

신경망을 이용한 반복운동 검출

유병현^{1*} · 허경용²

Detection of Repetition Motion Using Neural network

Byeong-hyeon Yoo^{1*} · Gyeong-yong Heo²^{1*}Department of Electronic Engineering, Dong-eui University, Pusan 47340, Korea²Department of Electronic Engineering, Dong-eui University, Pusan 47340, Korea

요 약

가속도 센서와 자이로스코프 센서는 반복운동 검출을 위해 사용하는 대표적인 센서로써 다양한 운동 성분을 분석하는데 활용되어 왔다. 하지만 이 두 센서는 잡음 민감성과 오차가 누적되는 문제점을 가지고 있다. 이와 같은 하드웨어적인 문제점을 극복하기 위해, 두 센서를 함께 사용하려는 시도가 있어왔고, 상보필터는 가속도 센서와 자이로스코프 센서의 단점을 최소화하고 장점을 극대화함으로써 두 센서가 가지는 문제점을 완화시키는 성공적인 결과를 보여주었다. 이 논문에서는 상보필터에 신경망을 도입함으로써 상보필터로 처리할 수 없는 여러 변수를 사전에 학습을 통하여 생성한 망을 이용해서 처리하는 개선된 방법을 소개한다. 신경망은 다양한 경우의 수를 미리 학습하여 예측하지 못한 환경 혹은 상황에도 정확한 측정이 가능한 알고리즘이다. 제안한 방법은 반복운동을 처음, 중간, 끝 세 개의 영역으로 분류하여 신경망을 적용한다. 그 결과 영역별 인식률은 96.35%, 98.77%, 96.92% 이고 이를 바탕으로 측정된 정확도는 97.18%임을 실험을 통해 확인할 수 있다.

ABSTRACT

The acceleration sensor and the gyroscopic sensor are used as representative sensors to detect repetitive motion and have been used to analyze various sporting components. However, both sensors have problems with noise sensitivity and accumulation of errors. There have been attempts to use two sensors together to overcome hardware problems. The complementary filter has shown successful results in mitigating the problems of both sensors by minimizing the disadvantages of accelerometer and gyroscope sensors and maximizing their advantages. In this paper, we proposed a modified method using neural network to reduce variable. The neural network is an algorithm that can precisely measure even in unexpected environments or situations by pre-learning the number of various cases. The proposed method applies a Neural Network by dividing the repetitive motion into three sections, the first, the middle and the end. As a result, the recognition rate is 96.35%, 98.77%, 96.92% and the accuracy is 97.18%.

키워드 : 가속도, 상보필터, 신경망, 자이로스코프

Key word : acceleration, complementary filter, neural network, gyroscope

Received 16 May 2017, Revised 29 May 2017, Accepted 12 June 2017

* Corresponding Author Byeong-Hyeon Yoo(E-mail:youyooo@naver.com, Tel:+82-51-714-2565)

Department of Electronic Engineering, Dong-eui University, Busan 47340, Korea

Open Access <https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.9.1725>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

반복적인 운동을 측정하여 칼로리 소모량, 운동 자세, 운동 횟수 등을 계산하기 위하여 다양한 방법이 연구되고 있다. 대표적으로 영상 촬영을 통하여 입력 받은 이미지 데이터를 분석하는 방법과 관성 센서를 사용하여 사람의 움직임에 따라 변화하는 값을 분석하는 방법이 있다. 이 중 제약 조건이 적으며 접근성이 용이한 센서를 사용하는 방법이 주목받고 있다[1, 2]. 하지만 가속도 센서는 잡음에 취약하고 자이로스코프 센서는 적분 오차가 누적되는 드리프트 현상으로 인하여 정확한 측정은 불가능하다[3]. 이와 같은 하드웨어의 한계는 소프트웨어의 개선으로 어느 정도 해결이 가능하며, 필터를 적용하여 개선하는 방법이 있다[4, 5]. 하지만 자연환경, 사람의 행동 등 수학적 정의가 명확하지 않는 문제들은 순차적인 알고리즘을 통해 처리할 때 해를 구하는 과정에 막대한 계산 시간이 소요되어 비효율적이다. 이에 비해 인간의 뇌는 정보를 대규모로 병렬처리 할 수 있는 특성으로 인해 자료들 간의 전체적인 관계를 파악하는 종합적인 작업에 유리하며, 뇌와 같은 작업을 할 수 있도록 만들어진 알고리즘이 신경망이다[6-8].

