

# 심층 학습 모델을 이용한 EPS 동작 신호의 인식

(EPS Gesture Signal Recognition using Deep Learning Model)

이유라\*, 김수형\*\*, 김영철\*\*, 나인섭\*\*

(Yu ra Lee, Soo Hyung Kim, Young Chul Kim, In Seop Na)

## 요약

본 논문에서는 심층 학습 모델 방법을 이용하여 EPS(Electronic Potential Sensor) 기반의 손동작 신호를 인식하는 시스템을 제안한다. 전기장 기반 센서인 EPS로부터 추출된 신호는 다량의 잡음이 포함되어 있어 이를 제거하는 전처리과정을 거쳐야 한다. 주파수 대역 특징 필터를 이용한 잡음 제거한 후, 신호는 시간에 따른 전압(Voltage) 값만 가지는 1차원적 특징을 지닌다. 2차원 데이터를 입력으로 하여 컨볼루션 연산을 하는 알고리즘에 적합한 형태를 갖추기 위해 신호는 차원 변형을 통해 재구성된다. 재구성된 신호데이터는 여러 계층의 학습 층(layer)을 가지는 심층 학습 기반의 모델을 통해 분류되어 최종 인식된다. 기존 확률 기반 통계적 모델링 알고리즘은 훈련 후 모델을 생성하는 과정에서 초기 파라미터에 결과가 좌우되는 어려움이 있었다. 심층 학습 기반 모델은 학습 층을 쌓아 훈련을 반복하므로 이를 극복할 수 있다. 실험에서, 제안된 심층 학습 기반의 서로 다른 구조를 가지는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Networks), DBN(Deep Belief Network) 알고리즘과 통계적 모델링 기반의 방법을 이용한 인식 결과의 성능을 비교하였고, 컨볼루션 신경망 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 EPS 동작신호 인식에서 보다 우수한 성능을 나타냄을 보였다.

■ 중심어 : 신호 인식 ; 심층 학습 ; EPS ; 패턴 인식

## Abstract

In this paper, we propose hand-gesture signal recognition based on EPS(Electronic Potential Sensor) using Deep learning model. Extracted signals which from Electronic field based sensor, EPS have much of the noise, so it must remove in pre-processing. After the noise are removed with filter using frequency feature, the signals are reconstructed with dimensional transformation to overcome limit which have just one-dimension feature with voltage value for using convolution operation. Then, the reconstructed signal data is finally classified and recognized using multiple learning layers model based on deep learning. Since the statistical model based on probability is sensitive to initial parameters, the result can change after training in modeling phase. Deep learning model can overcome this problem because of several layers in training phase. In experiment, we used two different deep learning structures, Convolutional neural networks and Recurrent Neural Network and compared with statistical model algorithm with four kinds of gestures. The recognition result of method using convolutional neural network is better than other algorithms in EPS gesture signal recognition.

■ keywords : signal recognition ; deep-learning ; EPS ; pattern recognition

## I. 서론

오늘날 NUI(Natural User Interface)는 사람들이 쉽고 편하게 사용하는 것에 관심을 두는 HCI(Human-Computer Interaction)에서 발전되어 단순히 스마트폰, 개인 PC 뿐 아니라 가전제품 등 인간의 생활 전반에 걸쳐 밀접하게 영향을 끼치며 중요성이 대두되어오고 있다. 별도의 부가적인 장치 없이 사

람의 신체기관으로부터 직접 이에 따라, 각종 기기들의 지능화가 더욱 발달되고 있어 이러한 다양한 기기들을 사용자 입장에서 보다 편리하게 제어하려는 다양한 연구가 활발하게 진행되고 있다 [1]. 특히, 조명 제어와 같이 비접촉식으로 센서를 이용하여 인간의 생체 특징 또는 동작을 기반으로 하는 제어 시스템이 대표적이다.

