

헬스케어 분야에서 활용 가능한 AI 기반 체형 3D 모델링 기술 개발

이지용* · 김창균**

Development of AI-Based Body Shape 3D Modeling Technology Applicable in The
Healthcare Sector

Ji-Yong Lee* · Chang-Gyun Kim**

요약

이 연구는 헬스케어 분야에서 활용 가능한 AI 기반의 3D 체형 모델링 기술을 개발하고, 이를 통해 사용자의 체형 변화와 건강 상태를 모니터링 할 수 있는 시스템을 제안한다. 사이즈코리아의 데이터를 활용하여 2D 이미지로부터 3D 체형 이미지를 생성하는 모델을 개발하고, 다양한 모델을 비교하여 가장 성능이 우수한 모델을 선정하였다. 최종적으로, 개발된 기술을 통해 개인 맞춤형 건강 관리, 운동 추천, 식단 제안 등의 시스템 프로세스를 제안함으로써 질병 예방 및 건강 증진에 기여하고자 하였다.

ABSTRACT

This study develops AI-based 3D body shape modeling technology that can be utilized in the healthcare sector, proposing a system that enables monitoring of users' body shape changes and health status. Utilizing data from Size Korea, the study developed a model to generate 3D body shape images from 2D images, and compared various models to select the one with the best performance. Ultimately, by proposing a system process through the developed technology, including personalized health management, exercise recommendations, and dietary suggestions, the study aims to contribute to disease prevention and health promotion.

키워드

AI Technology, 3D Modeling, Healthcare, Body Shape Analysis, Health Management, Disease Prediction
AI 기술, 3D 모델링, 헬스케어, 체형 분석, 건강 관리, 질병 예측

1. 서론

인간의 체형과 관련된 연구는 헬스케어 분야에서 오랜 시간 동안 관심 가져 왔던 주제 중 하나다. 특히, 비만, 신체균형, 질병 등을 예측하는데 체형 정보가

활용되고 있다. 가슴, 허리, 허벅지 둘레 정보를 활용하여 비만 여부를 판단하고[1], AI 기술을 활용하여 방대한 양의 의료 데이터를 디지털 헬스케어에 접목하기도 한다[2].

이처럼 인간의 체형 정보를 활용하기 위해 다양한

* 한국체육대학교 박사(jylee882@naver.com)

** 교신저자 : 강원대학교 AI소프트웨어학과

• 접수일 : 2024. 03. 29

• 수정완료일 : 2024. 05. 05

• 게재확정일 : 2024. 06. 12

• Received : Mar. 29 2024, Revised : May. 05, 2024, Accepted : Jun. 12, 2024

• Corresponding Author : Chang-Gyun Kim

• Dept. : Kangwon National University, Gangwon-do, Samcheok, Republic of Korea

Email : tiocdrbs@kangwon.ac.kr

방법을 활용하여 인간의 체형 정보를 획득하고 있다. 구체적으로 첫째, Heath-Carter의 이론에서 주로 활용하고 있는 전문성을 갖춘 측정자가 직접 측정하는 방법이 존재한다[3]. 둘째, DEXA(Dual Energy X-ray Absorptiometry), BIA(Bio-electrical Impedance Analysis) 등 전문 장비를 활용하여 측정하는 방법이 존재한다[4]. 그러나 전통적인 방법의 경우 체형 정보를 얻는데 몇 가지 제한점이 존재한다. 먼저, 인간이 직접 측정하는 경우에는 전문성 있는 측정자가 필요할 것이며, 인간이 직접 측정하기 때문에 신체접촉의 민감성이 부각되기도 한다[5]. 또한 전문 장비를 활용하는 것은 전문 장비가 구축되어 있는 장소에서만 측정이 가능하다는 문제점이 존재한다. 따라서 최근에는 이러한 문제를 해결하기 위해 비침습적 측정 방법으로 체형을 평가하기 위한 방법의 필요성이 제기되고 있다.

