

# YOLO11을 사용한 피부유형 및 노화단계 분류 모델 : 가능성과 한계

## Skin Type and Aging Classification Model Using YOLO11 : Potential and Limitations

채수윤<sup>1</sup>, 이규만<sup>2\*</sup>

Su Yun Chae<sup>1</sup>, Kyuman Lee<sup>2\*</sup>

### 요약

전반적인 삶의 질 향상에 중요한 피부의 유형 및 노화 평가에 있어 인공지능을 활용할 경우, 신속하고 정확한 결과 도출이 가능할 것으로 예상되며, 특히 객체 인식 모델로서 단순하고 사용이 편리한 YOLO가 임상 및 산업에 있어 유용하게 활용될 것으로 예상된다. 한국인의 안면 이미지 데이터와 이를 기반으로 한 피부 유형 및 상태에 대한 전문가 평가 결과, 정량적 측정 지표의 라벨링 데이터를 사용하여 피부 이미지 데이터를 분류하고 YOLO11을 사용하여 분류 데이터의 정확도를 평가하였다. 피부 유형 분류의 정확도는 57%, 노화 단계의 지표로서 색소침착은 56%, 눈가 주름은 66%의 정확도를 달성하였으며, 노화 단계 지표의 경우 손실률이 2 내외에서 수렴하는 결과를 도출하였다. 본 연구를 통해 YOLO 모델을 활용하여 피부의 병변 등 이상 감지뿐 아니라 노화 단계에 대한 객관적인 평가에 활용될 수 있다는 가능성을 확인하였으며, 광범위한 데이터의 수집과 정량 지표 개발 시 신속하고 편리한 피부 평가로 맞춤형 화장품 제안 등 산업에서의 활용 가능성을 확인할 수 있었다.

핵심어 : YOLO11, 분류, C3k2, 색소침착, 눈가주름

### Abstract

When artificial intelligence is used to assess skin type and aging, which are important for improving overall quality of life, it is expected that rapid and accurate results will be obtained. In particular, YOLO, which is simple and easy to use as an object recognition model, is expected to be useful in clinical and industrial applications. In this research, we classified skin image data using facial image data of Korean women, labeled data of skin types, expert diagnoses, and quantitative measurement results, and evaluated the accuracy of the classification data using YOLO11. The accuracy of skin type classification was 57%, as an indicator of aging stage, 56% for pigmentation and 66% for periocular wrinkles. In the case of aging stage indicators, the loss rate converged to the level around 2. Through this study, we confirmed the possibility that the YOLO model can be used not only for abnormality detection such as skin lesions but also for objective evaluation of aging stage. In addition, we were able to confirm the possibility of using it

1 Department of Bio Medical Devices, Gachon University, Seoungnam, Korea [Graduate Student]

e-mail: purimi@gachon.ac.kr

2 Department of Bio Medical Devices, Gachon University, Seoungnam, Korea [Professor]

e-mail: manleekyu@gachon.ac.kr (Corresponding author)

Received(September 19, 2025), Review Result(1st: October 10, 2025), Accepted(November 12, 2025), Published(November 30, 2025)



© 2025 The Authors. Published by NCISS.  
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.  
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

in industries such as suggesting customized cosmetics with rapid and convenient skin evaluation during extensive data collection and quantitative index development.

Keyword : YOLO11, Classification, C3k2, Pigmentation, Periocular Wrinkle

## 1. 서론

### 1.1 연구 배경 및 중요성

피부는 다른 신체 기관과 달리 외부에 노출된 기관으로서 외부 환경으로부터 신체를 보호하고, 체온 조절, 감각 기능, 비타민 D 합성 등 다양한 생리적 기능을 수행한다. 또한 타인에게 가장 먼저 보이는 기관으로 자신감과 심리적 안녕에도 영향을 미치므로, 건강한 피부 관리는 전반적인 삶의 질을 향상하는데, 중요한 역할을 한다. 그리고 노화 징후가 가장 먼저 나타나는 기관이며 특히 안면 피부의 주름과 탄력 감소 등을 통해 노화의 징후를 가장 빨리 가시적으로 활용할 수 있는 기관이다. 이와 같은 특성으로 인해 피부의 유형 분류 및 노화에 대한 평가를 기반으로 한 피부 특성별 관리 및 개선에 대한 지속적인 시도가 임상 기관과 화장품 등 미용 관련 기업을 중심으로 이루어져 왔다.

