

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2024.10.4.367>

JCCT 2024-7-40

## 발달장애 초기 자가 진단 시스템 개발

### Development of the self-diagnosis system for initial stage of developmental disability

유원상\*, 정현우\*\*

WonSang Yu\*, Hyun-Woo Jeong\*\*

**요약** 발달장애는 전체 장애인 수 중에 비교적 낮은 수치에 해당되지만 장애의 정도에서 전반적으로 중증 장애로 분류되고 있다. 이러한 발달장애는 초기에 발견이 된다면 적응력과 초기 대응에 의한 치료 효과가 향상될 수 있지만, 대부분의 부모들은 자신의 아이에게서 징후를 발견하지 못하거나 치료시기를 놓치는 경우가 대다수이다.

본 논문에서는 특이적 행동특성을 기반으로 하는 초기 발달장애 징후를 객관적으로 볼 수 없는 부모나 유아기관 관계자들을 위해 발달장애 초기 특이행동 중 손 퍼덕대기(Hand-Flapping)를 인식할 수 있는 발달장애 진단 알고리즘 개발의 선행연구를 수행하였다. 인지영역과 손가락을 정확하게 인식하여, 손퍼덕임 수를 정확하게 카운트하는 것을 확인할 수 있었다. 빅데이터를 활용한 알고리즘의 고도화 및 기능적 성능 확장을 통해 다양한 행동패턴의 진단이 가능한 알고리즘 연구가 지속적으로 수행 및 확대될 것으로 전망된다.

**주요어** : 발달장애, 상동행동, 오픈포즈, 젯슨나노

**Abstract** Although developmental disabilities account for a relatively low number of the total number of disabilities, they are generally classified as severe disabilities considering the degree of disability. If these developmental disorders are discovered early, adaptability and early treatment efficiency can be improved, but most parents do not detect any signs from their children or miss the right time for treatment.

In this paper, we conducted development of the developmental disorder diagnosis algorithm that can recognize hand-flapping, one of the early unusual behaviors of developmental disorders, for parents and early childhood care workers who cannot recognize signs of early developmental disorders based on specific behavioral characteristics as a pilot study. It was confirmed that the recognition area and fingers were accurately recognized, and the number of hand flapping was accurately counted. It is expected that research on algorithms that can diagnose various behavioral patterns will continue to be conducted and expanded all through algorithms advancement and expansion of functional performance using big data.

**Key words** : developmental disability, stereotyped behavior, OpenPose, JetsonNano

\*정희원, 을지대학교 의료공학과 학사과정 (제1저자)  
\*\*정희원, 을지대학교 의료공학과 교수 (교신저자)  
접수일: 2024년 5월 12일, 수정완료일: 2024년 5월 30일  
게재확정일: 2024년 6월 16일

Received: May 12, 2024 / Revised: May 30, 2024  
Accepted: June 16, 2024  
\*\*Corresponding Author: hwjeong@eulji.ac.kr  
Dept. of Biomedical Engineering, Eulji Univ, Korea

## I. 서론

발달장애는 아동기에서부터 시작하는 정신과적 장애들의 집합으로 여러 영역에서 심각한 장애를 동반한다. 이러한 발달장애는 2022년 기준 전체 장애인 수 2,652,000명 중 264,000명(9.95%)으로[1] 비교적 낮은 수치에 해당되지만 장애 정도에서 대부분 경증 장애의 비율이 높는데 비해 발달장애는 전반적으로 중증 장애로 분류되고 있다. 발달장애는 초기발견이 매우 중요하며 어릴 때의 적절한 치료와 교육 훈련을 통해 적응력이 향상될 수 있다[2]. 하지만 이때 중요한 것은 부모가 아이를 객관적으로 정상적인 발달을 하고 있는지 살펴보는 것이다. 초기발견이 늦어지면 늦어질수록 발달장애 아동에 대한 치료 효과는 현저하게 낮아진다[2].

