

거울 신경 체계 모델링을 위한 동적 환경에 강인한 실시간 자세추정

최준호* · 박승민**

Robust Real-time Pose Estimation to Dynamic Environments for Modeling Mirror Neuron System

Jun-Ho Choi* · Seung-Min Park**

요약

BCI(뇌-컴퓨터 인터페이스) 기술의 등장으로 거울 신경을 분석하는 것이 용이해졌다. 그러나 인간의 생각에 의존하는 BCI 시스템의 정확성을 평가하는 것은 그 질적 특성으로 인해 어려움을 겪는다. BCI의 잠재력을 활용하기 위해 우리는 움직임의 궁극적인 목표에 따라 발화 속도가 영향을 받는 인간의 거울 신경의 특성을 기반으로 정확도를 측정하는 새로운 접근법을 제안한다. 본 논문에서 2장에서는 거울 신경을 소개한다. 또한, 거울 신경을 위한 인간 자세 추정에 대한 설명을 제시한다. 3장에서는 인간 자세 추정 기법을 활용하여 실시간 동적 환경에 적합한 강력한 포즈 추정 방법을 소개한다. 이어서 이러한 로봇 환경을 이용한 BCI의 정확성을 분석하는 방법을 제시한다.

ABSTRACT

With the emergence of Brain-Computer Interface (BCI) technology, analyzing mirror neurons has become more feasible. However, evaluating the accuracy of BCI systems that rely on human thoughts poses challenges due to their qualitative nature. To harness the potential of BCI, we propose a new approach to measure accuracy based on the characteristics of mirror neurons in the human brain that are influenced by speech speed, depending on the ultimate goal of movement. In Chapter 2 of this paper, we introduce mirror neurons and provide an explanation of human posture estimation for mirror neurons. In Chapter 3, we present a powerful pose estimation method suitable for real-time dynamic environments using the technique of human posture estimation. Furthermore, we propose a method to analyze the accuracy of BCI using this robotic environment.

키워드

Mirror Neuron System, Humanoid Robot, Intention Recognition, Open Pose, Pose Estimation
거울 신경 시스템, 휴머노이드 로봇, 의도인식, 오픈포즈, 자세 추정

* 동서대학교 연구원(Email) sminpark@dongseo.ac.kr

** 교신저자 : 동서대학교 소프트웨어학과

• 접수일 : 2024. 04. 25

• 수정완료일 : 2024. 05. 19

• 게재확정일 : 2024. 06. 12

• Received : Apr. 25, 2024, Revised : May. 19, 2024, Accepted : Jun. 12, 2024

• Corresponding Author : Seung-Min Park

Dept. Software, Dongseo University,

Email : sminpark@dongseo.ac.kr

I. 서 론

Rizzolatti와 연구자들은 원숭이가 어떠한 목적성을 가지고 해당 객체에 대한 움직임을 수행할 때뿐만 아니라 동종의 원숭이나 인간에 의해 그 움직임의 수행이 관측할 때에도 뇌의 특정 영역에서의 신경들이 활성화됨을 발견하였다. 이러한 신경들을 거울 신경이라고 부른다[1][2][3]. 거울 신경은 인간의 모방 학습과도 밀접해 있으며 실제로 거울신경이 인간에 있다는 사실은 많은 논문으로 인해 증명되었다[4]. 하지만 거울신경이 있어도 뇌영역 다수에 펼쳐져있으며 이러한 신경들의 상호작용을 거울 신경 시스템이라 부른다. 오늘날 거울 신경은 뇌졸중 환자의 상지기능과 일상 생활활동에 영향을 확인 하는등 다양한 방향으로 활용이가능하다[5]. BCI란 인간의 뇌와 컴퓨터를 직접 연결하여 이들 사이에 정보 교환이 일어나게 하는 융합 기술을 총칭한다[6].

BCI의 경우 대부분 자극 제시 기반을 바탕으로 있다. 이러한 자극 제시는 문자 보다 이미지 기반 자극의 경우 효율적이다[7]. 거울 신경을 분석하는 방법으로는 SSVEP에 기반한 뇌파 분석, 베이지안 추론으로 알려진 통계적 접근 방법을 이용한 분석, 이미지에 기반한 CPPN(구성 패턴 생성 네트워크)와 NEAT 유전자 알고리즘을 이용한 분석 등이 있다[8][9][10]. BCI 시스템에서 정확도를 평가하는 방안들로 교차 검증 후 분류 정확도 계산, 잡파가 적은 뇌의 특정 영역의 뇌파 분석 방법이 사용되었다[4][6]. 하지만 뇌에서 특정영역은 거울 신경의 특성과 비슷하지만 거울 신경이 아닌 경우가 있다. 이러한 특성 때문에 거울 신경에 맞는 정확도 산정 방식이 필요하다[11]. 이러한 자세 추정방법은 Human Pose Estimation을 이용하면 된다[12]. Human Pose Estimation은 다중의 객체 탐지[13]과 단일 객체 탐지가 있으며 본 논문에서는 단일 객체 탐지를 이용한다.