\* 학생회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과 \*\* 정회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과

이 논문은 2014년도 교육부와 한국연구재단의 지역혁신창의인력양성사업 (NRF-2014H1C1A1066771)과 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (NRF-2015R1C1A1A02036495)

접수일자 : 2016년 09월 05일

수정일자 : 2016년 09월 28일

게재확정일 : 2016년 09월 29일

교신저자 : 김수형 e-mail : shkim@jnu.ac.kr

본 논문에서는 다양한 생체 신호 중에서도 생체 및 주변 전자 기장의 변화에 의해 발생하는 전기장 신호를 기반으로 스마트 TV, 조명 제어와 같은 새로운 NUI를 구현하기 위한 동작 신호의 인식 시스템을 제안한다. 이를 위해 우리가 사용하는 EPS(Electronic Potential Sensor)는 전자기장의 변화를 측정하는 센서이다. 초기에 이것은 생체 신호 응용 제품 용도로 개발되었지만, 극 저주파 대역에서 주변 전기장의 왜란 신호 검출을 이용해 근접 인식 제어의 가능성을 가지고 있음이 발견되었다 [2]. 기존 이미지 센서, 적외선 센서 등 타 NUI 목적으로 쓰이는 센서들에 비해 가격, 소비전력, 속도 면에서 뛰어난 이점을 가지고 있어 차세대 인터페이스에 적합한 센서로 여겨진다. 따라서 우리는 손동작에 의해 일어나는 주변 전기장 내의 변화를 EPS를 이용해 측정하여 센서로부터 추출된 신호를 이용하여 여러 다양한 동작을 인식하는 시스템을 구축하려고 한다.

동작 인식 관련 벤치마크용 데이터는 기존에 온라인 등에서 사용되고 있으나, EPS라는 전기장 센서를 이용한 동작 인식은 우리가 제안하는 새로운 연구이기 때문에 선행되어진 연구와 벤치마크 데이터가 없는 실정이다. 따라서 우리는 직접 EPS 센서의 신호 데이터를 수집하고 특성을 파악하여 동작 인식까지의 시스템을 제안한다.

추출되는 신호의 형태는 심전도, 뇌파, 음성 신호 등과 같이 시간 흐름에 따라 변화하며 시간 기준 이전과 이후 데이터 간 밀접한 관계를 가지는 시계열 데이터이다. 기존에 이런 시계열 신호를 분류 및 인식하는 방법은 다양한 알고리즘을 이용해 시도되어 왔다 [3]. 미지의 데이터를 분류하는 단계에서 적절한 알고리즘을 선택하여 적용하는 것은 중요한 문제이다.

입력 데이터를 분류 및 인식하는 대표적인 알고리즘은 시계열 데이터에 대해 DTW(Dynamic Time Warping), HMM(Hidden Markov Model), 다중 신경망 등 다양하게 존재한다. DTW는 시간 축 상에서 비선형적 신축을 허용하는 매칭 방법으로, 두 대상의 각 성분에 대한 거리척도를 비용으로 설정하여 최소 비용을 순환적으로 선택하는 방법을 통해 길이가 다른 두 대상에 대해서 최적의 매핑 함수를 찾아가며 비교하는 방법이다. 이 때 최종 저장되는 값이 유사도가 된다. 이 값을 이용해 분류하는 작업으로 직관적이며 비교적 간단한 방법이나 동적 계획법 알고리즘으로서 계산량이 많고 방대한 데이터에 적절하게 대응하지 못한다는 단점을 가지고 있다.

HMM의 대표적인 응용 사례는 음성 인식, 온라인 필기체 인식 등이 있다. 템플릿 매칭 방법인 DTW에 반해 HMM은 훈련을 기반으로 모델을 생성하여 모델과 테스트 데이터 사이 우도(likelihood) 값을 계산하기 때문에 미리 훈련된 모델을 이용하면 계산량이 적어진다는 장점을 지니고 있다 [4].

훈련 기반으로 학습을 통해 문제를 해결하는 기계 학습 분야에서 최근 들어 가장 큰 화두가 되고 있는 기술은 심층 학습

(Deep-learning)이다. 심층 학습은 오래전부터 있던 인공 신경망으로부터 발전되어 기존 다층 신경망의 한계를 극복하고 여러 층을 효율적으로 학습 시켜 방대한 훈련 데이터에 적절한 방법이다 [5].