본 논문에서는 정확한 반복운동 검출을 위한 방안으로 데이터를 시작, 중간, 끝 세 구간으로 분할하여 신경망을 적용하는 방법을 제안한다. 신경망은 예측 가능한 경우의 수는 사전의 학습을 통하여 오검출을 줄여주고, 새로운 변수는 재학습 과정을 거쳐 오류 발생빈도를 계속적으로 감소시킨다. 따라서 자료가 쌓일수록 완벽에 가까운 정확도를 얻을 수 있다.

이 논문의 구성은 2장은 신경망에 대해 언급하고 3장에서 반복운동 검출 방법에 대해 논한다. 4장에서는 실험결과를 분석하고, 5장에서 결론을 내며 향후 연구방향에 대해서 언급한다.

II. 상보필터

가속도 센서는 축이 고정되어 있기 때문에 센서에 작용하는 중력가속도의 값들을 3축의 방향인 x , y , z 축의 값으로 표현한다. 중력의 힘이 각각의 x , y , z 축에 얼마나 작용하는지를 측정하여 움직임을 판단할 수 있다. 하지만 잡음, 진동 등에 약하고 센서의 중심축이 회

전중심축과 일치하지 않으면 수직운동 성분이 포함되어 오차가 발생한다. 그림 1은 가속도 센서로 얻은 데이터 값의 파형이다.

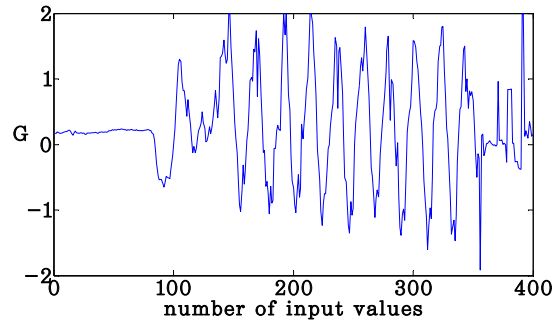


Fig. 1 acceleration of y axis

자이로스코프 센서는 각속도를 측정하며, 물체가 x , y , z 축 방향으로 얼마나 기울어 있는지를 알 수 있어 운동의 회전 방향과 변하는 각도의 속도를 확인 가능하다. 다만, 초기 값을 설정해야하며, 적분하는 과정에서 센서 자체의 잡음으로 오차가 생겨나고, 그 값이 누적되는 드리프트 현상이 발생한다. 그림 2는 자이로스코프 센서로 얻은 데이터 파형이다.

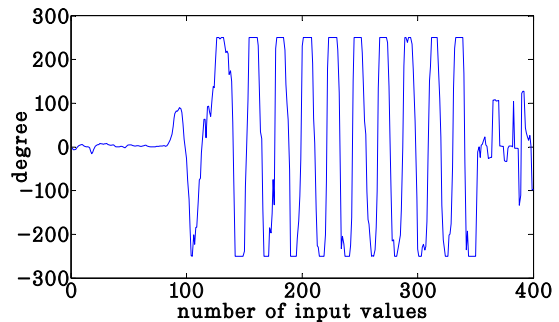


Fig. 2 angular velocity of y axis

가속도 센서와 자이로스코프 센서로는 정확한 반복운동을 검출하는데 어려움이 있다. 이를 해결하고자 필터를 적용하는 방법이 있으며, 필터로는 상보필터를 사용한다. 상보필터는 두 센서의 장점으로 서로의 단점을 보완해주는 역할을 한다. 안정적인 데이터를 획득하기 위하여 자이로스코프 센서의 비중을 높이며, 가속도 값은 초기 기준 값을 잡아주는 역할을 하도록 하였고, 비

중은 최소로 설정한다. 그림 1과 2의 파형보다 상보필터를 적용한 후의 데이터 값인 그림 3의 파형이 눈에 띄게 잡음이 감소하였고, 일정한 주기를 갖는 것을 볼 수 있다.