인공지능(AI) 기술은 의료 분야에서 딥러닝(deep learning) 기술을 사용하여 대장 내시경 영상 확인을 통해 용종의 위치를 검출하는 것과 같은 진단 분야를 비롯하여 다양한 영역에서 주로 영상과 이미지 분석 기술을 기반으로 혁신적인 발전을 거듭하고 있다 [1]. 인공지능 기반의 안면 이미지 분석은 사용자의 피부 상태를 객관적으로 평가하고, 이에 따른 맞춤형 화장품 추천이나 피부 관리법을 제시하는 데 활용될 수 있을 뿐만 아니라 뇌졸중과 같은 병변을 예측하는 데에도 유용한 도구로서 역할을 할 수 있을 것으로 예측된다 [2].

객체인지 모델 중 YOLO(You Only Look Once)는 학습과 추론이 통합된 단순한 구조로 이미지 전체를 한 번에 처리하기 때문에, 짧은 시간 안에 데이터 처리가 가능하고, 이미지 전체의 학습을 기반으로 하나의 그리드 셀에서 여러 개의 바운딩박스를 예측할 수 있어 중복 탐지를 방지하고, 다양한 종류와 크기의 물체를 실시간으로 감지할 수 있는 장점이 있어 산업 및 임상 영역에서 편리하게 사용할 수 있는 모델로 평가된다. 특히 실시간 처리 능력이 중요한 실제 임상 현장에서 사용 시 YOLO 모델은 기존 머신러닝과 객체 분류 모델 대비 우월한 것으로 나타났다 [3].

본 연구에서는 YOLO의 피부 유형 및 노화 평가에 있어 활용 가능성을 평가하고 임상 및 사업에 활용하기 위한 추가적인 요건을 확인해 보고자 한다.

### 1.2 핵심 선행 연구

인공지능을 사용한 피부 유형화 및 평가 모델에 관한 연구는 크게 피부 상태에 대한 유형화, 노

화 단계에 대한 진단 및 질환에 초점을 맞춘 연구로 분류할 수 있다.

인공지능을 사용한 피부 상태의 유형화와 관련한 최근 논문으로 Saiwaco 등의 피부 유형 분류 모델을 들 수 있다 [4]. 이들은 화장품 소비자들이 자신의 피부 유형을 정확히 파악할 수 있도록 지원하기 위해, 딥러닝 기반의 피부 유형 분류 모델을 개발하고자 하였다. 이를 위해 정상, 지성, 건성의 세 가지 피부 유형을 대상으로 하여 Convolutional Neural Networks (CNN)을 기반으로 한 딥러닝 알고리즘을 사용하였다. 연구 방법 측면에서는 총 329장의 피부 이미지(정상 112장, 지성 120장, 건성 97장)를 수집하였으며, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) 기법을 사용하여 이미지 품질을 향상시켰고, 회전 등의 기법을 통해 데이터 다양성을 높여 총 1,316장의 이미지를 확보하였다. 그 결과, 모델은 하이퍼파라미터 튜닝 후 정확도 94.57%, 손실 13.77%를 기록하였으며, 보지 않은 테스트 데이터에 대해 정확도 89.70%, 손실 21.68%를 달성하였다. 이 연구는 수집된 이미지 수가 제한적이며, 다양한 인종과 피부 톤을 충분히 반영하지 못한 데이터 다양성 측면의 한계를 가지며 복합성, 민감성 등 다른 피부 유형은 고려하지 못하였다는 한계를 가지고 있다.

피부 노화 관련 모델로는 우선 S.R. Park 등의 인공지능 기반 피부 진단 시스템에 관한 논문이 있다 [5]. 이들은 한국 여성 11,000명의 얼굴 이미지를 기반으로 딥러닝 모델 Dr.AMORE®를 개발하였다. 이 시스템은 얼굴 전체의 노화 정도와 피부 노화 정도를 정량적으로 평가하였으며, 평가 결과 예측한 나이는 실제 생물학적 나이와  $\pm 3$ 년 이내의 오차를 보였으며, 전문가 평가와의 상관계수도 높게 나타났다.

Flament 등은 AI 기반 알고리즘을 사용하여 465,587명의 유럽 여성과 79,016명의 중국 여성의 셀피 이미지를 분석하여 피부 노화를 비교 연구하였다 [6]. 그 결과 유럽 여성은 주름과 처짐이 나이에 따라 선형적으로 증가하는 반면, 중국 여성은 색소침착이 18세부터 40세까지 증가하다가 40세에서 60세 사이에 정체되는 경향을 보였다. 이 연구는 스마트폰 셀피를 기반으로 한 분석으로, 조명이나 화장 등의 외부 요인의 영향을 받을 수 있다는 것이 한계점이다.