거울 신경의 특성상 시각 정보처리를 담당하는 신경과 그 특성이 유사한데 이러한 정보를 걸러내야 한다. 관측뿐만 아니라 모방하거나, 관측 후 심상을 해야 한다. 특성을 위해 비교하기 위해 로봇을 이용하여 사용자 행동을 모방하여 검증하는 방법과 패러다임을 제안한다.

II. 관련 연구

2.1 거울 신경

거울 신경은 원숭이가 뭔가 질 때 활성화 되는 복측 운동 피질(Ventral Premotor Cortex, 이하 'F5영역')이 인간 실험자의 쥐는 행동을 볼 때 활성화되는 일이 발생한 것을 보고 발견되었다. 이러한 신경들을 거울 신경이라고 한다[1][2]. 거울 신경이 BCI에 중요한 이유는 의사소통에 필요한 조건을 명확하게 만족한다는 것이 밝혀졌기 때문이다[3]. 이러한 거울 신경은 인간에게도 있다는 것이 알려졌다[4].

거울 신경은 다른 목표 지향적 행동을 하는 것을 관찰할 때 발화한다. 거울 신경과 일반적인 신경과의 차이점은 거울 신경은 물체를 단순히 볼 때는 발화하지 않는 것이다. 이처럼 뇌에서 특정 영역은 거울 신경은 거울 신경의 특성과 비슷하지만 거울 신경이 아닌 경우가 있다[6].

2.2 Human Pose Estimation

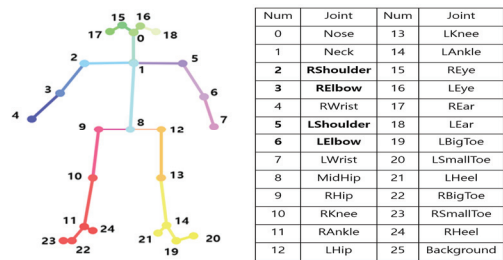


그림 1. Body-25의 관절별 인덱스
Fig. 1 Index by Joint of Body-25

Human Pose Estimation이란 센서로 캡처한 입력 데이터, 특히 이미지와 동영상에서 인체 부위의 구성을 추정하는 방법이다[14]. Human Pose Estimation로 특정 자세가 정확하게 모방하였는지 확인할 수 있다. 본 논문에서는 OpenPose를 이용하여 데카르트 좌표를 roll 기울기에 따라 변동 없이 roll 각도를 구하기 위해 그림 1과 같은 Body-25의 RShoulder, RElbow, LShoulder, LElbow를 사용한다[15].

III. 본론

본 논문에서는 휴머노이드의 카메라에 대한 Open Pose로 RShoulder, RElbow LShoulder, LElbow, Neck, MidHip 키 부위의 포인트를 이용하여 로봇에 맞는 roll 변환을 거쳤다. 그리고 휴머노이드 로봇이 관측자가 되어 행위자의 행동을 모방할 수 있도록 알고리즘 1과 같은 알고리즘을 설계하였다. 모방이 BCI에서 거울 신경에 필요한지 제시하며 모방된 자세에 대하여 정확도를 측정하였다.

알고리즘 1. 거울 신경 체계 모델링을 위한 이미지 기반 행동 모방 기술 모델 알고리즘
 Algorithm 1: Image-Based Action Imitation Model
 Algorithm for Mirror Neuron System Modeling

```

While ImageData based Robot Control Model Processing:
    image ← Get Nao Robot Image Data
    image ← Change Image Data to RGB
                (based on RGB of Open Pose)
    OpenPose Body25 Model input variable image
    if prob of OpenPose ≥ 0.3 then
        position ← predicted value of Open Pose
        control_A, control_B ← Get two coordinates of part to
            control from variable position
        # If control RShoulder then controlA: RShoulder,
        # controlB : RElbow
        standard_A, standard_B ← Get two coordinates of part
            to standard from variable position
        # To be body-based : standard_A ← Neck,
        # standard_B ← MidHip
        control ← Use function coordinate_transfer(control_A, control_B)
        standard ← Use function coordinate_transfer(control_A, control_B)
        Use "control-standard" to calculate angle of person and
        command-robot
    
```

```

Function coordinate_transffer(A, B):
    R ← B-A # to set A as a main point
    angle ← Change variable R to a polar coordinate system with A
    angle ← Change to the ref. coordinates of the axis of the robot
    return angle
    
```

