

# 얼굴형 및 골격 분석 기반 맞춤형 스타일링 서비스

허영선, 박은진, 박시윤, 정민교  
서울여자대학교 소프트웨어융합학과

heo4201@swu.ac.kr, ej.park385@gmail.com, uoohaes@swu.ac.kr, mchung@swu.ac.kr

## Customized Styling Service Based on Face Shape and Bone Analysis

Youngsun Heo, Eunjin Park, Siyoon Park, Min Gyo Chung  
Dept. of Software Convergence, Seoul Women's University

### 요 약

본 연구는 신경망 모델을 사용하여 얼굴형을 분류한 후, 미디어파이프를 활용한 사용자의 손치수 측정에 근거해 골격 유형 분석을 통해 맞춤형 스타일을 추천하는 애플리케이션을 개발한다. 이를 통해 기존 진단 방식의 시간과 비용 문제를 해결하고, 개인의 신체 특징에 맞는 객관적 스타일링 서비스 제공을 목표로 한다.

### 1. 서론

현대 사회에서 자기 표현의 욕구가 강해지면서, 개인의 이미지와 이를 통해 자신을 드러내는 방식이 중요한 요소로 부상하고 있다. 따라서 자기다운 이미지를 만들어 낼 수 있는 개인 맞춤형 스타일링 서비스에 대한 수요가 증가하고 있다[1].

그러나 현재 대부분의 퍼스널 진단 서비스는 전문가나 관련 업체를 직접 방문해야 하는 경우가 많다. 이는 시간과 비용 측면에서 비효율적이다. 더불어, 사용자의 신체적 특징을 자동으로 분석하여 맞춤형 스타일링을 제공하는 기술은 아직 초기 단계에 머물러 있다. 이로 인해, 많은 사용자들이 손쉽게 접근할 수 있는 자동화된 스타일링 솔루션에 대한 필요성이 대두되고 있다. 특히, 골격 진단은 사람의 타고난 골격 특징을 기반으로 한다. 진단 요소 중 하나인 손의 구조는 개인의 골격 상태를 반영하는 중요한 지표이다. 손의 구조를 분석함으로써 체형을 보다 정확하게 진단할 수 있다[2].

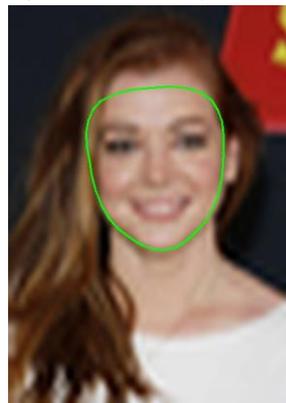
본 연구의 목적은 사용자의 신체적 특징을 자동으로 분석하고, 이를 기반으로 개인 맞춤형 스타일링을 추천하는 애플리케이션을 개발하는 데 있다.

### 2. 티처블머신을 활용한 얼굴형 분석

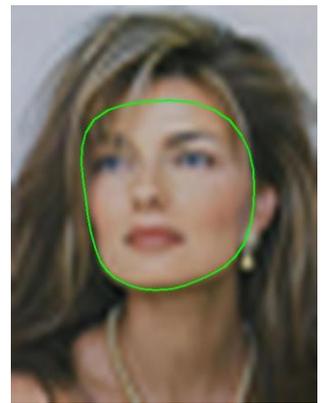
얼굴형을 하트형, 둥근형, 계란형, 타원형, 사각형으로 분류하였으며, 각 유형별로 2000 장의 이미지를 수집하였다.

티처블머신[3]을 활용한 모델의 정확도를 높이기 위해 입력 이미지를 224x224 크기로 리사이즈 한 뒤, RGB 포맷으로 변환해 각 픽셀 값을 0에서 1 사이로 정규화 한다. 이후 OpenCV 와 Haar Cascade 알고리즘을 사용해 얼굴을 감지하고, 특정 크기만을 추출한다.

OpenCV, scikit-learn 의 PCA 모듈, matplotlib 를 사용하여 이미지를 1 차원 회색조 배열로 변환한다. 이후 PCA 를 적용하여 주요 성분을 추출한다. 이를 통해 이미지의 주요 특징을 유지하면서 불필요한 정보를 제거하고 데이터의 복잡성을 줄인다. 또한, MediaPipe 라이브러리를 이용해 얼굴 랜드마크를 추출하고 얼굴 외곽선을 그린다.



(그림 1) 하트형 얼굴에서 PCA 를 적용하여 주요 성분 추출 후, 미디어파이프로 랜드마크를 추출한 결과



(그림 2) 사각형 얼굴에서 PCA 를 적용하여 주요 성분 추출 후, 미디어파이프로 랜드마크를 추출한 결과

초기 학습 이후 낮은 정확도로 인해 각 유형별 이

미지를 5000 장으로 확장하여 수집하였음에도 불구하고 모델의 정확도는 30% - 60% 사이를 보인다. 이를 개선하기 위해 얼굴 부분을 자르지 않고, 주성분 분석(PCA)을 통해 이미지 차원을 축소하는 방식으로 다시 전처리하여 학습한다.

