

가상 칠판을 위한 손 표현 인식

허경용¹ · 김명자² · 송복득³ · 신범주^{4*}

Hand Expression Recognition for Virtual Blackboard

Gyeongyong Heo¹ · Myungja Kim² · Bok Deuk Song³ · Bumjoo Shin^{4*}

¹Associate Professor, Department of Electronic Engineering, Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

²Associate Professor, Department of Nursing, Dong-eui University, Busan, 47340 Korea

³Senior Researcher, Intelligent Convergence Research Laboratory, ETRI, Daejeon, 34129 Korea

^{4*}Professor, Department of Applied IT & Engineering, Pusan National University, Miryang, 50463 Korea

요 약

손 표현 인식을 위해서는 손의 정적인 형태를 기반으로 하는 손 자세 인식과 손의 움직임을 기반으로 하는 손 동작 인식이 함께 사용된다. 본 논문에서는 가상의 칠판 위에서 움직이는 손의 궤적을 기반으로 기호를 인식하는 손 표현 인식 방법을 제안하였다. 손으로 가상의 칠판에 그린 기호를 인식하기 위해서는 손의 움직임으로부터 기호를 인식하는 방법은 물론, 데이터 입력의 시작과 끝을 찾아내기 위한 손 자세 인식 역시 필요하다. 본 논문에서는 손 자세 인식을 위해 미디어파이프를, 시계열 데이터에서 손 동작을 인식하기 위해 순환 신경망의 한 종류인 LSTM(Long Short Term Memory)을 사용하였다. 제안하는 방법의 유효성을 보이기 위해 가상 칠판에 쓰는 숫자 인식에 제안하는 방법을 적용하였을 때 약 94%의 인식률을 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

For hand expression recognition, hand pose recognition based on the static shape of the hand and hand gesture recognition based on hand movement are used together. In this paper, we proposed a hand expression recognition method that recognizes symbols based on the trajectory of a hand movement on a virtual blackboard. In order to recognize a sign drawn by hand on a virtual blackboard, not only a method of recognizing a sign from a hand movement, but also hand pose recognition for finding the start and end of data input is also required. In this paper, MediaPipe was used to recognize hand pose, and LSTM(Long Short Term Memory), a type of recurrent neural network, was used to recognize hand gesture from time series data. To verify the effectiveness of the proposed method, it was applied to the recognition of numbers written on a virtual blackboard, and a recognition rate of about 94% was obtained.

키워드 : 손 표현, 손 동작 인식, 미디어파이프, 순환 신경망, LSTM

Keywords : Hand expression, Hand gesture recognition, MediaPipe, Recurrent neural network, LSTM

Received 8 September 2021, Revised 9 September 2021, Accepted 26 September 2021

* Corresponding Author Bumjoo Shin (E-mail:bjshin@pusan.ac.kr, Tel:+82-55-350-5417)

Professor, Department of Applied IT & Engineering, Pusan National University, Miryang, 50463 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.12.1770>

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

손은 자연스러운 의사 표현 및 정보 전달 방법의 하나로 키보드나 마우스와 같은 전통적인 입력장치를 사용할 수 없는 디지털 기기에서 입력장치로 널리 사용되고 있다[1-2]. 손을 사용하는 정보 전달을 자동화하기 위해서는 손으로 표현하는 정보를 인식하는 방법이 필요하며 이를 손 표현 인식(hand expression recognition)이라고 한다. 손 표현 이외에 얼굴이나 신체로 표현되는 정보를 인식하는 방법 역시 다양한 응용 분야에서 사용되고 있다. 본 논문에서 대상으로 하는 손 표현은 얼굴에 의한 표현보다 입체적인 표현이 많고, 신체에 의한 표현보다 크기와 움직임의 정도가 작아 인식과 적용이 쉽지 않지만, 영상 인식에 뛰어난 성능을 보이는 CNN(Convolutional Neural Network)의 소개와 함께 일반적인 손 인식이 가능해지면서 응용 범위는 점차 넓어지고 있다.