기존의 방법은 필터를 적용한 후, 극대 또는 극소 값의 개수로 운동 횟수를 판단하는 방법과 임계값을 설정하여 임계값 보다 큰 극대 값 혹은 작은 극소 값의 개수로 측정하는 방법이 많이 사용된다. 하지만 사람이 운동을 실시할 때, 준비자세, 운동 중 자세, 마무리 자세가 있으며, 자세마다의 특징이 존재한다. 이 특징들을 모두 구분하는데 많은 연산량을 필요로 하고, 정확도는 한계가 있다[9].

실험에서 실생활에서 쉽게 접근 가능하며 제약조건이 적은 줄넘기를 반복운동 대상으로 선정하였고, x , y , z 축을 모두 사용하기 보다는 효율성을 높이기 위해 y 축을 기준 축으로 선택하여 반복 운동 검출에 사용한다[10]. 그림 3은 상보필터를 적용하여 구한 데이터 파형이다.

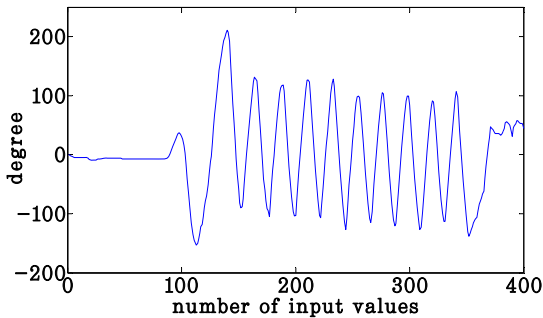


Fig. 3 Rotation angle of y axis with complementary filter

III. 신경망

3.1. 파형 분할

반복적인 운동의 데이터는 그 파형 또한 반복 되는 형태를 보이며, 사인곡선과 유사한 형태를 가진다. 사인곡선은 한 주기에 각각 한 개의 극대와 극소점을 가지는 특징이 있다. 이 특징을 이용하여 운동을 시행한 횟수를 확인할 수 있다. 하지만 그림 4에서 볼 수 있듯이 처음과 마지막 영역의 한 주기는 중간 지점의 주기보다 길며, 시작 부분에는 미세한 증가 값이 생긴 후 정

상적인 파형이 발생하고, 끝 부분은 반 주기가 추가로 발생함을 알 수 있다. 이것은 운동의 시작과 끝날 때의 자세로 생겨나며, 개인차가 심하여 정확한 판별이 힘들다. 따라서 세 개의 영역으로 파형을 분할하여, 영역별 특징을 추출한다. 선택된 특징 데이터는 수집하여 신경망 학습에 사용한다. 그림 4는 세 영역으로 분할된 파형이다.

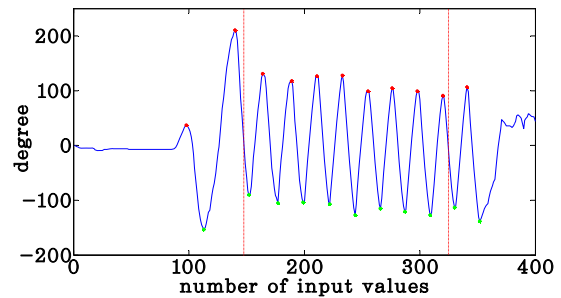


Fig. 4 Wave form division

3.2. 신경망 학습 단계

먼저, 전처리 과정을 통하여 수집한 세 영역의 특징 데이터를 입력 데이터(input data)로 설정하고, 입력 데이터 중 임의의 값 하나를 목표 데이터(target data)로 정한다. 다음은 은닉층(hidden layer)의 개수를 지정하고 훈련, 실험 그리고 확인 절차에 사용될 입력 데이터의 비율을 지정한다. 마지막으로 사용할 함수를 선택한 후, 네트워크 망을 생성한다. 이 논문에서는 매트랩(Matlab)의 툴박스 nntool을 사용하였으며, 그림 5는 신경망 학습 단계 흐름도를 나타낸다.