이에 심층 학습 모델은 인공지능 뿐 아니라 영상 처리, 물체 추적 및 인식, 문자 인식, 음성 인식 등 컴퓨터 비전 분야 문제를 해결하기 위해 자주 쓰이고 있으며, 기존 방법론들에 비해 눈에 띄는 우수한 성능을 나타내기 때문에 핵심 기술로 자리 잡고 있다. 특히, 음성 인식 및 언어 모델링 분야에서 심층 학습 알고리즘의 성능은 기존 알고리즘의 성능을 훨씬 뛰어넘어 강인한 방법론으로 주목받아오고 있다 [6].

이에 본 논문에서는 전기장 센서인 EPS를 기반으로 추출되는 동작 신호를 심층 학습 모델을 이용하여 최종 인식하는 방법을 택한다.

## II. 관련 연구

### 1. 컨볼루션 신경망

심층 학습 알고리즘 중 이미지를 입력으로 하는 컴퓨터 비전 분야에서 대표적인 것은 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Networks) 알고리즘이다. 기존 다층 신경망의 한 종류인 컨볼루션 신경망은 학습 층이 여러 개일수록, 계산해야 하는 가중치의 수가 기하급수적으로 많아지는 일반 신경망에 비해 단순한 구조 때문에 계산량이 확연하게 줄인 신경망이다. 모든 층간이 연결이 된 구조가 아닌, 연결을 등성하게 하여 파라미터를 공유하도록 구성되어 있다. 이에 따라, 심층 구조에서 발생할 수 있는 지역적 최소해(local minima), 과적합(overfitting) 문제를 해결 할 수 있도록 설계된 구조다.

다른 알고리즘에 비해 가장 뚜렷한 특징으로는 학습 층에서 고정된 마스크 형태로 컨볼루션 연산을 수행한다는 점이다. 이 때문에 계산량이 줄어들 수밖에 없다. 이 층을 살펴보면, 컨볼루션 층과 풀링 층으로 나눌 수 있으며, 컨볼루션 층과 풀링 층이 번갈아 가며 수행된다. 이 층을 깊게 형성하여 훈련을 통해 주어진 문제에 가장 적합한 마스크를 알아낼 수 있으며 이것은 뛰어난 특징 추출이라고 여겨진다.

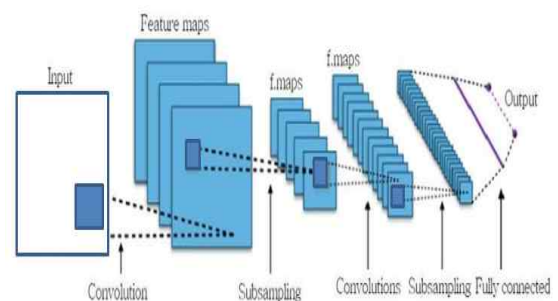


그림 1. 컨볼루션 신경망의 구조

컨볼루션 신경망은 주로 영상을 입력으로 하는 문제를 해결할 때 쓰이는데, 그림 1은 이 구조를 잘 나타내고 있다. 컨볼루션 층에서 특정 마스크 형태를 이용하여 컨볼루션 연산을 통해 얻어지는 특징 맵은 풀링 층에서 재샘플링(subsampling) 과정을 거쳐 또 다른 새로운 특징 맵을 구성하게 된다. 이 두 과정을 반복적으로 수행함으로써 적절한 특징 맵을 구성하게 되면, 기존 신경망과 같이 모든 신경이 연결되어 있는 fully-connection 구조로 다음 층으로 전달하여 계산 후 결과를 출력한다 [7].

## 2. Deep Belief Network

다층 신경망으로부터 발전되어 온 심층 학습 모델 중 DBN(Deep Belief Network)은 심층 신경망의 학습을 돕는 데에 쓰이는 RBM(Restricted Boltzmann Machine)이 주요 소로 구성되어 쌓여 있는 구조이다.