손 표현 인식은 정지 영상을 사용하여 손 관절의 위치를 인식하는 손 자세 인식(hand pose recognition)과 일련의 영상을 사용하여 손의 움직임을 바탕으로 전달하고자 하는 정보를 인식하는 손 동작 인식(hand gesture recognition)의 두 가지로 구성된다. 즉, 손 표현 인식은 손이 취하고 있는 자세와 손의 움직임을 모두 사용한다. 손을 펴고 흔드는 것과 주먹을 쥐고 흔드는 것에 다른 의미를 부여하는 것이 그 예에 해당한다.

손 자세 인식은 수화 인식에서 그 예를 찾을 수 있다[3-4]. 수화는 기본적으로 손가락 관절의 위치와 두 손의 상대적인 위치를 통해 정보를 전달하므로 하나 이상의 손과 손가락 관절을 인식함으로써 정보를 인식할 수 있다. 완전한 수화 인식은 정적인 손 자세뿐만 아니라 일정 시간 동안의 손 움직임 역시 고려해야 하므로 손 자세 인식만으로는 불완전하지만, 많은 정보가 손 자세에 포함되어 있으므로 수화 인식은 손 자세 인식으로 분류하는 것을 흔히 볼 수 있다.

손 동작 인식은 사용자 인터페이스의 일종인 HCI(Human Computer Interaction)에서 그 예를 찾을 수 있으며, 간단하게는 프리젠테이션을 위한 도구로 손의 움직임을 몇 가지 약속된 손 동작의 하나로 인식하는 예를 찾아볼 수 있다[5].

본 논문에서는 3차원의 가상 칠판에 기록하는 기호를 인식하기 위한 손 동작 인식 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 데이터 입력의 시작과 끝을 알아내고 데

이터가 입력되는 동안 손의 위치를 찾아내기 위한 손 자세 인식, 손 자세 인식으로 얻어진 손의 움직임을 약속된 기호 중 하나로 인식하기 위한 손 동작 인식의 두 단계로 구성되어 있다.

손 표현 인식을 위해 본 논문에서는 구글의 미디어파이프(MediaPipe)를 사용하였다[6]. 미디어파이프는 파이프라인 처리를 바탕으로 다양한 형식의 데이터를 처리할 수 있도록 만들어진 크로스 플랫폼 프레임워크다. 미디어파이프에서는 자세 인식에 사용할 수 있는 손, 얼굴, 신체 등의 학습된 모델을 제공하고 있으며 이중 손 모델은 정지 영상에서 21개 특징점을 사용하여 3차원 공간에서 손의 위치와 자세를 알아낼 수 있다.

칠판에 기호를 쓸 때는 펜을 칠판에 접촉하는 동안 데이터가 입력된다. 3차원 공간상에 있는 가상 칠판의 경우에는 접촉을 구분할 수 없으므로 손으로 약속된 자세를 취하는 동안 데이터가 입력되는 것으로 가정할 수 있으며, 본 논문에서는 엄지와 검지를 맞닿는 것으로 약속된 자세를 정하였다. 엄지와 검지가 맞닿아 있는 동안 손의 위치는 상대적으로 움직임이 적은 엄지 끝으로 정하였다.

입력된 데이터는 2차원 평면에서 시간에 따른 좌표로 주어지며 이는 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)의 일종인 LSTM(Long Short Term Memory)을 통해 약속된 기호 중 하나로 인식할 수 있다[7]. LSTM은 시계열 데이터 인식에 적합한 신경망의 일종으로 본 논문에서는 가상 칠판의 필기 데이터 인식을 위해 위치 데이터로부터 새로운 특징을 추가하여 사용하였다. 가상 칠판에 쓴 필기 숫자 인식에 제안한 방법을 적용하였을 때 약 94%의 인식률을 얻을 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 방법에서 사용하는 미디어파이프와 LSTM에 대해 설명하였다. 3장에서는 미디어파이프와 LSTM을 사용하여 가상 칠판에 쓴 필기를 인식하는 방법을 설명하였다. 4장에서는 제안하는 방법을 숫자 인식에 적용한 실험 결과를 제시하였으며, 제안하는 방법의 개선 및 확장 방향은 5장에서 언급하였다.

