

## CNN 기반 한국 숫자지화 인식 응용에서 표면근전도 샘플링 주파수가 학습 성능에 미치는 영향에 관한 연구

게렐바트<sup>1</sup>, 권춘기<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>순천향대학교 의료IT공학과

### The Study on Effect of sEMG Sampling Frequency on Learning Performance in CNN based Finger Number Recognition

Gerelbat BatGerel<sup>1</sup>, Chun-Ki Kwon<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Medical IT Engineering, Soonchunhyang University

**요약** 본 연구는 CNN에 기반한 한국 숫자지화 인식 시스템의 입력데이터인 표면 근전도 신호에 대한 샘플링 주파수가 CNN의 학습 성능에 미치는 영향을 검토하였다. 표면 근전도의 샘플링 주파수가 크면 수집한 많은 양의 입력데이터에 대한 학습 시간이 길어지므로 실시간 시스템의 구현이 어려움이 발생하고 고가의 표면 근전도 측정장비를 필요로 하므로 표면근전도 신호의 샘플링 주파수 선정에서 적정선이 요구된다. 이를 위해 본 연구에서는 1,024Hz, 512Hz, 256Hz, 128Hz 그리고 64Hz의 샘플링 주파수를 선정하고 선정된 샘플링 주파수로 측정한 표면근전도 신호를 입력으로 CNN 학습 성능을 비교하였다. 비교 연구 결과는 선정된 모든 샘플링 주파수로 획득한 표면근전도 신호를 입력데이터를 활용한 CNN 학습 모두가 한국 숫자지화 일부터 다섯을 100% 인식하였으며, 그중에서도 256Hz의 샘플링 주파수로 획득한 표면근전도 신호를 입력데이터로 활용한 CNN 학습이 가장 짧은 시간 안에 이루어졌다.

• 주제어 : 데이터 샘플링 주파수, 합성곱 신경망, 한국 숫자지화 인식, 표면근전도 신호

**Abstract** This study investigates the effect of sEMG sampling frequency on CNN learning performance at Korean finger number recognition application. Since the bigger sampling frequency of sEMG signals generates bigger size of input data and takes longer CNN's learning time. It makes making real-time system implementation more difficult and more costly. Thus, there might be appropriate sampling frequency when collecting sEMG signals. To this end, this work choose five different sampling frequencies which are 1,024Hz, 512Hz, 256Hz, 128Hz and 64Hz and investigates CNN learning performance with sEMG data taken at each sampling frequency. The comparative study shows that all CNN recognized Korean finger number one to five at the accuracy of 100% and CNN with sEMG signals collected at 256Hz sampling frequency takes the shortest learning time to reach the epoch at which Korean finger number gestures are recognized at the accuracy of 100%.

• Key Words : Data sampling frequency, Convolutional neural network, Finger number gesture recognition, sEMG signals

Received 17 February 2023, Revised 14 March 2023, Accepted 16 March 2023

\* Corresponding Author Chun-Ki. Kwon, Department of Medical IT Engineering, Soonchunhyang University, 22, Sonchunhyang-ro, Asan-si, Chungcheongnam-do, Korea. E-mail: chunkikwon@sch.ac.kr

## I. 서론

숫자지화는 청각 장애인이 일반인 또는 청각 장애인 간의 소통을 위해 많이 사용하는 매체이므로, 숫자지화 인식 시스템은 청각 장애인의 삶의 질을 향상시키는 데에 기여가 크다. 이러한 이유로 숫자지화 시연 시의 시연된 숫자지화의 정보를 카메라에서 획득한 영상 이미지로 활용하여 왔지만[1-2], 최근에는 표면근전도 신호를 활용하는 연구가 주목을 받고 있다[3-4]. 이것은 조명 등의 주변 환경의 영향을 받는 카메라 이미지와 달리, 최근의 반도체 기술의 발달에 따라 초소형의 생체신호 획득 장치와 마이크로컨트롤러의 등장으로 웨어러블 시스템의 구현이 매우 용이하게 된 데에도 있다.

참고문헌[5]은 한국 숫자지화를 시연할 때 전완근 내부의 연관 근육에서 발생하는 표면근전도 신호를 입력데이터로 받아들여 CNN 학습 알고리즘이 숫자지화를 인식하는 연구로서 CNN 학습 알고리즘이 영(0)부터 다섯(5)까지의 한국 숫자지화를 모두 인식하였다.