컨볼루션 신경망이 영상 데이터 셋에 대해 타 알고리즘에 비해 뛰어난 성능을 나타낸다면, DBN은 주로 순차적 데이터에 대해 학습 할 때에 성능이 부각되고 있다.

DBN을 구성하는 RBM은 모든 은닉층의 노드가 입력 층의 노드와 완전히 연결되어 있고, 모든 입력 층의 노드도 은닉 층의 노드와 연결되어 있지만 같은 층에 있는 노드끼리는 연결되어 있지 않은 구조를 가진다. 같은 층 내부에 연결이 없다는 제한적인 조건을 가지며, 입력 층의 노드는 입력된 데이터를 은닉 층에 얼마나 전달할지를 확률에 따라 결정하게 된다. 이렇게 구성할 경우, 역전파(back propagation)에 의한 학습 시간이 매우 효율적으로 단축되게 된다. 이러한 형태의 신경망을 계속 층을 쌓아 전체 신경망 구조를 만들면 된다. 즉, 이 모델은 가장 아래층에서부터 RBM을 차근차근 쌓아가면서 전체 가중치를 업데이트하는 모델이다.

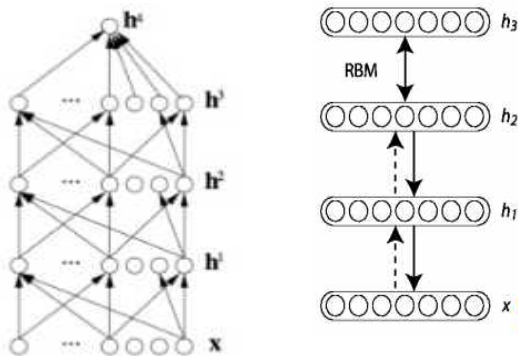


그림 2. DBN의 구조

DBN이 기존 다층 신경망의 학습 방법과 다른 점은 상위 층부터 하위 층의 가중치를 구하는 것이 아니라, 하위 층에서부

터 상위 층을 만들어 나간다는 점이다. 입력 층과 바로 위의 은닉 층의 가중치를 업데이트 할 때에, RBM을 무수히 반복해서 업데이트 해 나가면 얻게 되는 학습 치를 두고 다음 층도 마찬가지로 같은 방법으로 학습시켜 모든 층을 끝까지 학습하면 되는 것이다 [8].

## III. 동작 신호의 인식

신호로부터 제안하는 동작 신호의 인식까지의 시스템 구성도는 그림 3과 같다. 먼저 추출된 신호에 대해 잡음 제거를 위해 필터를 통한 전처리를 한다. 1차원 특징을 가지는 신호에 대해 차원 변형을 통한 재구성 후, 인식 알고리즘의 입력 값으로 사용한다. 적합한 형태로 바뀐 신호 데이터는 심층 학습 방법의 기반으로 훈련되어 생성된 모델을 통해 최종 인식된다.



그림 3. EPS 동작신호 인식 시스템의 구성도

센서를 이용한 전장 변화의 측정방식은 비접촉식으로 하나의 단일 센서로 전위의 크기를 측정하도록 되어 있다. 따라서 우리는 두 개의 센서를 이용하여 이 두 센서의 차분 값을 얻어 이 차분 신호를 대상으로 신호를 인식한다. 동작에 따라 두 개의 센서로부터 하나의 차분 신호를 얻게 된다.

인식 대상이 되는 차분 신호의 형태는 다음 그림 4와 같다. 동작이 일어나는 시간에서의 신호를 제외하고 잡음으로 볼 수 있는 의미 없는 구간에서의 신호 변화가 많기 때문에, 신호와 잡음 간 대비를 크게 하기 위해 잡음을 제거해야 한다. 이를 위해 이전 연구에서, 신호 데이터의 주파수 대역에 따라 동작 유무 구간의 변화를 분석하였다 [9]. 여러 주파수 대역 중 10Hz 이하에서 신호와 잡음 간 세기가 가장 뚜렷하게 차이를 보이는 것을 확인하였다. 따라서, 차분 신호에 대해 10Hz 저역 통과 필터(Low Pass Filter)를 사용하여 동작이 아닌 구간에서의 잡음을 제거하도록 전처리한다.