TensorFlow Lite 모델이 사용자로부터 제공받은 얼굴 이미지를 처리하여 얼굴형을 분류한다.

### 3. 미디어파이프를 활용한 손 인식 및 골격 진단

본 연구에서는 구글에서 개발한 컴퓨터 비전 라이브러리인 미디어파이프를 활용하여 손 인식을 수행한다. 미디어파이프는 비디오 데이터를 이용한 다양한 비전 AI 기능을 파이프라인 형태로 손쉽게 사용할 수 있도록 제공하는 프레임워크이다[4].

그림 2 는 미디어파이프에서 추출하여 제공하는 손 랜드마크를 보여준다.



(그림 3) 미디어파이프의 손 랜드마크 모델을 통해 감지된 손바닥 좌표의 키포인트[4]

특정 랜드마크들(0 번과 12 번, 5 번과 17 번, 9 번과 12 번)의 거리 값을 계산하여 골격 진단에 필요한 손 직선 길이, 손 너비, 가운데 손가락 길이를 얻는다[2]. 약 15cm 거리에서 촬영된 손 이미지를 손 감지 모델에 인식시킨다. 앞서 말한 특정 랜드마크들의 거리 값을 계산해 데이터베이스에 저장한 뒤, 사용자로부터 제공받은 손 이미지와 비교하는 데 사용한다. 사용자 역시 약 15cm 거리에서 촬영된 손 이미지를 제공하며, 동일한 방식으로 특정 랜드마크들의 거리 값을 계산한다. 이후 데이터베이스에 저장된 거리 값과 사용자가 제공한 이미지의 거리 값을 비교하여 표 1 과 같이 각 진단요소들을 small, big, middle 중 하나로 분류한다. 표 2 와 같이 분류된 각 진단요소들의 조합에 따라 골격 유형을 Straight, Natural, Wave 중 하나로 최종 결정한다.

랜드마크 거리 값 비교	골격 진단 요소	손 직선 길이	손 너비 길이	가운데 손가락 길이
$x < (C - 5)$		small	small	small
$x > (C + 5)$		big	big	big
$(C - 5) < x < (C + 5)$		middle	middle	middle

변수명	설명
C	데이터베이스에 저장된 거리 값
x	사용자 손 이미지로부터 계산한 거리 값

(표 1) 거리 값 비교에 따른 진단요소 분류표

골격 분류	골격 진단 요소	손 직선 길이	손 너비 길이	가운데 손가락 길이
Straight		small	small	small
Natural		big	big	big
Wave		middle	middle	middle

(표 2) 진단 요소 조합에 따른 골격 유형 분류표

### 4. 결론 및 향후 개선 방향

본 연구에서는 미디어파이프와 터치블머신을 활용한 골격 진단 및 맞춤형 스타일링 어플리케이션을 개발하였다. 사용자의 손 사진을 통해 주요 랜드마크를 인식하고, 이를 기반으로 골격 유형을 진단하는 기능이 구현되었다. 사용자 맞춤형 스타일링 솔루션을 자동화함으로써 기존의 전문가 의존적인 진단 방식을 개선하고, 시간과 비용을 절감할 수 있는 가능성을 제시하였다.

하지만 본 연구는 데이터 수집이 제한된 환경에서 이루어져 다양한 사용자 그룹을 포괄하지 못했다는 점에서 한계가 있다. 게다가 손 사진에서 얻어진 랜드마크는 카메라의 투영이 반영된 결과이다. 이로 인한 왜곡이 발생해 잘못된 진단 결과를 얻을 가능성이 있다.

향후 연구에서는 더 많은 데이터를 수집하여 모델의 일반화 성능을 향상시킬 수 있기를 기대한다. 또한 카메라 캘리브레이션 과정을 통해 카메라의 파라미터를 추정하고 왜곡을 보정함으로써 진단 정확도를 높일 수 있기를 기대한다.

#### 사사

본 연구는 교육부 및 한국연구재단 대학혁신지원사업으로부터 지원받은 연구임(2024)

#### 참고문헌

- [1] 오윤경, 이경희. "퍼스널 스타일의 유형 분석과 이미지 연구 - 국내여자연예인을 중심으로 -." 한국 의류학회지, vol. 30, no. 1, pp. 137-145, 2006.
- [2] 박선미, 정은영, "골격진단을 위한 진단요소의 수치화 연구 (손을 중심으로) ," 국제보건미용학회지, vol.17, no.3, pp.166-176, 2023.
- [3] Google. "Teachable Machine." Accessed September 15, 2024. <https://teachablemachine.withgoogle.com/>.
- [4] Google. "MediaPipe Solutions Guide." Google Developers. Accessed September 15, 2024. <https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/guide?hl=ko>.