최근 체형 정보를 효과적으로 얻기 위해 비침습적이며, 신체의 접촉을 최소화하기 위한 방법으로 3D 바디 스캐너를 활용하고자 하는 시도가 지속되고 있다[6]. 그러나 3D 바디 스캐너의 활용도 신체의 접촉을 최소화한다는 장점은 부각되지만, 여전히 3D 바디 스캐너가 구축되어 있는 장소에서만 측정이 가능하다는 문제점이 존재한다. 한편, 이와 같은 문제를 해결하기 위해 컴퓨터 비전 분야에서는 간단한 CNN(Convolutional Neural Network)[7] 알고리즘을 사용하여 2차원 신체 관절 위치 좌표 값을 통해 3차원 이미지를 생성하는 연구가 수행되어오고 있다[8]. 그러나 이러한 연구의 경우 오차가 어느정도 존재하여 애니메이션 캐릭터 제작 등에 주로 활용되며, 헬스케어 분야에 적용하는 데는 한계가 있다.

따라서 본 논문에서는 휴대폰 카메라를 이용하여 정면과 측면의 체형 이미지 사진을 촬영하고 수집된 2D 이미지를 활용하여 3D 체형 이미지를 생성하는 모델링 기술을 제안하고자 한다. 모델 학습을 위해 3차원 체형 이미지 데이터를 활용하였고, 학습된 데이터를 생성모델에 적용하여 3D 체형 이미지 데이터를 생성하도록 설계하였다. 최종적으로 생성된 3D 체형 이미지 데이터와 실제 값을 비교하여 본 연구에서 개발된 모델의 성능을 확인하였다. 본 연구에서는 Size Korea에서 제공하는 3D 체형 이미지 데이터를 활용하였다. 3D 체형 이미지를 생성할 수 있는 모델 개발은 2D 체형 이미지를 활용하였을 때도 인간의 체형

정보를 획득 할 수 있으며 이를 통해 헬스케어 응용 및 다양한 신체 특성 연구에 활용될 수 있을 것이다.

II. AI 기반 체형 3D 모델링

2.1 데이터 선정

AI 기반 체형 3D 모델링 기술이란 3차원 체형 생성 모델 구현을 통해 2차원 체형 이미지를 실제 체형 값과 같은 3차원 체형 데이터로 변환하는 기술을 의미한다[9]. 이 기술은 공간적 제약이 없기 때문에 휴대폰 등의 모바일 기기를 활용한다면 특별한 환경을 구성하지 않아도 체형을 측정할 수 있다[10]. 3차원 체형 생성 모델을 구현하기 위해서는 2D·3D 체형 이미지 데이터가 필요하다. 본 연구에서는 사이즈코리아(<https://sizekorea.kr>)에서 제공하는 20~30대 체형 데이터 총 400개를 활용하였다. 이때 사이즈코리아에서 제공하는 3D 데이터에는 다양한 수치값이 포함되어 모델을 구성하는데 cost가 증가할 것이라 판단하였다[11]. 따라서 본 연구에서는 3차원 체형 이미지 구성에 필요한 STL 데이터 형식을 사용하여 데이터 크기를 줄이고자 하였다. 파일 형식에 따른 주요 내용은 표 1과 같다.

표 1. 파일 형식에 따른 데이터 포맷
Table 1. Data format according to file type

	Object	3D geometry	Colors	Textures
File format	STL	O	X	X
	OBJ	O	O	O
	PLY	O	O	X
	SKP	O	O	O
	3DS	O	O	O

2.2 데이터 전처리

사이즈코리아의 3D 신체 데이터는 약 25만개의 정점으로 구성되어 있다. 데이터의 크기는 약 0.2GB로써 이러한 방대한 양의 데이터는 모델 구성에 있어 리소스를 줄임과 동시에 많은 양의 메모리와 시간이 필요하다[12]. 따라서 본 연구에서는 신체의 정보가 손실되지 않는 수준에서 정점의 수를 줄이고자 하는

데이터 전처리를 수행하였다. 구체적으로 정점 수가 6만개 미만이 되었을 경우 신체 정보가 손실되었다. 따라서 그림 1과 같이 데이터의 크기를 평균 6만개의 정점으로 줄여서 학습 데이터를 구성하였다. 또한 궁극적으로 본 연구는 2D 체형 이미지를 활용하여 3D 체형 이미지를 구현하는 것이다. 따라서 3D 학습 데이터를 위한 신체 전면 2D 이미지도 추가적으로 구성하였다. 구체적으로 1개의 3D 체형 이미지 세트에서 8개의 2D 인체 이미지가 생성되었다.