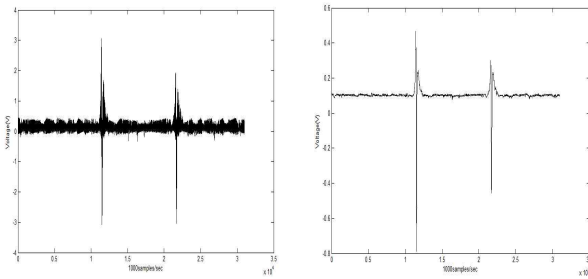


그림 4. 차분신호의 잡음 제거 전과 후

다음으로, 심층 학습 알고리즘을 이용한 인식 시스템에 신호를 적용하기 위해 신호 데이터는 차원 변형을 거쳐야 한다.

영상 데이터와 동작 신호 데이터는 몇 가지 다른 점을 가지고 있기 때문에, 동작 신호 데이터를 영상 분류 문제에 뛰어난 알고리즘에 적용하기 위해 유사한 형태로 변형시키는 과정이다. 영상 데이터는 모든 입력 데이터가 같은 너비와 높이를 가져 동일한 사이즈를 가지는 반면, 동작 신호 데이터는 동작하는 시간에 따라 길이가 제각각 다르다는 특징을 가진다. 게다가, 영상은 수직과 수평의 2차원 특징을 가지지만 동작 신호는 1차원이라는 다른 점을 가지고 있다. 영상 데이터는 회전, 크기 변환, 잡음 등에 비교적 강인하지만 신호 데이터는 시간에 따라 변하는 큰 특징을 가지기 때문에 이러한 문제에 대해 꽤 민감하다 [10]. 이런 두 가지 서로 다른 데이터의 차이점을 극복하고 우수한 성능을 얻어내기 위해 우리는 차원 변형을 적용한 것이다.

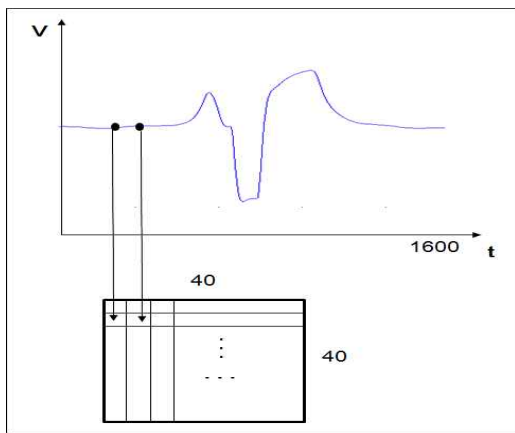


그림 5. 차원 변형 과정의 예

그림 5처럼 시간에 따라 Voltage 값만 가지는 신호 데이터를 2차원 형태로 변형하기 위해 먼저 일정하게 샘플링하여 크기를 고정한다. 실험을 통해 동작이 일어나는 구간의 평균이 1.6초로 분포되어 있어 모든 신호의 크기를 이처럼 고정(resize)하였고, 각각 다르게 나타나는 Voltage 값에 대해서 시간 순으로 배열하여 2차원적 마스크 형태로 변형(reshape)하도록 한다. 따라서 모든 신호는 영상 이미지와 같은 형태인 2차원적 데이터로

변형되어 인식 알고리즘에 입력으로 적용된다.[11]

### IV. 실험 및 결과

#### 1. 실험 환경

우리는 다음 표 1과 같이 네 가지 동작을 정하여 제안하는 방법을 이용한 실험에 사용하였다. 실험에 사용한 동작은 보편적으로 동작이 가지는 의미가 향후 스마트 기기를 제어하는 데에 주로 쓰이며, 편리하게 동작할 수 있는 동작들을 중심으로 선정하였다.