하지만, 참고문헌[5]에서 사용한 표면근전도 신호는 고가의 측정 장비를 활용하여 초당 1,024개의 샘플링을 수행하여 초당 샘플링하는 표면근전도 신호의 개수가 증가하게 되어 CNN 학습 시간이 길어지게 되는 요인이 된다. 따라서, 한국 숫자지화 시스템을 웨어러블 형태의 실시간 시스템으로 개발하기 위해서는 표면근전도 신호의 초당 데이터 샘플링 개수의 적정성을 검토할 필요가 있다.

본 연구에서는 다섯 가지의 표면근전도 샘플링 주파수를 선정하고, 각각의 샘플링 주파수가 한국 숫자지화 인식을 위한 CNN의 학습 성능에 미치는 영향을 검토하여, 실시간 웨어러블 용 한국 숫자지화 인식 시스템을 구현할 때 표면근전도 신호의 적합한 샘플링 주파수를 선정하고자 하였다.

본 논문은 2023년 2월 3일 ICSPT2023 학술대회에 발표된 학술논문[6]을 기반으로 추가적인 후속 연구를 진행한 연구이다.

## II. CNN 기반 한국 숫자지화 인식 시스템

표면근전도 신호를 활용하는 CNN 기반 한국 숫자지화 인식 시스템은 크게 두 가지로 구성된다. 하나는

시연 중인 한국 숫자지화의 특징을 포함하고 있는 표면

근전도 신호를 획득하고 획득한 데이터를 전처리하는 과정이고, 다른 하나는 전처리 과정을 거친 표면근전도 신호를 입력으로 받아들여 표면근전도 신호로부터 한국 숫자지화의 특징을 추출하고 인식하는 CNN 학습 과정이다. 한국 숫자지화 기반 인식 시스템의 전체적인 도식을 Fig. 1에 나타내었다[5].

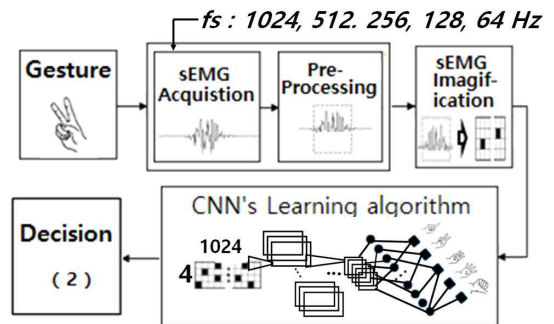


Fig. 1. Block diagram of CNN-based finger number gesture recognition using sEMG signals

### 2.1 인식할 한국 숫자지화

본 연구에 사용하는 한국 숫자지화는 숫자 일(1)부터 숫자 다섯(5)까지 다섯 개의 한국 숫자지화를 선택하였다. 이들의 숫자지화 모양은 Fig. 2에 나타내었다 [7].



Fig. 2. Five Korean finger number gestures from one five

### 2.2 표면근전도 신호 취득 및 전처리 과정

본 연구에서 사용한 표면근전도 신호는 참고문헌[8]에서 획득한 데이터를 그대로 활용하였다. 표면근전도 신호의 측정은 바이오세미사(Biosemi Inc., Netherlands)의 연구용 액티브2 시스템[8]을 사용하였고, 이 측정장치는 10-250Hz 대역의 저역통과필터와 24bit 해상도의

아날로그-디지털 변환기를 가지며 최대 1,024Hz의 샘플링 주파수로 표면근전도 신호를 획득할 수 있다.

한국 숫자지화를 시연할 때 표면근전도 신호는 참고문헌[8]에서 선정한 전완근의 네 개의 근육 상에 부착된 네 채널의 전극으로부터 측정하였다. 이들 네 개의 근육을 표 1에 열거하고 네 채널의 전극 위치를 Fig. 3에 도시하였다.