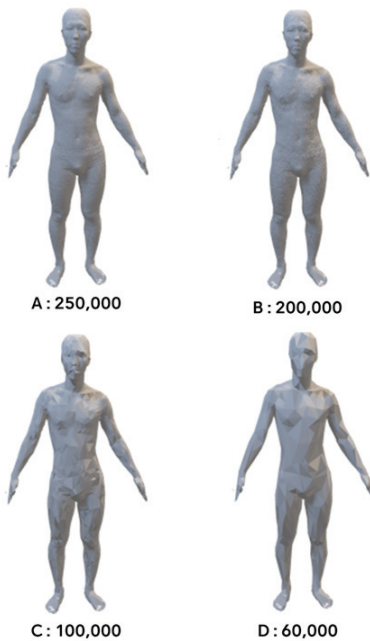


그림 1. 3D 체형 이미지
Fig. 1 3D body image

2.3 모델 선정

본 연구에서는 3차원 체형 생성 모델 구현을 위해 다중 이미지를 활용한 2개의 3D 생성 모델과 단일 이미지를 활용한 3개의 3D 생성 모델, 총 4개의 모델을 선정하였다. 다음으로 SMPL 모델을 생성하여 3D 체형 생성의 복잡성과 속도를 줄이고자 하였다. 이는 고해상도 3D Humanization을 위한 다중 레벨 픽셀 정렬 임플란트 기능으로, 2D 이미지에 불륨 특성을

추가하는 방법이다. 생성한 학습 데이터의 형식으로 학습 및 3차원을 생성이 가능한 모델을 선정하였고, 다중 이미지를 활용한 3차원 생성 모델 두 가지와 단일 이미지를 활용한 3차원 생성 모델 두 가지 총 네 가지의 모델을 선정하였다. 네 가지의 모델을 살펴 보면 먼저 다중 이미지의 특징을 통해 3차원 생성하는 방법으로 3D-R2N2(3D Recurrent Reconstruction Neural Network)[13], PC-GAN(Point cloud Generative adversarial network)[14]가 선정됐고, 단일 이미지의 특징을 통해 3차원을 생성하는 방법인 SMPL(A skinned multi-person linear model)[15], PIFuHD(Multi-Level Pixel-Aligned Implicit Function for High-Resolution 3D Human Digitization)[16]가 생성 모델로 선정되었다.

3D-R2N2, PC-GAN는 3차원 이미지를 생성할 수 있었지만 제대로된 특징을 포함하는 형태로 생성되지 못하였고, PIFuHD 모델은 단일 이미지에서 3D 모델을 생성하여 신체 특징을 표현할 수 있다. 하지만 정면 영상에만 의존하기 때문에 신체 측면에 대한 정보가 부족하여 측면을 정확하게 포착하는 데 한계가 있었다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서 제안하는 모델(Multi-High-Resolution Feature Combination Generation Network)은 신체의 정면과 측면을 모두 통합하여 정확도를 높이고자 하였다. 이는 먼저 사람의 실루엣에만 초점을 맞춘 Fully Convolutional Segmentation을 통해 이미지의 배경을 제거함으로써 달성된다. 이러한 단순화를 통해 3D 신체 데이터를 보다 정확하게 생성할 수 있다.

본 연구에서 제안하는 모델은 정면 이미지에 의존하는 전통적인 3D 생성 모델과 달리 제안 모델은 정면 이미지와 측면 이미지를 모두 입력으로 사용하였다. 이러한 이미지는 인간 포즈 분할을 거쳐 사람의 실루엣을 분리함으로써 3D 모델 생성 프로세스의 복잡성을 줄였다. 배경이 제거된 상태에서는 정면과 측면 모두에 대한 3D 신체 데이터가 생성됐다. 정면도에서 과생된 3D 모델은 측면 이미지 데이터로 향상되어 처음에 측면 정보가 없었던 영역을 정확하게 표현했다. 이러한 합성과 후속 크기 조절을 통해 모델은 실제 신체 치수를 밀접하게 반영하는 3D 데이터를 생성할 수 있다.

