 그래프로 나타내면 그림 4와 같다.





(e)



(f)

Fig. 4. Feature extraction from whale sounds

(a) : Blue whale sound, (b) : Gray whale sound, (c) : Minke whale sound, (d) : Right whale sound, (e) : Humpback whale sound, (f) : Fin whale sound

Table 1. LPC coefficients of blue whale sound

1~5	6~10	11~15	16~20
1.491633	0.057270	0.010677	-0.006421
-0.529297	-0.067776	-0.001142	0.012812
0.233876	-0.018734	-0.027791	-0.006753
-0.060840	0.022466	0.021928	0.012272
-0.111201	-0.048777	-0.004483	0.003696

표1은 대왕고래 소리의 LPC 20차 계수 값을 나타낸다. 표 2에서 사용된 EPOCH는 신경망 학습가중치 조정 학습주기이며, 파라미터 중에서 sL은 한 프레임에 들어가는 데이터의 개수, noF는 학습할 프레임 전체의 개수, noN는 은닉층 당의 전체 노드 개수, tF는 진단용(시험용) 프레임 개수이다.

이번 실험에는 먼저 20차의 LPC 계수만을 대상으로 실험하였다. 전체 신호 중 65%는 학습에 사용하고 35%는 시험용으로 LPC 계수를 신경망에 적용한 결과는 표3와 같이 평균 83.4% 분류율을 얻을 수 있었다. 표4는 신경망 회로의 파라미터에 대한 설명이다.

Table 2. The Sampling frequency and length of whale sounds

Whales	B	D	G	H	M	R
Samp. Freq.(KHz)	44,1	44,1	44,1	44,1	44,1	44,1
Length(KB)	10,260	7,524	7,254	11,502	8,982	9,054

B: Blue Whale, D: Dulsae whale, G: Gray Whale, H: Humpback Whale, M: Minke Whale, R: Northern Right Whale

Table 3. Classification Results of Whale Sounds

EPOCH	Parameter	AVE	B	D	G	H	M	R
1,000	sL=30,	81,15	59,3	89,8	99,4	84,5	96,2	57,7
2,000	noF=1400,	82,65	59,1	89,8	99,6	90,4	99,7	57,3
3,000	noN=20,	84,8	59,1	98,9	99,4	92,2	99,7	59,4
4,000	tF=900	85,15	59,1	99,4	99,4	93,0	99,7	60,3

B: Blue Whale, D: Dulsae whale, G: Gray Whale, H: Humpback Whale, M: Minke Whale, R: Northern Right Whale

Table 4. Parameters of neural network

Parameters	Configuration
Learning algorithm	Back Propagation
Learning rate	0,01
Transfer function	ReLU
Training method	Stochastic Gradient Descent
Performance function	SoftMax

#### IV. 결론 및 향후연구

본연구가 실용화될 경우 고래탐지, 고래관광산업, 고래게임개발, 고래음향콘텐츠 산업, 고래 박물관 등에 활용이 가능하다. 현재까지의 분류율은 상용에 이르기까지는 약간 미흡하지만 처음 시도한 연구 결과로서는 만족할 만한 수준이다. 향후, FFT와 결합한 계수를 신경망에 적용할 경우, 신경망의 입력벡터로 MFCC 특징벡터를 사용할 경우 및 CNN (Convolution Neural Network)을 적용할 경우 등에 고래 소리 분류율이 얼마나 향상되는지를 연구해야 한다. 개발된 알고리즘을 실제 수중에 적용하기 위해서는 수중에 존재하는 잡음에 대한 대책이 필요하며, 잡음에 강인한 시스템이 추가로 연구되어져야한다.

#### Acknowledgments

본 논문은 한국연구재단 2017 이공분야기초연구사업 [2017R1D1A3B05030815]의 지원을 받아 수행된 것이며, 또한 실험데이터를 제공하여 주신 경북대 신호처리연구실에 감사의 말씀을 드립니다.