II. 미디어파이프와 LSTM

본 논문에서 손 자세 인식을 위해 사용하는 미디어파이프는 구글에서 오픈소스로 공개한 기계 학습을 위한

프레임워크다. 미디어파이프에서 제공하는 손 모델을 사용하면 손 영역 검출기와 특징점 검출기를 통해 손 관절에 해당하는 21개 특징점을 얻을 수 있으며 두 검출기 모두 신경망의 일종이다[8-9]. 그림 1은 미디어파이프에서 추출하여 제공하는 특징점을 나타낸 것으로 랜드마크(landmark)라고 한다.

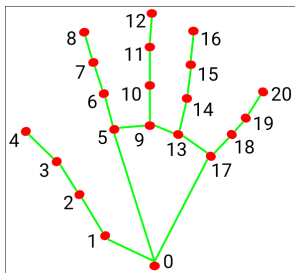


Fig. 1 Landmarks generated from MediaPipe

21개 랜드마크의 좌표는 3차원 공간상의 좌표로 주어진다. 본 논문에서 가상 칠판에 글씨를 쓰는 동안은 엄지와 검지가 맞닿아 있는 것으로 가정하였으며 이는 글씨를 쓸 때 필기도구를 쥐는 자세와 비슷하기 때문이다. 엄지와 검지가 맞닿아 있음은 3차원 공간에서 4번(엄지 끝)과 8번(검지 끝) 랜드마크 사이의 유클리드 거리가 충분히 가까운 것으로 판단하였다. 이때 거리가 충분히 가까운 것은 두 손가락 끝의 거리가 엄지 손가락의 한 마디인 3번과 4번 랜드마크 사이의 거리보다 가까운 것으로 결정하였다. 손가락이 맞닿아 있음은 3차원 공간에서의 거리로 결정하였다면 가상 칠판에 쓴 글씨의 좌표는 2차원으로 투영한 후 사용하였다.

그림 2는 랜드마크 사이의 거리를 사용하여 데이터 입력이 이루어지고 있는지를 판단한 것으로 오른쪽 위의 숫자가 데이터 입력 여부, 즉, 엄지와 검지의 맞닿음 여부를 나타낸다.

데이터가 입력되는 동안에는 엄지 끝인 4번 랜드마크의 2차원 좌표열로 입력 데이터가 만들어진다. 엄지와 검지를 떼서 입력이 끝나면 만들어진 데이터는 시계열 데이터 인식을 위한 LSTM을 사용하여 약속된 기호 중 하나로 판별한다.

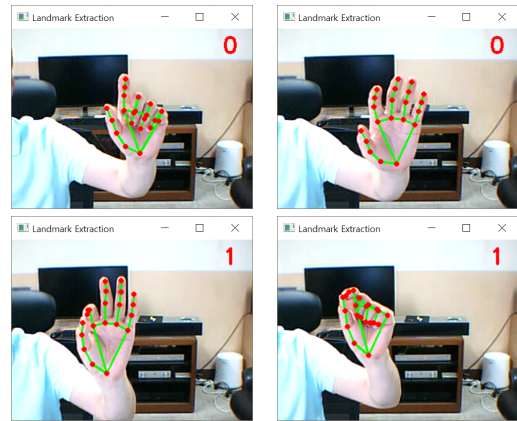


Fig. 2 Landmark extraction and data input decision

LSTM은 RNN의 일종으로 시계열 데이터 인식에 뛰어난 성능을 보이는 신경망이다. 최초의 인공 신경망은 순방향 신경망(FFNN, feed forward neural network)으로 FFNN에서 정보는 입력 노드에서 출력 노드로 은닉 노드를 거쳐 한 방향으로만 흐른다. 반면 RNN은 노드 사이의 연결이 순환적 구조를 갖는 특징이 있다. 이러한 순환적 구조는 신경망 내부에 상태를 저장할 수 있고 입력 데이터의 선후 관계를 반영할 수 있도록 해주므로 시계열 데이터 처리에 적합하다. 또한 가변 길이의 시계열 데이터 인식도 가능하므로 데이터의 길이가 정해지지 않은 필기 인식에 사용할 수 있다. LSTM은 RNN에서 이전 입력 데이터의 영향이 짧은 시간 동안만 반영되는 단점을 보완한 것으로 현재 많은 응용에서는 LSTM이 사용되고 있다[10-11].