III. 모델 비교 및 검증

본 논문에서는 5개의 3D 인체 생성 모델을 구축하였다. 더 나아가 3D 인체 생성 모델의 추정값과 실제 값을 비교하였을 때 가장 작은 오차를 내는 모델을 본 연구의 최종 모델로 선정하고자 하였다. 위 모델에는 앞서 언급한 단일 이미지를 활용한 SMPL 모델, PIFuHD, 3D-R2N2를 포함하고 있다. 따라서 단일 이미지를 활용하였을 경우 오차를 최소화 하는 작업으로 거리 기준을 찾고자 하였다. 구체적으로 2D 입력 이미지의 촬영 기준 높이를 설정하고 각 모델을 사용하여 3D 신체 데이터를 생성하고자 하였다. 3D 스캐너에서 얻은 신체 값에 기반한 3D 신체 데이터는 표 2와 같다. 구체적으로 살펴보면 카메라와 지면의 높이는 0.5~1.5M 사이로 설정되었으며, 카메라와 피험자 사이의 거리는 1.5M에서 4M까지 증가되었다. 이와 같은 조건에서 PC-GAN과 3D-R2N2 모델은 신체 점들이 비균일하게 생성되어 신체 둘레 값을 도출할 수 없었다. 또한 3D-R2N2 모델은 X, Y, Z 축의 값들을 사용하여 학습하였고, 차원이 증가함에 따라 학습률이 급격히 증가하는 모습을 나타내었다. 따라서, 모델이 64×64×64 데이터 포인트 이상을 학습할 경우, 학습

시간과 처리 메모리 양이 다른 모델에 비해 10배 증가하며, 여러 곡선으로 구성된 신체를 표현하는 데에는 한계가 존재하였다. 따라서 PC-GAN과 3D-R2N2 모델은 신체 값 도출의 한계로 인해 표 2에서 제외시켰다. 이에 따라, 본 연구에서는 오차를 최소화하는 기준을 설정하기 위해 SMPL 및 PIFuHD 기반 3D 인체 이미지 생성이 수행되었다. 3D 생성 후, 생성된 값과 측정된 값의 비율을 결정함으로써 오류 검증이 이루어졌음을 밝힌다. 구체적인 생성 모델의 한계는 그림 2와 같다.

SMPL 및 PIFuHD 모델을 사용하여 3D 체형 데이터가 생성될 때, 신체 왜곡을 최소화하는 카메라의 거리가 최종 입력 데이터로 사용되었다. 이 경우, A는 가슴과 허리 둘레 사이의 오차 비율을 나타내고, B는 팔과 허벅지 둘레의 오차 비율을 나타낸다. 각각의 A와 B의 오차를 최소화하는 거리가 최종 입력 값으로 선정되었다. 결과적으로, 카메라가 지면에서 1m 높이에 있고 측정자로부터 3m 떨어진 거리에서 가장 작은 오차가 발생했다는 것이 밝혀졌으며, 이 거리를 기준으로 2D 입력 데이터가 생성되어 각 모델에 적용되었다. 따라서, 본 연구에서는 SMPL, PIFuHD 및 제안된 모델을 사용하여 표 2와 3D 신체 데이터 생

표 2. 카메라와 피험자 사이의 거리에 따른 생성된 데이터 오류 비교

Table 2. comparison of generated data errors through the distance between the camera and the subject

Height	Distance	SMPL (A, B)	PIFuHD (A, B)
(0.5m/1m/1.5m)	1.5m	(0.223,0.326) (0.251,0.284) (0.204,0.274)	(0.174,0.21) (0.186,0.24) (0.155,0.232)
(0.5m /1m/1.5m)	2m	(0.25, 0.124) (0.197,0.14) (0.257, 0.29)	(0.142,0.129) (0.127,0.146) (0.115,0.178)
(0.5m /1m/1.5m)	2.5m	(0.114, 0.157) (0.188,0.237) (0.192, 0.16)	(0.07, 0.184) (0.034,0.24) (0.094, 0.153)
(0.5m /1m/1.5m)	3m	(0.081, 0.074) (0.063, 0.057) (0.115, 0.047)	(0.058, 0.074) (0.021, 0.034) (0.045, 0.041)
(0.5m /1m/1.5m)	3.5m	(0.125, 0.155) (0.245, 0.156) (0.162, 0.122)	(0.065, 0.081) (0.242, 0.213) (0.172, 0.084)
(0.5m /1m/1.5m)	4m	(0.224, 0.172) (0.12, 0.149) (0.092, 0.157)	Data broken