Table 1. Relationship between electrode pairs and selected muscles

Muscles selected	Flexor		Abductor pollicis longus	Extensor digitorum
	Digitorum superficialis	Policis longus		
Electrode channel	CH1	CH2	CH3	CH4

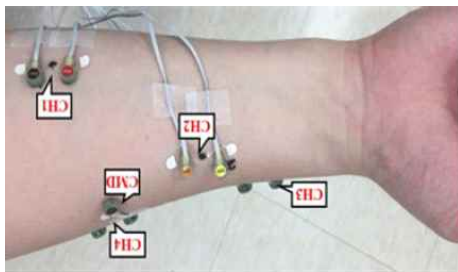


Fig. 3. Electrode placements for four muscles selected in [9]

측정장치에서 획득한 시계열의 표면근전도 데이터는 후속 과정인 CNN 학습의 입력데이터로 활용하기 전에 전처리 과정을 거쳤으며, 일반적으로 활용하는 방법인 측정데이터의 진폭에 대하여 전처리를 수행하여 얻은 것으로 측정된 표면근전도 신호에 절댓값을 취하여 양의 값으로 정규화 하였으며, 정규화된 데이터를 정수화하고, 최종적으로 10배로 증폭하였다[9].

본 연구에서 CNN의 학습을 위해 사용한 데이터는 하나의 한국 숫자지화당 50개를 획득하여 총 250개이며, 이 중에서 임의로 학습용 데이터는 200개, 테스트용 데이터는 50개로 하여 학습과 검증을 진행하였다.

### 2.3 Convolutional Neural Network (CNN) 구조

본 연구에서 채택한 CNN 구조는 표면근전도 신호로부터 특징을 추출하는 합성곱층과 풀링층이 결합된 두 개의 숨긴 층, 하나의 합성곱층, 그로부터 시연된

한국 숫자지화를 분류하는 두 개의 완전연결층으로 구성되어 있다.

모든 노드에서 활성화 함수는 ReLU 함수를 활용하였으며, 풀링층은 평균합수를 활용하였으며, 한국 숫자지화의 분류를 위한 마지막 완전연결층에서는 소프트맥스 함수를 적용하였다. 합성곱층의 필터의 사이즈는 4x4, 합성곱층의 필터의 개수는 32, 16, 4개로 설정하여 학습해야 할 파라미터의 개수를 줄였다. 본 연구에서 사용한 CNN 계층구조를 Fig. 4에 도시하였다.

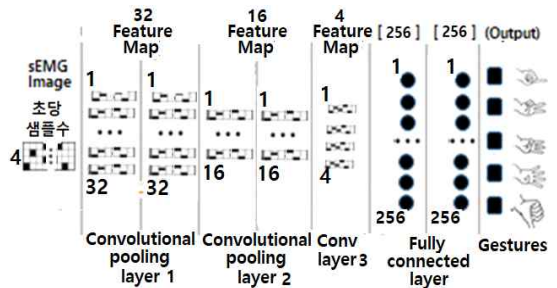


Fig. 4. CNN architecture has two convolutional-pooling layers and a single convolutional layer followed by two fully connected layers

## III. 실험 및 성능 평가

본 연구에서는 표면근전도 신호의 초당 샘플링 개수가 한국 숫자지화를 인식하기 위한 CNN 학습에 미치는 영향을 검토하였다. 선행연구[7]에서 하나(1)부터 다섯(5)까지의 한국 숫자지화에 대하여 진행한 연구에서 1,024Hz로 샘플링을 하여 취득한 표면근전도 신호를 입력데이터로 활용하여 학습한 CNN이 한국 숫자지화를 100% 인식하는 것을 확인하였다.

하지만, 초당 샘플링 개수가 많아지면 입력데이터의 사이즈가 커져 이를 입력데이터로 받아들이는 CNN 학습 시간이 길어지게 되어 실시간 시스템의 구현에 어려움이 있어 적절한 초당 샘플링 개수를 정할 필요가 있다.

### 3.1 실험 환경 설정

본 연구에서 CNN의 학습은 클라우드 기반의 무료 슈퍼컴퓨터 노트북 개발환경과 유사한 구글 Colaboratory 딥러닝 플랫폼을 활용하여 학습하였으며, GPU와 TPU

는 사용하지 않았다[10]. 샘플링 주파수를 제외한 CNN의 하이퍼파라미터인 옵티마이저, 학습 속도율, 손실함수 등은 동일하게 설정하였으며 표 2에 열거하였다. 에폭은 900으로 설정하였다.