RNN의 출력은 하나 또는 시계열 데이터가 될 수 있다. 시계열 데이터 입력에 대해 하나의 출력을 내는 예는 시계열 데이터를 기반으로 미래의 값을 예측하는 것으로 본 논문에서 사용하는 기호 분류 역시 이러한 예에 속한다. 반면 시계열 데이터를 출력하는 대표적인 예는 언어 번역에서 찾을 수 있다.

III. 가상 칠판을 위한 손 표현 인식

본 논문에서는 미디어파이프와 LSTM을 사용하여 3차원 가상 칠판에 쓴 기호를 인식하는 시스템을 제안하였다. 제안하는 시스템의 처리 흐름도는 그림 3과 같다.

영상 입력은 웹캠을 통해 실시간으로 입력되며, 입력된 영상에서 랜드마크를 추출하여 기호의 입력 시작과 끝을 판별하고, 입력이 끝나면 입력된 시계열 데이터를 LSTM을 통해 약속된 기호 중 하나로 인식한다.

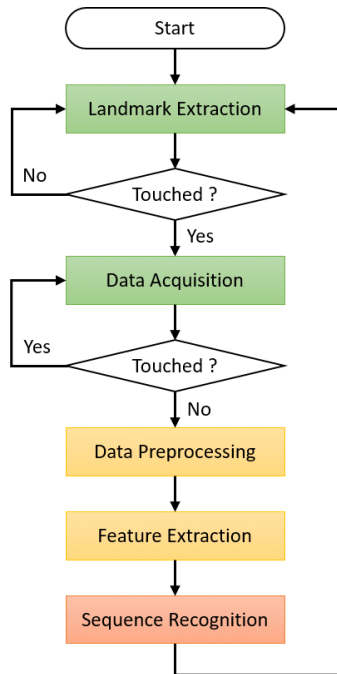


Fig. 3 Flowchart of handwriting recognition on virtual blackboard

데이터 입력의 시작과 끝은 미디어파이프에서 추출한 랜드마크의 상대적 위치에 따라 식 (1)과 같이 판별한다.

$$Touched = \begin{cases} 1 & \|l_3 - l_4\| > \|l_4 - l_8\| \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 l_n 은 그림 1에서의 랜드마크에 해당하는 3차원 좌표를 나타낸다. 엄지와 검지가 맞닿으면 데이터의 입력이 시작된다. 그림 3에서 랜드마크 추출(landmark extraction)과 데이터 획득(data acquisition)은 미디어파이프에 의해 이루어지는 과정으로 동일하지만, 랜드마크 추출에서는 식 (1)의 평가만 이루어지고 데이터가 저장되지 않는다. 반면 데이터 획득에서는 식 (1)에 의한 데이터 입력 평가 후 4번 랜드마크의 위치를 시계열 데이터로 저장하는 차이가 있다. 데이터 획득 과정에서 식 (1)의 평가가 0이면 데이터 획득은 끝나고 식

(2)와 같이 길이 n 인 시계열 데이터 P 가 얻어진다. 시계열 데이터 P 는 2차원 좌표로 3차원 공간에 놓인 가상 칠판에 쓴 필기의 좌표를 2차원으로 투영하여 나타낸 것이다.

$$P = \{p_i | p_i = (x_i, y_i), i = 1, \dots, n\} \quad (2)$$

입력된 시계열 데이터는 전처리 과정을 거친다. 본 논문에서는 필기 과정의 흔들림을 보정하기 위해 길이 3인 평균 필터를 사용하였고, 처리 지연에 의해 발생할 수 있는 시작과 끝 부분의 빠침을 제거하기 위해 시작과 끝 부분에서 각각 2개의 샘플을 제거하였다. 또한 데이터는 중첩비가 유지되면서 y 축 값의 범위가 $[0, 1]$ 이 되도록 정규화하였다. 그림 4는 전처리 전후의 데이터를 비교한 것이다.