3.1 개발환경

본 논문의 연구 진행에 사용된 소프트웨어 환경은 각각 Python(2.7), Anaconda(4.12.0), CUDA(10.1.0), numpy(1.16.6), naoqi(2.8.7.4), OepnCV(4.5.1) 마지막으로 CMake(3.21.2)를 사용하였다. 이 프로그램은 노트북으로 구동하였으며 사양은 GPU(NVIDIA GepForce GTX 1650 Ti with MAX-Q Design), CPU(Intel(R) Core(TM) i7-1165G7) 마지막으로 RAM은 16GB를 사용했고 로봇은 NAO 6를 사용하였으며 사양은 CPU(Atorm E3845), RAM(4GB), Shoulder Roll Motors(16GT), Shoulder Pitch Motor(DCX 16S) 마지막으로 관절의 센서 값은 12bit

precision를 사양으로 가진다. 마지막으로 로봇의 연결은 Wifi 환경에서 TCP 통신을 통하여 진행하였다.

3.2 거울 신경 체계 기반 행동 모방 기술

휴머노이드 로봇의 카메라를 이용하여 OpenPose를 이용하면 스켈레톤 관절의 테카르트 좌표계 데이터를 얻을 수 있다. 2차원 좌표에서 J_1 과 J_2 라고 하면 $J_2 - J_1$ 를 통해 J_2 를 중심으로 가지는 좌표 J_c 를 구할 수 있다. 로봇의 제어는 관절 각을 통해 이뤄지기 때문에 이러한 J_c 들을 극좌표계로 변환해야 한다.

$$\theta_p = \begin{cases} \arctan \frac{y}{x} & \text{if } x > 0 \text{ and } y \geq 0 \\ \arctan \frac{y}{x} + 2\pi & \text{if } x > 0 \text{ and } y < 0 \\ \arctan \frac{y}{x} + \pi & \text{if } x < 0 \\ \frac{\pi}{2} & \text{if } x = 0 \text{ and } y > 0 \\ \frac{3\pi}{2} & \text{if } x = 0 \text{ and } y < 0 \end{cases} \quad \dots (1)$$

여기서는 $0 \sim 2\pi$ 의 범위를 가지는 극좌표계로 변환한다. 변환한 극좌표계의 θ_p 각도를 라고 한다면 식 (1)으로 얻을 수 있다.

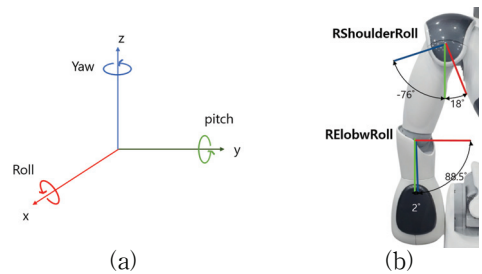


그림 2. 기준 변환을 위한 NAO의 기준 (a) 롤, 피치, 야 기준 좌표축 (b) 로봇의 기준과 범위
 Fig. 2 National Academy of Optics (a) Coordinate Axes for Roll, Pitch, and Yaw (b) Reference and Range of the Robot

휴머노이드 로봇인 NAO는 롤, 피치, 야를 사용한다. 로봇이 기준 자세일 때의 모든 방향은 전부 그림 2의 (a)와 같다. 다음 그림 2(b)에서 해당 부위별 좌표축

을 기준으로 하여 +, - 의 범위를 가진다. 그림 2(b)에서 보듯이 휴머노이드 로봇인 NAO의 좌표계는 물, 피치, 야 각각의 기준위치를 가지는 극좌표계를 가지고 제어할 수 있게 되어 있다. 그렇기에 부위별 물, 피치, 야에 해당하는 기준으로 변환하는 작업이 필요하다. 오른팔을 제어하려고 할 때 2차원에서는 나머지 부분은 정해지기 때문에 RshoulderRoll 부분을 기준으로 설명한다. 기준이 되는 축의 좌표를 각도로 나타낸 것을 θ_s 라고 하고 $\theta_p - \theta_s$ 를 θ_r 이라고 하고 NAO의 좌표계로 정렬된 것을 θ_n 라고 한다면 NAO의 물을 기준으로 하는 $0 \sim 2\pi$ 범위를 가지는 극좌표계로 변환하는 식(2)를 적용한다.