현재 발달장애는 혈액을 채취해 유전체 전체를 분석하여 염색체의 복제수 변이를 확인하는 고해상도 염색체 마이크로어레이 검사(Chromosomal microarray analysis, CMA)와 임상심리사에 의한 진단으로 장애가 판정된다. 고해상도 염색체 마이크로어레이 검사는 기존 염색체 검사보다 검출률이 높다고 하지만 15-20%(712명 중 122명)로 굉장히 낮고 [3], 임상심리사에 의한 진단(그림1)은 모두 체크리스트로 구성되어 있으며 [4], 모든 아이들이 실시하는 것이 아닌 부모가 이상을 느끼고 직접 센터로 데려온 아이를 대상으로 이루어지고 있다. 발달장애인 3분의 2 이상이 신체 흔들기, 손 떨기, 입버릇, 자세 등 다양한 형태의 상동 행동을 보이는데[5] 이는 본인의 의지와 상관없이 나타나며 본인을 안심시키기 위한 행동이기도 하다.

영상 인식 AI의 응용 목표인 특정 물체 인식, 의료 영상 진단, 이상 상태 감지 등의 분야는 이러한 공개 데이터를 활용할 수 없으며, 직접적으로 취득한 소량의, 불균일한 데이터를 기반으로 한다[6]. 학습 데이터의 양과 질 부족을 극복하기 위한 방법으로는 전이학습(transfer learning)이 있다[7, 8].

표 1. 평가 유형에 따른 평가도구  
Table 1. Evaluation tool for behavior problem

평가 유형	평가 도구
발달장애 평가	K-CSCB, K-CBCL, ABC, DBC, RBS-R
문제행동 기능 평가	QABF, MAS, FAST, BPI-01
적응행동 평가	K-SIB-R, K-ABS, Vineland Adaptive Behavior scales-II

본 연구에서는 발달장애 아동 청소년이 보이는 행동의 반복적, 상동적 양상 즉 아이의 이상행동 감지를 통해 초기에 발달장애를 진단할 수 있도록 도움을 줄 수 있는 초기 알고리즘 개발을 그 목적으로 한다.

## II. 시스템 구성 및 실험방법

젯슨 나노(Jetson Nano)는 엔비디아가 개발한 싱글 보드 인공지능(AI) 컴퓨터이다. 다중 코어프로세서를 갖는 쿠다를 기반으로 하여 고해상 센서를 지원하며 여러 개의 센서를 동시에 병렬 처리할 수 있을 뿐 아니라 각 센서 스트림에 뉴럴 네트워크를 운영할 수 있다. 인공지능 연산에 엔비디아의 고성능 GPU를 활용할 수 있기 때문에 최근 AI가 접목된 프로젝트의 메인보드로 많이 사용되고 있다.

OpenPose는 Carnegie Mellon University의 Perceptual Computing Lab에서 개발한 라이브러리로 여러 사람의 2D 포즈를 한 이미지에서 감지해 관절을 추적하는 실시간접근법을 제시한다[9]. 이미지에서 신체 부위 즉 손이나 발을 해당 개인과 연결하는 방법을 찾기 위해 비모수적 표현을 사용하며 상향식 시스템으로 이미지 속 인물 수에 상관없이 높은 정확도와 높은 성능을 나타낸다. OpenPose는 일반 카메라로 사람의 관절 데이터를 사용할 수 있게 만든 딥러닝 네트워크이다. 인체 움직임의 감지를 위해 사진이나 영상을 입력하면 네트워크를 통과하고 특징점이 강조된 데이터로 나온다. 이 데이터에서 사진 속 사람의 관절의 위치를 파악하고 관절의 주인을 찾는 방식으로 진행된다.

본 시스템은 그림 1과 같이 구성된다. 먼저 카메라로 찍은 화면을 OpenPose를 사용하여 인간의 키 노드의 정보를 얻는다. 카메라 영상은 일련의 프레임으로 나누어져 있으며, 각각의 프레임은 사람의 골격을 보여준다. 앞에서 얻어진 관절 데이터를 이용해 먼저 손을 드는 행위를 인식하는데 먼저 얼굴의 중심과 손목 사이의 거리가 각각 150-250 범위 내 해당 여부를 판단 한다. 이 조건에 부합되면 팔꿈치 각도가 90°보다 작고 겨드랑이 각도가 110°~145° 범위에 해당하는지를 판단하여 손을 드는 행동으로 인식하고 이 조건에 부합하면 다음 과정으로 진행된다. 양손을 드는 행위가 인식될 때 자동 ROI 탐지 알고리즘이 작동되는데 다음으로 수행되는 손가락 검출 과정이 효율적으로 해결되기 위해 오직 손