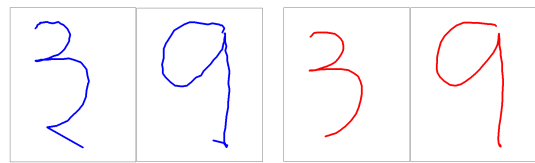


Fig. 4 Data preprocessing

특징 추출(feature extraction)은 위치 데이터로부터 새로운 특징을 추출하는 단계다. 최근 사용되고 있는 신경망의 경우 특징 추출이 신경망에서 자동으로 이루어지지만, 이는 학습 데이터가 많은 경우에 유용하다. 본 논문에서는 적은 학습 데이터를 사용하여 학습을 진행할 수 있도록 식 (2)와 같이 위치를 나타내는 데이터에 특징을 추가하여 사용하였다. 추가 특징은 일반적으로 필기 인식에 효율적인 것으로 알려진 특징[12]을 참고하였지만, 가상 칠판에서의 필기가 일반적인 필기에서와 달리 이전에 필기된 형태에 대한 피드백이 부족하다는 점을 고려하여 실험적으로 결정하였다. 추가된 특징은 속도와 각도로 속도는 이웃한 두 점 사이의 속도를, 각도는 이웃한 세 점이 이루는 각도로 정의하였다.

$$V = \left\{ v_i \left| \begin{array}{ll} v_i = (0, 0) & i = 1 \\ v_i = (p_i - p_{i-1}) & i = 2, \dots, n \end{array} \right. \right\} \quad (3)$$

$$A = \left\{ a_i \left| \begin{array}{ll} a_i = 0 & i = 1, 2 \\ a_i = \sphericalangle p_{i-2} p_{i-1} p_i & i = 3, \dots, n \end{array} \right. \right\} \quad (4)$$

식 (3)에서 V 는 속도(velocity) 특징을, A 는 각도(angle) 특징을 나타낸다. 실험은 위치 P 에 속도 V 와 각도 A 를 추가하여 진행하였다.

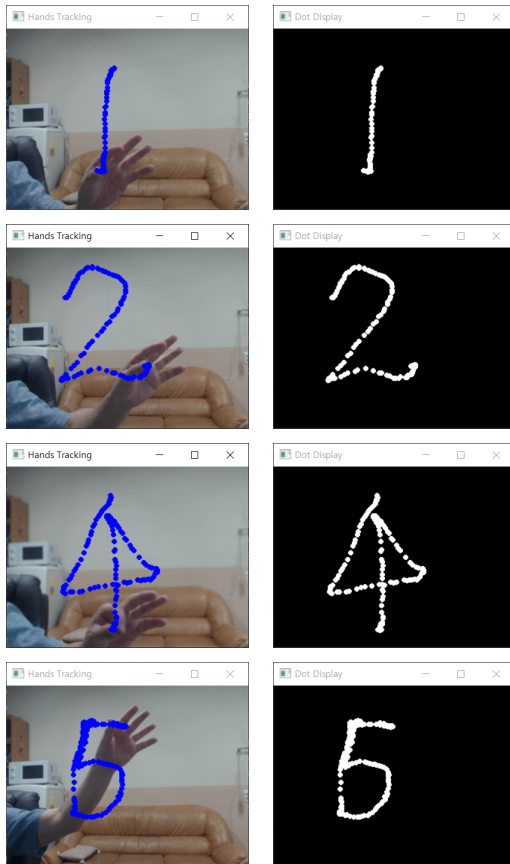


Fig. 5 Data acquisition via virtual blackboard

IV. 실험 결과

미디어파이프와 LSTM을 사용하여 가상 칠판에 쓴 숫자를 인식하는 시스템은 웹캠을 통해 입력되는 실시간 영상을 대상으로 하며 LSTM을 위한 학습 데이터 수집 역시 같은 방식으로 진행하였다. 그림 5는 구현한 시스템을 통해 데이터를 수집한 예를 보인 것이다.