C. Cho 등은 300명의 건강한 여성(20~69세)을 대상으로 피부 탄력, 주름, 색소 침착, 수분 등을 측정하여 피부 노화 지수(Skin Aging Index, SAI)를 개발하였다 [7]. 랜덤 포레스트(Random Forest) 모델을 활용하여 높은 정확도의 SAI 예측 모델을 구축하였으며, 6주간의 안티에이징 제품 사용 후 SAI가 유의미하게 감소하는 것을 확인하였다. 그러나, 측정 장비의 접근성과 비용 문제로 일반 대중에게 적용하기에는 한계가 있다.

YOLO는 객체 감지 모델에 강점이 있는 모델로서 주로 피부의 병변 등 가시적으로 확인될 수 있는 특이사항을 감지하는 기능을 활용하는 연구에 주로 사용되었다 [8]. Tchema 등의 피부암 분류 모델에서는 YOLO 알고리즘, 특히 버전 7을 피부암 분류에 적용하였다 [9]. 이 연구에서는 흑색종, 편평세포암, 기저세포 암종을 중심으로 피부 병변을 분석하기 위해 전이 학습을 통한 CNN

(Convolutional Neural Network) 아키텍처를 활용하였고, 89.65%의 정확도를 달성하여 피부암의 조기 발견 및 분류에서 YOLO의 효과를 입증하였다. 또한 Deniz & Tastimur는 피부암 검출을 위한 YOLOv8의 성능을 평가하였다 [10]. 이들은 다양한 크기의 물체를 감지하는 데 효과적인 딥 러닝 모델의 특성을 활용하여 피부 이미지 분석을 통한 피부암 검출을 시도하였으며, 92.80%의 정확도를 달성하여 조기 피부암 발견에서 YOLOv8의 잠재력을 입증하였다. Deniz & Tastimur의 연구와 같은 YOLO의 이상 감지 기능을 활용한 피부암 식별 연구는 최근 지속적으로 이루어졌는데, Wiliani 등은 YOLOv5s를 기반으로 피부 병변을 감지하고 이를 악성 또는 양성으로 분류하여 피부 분석에 활용하였으며, 이 모델은 실시간 탐지를 통해 피부암 유형을 식별하는 정확도가 89.1%에 달하며, 검출된 물체에 대한 신뢰 수준은 0.91로 YOLO가 피부암을 조기에 효과적으로 발견할 수 있는 도구로 활용될 수 있다는 가능성을 보여주었다 [11]. Cirkovic & Stanic (2024)의 경우 피부 분석, 특히 모반을 감지하고 분류하여 잠재적 피부암을 식별하는 데 YOLO 알고리즘을 적용하는 방법을 제시하였다 [12].

인공지능을 활용한 피부 유형 및 노화 평가는 기존의 주관적인 평가를 보완하여 보다 객관적이고 정량적인 분석을 수행하였다는 점에서 의미가 있다. 특히, 다양한 인종과 연령대를 포함한 데이터셋을 기반으로 한 연구들이 진행되면서, 인공지능의 일반화 능력이 향상되고 있다. 그러나 데이터 편향, 예측 과정의 투명성, 장비의 접근성 등은 여전히 연구의 확산 및 실용성 강화의 제약요인으로 남아 있다. 또한 연구사례가 많지 않으며, 피부 유형 혹은 노화 단계만을 중심으로 평가하여 피부 유형별 특성에 따른 노화 진행의 차이 등 복합적인 평가 모델은 부재하다는 점도 연구 결과의 활용 측면에서 제한적인 요인으로 작용하고 있다. YOLO는 타 모델 대비 우월한 객체 인지 능력을 구현할 수 있기 때문에, 병변 등 이상 감지에 주로 시도되었으나, 분류의 정확성 측면에서는 한계가 있어 일반적인 피부 유형의 분류 및 노화 단계 평가 등에서 광범위하게 사용될 수 있는 분류 모델로서의 활용 가능성에 대한 평가를 시도한 사례는 거의 나타나지 않고 있다.