### 3.2 실험 방법 설정

본 연구에서 초점을 두고 있는 샘플링 주파수에 따른 CNN의 학습 성능을 살펴보기 위하여 물리적으로 각기 다른 샘플링 주파수로 표면근전도 신호를 획득하여 활용하는 경우에는 샘플링 주파수에 따라 입력데이터값이 달라지게 되어 CNN 학습이 입력데이터값에 영향을 받게 되므로 샘플링 주파수에 다른 CNN 학습 성능을 살펴보기에는 한계가 있다.

Table 2. Hyper-parameters set forth in CNN

Hyper-parameter	value
Optimizer	Adam
Loss function	sparse categorical cross entropy
Learning rate	0.0005
Pooling function	average pooling (2x2)

이러한 이유로 본 연구에서는 참고문헌[6]에서 한국 숫자지화 하나(1)부터 다섯(5)을 시연 시에 초당 1,024개로 샘플링을 하여 획득한 데이터를 활용하여 데이터의 샘플링 주파수가 변하더라도 입력데이터의 값은 동일하도록 하였다.

Fig. 5에서 보는 바와 같이, 참고문헌[6]에서 획득한 초당 1,024개의 속도로 획득한 데이터는  $t_0, t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, \dots, t_{1018}, t_{1019}, t_{1020}, t_{1021}, t_{1022}, t_{1023}$ 초 각각의 순간에 획득한 총 1,024개의 샘플링 데이터로 구성되며 CNN 학습에 활용되는 하나의 입력데이터의 크기는  $4 \times 1,024$ 가 된다(Fig. 5(a)).

샘플링 주파수 512Hz는 1,024Hz의 절반이므로  $t_0, t_2, t_4, t_6, \dots, t_{1018}, t_{1020}, t_{1022}$ 초의 순간에 해당하는 데이터를 취하면 512Hz의 샘플링 순간의 입력데이터의 값은 1,024Hz의 입력데이터와 동일한 값을 가지면서도 샘플링 주파수는 다른 입력데이터를 획득할 수 있다(Fig. 5(b)).

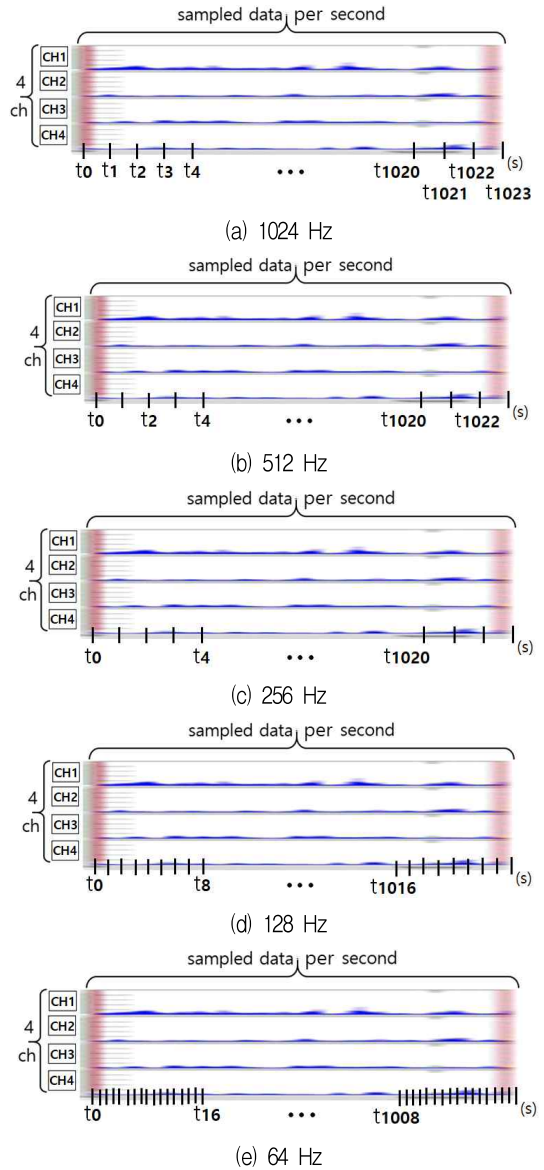


Fig. 5 Data usage from 1024Hz sampled data depending on data sampling frequency

마찬가지로, 256Hz 샘플링은 1,024Hz 샘플링 데이터에서  $t_0, t_4, t_8, \dots, t_{1020}$ 초의 순간에 샘플링된 데이터를 취하고(Fig. 5(c)), 128Hz의 경우에는  $t_0, t_8, \dots, t_{1016}$ 초의 순간에 해당하는 샘플링 데이터를 취하고(Fig. 5(d)), 64Hz의 경우에는  $t_0, t_{16}, \dots, t_{1008}$ 초의 순간에 해당하는 샘플링 데이터를 취한다(Fig. 5(e)). 이의 과정을 Fig. 5에 도식화하였다. Fig. 5에서 수직축은 표 1의 나열한 전완근 내의 근육 상에 부착된 전극에서 측정된 표면근전도 신호를 의미한다.