이 있는 영역만을 검출하도록 하였다. ROI는 Region of interest의 약자로 특정 목적을 위해 식별된 데이터 집합 내의 표본이다. ROI의 개념은 많은 응용 분야에서 사용되는데 예를 들어 의료 영상에서는 종양의 크기를 측정할 목적으로 종양의 경계가 이미지나 볼륨 내부에서 정의될 수 있다. 또한 심내막 경계가 심장의 기능평가를 목적으로 심장 각각 다른 주기에서 영상에 정의될 수 있으며, ROI에 따라 매우 유미한 결과데이터를 도출할 수도 있다. 발달장애 초기 주요 증상으로 선정된 손 퍼덕거리기(Flapping Hands)는 손가락을 반복적으로 움켜쥐었다 펴는 행위를 말하는데 이때 손가락의 개수 검출을 이용하였다. 즉 손가락의 개수가 5개에서 0개로 변하는 행동이 연속적으로 2번 이상 발생할 때 손 팔랑거리기 행동을 인식하는 것이다. 동작 인식을 위한 하드웨어는 젯슨 나노와 로지텍사의 C270 웹캠을 이용했으며 C270은 1280\*720의 해상도를 가지며 HD 영상을 제공한다. 소프트웨어로는 젯슨 나노의 OS인 우분투(Ubuntu-18.04)를 설치 및 사용하였으며, 파이썬을 이용하여 메인 알고리즘의 코딩을 진행하였다.

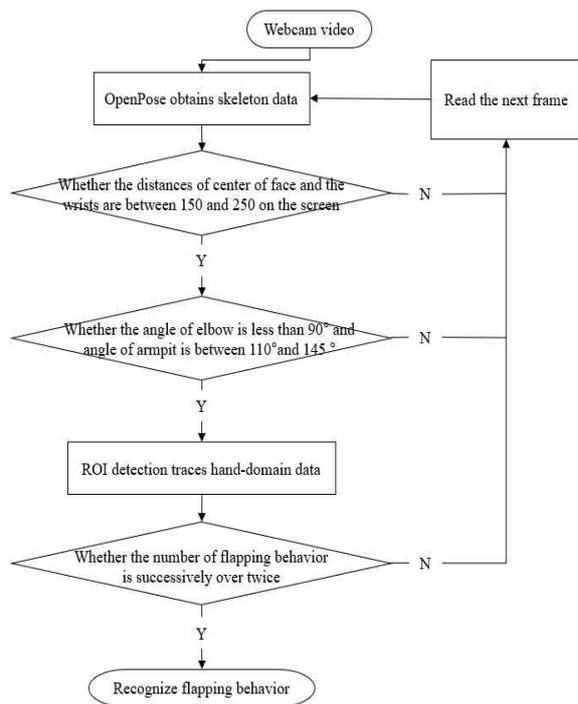


그림 1. 개발 시스템의 동작 플로우  
 Figure 1. The flow of our developed engine

### III. 결과 및 고찰

그림 2는 OpenPose가 적용된 이미지로 총 17개의 관절 위치 정보는 수평 및 수직 좌표, 그리고 각 관절의 정확도로 제공된다. OpenPose 라이브러리를 적용하기 위해 mobilenet[10]을 기반으로 사전에 훈련된 모델을 사용하였다. 정밀도가 가장 높은 mobilenet\_v2\_large, 중간 정도의 정밀도를 가진 mobilenet\_thin, 비교적 낮은 정밀도를 가진 mobilenet\_v2\_small 중 낮은 정밀도를 갖고 있지만 인식 속도가 제일 빠른 mobilenet\_v2\_small을 사용하였다. 또한 웹캠을 통해 들어온 영상을 입력 데이터를 사용하게 될 경우 프레임률이 매우 낮아져 480\*320 크기로 재조정함으로써 인식 속도를 높였다.

OpenPose를 사용하여 얻어진 얼굴과 손목의 수평 및 수직 좌표를 활용하는데 이때 거리를 구함에 있어서 유클리드 거리를 사용하였다. 이 범위는 화면상의 거리로 사람을 인식하는 가장 먼 거리에서의 유클리드 거리와 가장 가까운 거리에서의 유클리드 거리를 범위로 하였으며, 얼굴 중심과 손목 사이의 거리가 화면 내에서 각각 150-250 이내인지를 판단한다.