### 1.3 연구 목적

본 연구에서는 분류 기능이 강화된 YOLO의 최신 모델인 YOLO11을 활용하여 일반적인 피부의 분류 및 노화 평가에 활용할 수 있는지를 평가하는 목적으로 수행되었다. YOLO는 객체 탐지에 특화되어 있으나, YOLOv8부터는 이미지 분류를 포함한 다양한 컴퓨터 비전 작업을 통합적으로 지원하기 시작하였다. YOLO11은 특징 추출 능력을 향상하였으며 C2PSA(Convolutional block with Parallel Spatial Attention) 모듈을 추가하여 모델이 이미지 내의 중요한 영역에 더 집중하여 클래스 식별에 결정적인 역할을 하는 특정 영역에 더 많은 가중치를 부여함으로써 정확도를 높일 수 있도록 하였다 [13]. 결과적으로 더 적은 파라미터로도 더 높은 분류 정확도를 달성할 수 있으며, 추론 속도도 보다 단축하였다. 이에 따라 전반적으로 향상된 아키텍처를 통해 정확도 및 효율성을 높일

수 있게 되었다. 높은 정확도를 구현할 경우, YOLO 모델은 피부 유형과 상태 분류 및 노화 단계 평가 등에서 광범위하게 사용될 수 있고, 맞춤형 화장품 개발 및 적용을 용이하게 하는데 활용될 수 있으며, 환자의 피부 상태 확인에서도 편의성과 정확도가 증가하여 피부 관리 및 개선을 위한 시술에 있어서 보다 향상된 성과를 기대할 수 있을 것이다.

## 2. 연구 방법

### 2.1 연구 설계 개요

본 연구에서는 피부 사진을 기반으로 전문가의 피부에 대한 평가와 피부 상태 측정지표를 기반으로 피부 유형과 노화 단계를 평가하여 분류하고 이를 학습한 YOLO11 분류 모델의 정확도와 손실률을 측정하여 사진을 기반으로 한 YOLO의 피부 유형 및 노화 평가 가능성을 확인하고 피부 상태 측정에 있어 효과적인 YOLO 모델 활용 방안을 제시하고자 한다.

이를 위해 전문가들의 평가 및 각종 측정기기로 측정한 측정 지표의 유효성과 일관성 등을 확인하였다. 적절한 피부 상태 및 노화 평가 지표를 선정한 후, 이들 지표를 기준으로 학습 대상 데이터를 분류하고, 검증용 데이터를 통해 정확도를 확인하는 방식으로 YOLO11 모델의 피부 분류 및 평가 모델로서의 유효성을 평가하였다.

(1) 상대적으로 사진을 통한 평가가 제한적일 것으로 판단되는 피부 유형의 분류, (2) 국소 부위의 특징만으로도 가장 확연하게 구분이 가능할 것으로 예상되는 노화 단계의 분류, 그리고 (3) 측정 도구를 사용하여 측정된 정량 데이터의 단계적 분류의 정확도를 평가하여 YOLO의 피부 유형 및 노화 평가 모델로서의 적합성을 단계적으로 평가하였다.

### 2.2 데이터 수집 및 대상

본 연구에서는 한국지능정보사회진흥원이 운영하는 AI Hub에서 제공하는 한국인 피부상태 측정 데이터를 활용하였다 [14]. 이 데이터셋은 한국인 얼굴 이미지를 인식하여 피부상태를 예측하기 위한 데이터로 안면 이미지 13,936장, 피부상태 측정 데이터 84,688건, 라벨링 데이터 125,424건으로 구성되어 있다. 안면 이미지 데이터는 디지털카메라, 스마트패드, 스마트폰 등 3개 촬영 도구를 사용하여 위, 정면, 아래, 좌/우 15도와 30도 각도에서 촬영한 7종의 이미지로 이루어졌다. 이 중 해상도가 높고, 안면 전체를 가장 확연하게 확인할 수 있는 디지털카메라로 촬영한 정면 데이터를 활용하였다. 이들 데이터는 10대~60대의 남성과 여성 사진으로 구성되어 있으며, 본 연구에서는 피부의 노화 확인과 일관성 있는 이미지 분석을 위해 10대를 제외하고 20대~60대의 남성과 여성 이미지로 데이터 범위를 한정하였다.

해당 데이터는 데이터셋 구축 시행기관에서 개인정보 수집 동의를 받고 IRB 승인을 기반으로 수집한 데이터이며, 이 데이터에 대해 개인정보 비식별화와 전처리를 완료하였다.

전처리가 완료된 이미지 데이터 중 안면 피부 이미지에 대한 전문가 피부 진단 결과와 피부 관련 지표 측정 데이터를 분석의 대상으로 하였다.

### 2.3 YOLO11

본 연구에서 이미지 분류를 위해 2024년 9월 출시된 YOLO11을 사용하였다. YOLO11은 아키텍처 개선을 통해 기존 모델 대비 이미지 분류 기능을 향상하였으며 특히 C2f 블록을 C3k2 블록으로 대체하여 특징 집계 프로세스(feature aggregation process)의 전반적인 성능을 강화시켰다. 다중 C3k2 블록은 헤드섹션에서 특징 맵을 효율적으로 처리하고 정제하는데 활용된다.