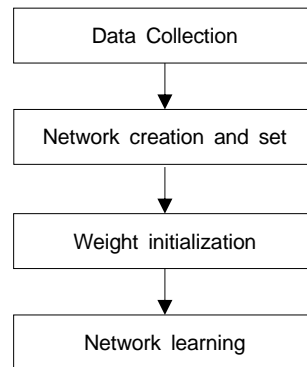


Fig. 5 Flow chart of data learning step

3.3. 데이터 수집

신경망의 학습을 위해서는 반드시 입력과 목표 데이터가 필요하며, 특징의 개수는 동일해야 한다. 특징 데이터는 한 주기의 길이, 기준 값 그리고 극대 극소 값을 수집한다. 단, 학습 데이터는 반복운동의 시작, 중간 그리고 끝 세 가지의 경우로 분리하여 저장한다. 표 1은 줄넘기 특징 데이터를 시작, 중간, 끝으로 나눠 각각의 특징 값의 평균을 나타낸 것이다.

Table. 1 Average value of feature data

division	starting point	middle point	end point
standard value	3	-7	-13
	-3	2	5
	-7	-14	10
	-	-	-3
minimum value	-153	-90	-113
	-	-	-138
maximum value	211	131	107
	-	-	147
one cycle length	45	23	43

기준 값을 보면 시작과 중간 그리고 끝의 값은 초기 값 0을 기점으로 변화가 거의 없다. 중간 지점은 극소와 극대점의 값 차이가 가장 적고, 주기 또한 두 값과 비교하여 중간 지점의 주기는 두 배정도 빠름을 알 수 있다. 표 1에서 가장 특이한 점은 줄넘기 시작과 중간은 기준 값 세 개, 극소 극대 값 한 개씩 가진다. 하지만 끝은 기준 값이 네 개, 극소 극대 값은 각각 두 개를 가진다. 이는 줄넘기를 마칠 때 손이 정면이 아닌 지면을 향하면서 추가적인 이동으로 생겨난 현상이다.

3.4. 네트워크 생성 및 설정

네트워크 유형은 BP(Backpropagation)를 각 계층의 적용한 전달함수는 sigmoid 함수를 사용하였다. 추출한 특징 데이터를 입력 데이터로 사용하며, 목표 데이터는 입력 데이터 중 무작위로 하나를 선별한다. 입력 데이터는 50개, 은닉층은 10개, 출력층은 1개이며 최종적으로 한 개의 값이 출력된다. 입력한 데이터에 중 학습에 사용될 데이터 비율은 70%, 실험 데이터는 15%, 확인을 위한 데이터는 15% 비율로 설정한다.

끝으로 가중치와 바이어스 상태를 갱신할 방법으로

Levenberg-Marquardt기법을 사용한다. 반복된 실험을 통한 최적의 값으로 은닉층의 개수를 10개로 하였으며, Levenberg-Marquardt기법은 매트랩 툴박스에서 가장 빠른 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)이며 다른 알고리즘과 비교하여 높은 정확성을 보여주기 때문에 선택하였다. 그림 6은 네트워크 구조이다.

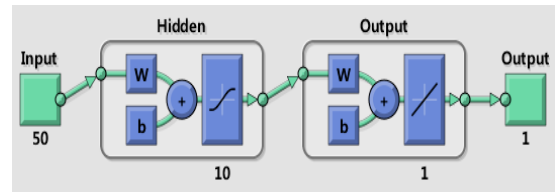


Fig. 6 structure of network

3.5. 네트워크 학습

생성된 네트워크는 새로운 입력 데이터로 인식률을 확인한다. 세 개의 영역인 처음, 중간, 끝의 순서로 인식률을 확인하고 인식률이 모두 0.95 이상이면 정확한 인식으로 판단하여 줄넘기 횟수를 측정한다. 인식률이 원하는 목표치와 부합하지 않다면 설정을 변경하여 반복 학습하는 방법과 새로운 데이터를 추가하는 방법이 있다. 학습과정에서 발생하는 overfitting 현상은 입력 데이터 값을 Regularization하여 최소화 하였다. 그림 7은 입력 데이터와 목표 데이터와 얼마큼 일치하는지를 보여주며 일치율 R 값을 확인 할 수 있다.