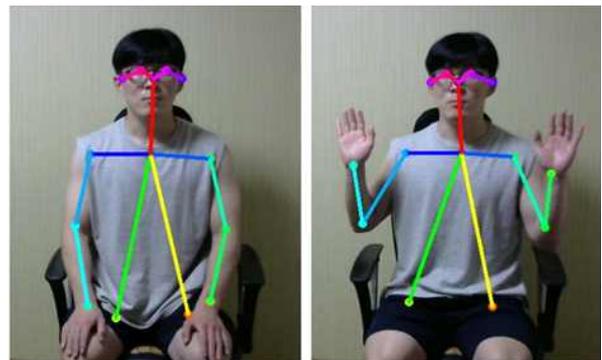


그림 2. Openpose를 활용하여 획득된 인체 관절데이터  
 Figure 2. Skeleton data obtained by openpose

팔꿈치의 각도는 손목, 팔꿈치, 어깨 관절들이 이루는 내부 각도를 이용했으며 겨드랑이 각도는 팔꿈치, 어깨, 목이 이루는 내부 각도를 이용했다. 이 범위는 피사체의 원근과 관계없이 일정하므로 여러 번의 측정을 통해 범위를 설정하였으며, 본 시스템에서는 팔꿈치 각도가 90°보다 작고 겨드랑이 각도가 110°~145° 범위에 해당하는지를 판단하게 된다.

그림 3(a)는 양손을 들었을 때, 손 부분이 관심영역으로 지정된 결과이미지이고, 그림 3(b)와 그림 3(c)는

관심영역으로 지정된 오른손과 왼손의 결과 이미지이다. 사람의 손이 얼굴보다 작다는 것을 전제로 하였으며, 초기에 인식 및 획득된 얼굴 양옆 관절 데이터로 유클리드 거리를 이용하여 얼굴의 가로길이를 도출하였다. 이 길이를 이용해 손목 관절 좌표를 시작으로 X-좌표는 가로길이의 절반을 더하거나 빼 구간으로, Y-좌표는 가로길이 전체를 빼 영역으로 구간을 지정하였다. 화면상에서 정해진 크기의 영역을 탐지하는 것이 아니라 각 프레임 내 얼굴 크기를 기준으로 손 영역을 검출하기 때문에 원근에 대해서 변하는 영역의 크기에 상관없이 상대적 자동 검출이 가능하다.

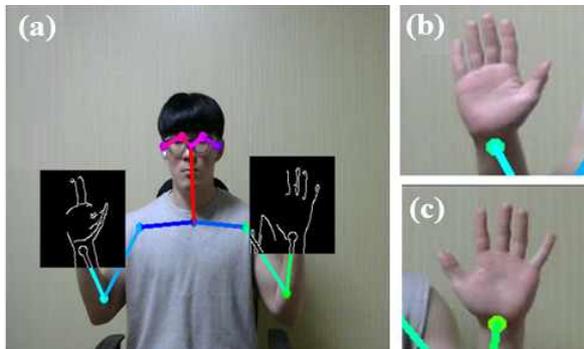


그림 3. (a) 자동 ROI 검출알고리즘에 의해 획득된, (b) 오른손 이미지, (c) 왼손 이미지

Figure 3. (a) Result image performed by automatic ROI detection algorithm, (b) Result image of right hand, (c) Result image of left hand

그림 4는 개발된 알고리즘에 의해 손가락이 자동 검출되는 결과 이미지를 나타낸 것이다. 그림 4(a)와 같이 주먹을 쥔 손은 손가락이 검출되지 않아 0으로 카운트 되고, 그림 4(b)와 같이 손가락을 모두 편 상태는 손가락 5개가 정확하게 인식이 된다. 손가락 인식을 위해 먼저 손이 있는 이미지를 HSV 색공간 이미지로 변환 및 검출하여 바이너리 이미지를 생성하였고, 색이 검출되지 않아 검정색으로 변환된 부분을 고려하여 클로징 모폴로지 연산을 적용함으로써 손 내부 검정색 부분을 흰색으로 변경해주었다. 바이너리 이미지에서 컨투어, 손 영역의 가장자리를 검출하고 컨벡스 헐(convex hull)을 계산하여 선의 방향이 변경되는 지점을 찾아 손가락 인지 후보군을 찾게된다. 잘못된 손가락 인지 후보들을 제거하기 위해 손가락 후보 군들과 이루는 각도가  $90^\circ$  이내에서만 손가락으로 인식하도록 최적화하였다.