실험에서는 320×240 해상도의 영상을 사용하였으며, 10명의 피실험자에게 0에서 9까지의 숫자를 반복하여 쓰도록 하여 각 숫자에 대해 50개씩, 총 500개의 데이터

를 수집하였다. 수집된 데이터 중 60%는 학습 데이터로 사용하였고, 나머지 40%는 테스트 데이터로 사용하였다. 데이터를 나눌 때는 모든 피실험자의 데이터가 학습 데이터와 테스트 데이터에 균일하게 분포하도록 피실험자를 기준으로 데이터를 나누었다.

시계열 데이터 인식에 사용한 모델은 1개 출력을 내는 LSTM 층 1개와 10개 클래스에 대한 확률을 출력하는 완전 연결층 1개로 구성하였다. 표 1은 시계열 인식에 사용한 특징에 따른 인식률을 30회 반복 실험하여 비교한 것이다. 표 1에서 P, V, A는 각각 위치, 속도, 각도 특징을 나타낸다.

Table. 1 Recognition result (%)

Features	P	P, V	P, A	P, V, A
Mean	91.95	94.32	89.00	89.22
Variance	7.64	4.51	4.13	3.39
Min.	72.00	79.00	81.50	84.50
Max.	99.00	99.50	95.50	96.00

표 1에서 알 수 있는 것처럼 새로운 특징을 추가하면 위치 특성만을 사용하는 것에 비해 반복 실험에서 인식률의 분산이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 학습 데이터가 적은 경우를 고려한 만큼 새로운 특징이 추가됨에 따라 국부최적해로 수렴할 확률은 줄어드는 것이다. 이는 반복 실험에서 최저 인식률이 높아지는 것에서도 확인할 수 있다. 하지만 특징이 추가된다고 하여도 평균 인식률이 증가하지는 않았다. 특히 각도는 기호의 모양을 결정하는 요소 중 하나이므로 특징으로 선택하였지만, 가상 칠판에 숫자를 쓸 때 현재까지 쓴 기호의 모양에 대한 정확한 피드백을 받기 어려운 점이 있어 인식률에 도움이 되지 않았다. 반면 속도의 경우 움직임이 변하는 위치를 반영하고 있어 인식률 향상에 도움이 되었고 위치와 속도 특징을 사용하였을 때 가장 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 3차원 공간상의 가상 칠판에 쓴 기호를 인식하기 위한 손 표현 인식 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 데이터 입력을 위한 방법으로 정적인 손 자세 인식, 입력된 데이터에서 필요한 내용을 인식하기

위해 동적인 손 동작 인식을 적용하였으며 각각 미디어 파이프와 LSTM을 사용하였다. LSTM을 사용하기 위해서는 적은 학습 데이터로 안정적인 인식을 구현하기 위해 형태와 움직임을 반영할 수 있는 특징의 사용 방법 역시 제안하였다. 제안하는 방법을 가상 칠판에 쓴 숫자 인식에 적용하였을 때 약 94%의 인식률을 얻을 수 있었으며, 인식률은 여러 가지 방법을 통해 높일 수 있을 것으로 생각된다.

제안하는 숫자 인식 시스템의 성능을 개선하기 위해서는 다음과 같은 점들을 고려할 수 있다. 첫 번째는 다양한 피실험자들로부터 많은 데이터를 확보하는 것이다. 가능한 적은 데이터를 사용하는 것이 사용면에서는 유리할 수 있지만, 숫자와 같이 흔히 사용되는 손 표현이라면 기존 오픈소스에서와 같이 미리 학습된 모델을 제공하는 방법 역시 생각할 수 있다. 이외에도 가상 칠판이라는 특성으로 고려해야 할 부분은 가상화의 처리 방식과 가상 칠판 필기에 적합한 특징의 발굴이다. 가상 칠판 필기에서는 가상화를 구별하기가 어렵고, 필기 형태에 대한 피드백이 부족하므로 전통적인 필기에서와는 다른 특징을 통해 인식률을 높일 수 있을 것으로 판단된다. 데이터베이스의 구축과 가상 칠판에 적합한 특징을 포함하여 데이터 전처리 방식은 향후 추가 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by a 2-Year Research Grant of Pusan National University.