C3k2 블록은 헤드 내 여러 경로에 배치되어 서로 다른 깊이에서 다중 스케일 특징을 처리하며, 단일의 대형 컨볼루션(convolution) 대신 두 개의 작은 컨볼루션 사용으로 연산을 위한 오버헤드를 감소시키고 커널(kernel) 크기의 유연한 변경을 허용하여 이미지에서 더 상세한 특징을 추출할 수 있고, 이를 통해 탐지 정확도를 향상시킬 수 있다 [15].

C3k2 블록의 산식은 다음과 같다.

$$C3k2 \times (X) = Conv \times (Split \times (X)) + Conv \times (Merge \times (Split \times (X))) \quad (1)$$

Split x (X)에서 피쳐맵(feature map)은 두 개 부분으로 구분되며 첫 번째 부분은 병목을 통해 처리되고 Merge는 출력 결과를 결합한다.

[표 1] 이미지 분류 모델 비교

[Table 1] Comparison of Image Classification Model

모델	파라미터 수	정확도 (Top-1, ImageNet 기준)	연산속도 (FPS, GPU)	장점	단점
YOLO11-C1f	중간	~80% 내외 (설정에 따라 상이)	매우 빠름	실시간성, 탐지+분류 통합	전통 분류에 특화된 모델보다 약간 낮은 정확도
ResNet50	25M	76.2%	중간	안정된 학습	속도 다소 느림
EfficientNet-B0	5M	77.1%	빠름	높은 효율	복잡한 스케일링
ViT-B/16	86M	81.8%	느림	전역 정보 학습	데이터 요구량 많음, 무거움

[표 1]에서 보는 바와 같이 YOLO11의 분류 모델(YOLO11-C1f)은 제한된 파라미터를 가지고 상대적으로 높은 정확도를 나타낼 수 있으며, 연산속도가 매우 빠르고 실시간성 탐지와 분류를 통합하여 제공하기 때문에 이미지 데이터를 활용해 특징을 신속하게 탐지하고 분류하는데 강점을 가지고

있다. 따라서 피부와 같이 상태가 다양하고 일상생활에서의 실시간성 탐지가 모델의 상용성에 영향을 미치는 경우, 타 이미지 분류 모델 대비 유용하게 활용될 수 있다.

## 2.4 측정 데이터 및 분석 방법

이미지 데이터는 학습용과 검증용 데이터로 구분하였으며, 학습용 데이터로서는 디지털카메라를 사용한 20대~60대 남성과 여성의 안면 정면 이미지 570장을 선별하였고, 검증용 데이터로는 89장의 이미지를 사용하였다.

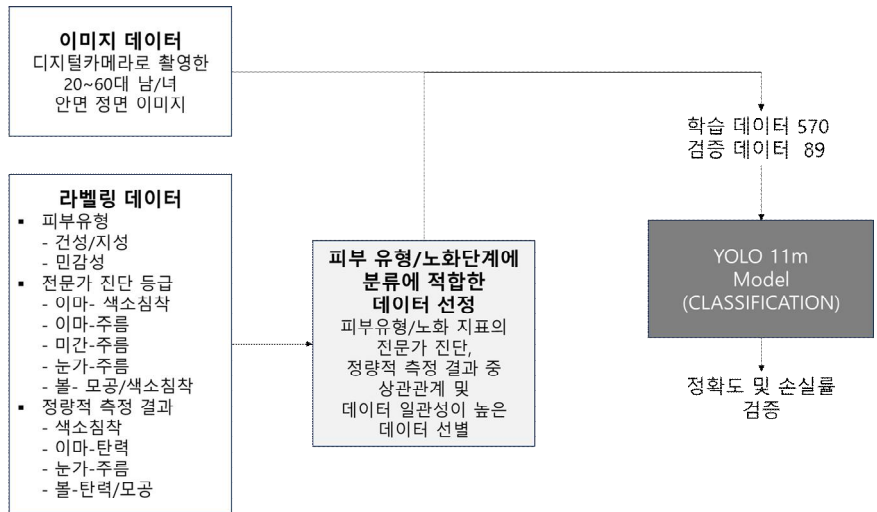
피부 유형과 연령별 피부 상태의 특성을 확인하기 위하여 민감도 및 피부 상태에 대한 전문가 진단에 따른 분류 결과와 부위별로 색소침착, 탄력, 모공 등에 대한 실측 데이터를 [표 2]와 같이 선별하였다.