### 3.3 실험 결과

3.2. 절에서 상술한 방법으로 1,024Hz, 512Hz, 256Hz, 128Hz, 그리고 64Hz의 샘플링 주파수로 획득한 표면근전도 신호를 입력데이터로 하여 2장에서 설계한 CNN 모델에 대하여 한국 숫자지화 인식 학습을 수행하였다.

샘플링 주파수가 1,024Hz의 입력데이터로 학습한 CNN은 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 126에폭(epoch)에서 인식하였고 도달 시간은 96.5s이며 에폭마다 평균적으로 765ms 걸렸다. 샘플링 주파수가 512Hz의 입력데이터로 학습한 CNN은 205에폭에서 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 인지하였고 도달 시간은 81.4s이며 에폭마다 평균적으로 397ms 걸렸다. 샘플링 주파수가 256Hz의 입력데이터로 학습한 CNN은 299에폭에서 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 인지하였고 도달 시간은 65.6s이며 에폭마다 평균적으로 319ms 걸린 것이다.

샘플링 주파수가 128Hz의 입력데이터로 학습한 CNN은 575에폭에서 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 인지하였고 도달 시간은 86.2s이며 이는 에폭마다 평균적으로 149ms 걸렸다. 마지막으로 샘플링 주파수가 64Hz의 입력데이터로 학습한 CNN은 699에폭에서 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 인지하였고 걸린 시간은 85.0s이며 에폭마다 평균적으로 122ms 걸렸다. 앞서 기술한 샘플링 주파수별로 얻은 CNN 학습 성능을 표 3에 나열하였다.

Table 3. Results depending on sampling frequency

Sampling frequency	100% accuracy		average time per epoch
	epoch	time taken	
64 Hz	699	85.0 s	122 ms
128 Hz	575	86.2 s	149 ms
256 Hz	299	65.6 s	319 ms
512 Hz	205	81.4 s	397 ms
1024 Hz	126	96.5 s	765 ms

표면근전도 신호의 샘플링 주파수와 관계없이 모든 입력데이터에 대해서 CNN 학습은 한국 숫자지화를 100%의 정확도로 인식하고 있다. 하지만, 큰 샘플링 주파수로 획득한 표면근전도를 입력데이터로 학습한 CNN은 낮은 에폭에서 학습 수렴이 이루어지지만 하나

의 에폭동안 학습하는 시간이 큰 경향을 가진다. 반면에 작은 샘플링 주파수로 획득한 표면근전도를 활용한 CNN은 높은 에폭에서 학습 수렴이 이루어지지만 하나의 에폭 동안 학습 시간이 매우 작았다. 따라서, CNN이 학습하여 100%의 정확도로 한국 숫자지화를 인식하는 에폭까지의 걸린 시간은 100%의 정확도가 완료되는 에폭까지의 에폭과 각 에폭마다의 CNN 학습 시간에 의해서 결정된다.

본 연구에서는 학습의 수렴이 이루어진 에폭까지의 시간이 가장 짧은 학습을 한 CNN이 활용한 표면근전도 입력데이터의 샘플링 주파수는 128Hz, 64Hz 가 아닌 샘플링 주파수의 중간에 위치한 256Hz였다. 이러한 결과는 한국 숫자 시연 시에 한국 숫자지화의 정보를 표면근전도 신호가 충분히 내포하여야 함을 알려준다.

## IV. 결론

실험 결과에서 알 수 있듯이, 표면근전도 신호에 대한 샘플링 주파수가 클수록 CNN의 학습을 위한 입력데이터는 시연한 한국 숫자지화의 특징을 보다 많이 내포하므로, 입력데이터의 크기가 커서 에폭마다 학습 속도는 느리지만 더 낮은 에폭에서 학습이 완료된다. 반면에 샘플링 주파수가 작을수록 CNN의 학습을 위한 입력데이터는 시연한 한국 숫자지화의 특징을 많이 상실하게 되므로, 입력데이터의 크기가 작아 하나의 에폭에서의 학습 속도는 빠르지만, 더 높은 에폭까지 학습이 수행하여야 함을 알 수 있다.