$$\theta_n = \begin{cases} 2\pi + \theta_r & \text{if } \theta_r < 0 \\ \theta_r - 2\pi & \text{if } \theta_r \geq 2\pi \end{cases} \quad \dots (2)$$

이때 NAO의 극좌표계는 $-\pi \sim \pi$ 이기 때문에 기준 좌표로 나타낸 각도인 θ_n 은 $0 \sim 2\pi$ 를 극좌표계 $-\pi \sim \pi$ 로 변환하는 식(3)과 같이 변환이 필요하다.

$$\theta_n = \begin{cases} \theta & \text{if } \theta \leq \pi \\ \theta - 2\pi & \text{if } \theta > 2\pi \end{cases} \quad \dots (3)$$

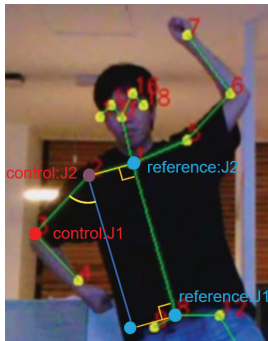


그림 3. 제어 및 기준 좌표를 이용한 자세에 대한 각도 추출 기준(빨간색: 제어, 파란색: 기준)
 Fig. 3 Angle Extraction Criteria for Attitude Using Control and Reference Coordinates (Red: Control, Blue: Reference)

식 (1), (2), (3) 들을 그림 3과 같이 기준이 되는 관절 θ_s 와 제어하고 싶은 관절 θ_p 에 적용하고 $\theta_p - \theta_s$ 를 하면 다른 축이 변경되지 않을 때 제어하고 싶은 관절의 각도를 구하여 제어할 수 있다. 그림 4는 기울어진 상태에서도 제어가 되는지 확인하기 위해 로봇의 다리를 제외하고 제어했을 시 결과 사진이다. 그림 4의 (a)(b)를 통해 2D에 대해서 전체적으로 제

어가 가능한 것을 확인할 수 있으며, 그림 4의 (c)를 통해 몸이 기울어진 상태에서도 제어가 가능하다는 사실을 확인하였다.

3.3 거울 신경 체계 기반 정확도 계산 방안

거울신경 체계 기반 행동 기술은 피험자의 자세를 제한하게 할 수 있으며 자세의 정확도를 판단 할 수 있다. 거울 신경 체계 기반 BCI일 경우 다음과 같은 방안을 사용할 수 있다. 패러다임을 시행하기 전에 사용자에게 대한 자세를 저장한다. 이후 같은 동작을 사용자에게 보여주고 학습한 심상을 이용하여 로봇에게 전달하여 로봇의 관절 값을 이용하여 비교한다. 이때 비교할 때 얼마나 비슷한 행동을 하였는지 비교하여 검증한다. 기본적으로 비교하는 방안은 다음과 같다.

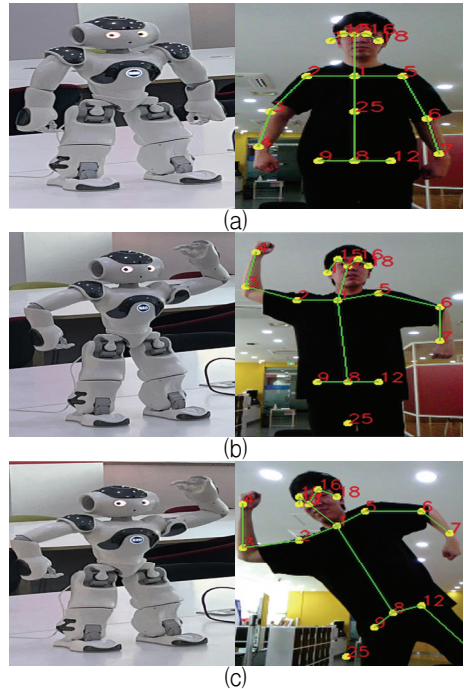


그림 4. 각 자세에서 본 논문에서 제안하는 모방 기술 모델 알고리즘 휴머노이드 적용 결과 (a) 차려 자세, (b) 팔을 움직인 자세, (c) 기울어진 상태의 팔을 움직인 자세