#### REFERENCES

[1] S.J. Park, J.W. Hong, "A Study on the Improvement of Legal System for the Revitalization of Korea's Marine Tourism", J. of the Korean Society of

Marine Environment & Safety", Vol. 18, No. 2, pp. 131-138, 2012

[2] T.G. Lim, K.S. Bae, C.S. Hwang, H.U. Lee, "Classification of Underwater Transient Signals using MFCC Feature Vector", J. of Korea Communication Association, Vol. 32, No. 8, pp. 675-679, 2007

[3] T.G. Lim, I.H. Kim, T.H. Kim, K.S. Bae, "Frame Based Classification of Underwater Transient Signal using MFCC Feature Vector and Neural Network", The Proceeding of Korea Electronics Association 2008, Vol. 31, No. 1, pp. 883-884, 2008

[4] J.G. Jung, J.H. Park, D.W. Kim, C.S. Hwang, "Feature Extraction and Classification of Underwater Transient Signal using MFCC and Wavelet Packet Based on Entropy", The Proceeding of Korea Univ.-Industry Tech Association, Pp 781-784, Spring of 2009

[5] J.H. Kim, T.H. Bok, D.G. Paeng, J.H. Bae, C.H. Lee, S.G. Kim, "Classification of Transient Signal in Ocean Background Noise using Bayesian Classifier", J. of The Korean Society of Ocean Engineers, Vol. 26, No. 4, pp. 57-63, 2012

[6] D. Cazu, R. Lefort, J. Bonnel, J. Krywyk, "Bi-class of Humpback Whale Sound Units Against Complex Background Noise With Deep Convolution Neural Network", Workshop Track-ICLR 2017, pp. 1-7, 2017

[7] Sherin B.M., Dr. Supriya M.H., "WOA based Selection and Parameter Optimization of SVM Kernel Function for Underwater Target Classification", International J. of Advanced Research in Computer Science, Vol. 8, No. 3, pp. 223-226, 2017

[8] Micheal Bittle, Alec Duncan. "A review of current marine mammal detection and classification algorithms for use in automated passive acoustic monitoring", Proceeding of Acoustics, pp. 1-8, 2013

[9] U.P. Chong, N.G. Kim, "Underwater Transient Signal Classification Apparatus and Method", The Petition of Korean Patent, #10-2017-0146963, 2017

[10] H.S. Han, U.P. Chong, "Neural Network-based

Driver Drowsiness Detection System using Linear Prediction Coding Coefficients EEG Changes", J. of Korean Institute of Signal Processing and Systems, Vol. 13, No. 3, pp. 136-141, 2012

[11] A.V. Oppenheim, R.W. Schaffer, "Discrete-Time Signal Processing", pp. 635-650, Prentice Hall, 1999

[12] H.S. Han, U.P. Chong, "Neural Network Based Detection of Drowsiness with Eyes Open using AR Modeling", IETE Tech. Review, Vol. 33, No. 5, pp. 518-524, 2016

[13] Antonio Guli, Sugit Pal, "Deep Learning with Keras". Acorn Publisher. 2018

[14] Saito K. "Deep Learning from Scratch". Hanbit Media Inc. 2017

## 저자소개



### 안 우 진(Woo-Jin An)

2017년 울산대학교 IT융합학부 학부과정  
 2017년 한국연구재단 보조연구원  
 ※주관심분야: 신호처리, 고래콘텐츠 드론응용, 임베디드 시스템



### 이 응 재(Eung-Jae Lee)

2017년 울산대학교 IT융합학부 학부과정  
 2017년 한국연구재단 보조연구원  
 ※주관심분야: 신호처리, 고래콘텐츠 드론응용, 임베디드 시스템



### 김 남 규(Nam-Gyu Kim)

2017년 울산대학교 IT융합학부 학부과정  
 ※주관심분야: 신호처리, 고래콘텐츠 드론응용, 산업체고장진단



### 정 의 필 (Ui-Pil Chong)

1978년 2월 울산대학교 전기공학과(공학사)  
 1980년 2월 고려대학교 전기공학과(공학석사)  
 1985년 5월 미국 오레곤 주립대학교 전기 및 컴퓨터 공학과(공학석사)  
 1996년 12월 미국 뉴욕대학교(NYU-Poly) 전기 및 컴퓨터 공학과(공학박사)  
 1997년 3월~2017년 2월 울산대학교 IT융합학부 교수  
 2012년 3월~2017년 2월 울산대학교 고래연구소장  
 2017년 4월~현재 울산대학교 IT융합학부 연구교수  
 ※주관심분야: 신호처리, 3D 프린팅, 산업체고장진단, 드론응용, 고래콘텐츠