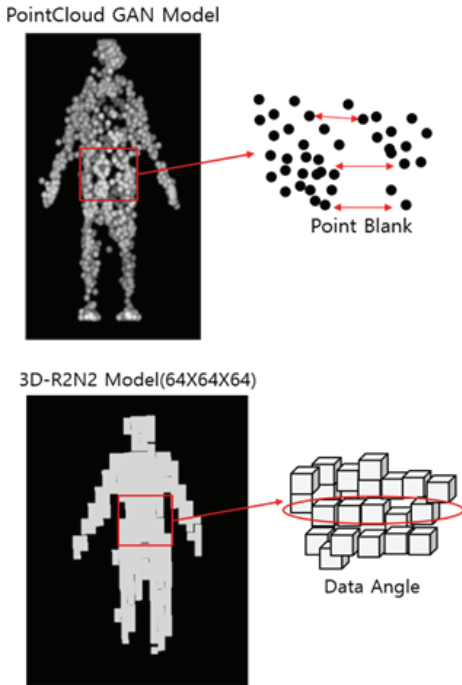


그림 2. 생성모델의 한계
Fig. 2 Limitations of the generative models.

성 기준을 통해 입력 데이터를 생성하고, 이 세 모델을 사용하여 3D 신체 데이터를 생성하였다. 생성된 3D 체형 데이터의 생성 정확도는 3D 스캐너와 비교하여 생성 오류를 비교하였으며, 각 모델에 측정 그룹의 이미지를 적용하여 생성된 3D 데이터의 가슴 둘레와 허리 둘레 비율을 통해 검증되었다. 검증을 위해

각 모델을 사용하여 5번의 실험이 무작위로 수행되었다. SMPL 모델은 가장 큰 오차를 보였으며, 본 논문에서 제안된 모델은 가장 낮은 오차를 나타냈다. 구체적인 결과는 표 3과 같다.

IV. AI 기반 체형 3D 모델링 기술을 활용한 헬스케어 시스템 프로세스

이 연구에서 개발된 AI 기반 체형 3D 모델링 기술을 활용하여 헬스케어 분야에서 활용 가능한 시스템 프로세스를 제안하고자 한다. 본 논문에서 제안하는 시스템은 그림 3과 같다.

첫째, 휴대폰, 태블릿 등에서 활용 가능한 모바일 App을 구현한다. 2D 체형 이미지를 촬영 또는 수집하고, 수집된 데이터는 이 연구에서 제안하는 모델을 활용하여 3D 체형 이미지로 재구성한다. 이 연구에서는 2D 체형 이미지를 활용하여 3D 체형 이미지를 구축하였지만, 추후 연구에서는 체지방률 추정 등과 연계하여 신체구성 정보를 확인할 수 있는 정보 제공을 목표로 한다.

둘째, 구축된 3D 체형 이미지는 사용자의 건강 상태와 체형 변화를 정밀하게 모니터링할 수 있는 기반 데이터로 활용될 수 있도록, DB 시스템을 구축한다. 이 과정에서 AI는 사용자의 체형 데이터를 분석하여 특정 건강 지표의 변화를 감지하고, 이를 기반으로 개인별 건강 상태와 가능한 질병 위험도를 예측한다.

셋째, 분석된 데이터와 건강 예측 결과를 기반으로, 시스템은 개인별 맞춤형 운동 및 식이 요법을 제안한

표 3. 3D 신체 생성 모델 비교(가슴 및 허리 둘레)
Table 3. Comparison of the 3D body generation models (chest and waist circumferences)

Measurement group	Body Ratio	SMPL	PIFuHD	Multi-High-Resolution Feature Combination Generation Network
Sample1.	1:1.015	1:0.92	1:0.94	1:1.1
Sample2.	1:0.86	1:0.98	1:0.91	1:0.88
Sample3.	1:1.03	1:1.1	1:1.1	1:1.01
Sample4.	1:1.1	1:0.97	1:0.97	1:1.2
Sample5.	1:1.21	1:1.4	1:0.98	1:1.18