1 좌에서우 →	2 우에서좌 ←
3 시계방향 ↻	4 반시계방향 ↻

표 1. 실험에 사용한 동작

실험에 사용한 총 데이터 수는 1200개로 각 동작 당 300개의 데이터를 수집하였다. 심층 학습 모델 기반의 훈련을 위해 훈련용 데이터로 동작 당 250개인 총 1000개를 사용하였고, 테스트용 데이터로 나머지 동작 당 50개씩 총 200개의 데이터를 사용하였다. 여러 번의 반복적 실험을 통해 훈련과 테스트 데이터의 비율이 이와 같을 때 가장 좋은 인식률을 나타냄을 확인하였다.

잡음이 제거되는 전처리 과정을 거친 차분 신호들에 대해 각 동작별 신호 형태와 차원 변형을 통해 2차원 데이터로 바뀐 신호 데이터의 형태는 다음 그림 6과 같다.

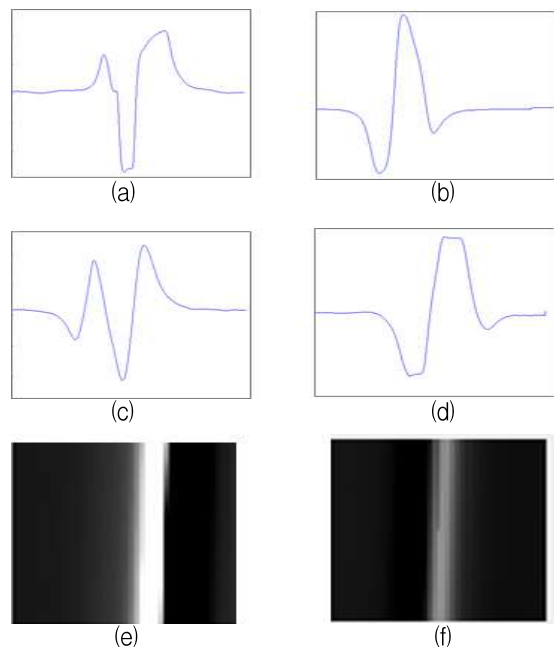




그림 6. 차분 원신호 (a)-(d), 차원 변형 후 신호 (e)-(h) (a),(e) 좌에서우 (b),(f) 우에서좌 (c),(g) 시계방향 (d),(h) 반시계방향.

컨볼루션 신경망을 이용하여 인식할 때 특징 추출 단계로 여겨지는 층의 구성은 컨볼루션 연산과 풀링 연산의 마스크 크기, 특징 맵의 개수 등을 다양하게 변경하며 모델링하므로 실험을 통해 특징을 잘 나타내는 적절한 모델을 구성한다. 본 실험에서는 40\*40 형태의 2차원 데이터로 변경된 신호에 5\*5 컨볼루션 연산을 거친 후 2\*2 마스크를 기준으로 재샘플링하여 가장 큰 값을 선택하는 최댓값 풀링 연산을 한 층으로 구성하였다. 이러한 층 구조를 2단계로 쌓아 심층 학습이 수행되도록 하였다.

DBN 알고리즘을 이용하여 실험하였을 때는 각 층마다 200 개의 은닉 유닛을 설정하였으며 각 배치 크기마다 반복횟수를 100으로 두었고 DBN의 구조인 RBM은 3개로 쌓아 실험하였다.

## 2. 결과 및 분석

실험을 통해 제안하는 심층 학습 모델 기반의 동작 신호 인식의 결과와 통계적 모델링 기반의 인식 알고리즘의 결과를 비교하였다.

컨볼루션 신경망을 사용했을 때의 경우, 최고 95%의 인식률을 보였으며 훈련 반복 횟수별 인식률의 편차가 가장 적었다.