그림 5는 개발된 시스템이 잘 작동하는지 검증하기 위한 알고리즘 각 처리 과정에 대한 결과 데이터이다. 그림 5(a)는 웹캠을 통해 들어온 신체이미지에 OpenPose 라이브러리를 적용한 후 관절간 거리와 각도를 이용해 손영역의 ROI가 지정되었으며, 손가락을 인지한 결과 데이터를 보여준다. 손가락을 접었다 펴지 않았으므로 카운트 수는 0이다. 그림 5(b)는 손을 한번 접어 카운트 수가 1로 기록된 결과이고, 그림 5(c)는 손을 폈다가 다시 접었을 때 동작이 두 번 인식되어 손 펴터거리기(Flapping Hands)로 인식된 결과이다. 현재 두 번 이상의 손펴터거리기 행동이 특정 비이상적 행동으로 성공적으로 인지되고 있음을 보여준다.

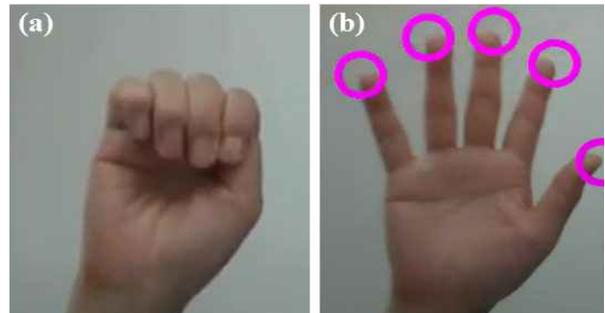
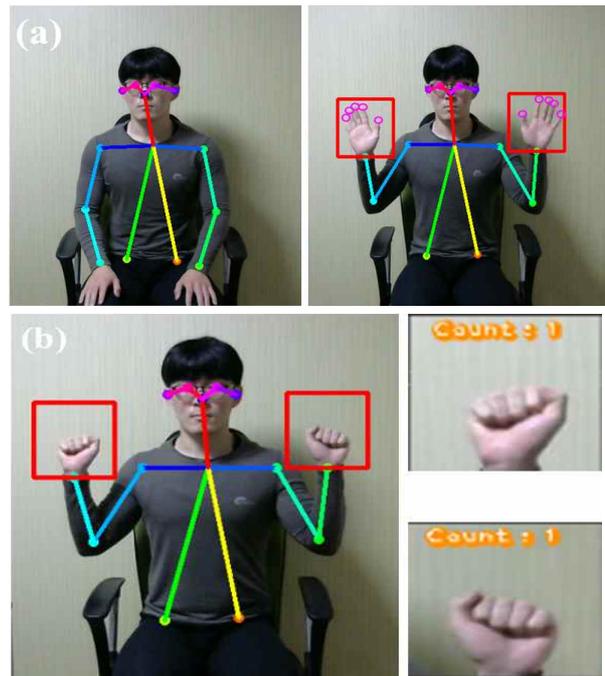


그림 4. 손가락 카운트 검출 결과. (a) 손가락 검출하지 못하는 결과 이미지, (b) 다섯개 손가락을 검출하는 결과 이미지  
Figure 4. Finger count detection results. (a) image not detecting fingers, (b) image detecting five fingers.



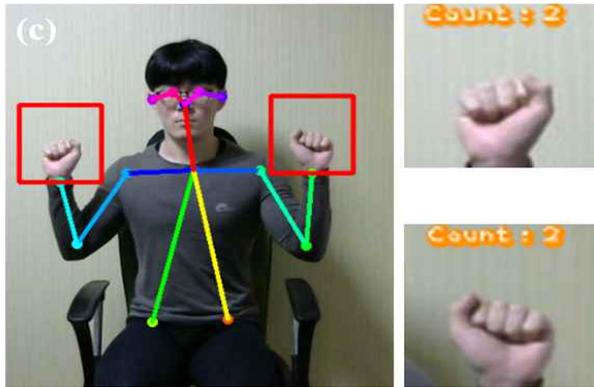


그림 5. 동작 성능을 보여주는 결과이미지, (a) ROI 지정 후 손가락영역을 인지하는 결과이미지, (b) 손을 접은 후 카운트 1로 기록되는 결과이미지, (c) 손을 다시 접을 후 카운트 2로 기록되는 결과이미지