REFERENCES

- [1] R. R. Itkarkar and A. V. Nandi, "A survey of 2D and 3D imaging used in hand gesture recognition for human-computer interaction (HCI)," in *Proceeding of 2016 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering*, Pune, India, pp. 188-193, 2016.
- [2] T. H. Tsai, C. C. Huang, and K. L. Zhang, "Design of hand gesture recognition system for human-computer interaction," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, no. 9-10, pp. 5989-6007, Feb. 2020.
- [3] G. Pala, J. B. Jethwani, S. S. Kumbhar, and S. D. Patil, "Machine Learning-based Hand Sign Recognition," in *Proceeding of 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems*, Coimbatore, India, pp. 356-363, 2021.
- [4] G. Heo, B. D. Song, and J. H. Kim, "Hierarchical Hand Pose Model for Hand Expression Recognition," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, accepted for publication, vol. 25, no. 10, pp. 1323-1329, 2021.
- [5] G. SantoshiEmail, P. Parwekar, G. G. Pushpa, and T. Kranthi, "Multiple Hand Gestures for Cursor Movement Using Convolution Neural Networks," in *Intelligent System Design*, Springer, pp. 813-825, 2020.
- [6] MediaPipe [Internet]. Available: <https://mediapipe.dev>.
- [7] S. Smys, J. I. Z. Chen, and S. Shakya, "Survey on Neural Network Architectures with Deep Learning," *Journal of Soft Computing Paradigm*, vol. 2, no. 3, pp. 186-194, Sept. 2020.
- [8] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Y. Fu, and A. C. Berg, "SSD: Single Shot MultiBox Detector," in *Proceedings of 2016 European Conference on Computer Vision*, Amsterdam, Netherlands, pp. 21-37, 2016.
- [9] T. Y. Lin, P. Dollar, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, and S. Belongie, "Feature Pyramid Networks for Object Detection," in *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, USA, pp. 936-944, 2017.
- [10] F. Karim, S. Majumdar, H. Darabi, and S. Chen, "LSTM Fully Convolutional Networks for Time Series Classification," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 1662-1669, Dec. 2017.
- [11] F. Karim, S. Majumdar, and H. Darabi, "Insights Into LSTM Fully Convolutional Networks for Time Series Classification," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 67718-67725, May. 2019.
- [12] P. C. Vashist, A. Pandey, and A. Tripathi, "A Comparative Study of Handwriting Recognition Techniques," in *Proceeding of 2020 International Conference on Computation, Automation and Knowledge Management*, Dubai, United Arab Emirates, pp. 456-461, 2020.



허경용(Gyeongyong Heo)

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



김명자(Myungja Kim)

서울대학교 간호학석사 (2007)
서울대학교 간호학박사 (2011)
동의대학교 간호학과 교수 (2012~현재)
※관심분야: 간호관리, 간호정보



송복득(Bok Deuk Song)

동서대학교 소프트웨어과 공학석사(2004)
부산대학교 바이오메디컬공학과 공학박사(2012)
한국전자통신연구원 지능융합연구소 선임연구원(2013~현재)
※관심분야: 의료 영상 처리, 실감영상서비스, Interactive Media



신범주(Bumjoo Shin)

경북대학교 컴퓨터공학과 석사(1991)
경북대학교 컴퓨터공학과 박사(1998)
한국전자통신연구원 책임연구원(1987~2002)
부산대학교 IT응용공학과 교수(2002~현재)
※관심분야: 분산 시스템, Smart manufacturing system