Fig. 4 Application Results of the Proposed Imitation Technology Model Algorithm to a Humanoid in Various Postures: (a) Standing Posture, (b) Arm Movement Posture, (c) Arm Movement in a Tilted State

$$acc_{basic} = \sum \theta_{action:basic} - \sum \theta_{eeq} \quad \dots (4)$$

단, 여기서 로봇 좌푯값의 경우 왼손과 오른손 또는 오른팔과 왼팔 즉 대칭성이 있는 행동을 하면 거울 신경은 해당 목적에 대해 반응하므로 해당 경우 식(4)의 경우 식(5)과 같이 목적에 맞게 바꾼다.

$$acc_{other} = \max(acc_{basic}, \sum \theta_{action:other} - \sum \theta_{eeq}) \quad \dots (5)$$

하지만 왼쪽을 이용하는 경우와 오른쪽을 이용하는 경우 목적이 다를 경우 다음과 같이 이용한다.

$$acc_{purpose} = \frac{(acc_{basic} - acc_{other})}{2} \quad \dots (6)$$

IV. 결과

4.1 행동 모방 기술 정확도

본 논문의 3.2를 통해 설계한 알고리즘을 통해 성능 평가를 진행하였다. 행위자의 동작은 양팔을 롤 방향으로 동시에 위아래로 움직이는 동작과 왼팔과 오른팔 각각 위아래로 움직이는 동작을 반복한 실시간 동영상을 이용하여 행위자의 자세를 추정하였다. 또한 추정되는 모든 각도는 로봇의 롤에 대한 것을 제외하고 그에 따라 로봇의 롤 범위의 워크스페이스 해당하는 값만 추정하도록 설계되어 있다. 해당 영상은 동영상의 성능 평가에 대한 방법은 Open Pose로 예측한 데이터를 주어진 방법으로 식(7)과 같이 변경한 각도와 로봇의 센서로 얻은 각도를 시작점에 맞추고 각도에 대한 차를 정확도로 나타내었다. 이런 방법으로 정확도를 나타내면 이전 프레임과 비교하는 것과 비슷하게 된다. 또한 wifi 환경과 로봇의 속도로 인해 완벽하게 같지 않은 서로 비슷한 여러 개의 자세 데이터들이 만들어진다. 이것을 두 명의 서로 다른 피험자로 본다 가정한다.

$$pose_acc_n = \sum \frac{|\theta_n^r - \theta_n^o|}{\theta_n^{rb}} \quad \dots (7)$$

이때 θ_n^r 은 로봇의 센서에서 얻는 각 관절 n의 롤 각도이며 θ_n^o 은 오픈포즈로 얻은 각 관절 n의 롤 각도이다. θ_n^{rb} 는 각 관절 n에 대해 로봇이 가지는 최대 롤 각도를 의미한다. pose_acc는 자세에 대한 정확도에

치중한 것이 아니라 두 피험자가 실험자에 맞게 비슷하게 자세를 맞추었는지를 판단할 수 있다.

표 1. 실시간 영상 자세에 대한 평균 정확도
Table 1. Average Accuracy for Real-Time Video Posture

Joint	pose_acc.	Count		
		diff.<=1°	diff.<=2°	diff.<=5°
LShoulder	0.858	52/687	112/687	268/687
RShoulder	0.812	38/687	85/687	181/687
LElbow	0.872	48/686	136/686	357/686
RElbow	0.848	197/687	245/687	345/687
All	0.8475	335/2747	578/2747	1151/2747

표 1의 Count를 보듯이 1도, 2도, 5도에 따른 각도 차이를 이용하여 각 관절에 대해 차이를 기록하였다. 1도를 보면 LShoulder는 전체 자세 687개중 52개만 1도 정도의 차이를 보이고, RShoulder는 687개중 38개, LElbow는 686개중 48개로 RElbow보다 낮은 값을 보이며 이는 빠르게 움직인 것으로 보인다. 이와 마찬가지로 RShoulder의 경우 더 빠르게 움직였으며 이를 볼 때 서로 다른 피험자로 보아도 충분하다. 이때 각 관절 마다 pose_acc를 비교한다면 총 평균 0.8475 정도로 서로 비슷한 것을 볼 수 있다. 즉 식(7)에서 정의한 정확도의 설계가 잘되었다는 것을 보일 수 있다.