표 2. 동작 별 인식 결과 및 검증행렬

인식 \ Test	동작 1	동작 2	동작 3	동작 4	인식률
동작1	50	0	0	0	100%
동작2	0	48	0	2	96%
동작3	2	4	44	0	88%
동작4	2	0	0	48	96%

가장 좋은 인식률을 가진 조건에서 각 동작 당 인식률을 표 2를 통해 살펴보면, 다른 동작에 비해 동작 3인 시계 방향 동작이 오인식 되는 경우가 많았다. 특히 동작 3을 동작 2인 우좌 방향으로 혼동을 많이 하였는데 다른 알고리즘을 적용하였을 때도 비슷한 결과를 나타내었고 동작의 특성상 두 동작의 흐름

이 유사하기 때문에 차분 신호에 대해 각 동작의 특성이 뚜렷하게 나타나지 않았기 때문으로 간주된다. 이를 보완하기 위해 동작의 수정 또는 추가 실험을 하여 오인식 경우를 줄여야 할 것이다.

표 3에서는 통계적 모델 알고리즘 중 시계열 데이터를 인식할 때 가장 자주 쓰이며 강인한 성능을 지니는 HMM(Hidden Markov Model)을 선택하여 같은 데이터에 대한 인식률을 비교하였다. 이산 HMM을 이용하여 동일한 차분 신호 데이터에 대해 차원 변형은 거치지 않고 이산 HMM 파라미터에 적합하도록 양자화 과정을 수행하였다. 훈련을 통해 생성되는 모델을 좌우하는 파라미터 중, HMM 모델 구조는 시간 흐름에 따라 좌우 모델(left-to-right)로 설계하여 초기 관측 확률과 상태전이 확률 값도 시계열 데이터에 적절하도록 지정하였다. 실험을 통해 상태(state) 수는 10개로 설정하여 모델 생성에 적용하였다.

표 3. 교차 검증 방법을 이용한 인식률 비교

HMM	CNN	DBN
86%	94%	68.5%
88.5%	95%	75%
92.5%	95%	79.5%

실험 결과, 심층 학습 신경망 구조를 가지는 훈련 모델 알고리즘은 통계적 훈련 모델과 비교하였을 때 더 좋은 인식률을 보였다. 이산 HMM의 경우, 신호 값의 정규화 및 연속 데이터를 유한한 스칼라 값으로 바꿔야 하는 양자화 과정을 거쳐야 하지만 심층 학습을 이용한 방법론의 경우 2차원 신호 데이터를 알고리즘에 적용하기만 하면 되므로 보다 데이터 손실이나 값의 변형이 없다는 이점을 가진다. DBN의 경우, 테스트 데이터에 따라 인식 결과의 편차가 심한 것을 확인하였고 인식률 또한 뛰어나지 못함을 보였다. EPS 동작 데이터는 DBN 분류기를 이용해 인식할 때 적합하지 못함을 확인하였다. 이것은 CNN에 적합하게 변형하는 차원 변형 등의 과정을 거쳤기 때문에 심층 학습 기반의 두 알고리즘 간에도 인식률의 차이가 큰 것으로 볼 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 심층 학습 모델을 이용하여 전기장 변화를 측정하는 EPS로부터 추출되는 동작 신호를 인식하는 시스템을 제안하였다. 주어진 데이터를 분류 및 인식할 때에, 적합한 인식 알고리즘을 선택하는 것은 매우 중요하다. 대상이 되는 데이터의 형태 및 특징 등을 분석하고 이와 유사한 데이터에 대해 적

절하게 적용되는 알고리즘을 정하게 된다. 우리가 인식하고자 하는 EPS 동작 신호는 시간적 흐름에 따라 전위 값이 변하는 시계열 데이터이다. 시계열 데이터를 심층 학습 알고리즘을 이용하여 인식하는 연구는 이미 활발하게 이루어지고 있고 우수한 결과를 나타냄을 확인할 수 있다. 따라서 EPS 신호를 심층 학습 알고리즘을 이용해 인식해보았다.

잡음이 제거된 신호에 대해, 심층 학습 알고리즘에 적용하기 전 차원 변형을 통해 재구성 한 뒤 각각 컨볼루션 신경망과 DBN(Deep Belief Network) 알고리즘을 적용하여 최종 인식 결과를 비교하였다.