따라서, 시연된 한국 숫자지화를 인식하는 실시간 웨어러블 장치 구현 시에는 CNN 학습의 속도와 학습 완료되는 에폭을 고려하여 표면근전도 신호의 데이터 샘플링 주파수를 설정하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 256Hz의 샘플링 주파수가 CNN 학습이 완료되는 시간이 가장 짧았고 많은 측정 장비에서 무리 없이 제공하는 샘플링 주파수이기 때문에 가장 적합하다.

하지만, 본 연구에서는 실험 대상자 한 명을 대상으로 숫자 하나(1)부터 다섯(5)까지의 한국 숫자지화를 인지하는 연구에 국한되어 표면근전도 신호의 샘플링 주파수가 CNN 학습에 미치는 영향을 일반화하기 위해서는 다수의 실험대상자와 다수의 한국 숫자지화를 인지하는 연구로 확대할 필요가 있다.

## ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 부분적으로 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지역대학우수과학자지원 사업(No.2021R111A3043994)의 지원과 2022학년도 순천향대학교 교수 연구년제의 지원을 받아 연구를 수행하였습니다.

## REFERENCES

- [1] K. C. Hong, H. S. Kim, and Y. H. Han. (2021, Dec.). CNN-based Sign Language Translation Program for the Deaf. Journal of Korea Institute of Convergence Signal Processing. 22(4), pp. 206-212. DOI:10.23087/jkicsp.2021.22.4.009.
- [2] H. Park. (2021, Mar.). A Review of 3D Object Tracking Methods Using Deep Learning. Journal of Korea Institute of Convergence Signal Processing. 22(1), pp. 30-37.
- [3] X. Chen and Z. Wang. (2013). Pattern recognition of number gestures based on a wireless surface EMG system. Journal of Biomedical Signal Process Control. 8(1), pp. 184-192.
- [4] Y. Wang, C. Jung, I. Yun, and J. Kim. (2019). Super-pixel based finger earth mover's distance for hand gesture recognition. In:2019 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing(ICASSP), Brighton, UK, 2019.
- [5] J. Park and C. Kwon. (2021, Jan.). Korean Finger Number Gesture Recognition Based on CNN using Surface Electromyography Signals. Journal of Electrical Engineering & Technology. 16, pp. 591-598. DOI:10.1007/s42835-020-00587-3.
- [6] G. Batgerel and C. Kwon, "Preliminary Study on the Effect of Sampling Frequency on Learning Convergence in CNN based Finger Number Recognition using sEMG Signals," in Proc. of the 1st International Conf. on Convergence Signal Processing Technology, Jeju, South Korea, 2017, pp. 56-57.
- [7] S. Bae and C. Kwon, "Comparison Study of Optimizer on CNN based Finger Number Recognition using sEMG Signals," in Proc. of the 2021 International Conf. on Computational Science and Computational Intelligence(CSCI), Las Vegas, U.S.A., 2021.
- [8] Active two user manual, ver. 3.2, Biosemi Inc., 2007.
- [9] J. Park and C. Kwon. (2018, Aug.). Study on forearm muscles and electrode placements for CNN based Korean number gesture recognition using sEMG signals. Journal of Korea Academia-Industrial Cooperation Society. 19(8), pp. 260-267.
- [10] <https://colab.research.google.com/notebooks/welcome.jpynb>, Google.com.

---

## 저자소개

---

### 게렐바트 (Gerelbat Batgerel)



2015년 6월 : 휴리대학교(몽골)  
전자공학과(공학사)  
2020년 7월 : 순천향대학교  
의료IT공학과(공학석사)  
2022년 9월~현재 : 순천향대학교  
의료IT공학과(공학박사과정)  
관심분야 : 딥러닝 및 신호 응용

### 권 춘 기 (Chun-Ki Kwon)



1994년 2월 : 고려대학교  
전기공학과(공학석사)  
2005년 6월 : 퍼듀대학교  
전기공학과(공학박사)  
2008년 3월~현재 : 순천향대학교  
교수  
관심분야 : 딥러닝 및 신호 응용