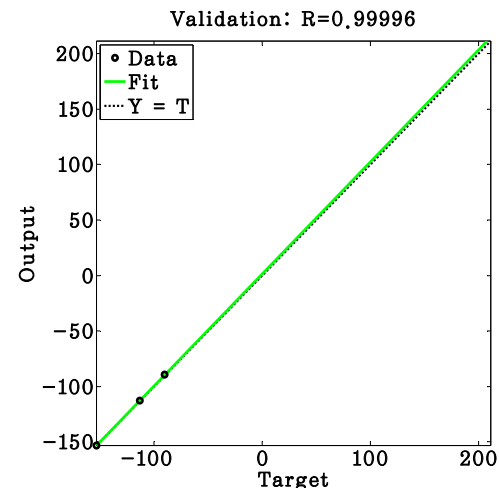


Fig. 7 Recognition rate of validation value

IV. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 성인 남녀 100명을 대상으로 줄넘기 10-14회 줄넘기를 실시하여 수집한 데이터를 바탕으로 실험을 진행하였다. 50명의 데이터는 신경망의 학습에 사용되었고, 남은 50명의 데이터로 인식률을 측정하였다. 이 논문에서는 0.95 즉 95% 이상의 인식률만을 횡수로 인식하여 측정하였다. 표 2는 줄넘기 운동을 세 가지의 경우로 분할하였을 때의 각각의 인식률을 보여준다. 시작과 끝 부분을 측정한 인식률은 거의 비슷하며, 중간 값이 가장 높은 인식률을 보인다. 시작과 끝 지점은 인식률이 낮으면 1개의 줄넘기 횡수 오차가 발생한다. 하지만 중간 지점은 인식률이 낮으면 1개 이상의 오류가 발생함을 알 수 있다. 이는 처음과 끝은 한 번 측정하고 끝나지만 중간 지점은 줄넘기를 실시하는 횡수에 따라 계속적으로 증가할 수 있으므로 인식률이 높아도 더 많은 오류가 발생할 수 있다.

Table. 2 Recognition rate by section

recognition rate(%)		
starting point	middle point	end point
96.35	98.77	96.92

표 3에서 실제 줄넘기를 한 개수와 정확히 측정된 개수를 보여준다. 실제 개수와 측정 개수의 차이는 15개이며 측정오류의 종류는 세 개의 경우로 나눌 수 있다. 먼저 *Type1error*는 줄넘기를 처음 시작할 때, 생긴 오류 값을 보여준다. 처음에 오류가 발생하면 이후 중간, 끝은 인식을 하지 않는다. 다음 *Type2error*는 줄넘기 도중에 발생하는 오류를 뜻한다. 측정 결과에서 볼 수 있듯이 가장 적은 오류가 확인되었다. 줄넘기를 하는 중에는 일정한 움직임이 계속하여 반복되므로 높은 정확도가 나온다. *Type3error*는 줄넘기 마지막으로 돌리고 정지할 때까지를 측정한 오류 값이다. 줄넘기를 종료할 때 순간적으로 힘이 줄어들어 가속도와 각속도의 변화가 크게 일어난다. 따라서 값에 잡음이 많이 발생하고 패턴이 일정하지 않아 가장 많은 인식 오류를 범하게 된다.

Table. 3 Number of measured movements

real number	measured number	measured number of errors		
		Type1error	Type2error	Type3error
532	517	4	2	9

식 (1)을 이용하여 정확도를 구하면 97.18%임을 알 수 있다.

$$Accuracy = (1 - \frac{error}{n}) \times 100 \quad (1)$$

식 (1)에서 *error*는 *Type1error*, *Type2error* 그리고 *Type3error*의 합을 뜻하고 *n*은 줄넘기를 실시한 총 횡수를 뜻한다. *Accuracy*는 정확도를 뜻하고 단위는 %를 사용한다.

V. 결론

본 논문에서는 반복운동을 검출하기 위한 방법으로 데이터를 시작, 중간, 끝 세 구간으로 분할하고, 신경망을 적용하여 정확도를 높이는 방법을 제안하였다.