기존 시계열 데이터의 인식 방법으로 주로 쓰였던 통계적 기반 알고리즘과의 비교를 통해서 음성 인식, 뇌파 인식 이외의 특정 EPS 동작 신호 또한 심층 학습을 통한 인식이 나은 성능을 가짐을 확인하였다.

본 연구에서 심층 학습 알고리즘에 적용하기 위해 영상 데이터와 유사한 형태로 재구성 하는 과정을 거쳤으나, 원 신호 데이터에 대해서 음성 인식에 강한 성능을 나타내는 또 다른 심층 학습 기반 알고리즘을 적용해 볼 수 있기 때문에 이에 대한 연구가 필요해 진행할 것이며, 우리는 이 연구를 바탕으로 연속적으로 입력되는 EPS 동작 신호에 대해 심층 학습 모델링을 이용해 언어 모델링 방법과 같이 의미 있는 동작 구간과 그렇지 않은 구간을 분류하고 동작 구간의 인식까지 하는 시스템을 연구할 계획이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 김세웅, "NUI 발전 동향에 따른 스마트 모바일 리모컨 앱 UX/UI 연구", *디자인지식저널*, 제29호, 83-92, 2014. 3
- [2] 조정재, "비접촉식 전위계 센서를 이용한 적응적 DTW 알고리즘 구현", *전남대학교 대학원 학위논문(석사)*, 2013. 2
- [3] 장석우, "분기 한정적인 동적 타임 워핑 기반의 시계열 패턴인식", *한국정보과학회*, 584-589, 2010. 7
- [4] 김아람, 이상용, "HMM을 이용한 자연스러운 손동작 인식", *한국지능시스템학회*, 22.5, 639-645, 2012. 10
- [5] Yoshua Bengio, "Learning deep architectures for AI", *Foundations and Trends in Machine Learning*, Vol.2, No.1, 1-127
- [6] Abdel-Hamid, Ossama, et al. "Applying convolutional neural networks concepts to hybrid NN-HMM model for speech recognition", *ICASSP. IEEE*, 4277-4280, 2012
- [7] Y.LeCun, et al, "Gradient-based learning applied to document recognition", *Proceedings of the IEEE*, Vol.86, 1998
- [8] Hinton, Geoffrey E., Simon Osindero, and Yee-Whye Teh. "A fast learning algorithm for deep belief nets." *Neural computation* 18.7 1527-1554, 2006
- [9] 장진수, "전위계차센서 기반 스마트TV 제어를 위한 극저주파 전자기간섭 제거 연구", *멀티미디어학회논문지*, 18.3, 401-407, 2015. 3
- [10] Zhang, Xiang, and Yann LeCun, "Text understanding from scratch", *arXiv preprint arXiv: 1502.01710*, 2015
- [11] 이유라, 김수형, 김영철, 나인섭, "컨볼루션 신경망을 이용한 EPS 동작 신호의 인식", *한국컴퓨터종합학술대회*, 2016.

## 저 자 소 개



이유라(학생회원)

2015년 전남대학교 전자컴퓨터공학부 학사 졸업.  
2016년 현재 전남대학교 전자컴퓨터공학과 석사 과정.

<주관심분야 : 패턴인식, 영상처리, 인공지능>



김수형(정회원)

1986년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.  
1988년 KAIST 컴퓨터과학과 석사 졸업.  
1993년 KAIST 컴퓨터과학과 박사 졸업.

1997년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

<주관심분야 : 패턴인식, 문서 영상 처리, 의료 영상 처리, 유비쿼터스 컴퓨팅>



김영철(정회원)

1981년 한양대학교 전자공학과 졸업.  
1987년 Univ. of Detroit, EE 공학 석사 졸업.

1993년 Michigan State Univ. EE 공학 박사 졸업.

1993년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

<주관심분야 : 스마트 NUI 제어 기술, 저전력 SoC 설계>



나인섭(정회원)

1997년 전남대학교 전산학과 졸업.

1999년 전남대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.

2008년 전남대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업.

2016년~현재 전남대학교 학술연구교수

<주관심분야 : 인공지능, 자율주행, 객체 추적, 패턴인식, 문자인식 등>