[표 2] 수집 대상 데이터  
 [Table 2] Data for collection

항목	구분	비고
성별	남/여	일관성 있는 피부의 변화 정도
연령대	20대~60대	연령대별로 100개 이상(n=101~130)
촬영 도구	디지털 카메라	원천 데이터 중 가장 고해상도
촬영 대상	안면 전면	7종의 이미지 중 피부 특성 확인 용이
피부유형	중성/건성/지성	중성:0. 건성: 1~3, 지성: 4~5
민감도	민감성/비민감성	민감성 1, 비민감성 0
전문가 진단	이마-색소침착	0~5
	이마-주름	0~8
	미간-주름	0~6
	눈가-주름	0~6
	볼-모공	0~5
	볼-색소침착	0~5
정량적 측정 결과	색소침착	멜라닌 지수: 0~999
	이마-탄력(R0)	최대 변형량 (mm)
	눈가-주름(Rmax)	가장 깊은 주름의 수직 깊이(μm)
	볼-탄력(R0)	최대 변형량 (mm)
	볼-모공	단위 면적당 모공 수

YOLO11을 사용하여 피부 유형과 노화 분류 정확도를 검증하기 위해 [그림 1]과 같은 단계적 접근 방법을 사용하였다. 우선 피부 유형 및 노화 단계에 대한 전문가 진단과 정량적 측정 결과의 상관관계를 확인하였으며, 전문가 진단과 정량적 측정 결과 중 가장 상관관계가 높고 일관성이 유

지되는 지표를 분류 모델 적합성 평가에 사용하였다.



[그림 1] YOLO11을 사용한 피부유형 및 노화 분류 정확도 검증 과정

[Fig. 1] Verification process for skin type and aging classification accuracy using YOLO

피부 유형 및 노화 단계 분류(Classification) 모델로서 YOLO11의 적합성을 확인하기 위하여 Ultralytics Hub의 YOLO11m 모델을 사용하여 분류 정확도와 손실률을 확인하였다 [16].

### 3. 실험 결과

#### 3.1 데이터 특성 및 상관관계

##### 3.1.1 피부 유형

피부 유형 데이터의 특성 및 상관관계 검토 결과는 [표 3]에 나타난 바와 같다. 피부 유형 관련 데이터는 일반적으로 건성과 지성이 유사하고, 중성이 현저하게 차이가 나는 경향을 보인다. 복합 건성과 복합 지성의 경우 건성과 지성의 특성이 복합적으로 나타나기 때문에 지표 측면에서도 중성과 건성/지성의 중간 정도의 특성을 보이는 경우가 많고, 데이터의 일관성을 찾기가 어려웠다. 결론적으로, 중성과 기타 피부의 구분은 상대적으로 쉽다고 할 수 있으나, 개별 지표를 통해 건성과 지성을 구분하는 데에는 어려움이 있는 것으로 나타났다.

단, 습도와 탄력 등의 정량적 지표에서는 일관성 있는 차이를 나타내었으며, 그중 볼-습도/탄력은 중성과 지성이 유사한 수치를 나타내었으나, 이마-습도는 건성/중성/지성의 평균치에서 명확한 차이를 확인할 수 있었다.

[표 3] 피부 유형별 전문가 진단 및 정량적 측정 결과 평균치

[Table 3] Average of experts' diagnoses and quantitative measurement by skin type

		건성	복합건성	중성	복합지성	지성
피부유형	민감도	0.39	0.26	0.16	0.21	0.42
전문가 진단	이마-색소침착	0.64	0.90	1.68	1.49	1.30
	이마-주름	2.00	3.18	2.85	2.66	2.01
	미간-주름	0.93	1.68	2.20	2.48	1.61
	눈가-주름	2.21	3.43	3.73	3.31	2.11
	볼-모공	2.43	2.35	2.20	1.92	2.01
	볼-색소침착	2.57	2.51	2.99	2.47	1.93
정량적 측정결과	색소침착	135.62	170.63	199.43	189.95	158.38
	이마-습도**	62.95**	60.23	59.25**	62.27	56.61**
	이마-탄력	51.62	57.79	47.83	48.50	47.92
	눈가-주름	140.66	170.30	192.32	175.13	171.67
	볼-습도*	66.87*	60.75	61.78*	64.21	61.09*
	볼-탄력*	54.31*	54.44	46.55*	46.41	45.12*
	볼-모공	732.58	995.34	1072.52	922.91	1011.35