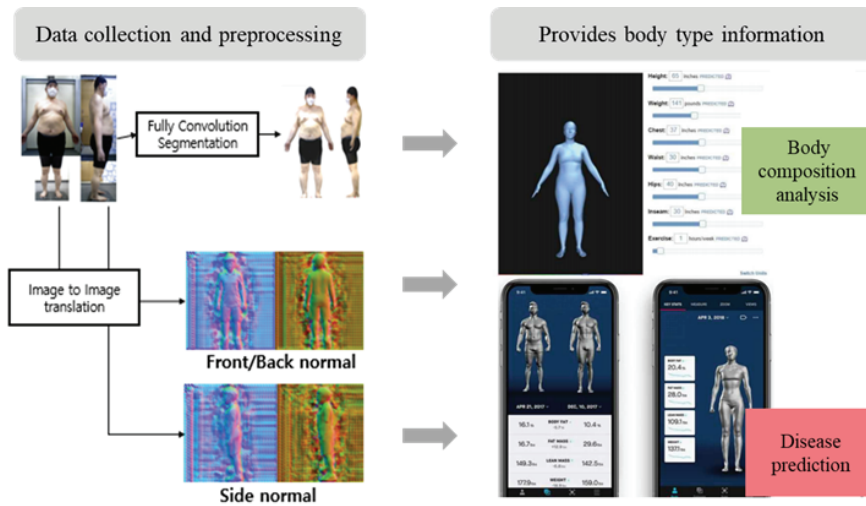


그림 3. AI 기반 체형 3D 모델링 기술을 활용한 헬스케어 시스템 프로세스
 Fig. 3 Healthcare System Process Utilizing AI-Based Body Shape 3D Modeling Technology

다. 이는 사용자의 현재 체형, 건강 상태, 생활 습관 및 선호도를 고려하여 최적화된다. AI 시스템은 다양한 운동 프로그램과 식단을 시뮬레이션하여 각 사용자에게 가장 효과적인 건강 관리 방안을 제시한다.

위와 같이 AI 기반 체형 3D 모델링 기술을 활용한 헬스케어 시스템 프로세스는 개인의 건강 관리를 획기적으로 개선할 수 있는 잠재력을 지니고 있다고 볼 수 있다. 사용자의 체형과 건강 상태에 대한 정밀한 분석을 통해 맞춤형 건강 관리 솔루션을 제공함으로써 질병 예방 및 건강 증진에 크게 기여할 것으로 기대된다.

V. 결론 및 향후개선 방향

이 연구에서는 AI 기반 체형 3D 모델링 기술을 활용하여 개인 맞춤형 헬스케어 시스템을 구축하는 프로세스를 제시하고자 하였다. 사용자는 모바일 App을 통해 2D 체형 이미지를 촬영하고, 이를 3D 체형 이미지로 재구성하여 건강 상태 및 체형 변화를 모니터링할 수 있다. 추후 다양한 연구 결과와 연계된다면 개인별 건강 상태와 질병 위험도를 예측하며, 맞춤형 운동 및 식단을 제안할 수 있을 것이다.

이 연구의 결론을 바탕으로한 향후개선 방향은 다

음과 같다. 첫째, 정밀도 향상이다. 모델의 정밀도를 향상시키기 위해 추가적인 데이터 수집과 정교한 알고리즘 개발이 이뤄져야 할 것이다. 둘째, 인체 구성 분석의 확장이다. 현재의 모델은 주로 인체 지수를 반영하여 3D 이미지를 생성하는데 초점을 맞추고 있다. 향후 연구에서는 체지방률 추정과 같은 인체 구성 정보를 포함 시켜 더 많은 정보를 제공하는 것을 목표로 해야할 것이다. 셋째, 모바일 App 등을 개발하여, 실제 사용자가 보다 쉽고 편리하게 활용할 수 있도록 시스템을 개발해야 할 것이다.

2023년도 강원대학교 대학회계 학술연구 조성비로 연구하였습니다.