실험과정에서 상보필터를 적용하여 센서의 불안정한 데이터를 보정하고 파형을 처음, 중간, 끝 세 개의 영역으로 구분한다. 각 영역의 특징을 추출하여 자료를 수집한다. 수집된 자료는 신경망을 학습시켜 망을 생성한다. 생성된 망에 새로운 데이터를 입력하여 반복운동 횡수를 측정하였고, 다양한 상황에서도 높은 정확도를 보였으며, 그 결과는 실험을 통해 확인할 수 있었다.

표 2에서 보여주듯이 처음, 중간, 끝의 경우의 모두 인식률이 96%를 넘어서나 개수 측정에서 있어서 표 3에서 볼 수 있듯이 첫 번째 구간은 4개, 두 번째는 2개 3 번째는 9개의 오류가 발생하였다. 이는 인식률의 평균 값이므로 평균에 못 미치는 인식률일 때 발생한 오류 들이며, 데이터 수집이 부족한 이유도 있다. 신경망은 데이터가 많을수록 정확한 측정이 가능하며, 향후 데이터의 양에 따른 실험을 통하여 데이터의 양과 정확도가 비례하는지에 대한 연구를 진행할 계획에 있으며, 상보필터 대신 칼만필터를 적용하여 비교 분석할 계획에 있다.

ACKNOWLEDGMENTS

This research was financially supported by the Ministry of Trade, Industry and Energy(MOTIE) of the Republic of Korea and Korea Institute for Advancement of Technology(KIAT) through the Regional Specialized Industry Development Program(Grant Number: R0005050)

REFERENCES

- [1] H.K. Yang and H.S. Yong, "Physical Activity Recognition using Accelerometer of Smart phone," in *Proceedings of Korea Computer Congress*, vol. 39, no. 2(D), pp. 7-9, 2012.
- [2] J.I Choi and H.S. Yong, "Activity Data Modeling and Visualization Method for Human Life Activity Recognition," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 15, no 8. pp. 1059-1066, Aug. 2012.
- [3] J. Parkka, M. Ermes, K. Antila, M. van Gils, A. Manttari, and H. Nieminen, "Estimating intensity of physical activity: a comparison of wearable accelerometer and gyro sensors and 3 sensor locations," in *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, France, pp. 1511-1514, 2007.
- [4] S. P. Tseng, W. L. Li, C. Y. Sheng, J. W. Hsu, C. S. Chen, "Motion and attitude estimation using inertial measurements with complementary filter," in *Proceedings of the 8th Control Conference*, pp. 863-868, 2011.
- [5] RB. Widodo, H. Edayoshi, C. Wada, "Complementary filter for orientation estimation: Adaptive gain based on dynamic acceleration and its change," in *Proceedings of the 7th International Conference on and Advanced Intelligent Systems of the IEEE in Soft Computing and Intelligent Systems*, Kitakyushu, Japan, pp. 906-909, 2014.
- [6] H. A. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, "Neural network-based face detection," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 20, no. 1, pp. 23-38, Jan. 1998.
- [7] C. T. Lin, C. S. G. Lee, "Neural-network-based fuzzy logic control and decision system," *IEEE Transactions on computers*, vol. 40, no. 12, pp. 1320-1336, Dec. 1991.
- [8] A. K. Jain, J. Mao, K. M. Mohiuddin, "Artificial neural networks: A tutorial," *IEEE Computer*, vol. 29, no. 3, pp. 31-44, Mar. 1996.
- [9] B. H. Yoo, G. Y. Heo, "Detection of Rotations in Jump Rope using Complementary Filter," *Journal of the Korea Institute of information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 1, pp. 8-16, Jan. 2017.
- [10] B. J. Mortazavi, M. Pourhomayoun, G. Alsheikh, N. Alshurafa, S. I. Lee, and M. Sarrafzadeh, "Determining the single best axis for exercise repetition recognition and counting on smartwatches," in *Proceedings of the 11th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, pp. 33-38, 2014.



유병현(Byeong-Hyeon Yoo)

동의대학교 전자공학과 공학사(2015)
동의대학교 전자공학과 공학석사(2017)
※관심분야 : 인공지능, 패턴인식



허경용(GyeongYong Heo)

연세대학교 전자공학과 공학석사(1996)
University of Florida 컴퓨터공학과 공학박사(2009)
동의대학교 전자공학과 교수(2012~현재)
※관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 로봇공학