\* 건성/중성/지성의 일관성 있는 변화, \*\* 명확한 차이 발생

### 3.1.2 노화 단계

연령대별 데이터 확인 결과 [표 4]에서와 같이 피부 유형은 연령대가 높아질수록 지성(4~5)에서 건성(1~2)으로 변화된다는 것을 확인할 수 있었으며, 민감성 피부 비중도 점차 감소한다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 20대와 30대는 비교적 유사한 수치가 나타나지만 40대 이후에 변화의 폭이 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 20대와 30대는 피부 유형 변화에 있어 상대적으로 피부 노화의 영향이 제한적이라고 볼 수 있었다. 전문가 진단 결과 노화에 따라 모공의 크기는 연령대 별로 큰 변화가 없었으며, 색소침착보다는 주름에 있어서 확인한 변화를 확인할 수 있었다. 그러나 탄력과 주름(Rmax; 주름의 최대 깊이), 색소침착의 정량적 측정 결과에서는 노화에 따른 변화가 상대적으로 낮게 나타났다. 따라서 이미지를 기반으로 한 가시적인 변화가 정량적 측정 지표보다 더 확연하게 나타남을 확인할 수 있었다.

[표 4] 연령대별 전문가 진단 및 정량적 측정 결과 평균치

[Table 4] Average of experts' diagnosed rating scale and quantitative measurement by age group

		20대	30대	40대	50대	60대
피부유형	중성/건성/지성*	2.97	2.951	2.50	1.81	1.05
	민감도	0.46	0.50	0.23	0.24	0.12

전문가 진단	이마-색소침착**	0.67	0.90	1.06	1.56	1.57
	이마-주름*	1.18	1.44	2.42	3.19	3.77
	미간-주름**	0.39	0.81	1.41	2.27	3.26
	눈가-주름**	0.78	1.57	2.65	3.79	5.13
	볼-모공	1.87	1.97	2.61	2.42	2.07
	볼-색소침착**	1.41	1.89	2.81	3.03	3.23
정량적 측정결과	색소침착	113.24	149.78	178.27	195.06	192.06
	이마-탄력	0.26	0.25	0.24	0.25	0.24
	눈가-주름*	144.43	162.90	165.61	180.69	181.52
	볼-탄력	0.28	0.26	0.25	0.26	0.23
	볼-모공	882	933	942	1,034	850

\* 연령대 증가에 따른 일관성있는 변화, \*\* 확연한 차이 발생

### 3.2 이미지 분류

이미지 분류 결과는 [표 5]에 제시되었다. 피부유형 분류를 위해서는 건성과 중성, 지성 등 복합 건성/지성을 제외한 피부 유형과 이마-습도 측정치를 기준으로 분류한 결과를 학습할 경우 어느 정도 정확성을 가지는지 확인하였고, 노화 단계 확인을 위해서는 볼의 색소침착과 눈가 주름을 기준으로 분류를 하여 학습 모델의 정확도를 검증하였다. 피부 유형은 건성/중성/지성 등 3개 그룹으로 분류하였으며, 기타 지표에 대해서는 4단계로 분류하고 모집단 수를 조정하였다.

[표 5] 이미지 분류 결과

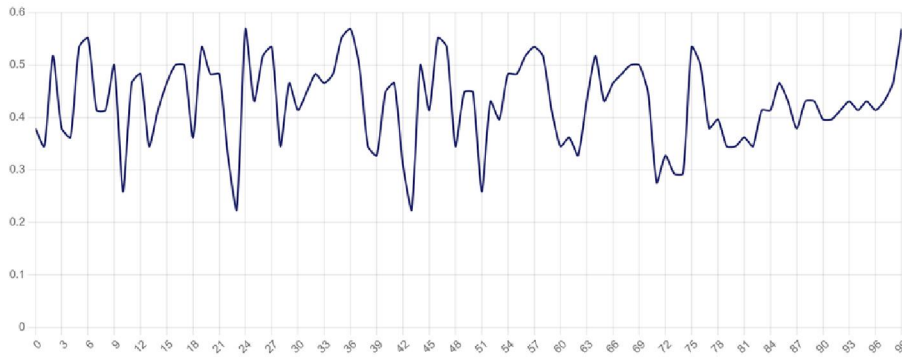
[Table 5] Image Classification Results

	지표	분류 방식
피부 유형	중성/건성/지성	건성(1), 중성(2), 지성(3)
	이마-습도	1그룹 (< 평균-표준편차), 2그룹 (평균-표준편차-평균), 3그룹 (평균-평균+표준편차), 4그룹 (>평균+표준편차)
노화 단계	볼-색소침착	1그룹(0~1), 2그룹(2), 3그룹(3), 4그룹(4~5)
	눈가 주름	1그룹(0~1), 2그룹(2), 3그룹(3~4), 4그룹(5)