References

- [1] A. Tahrani, K. Boelaert, R. Barnes, S. Palin, A. Field, H. Redmayne, L. Aytok, and A. Rahim, "Body volume index: time to replace body mass index?," *In: Endocrine Abstracts. Bioscientifica*, vol. 15, Apr. 2008, pp. 104.
- [2] Y. Kim, "Revision data 3 law and Issues of insurance business-Focusing on the activation of

- digital healthcare services," vol. 14, *Korea Insurance Law Journal*, June, 2020, pp. 495-524.
- [3] B. H. Heath and J. L. Carter, "A modified somatotype method," *American journal of physical anthropology*, vol. 27, no. 1, July 1967, pp. 57-74.
- [4] J. Yoon and J. Park, "Digital Transformation of Heath-Carter Somatotype Using Deep Learning," *The Korean J. of Measurement and Evaluation in Physical Education and Sport Science*, Dec. 2023, pp. 23-34.
- [5] J. Lee, S. Lee, J. Park and J. Yoon, "Exploring a 3D Body Images Based Somatotype Prediction Model using Multi-Class Classification Machine Learning," *The Korean J. of Measurement and Evaluation in Physical Education and Sport Science*, vol. 25, no. 3, Oct. 2023, pp. 13-28.
- [6] F. Hongjuan, B. Elizabeth, C. Xiaogugang, and S. Wei, "How to best assess abdominal obesity," *Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care*, vol. 21, no. 5, Sept. 2018, pp. 360-365.
- [7] G. Park, C. Hwang, L. Ryung and H. Jang, "CNN-LSTM based Autonomous Driving Technology," *The J. of the Korea institute of electronic communication sciences*, vol. 18, no. 6, Dec. 2023, pp. 1259-1268.
- [8] M. Favalli, A. Fornaciai, I. Isola, S. Tarquini, and L. Nannipieri, "Multiview 3D reconstruction in geosciences," *Computers & Geosciences*, vol. 44, 2012, pp. 168-176.
- [9] S. Park, "Study on Management of Water Pipes in Buildings using Augmented Reality," *The J. of the Korea institute of electronic communication sciences*, vol. 18, no. 6, Dec. 2023, pp. 1229-1238.
- [10] J. Yoon, S. Lee, and J. Lee, "AI Somatotype System Using 3D Body Images: Based on Deep-Learning and Transfer Learning," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 4, Mar. 2024, pp. 2608.
- [11] J. Lee, K. Kwon, C. Kim., and S. Youm, "Development of a Non-Contact Sensor System for Converting 2D Images into 3D Body Data: A Deep Learning Approach to Monitor Obesity and Body Shape in Individuals in Their 20s and 30s," *Sensors*, vol. 24, no. 1, Mar. 2024, pp. 270.
- [12] H. Kim, S. Yu, H. Ju, and Y. Choi, "A Study on Preprocessing Image Text Using Yolov4 in OCR System," *Korea Information Processing Society*, vol. 29, no. 2, Nov. 2022, pp. 964-966.
- [13] C. Choy, D. Xu, J. Gwak, K. Chen, and S. Savarese, "3d-r2n2: A unified approach for single and multi-view 3d object reconstruction." *Proc. In Computer Vision -ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands*, vol. 14, Oct. 2016, pp. 628-644.
- [14] C. L. Li, M. Zaheer, Y. Zhang, B. Poczos, and R. Salakhutdinov, "Point cloud gan," *arXiv preprint arXiv:1810.05795*. vol. 32, Oct. 2018, pp. 12287-12298.
- [15] M. Loper, N. Mahmood, J. Romero, G. Pons-Moll, and M. J. Black, "SMPL: A skinned multi-person linear model," In *Seminal Graphics Papers: Pushing the Boundaries*, vol. 2, no. 88, Aug. 2023, pp. 851-866.
- [16] S. Saito, T. Simon, J. Saragih, and H. Joo, "Pifuhd: Multi-level pixel-aligned implicit function for high-resolution 3d human digitization," In *Proc. of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, Seattle, American, 2020, pp. 84-93.

저자 소개

이지용(Ji-Yong Lee)



2015년 한국체육대학교 체육학과 졸업(체육학사)

2019년 한국체육대학교 대학원 체육학과 졸업(체육학석사)

2022년 한국체육대학교 대학원 체육학과 졸업(이학박사)

2018~현재 한국체육대학교 스포츠분석센터 책임연구원

※ 관심분야 : 인공지능, 헬스케어

김창균(Chang-Gyun Kim)



2015년 동국대학교 응용통계학과 (이학사)

2021년 동국대학교 산업시스템공학과 (공학박사)

2023년 강원대학교 AI소프트웨어학과 조교수

※ 관심분야 : 인공지능, 헬스케어