V. 결론 및 향후개선 방향

본 논문에서는 거울 신경과 그 특징을 소개하였다. 이후 BCI를 이용하여 거울 신경을 분석하기 위해서 거울 신경 체계 모델링을 위한 동적 환경에 강인한 실시간 자세추정 시스템을 제안하였다. BCI 패러다임에 따라 실험을 할 경우 거울 신경 체계 기반 행동 모방 기술 시스템을 이용해서 동일한 자세 및 거울 신경의 특성에 맞는 자세를 피험자에게 제공한다면 효과적일 것이다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022R1G1A1012554)

References

- [1] G. Pellegrino, L. Fadiga, L. Fogassi, G. Rizzolatti, "Understanding motor events: a neurophysiological study," *Exp Brain Res*, vol. 91, 1992, pp. 176-180.
- [2] V. Gallese, L. Fadiga, L. Fogassi, G. Rizzolatti, "Action recognition in the premotor cortex," *Brain*, vol. 119 no. 2, 1996, pp. 593-609.
- [3] G. Rizzolatti, M. A. Arbib, "Language within our grasp," *Trends in Neurosciences*, vol. 21, no. 5, 1998, pp. 188-194.
- [4] D. Jang, "Recent Studies on Mirror Neurons: Focusing on Imitation and Empathy," *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, vol. 30, no. 12, 2012, pp. 43-51.
- [5] H. Ko, J. Park, K. Lee, E. Lee, M. Oh, "The effect of action-observational physical training based on mirror neuron system on upper extremity function and activities of daily living in stroke patient," *J of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 9, no. 1, 2013, pp. 123-130. <https://doi.org/10.13067/JKIECS.2014.9.1.123>
- [6] C. Nam, S. Kim, D. Krusienki, A. Nijholt, *Research and Development in Brain-Computer Interfacing Technology: A Comprehensive Technical Review. Final Report*, Vienna, VA, USA: Korean-American Scientists and Engineers Association (KSEA), 2015.
- [7] Y. Jang, J. Han. "Analysis of EEG Generated from Concentration by Visual Stimulus Task," *J of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 9, no.5, 2014, pp. 589-594.
- [8] S. Lee, J. Kim, S. Park, K. Ko, K. Sim, "Development of Mirror Neuron System-based BCI System using Steady-State Visually Evoked Potentials," *J. of the Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22 no. 1, 2012. pp. 62-68.
- [9] J. Kilner, K. Friston, C. Frith, "The mirror-neuron system: a Bayesian perspective," *Neuroreport*, vol. 18, no. 6, 2007, pp. 619-623.
- [10] N. Bigdely Shamlo, S. Makeig, "Mind-mirror: Eeg-guided image evolution. In Human-Computer Interaction," *Human-Computer Interaction. Novel Interaction Methods and Techniques HCI 2009. Lecture Notes in Computer Science*, vol 5611. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009, pp. 569-578.
- [11] S. Thill, D. Caligiore, A. Borghi, T. Ziemke, G. Baldassarre, "Theories and computational models of affordance and mirror systems: an integrative review," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 37, no. 3, 2013, pp. 491-521.
- [12] J. Choi, Y. Lee, S. Park, "Human Pose Estimation based on humanoid robot for mirror neuron system imitation", *Korea Association of Information Systems*. Pukyong National University, Oct., 2022, pp. 391-397
- [13] L. Yan, L. Lai-Cun, L. Jing-Xuan, X. Meng, Y. Jeong. "Research on Human Posture Recognition System Based on The Object Detection Dataset," *J of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17 no.1, 2022, pp. 111-118. <https://doi.org/10.13067/JKIECS.2022.17.1.111>
- [14] C. Zheng, W. Wu, C. Chen, T. Yang, S. Zhu, J. Shen, M. Shah, "Deep learning-based human pose estimation: A survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 56, no. 1, 2023, pp. 1-37.
- [15] Z. Cao, T. Simon, S. Wei, Y. Sheikh, "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," *In Proceedings of the IEEE Conf. on computer vision and pattern recognition (CVPR)*, Honolulu Hawaii, 2017, pp. 7291-7299.

저자 소개

최준호(Jun-Ho Choi)



2019년 ~ 현재 동서대 소프트웨어학과 학부생
 ※ 관심분야 : 기계학습, 딥러닝, 강화학습, 지능형 로봇, 거울 신경, 인공생명



박승민(Seung-Min Park)

2010년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)
 2019년 중앙대학교 대학원 전자전기공학과 석박사통합과정 졸업(공학박사)
 2019년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수
 2022년~현재 동서대학교 AI+X융합연구센터장
 2021년~현재 산업인공지능 표준화포럼 운영위원
 ※ 관심분야 : 인공생명, 패턴인식, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 기계학습.