Figure 5. Result images demonstrating our developed system performance, (a) result images of finger image recognition after ROI, (b) result images recording counter 1, (c) result image recording counter 2

#### IV. 결론

손을 드는 행동을 인식하면 손가락 개수를 판별하여 손 퍼덕거리를 인식하도록 하였다. 그러나, 손가락 개수를 판별하는 도중 손을 드는 행동에서 조금이라도 벗어나면 카운트하는 과정을 멈춰버려 동작 알고리즘의 세부 조건을 고도화시킬 필요성이 있으며, 또한 손가락 검출 과정에서 지난친 밝기에 의한 영상 왜곡은 HSV 색상 코드에 의한 바이너리 이미지 생성 및 제공에 한계를 보였다. 또한, HSV 색상 코드를 직접 입력하는 것이 아닌 이미지에서 손 영역의 RGB 평균색을 검출하여 HSV 색상코드로 변환 및 검출하는 과정에서 역시 밝기 환경에 따라 변화하는 색들을 인식하지 못하는 한계점을 보였다. 입력된 영상에서 OpenPose가 적용되는 속도가 빠를수록 좋지만, 아무리 빠르게 찍는다 하더라도 피사체의 신체 동작 빠르기에 의한 동작오차 (motion artifact)가 발생할 수 있기 때문이다. 본 연구에서는 성능이 굉장히 낮은 C270 카메라를 사용했기에 프레임율이 저하되는 특성을 보였고, 이는 기기 성능에 의한 보완이 향후 가능할 것으로 판단된다.

#### References

[1] Ministry of Health and Welfare, “city, province the disabled registration status data”, 2022. <https://www.index.go.kr/unity/potal/main/EachDtl>

PageDetail.do?idx\_cd=2768

[2] K.E. Hong, “Newly written pediatric psychiatry based on DSM-5”, HakJiSa, pp. 113-114, November 2014.

[3] W. Jang, Y. Kim, E. Han, J. Park, H. Chae, A. Kwon, H. Choi, J. Kim, J. Son, S. Lee, B. Y. Hong, Y. Moon, M. Kim, and J. H. Park, “Chromosomal Microarray Analysis as a First-Tier Clinical Diagnostic Test in Patients With Developmental Delay/Intellectual Disability, Autism Spectrum Disorders, and Multiple Congenital Anomalies: A Prospective Multicenter Study in Korea,” *Annals of Laboratory Medicine*, Vol. 39, No. 3, pp. 299-310, May 2019. doi.org/10.3343/alm.2019.39.3.299

[4] C. Lee, “Guidelines for children and adolescents with developmental disabilities,” Ministry of Health and Welfare National Center for Mental Health, January 2018. [https://www.ncmh.go.kr/ncmh/board/commonView.do?no=2444&fno=&menu\\_cd=04\\_01\\_00\\_04](https://www.ncmh.go.kr/ncmh/board/commonView.do?no=2444&fno=&menu_cd=04_01_00_04)

[5] V. M. Durand, and E. G. Carr, “Social influences on “self-stimulatory” behavior: analysis and treatment application,” *Journal of Applied Behavior Analysis*, Vol. 20, No. 2, pp. 119-132, July 1987. 10.1901/jaba.1987.20-119

[6] J. H. Jeong, “Quantitative evaluation of transfer learning for image recognition AI of robot vision,” *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, Vol. 10, No. 3, pp. 909-914, May 2024. 10.17703/JCCT.2024.10.3.909

[7] C. Kim, S. Yoon, M. Han, and M. Park, “Transfer Learning-based Generated Synthetic Images Identification Model,” *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, Vol. 10, No. 2, pp. 465-470, 2024. 10.17703/JCCT.2024.10.2.465.

[8] N. Kwak and D. Kim, “Study On Masked Face Detection And Recognition using transfer learning,” *The International Journal of Advanced Culture Technology*, Vol. 10, No. 1, pp. 294-301, March 2022. 10.17703/JCCT.2024.10.3.909

[9] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S. E. Wei, and Y. Sheikh, “OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 43, pp. 172-186, January 2021. 10.1109/TPAMI.2019.2929257

[10] A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, H. Adam, “MobileNets: Efficient Convolutional Neural

Networks for Mobile Vision Applications,”  
Computer Vision and Pattern Recognition, April  
2017. 10.48550/arXiv.1704.04861

※ This research was supported by 2024  
eulji university University Innovation  
Support Project grant funded