### 3.3 정확도 평가 결과

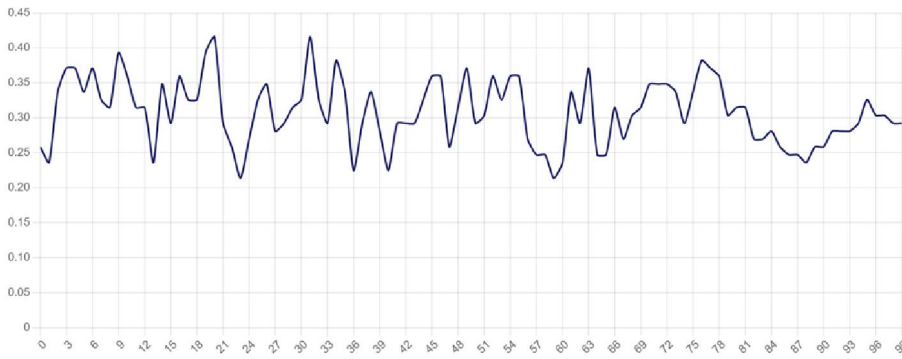
#### 3.3.1 피부 유형

피부 유형과 이마-습도의 EPOCH 증가에 따른 분류 정확도 변화 추이를 [그림 2]와 [그림 3]에 제시하였다. 중성/건성/지성의 세 가지 유형에 대한 최종적인 정확도는 0.569, 습도는 0.292로 나타났다. 손실률의 경우, 피부유형은 2.85, 이마-습도는 4.54의 수치를 보였고 두 경우 모두 점차 증가하는 결과를 보여 사실상 분류 모델이 적정하게 작동했다고 보기 어려운 결과가 도출되었다.



[그림 2] 피부 유형 (중성/건성/지성)의 EPOCH 증가에 따른 분류 정확도 변화

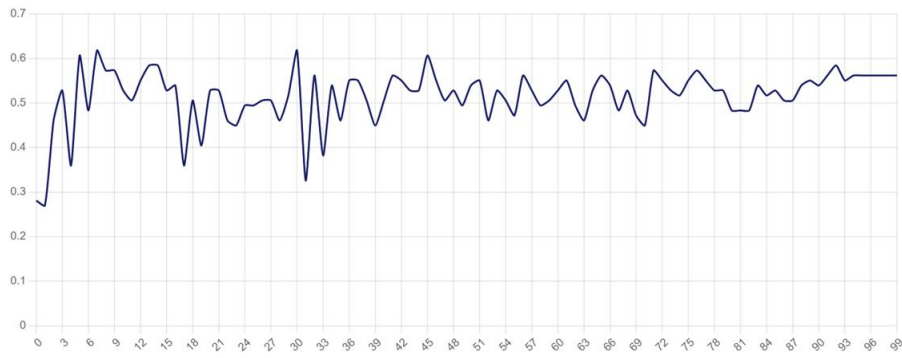
[Fig. 2] Classification accuracy changes for skin type (normal/dry/oily) according to increase of EPOCH



[그림 3] 이마-습도의 EPOCH 증가에 따른 분류 정확도 변화

[Fig. 3] Classification accuracy changes of forehead humidity according to increase of EPOCH

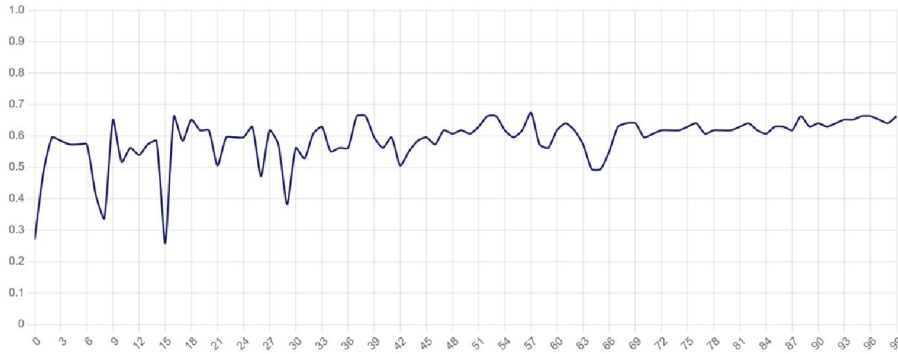
### 3.3.2 노화 단계



[그림 4] 볼-색소침착의 EPOCH 증가에 따른 분류 정확도 변화

[Fig. 4] Classification accuracy changes in of cheek-pigmentation according to increase of EPOCH

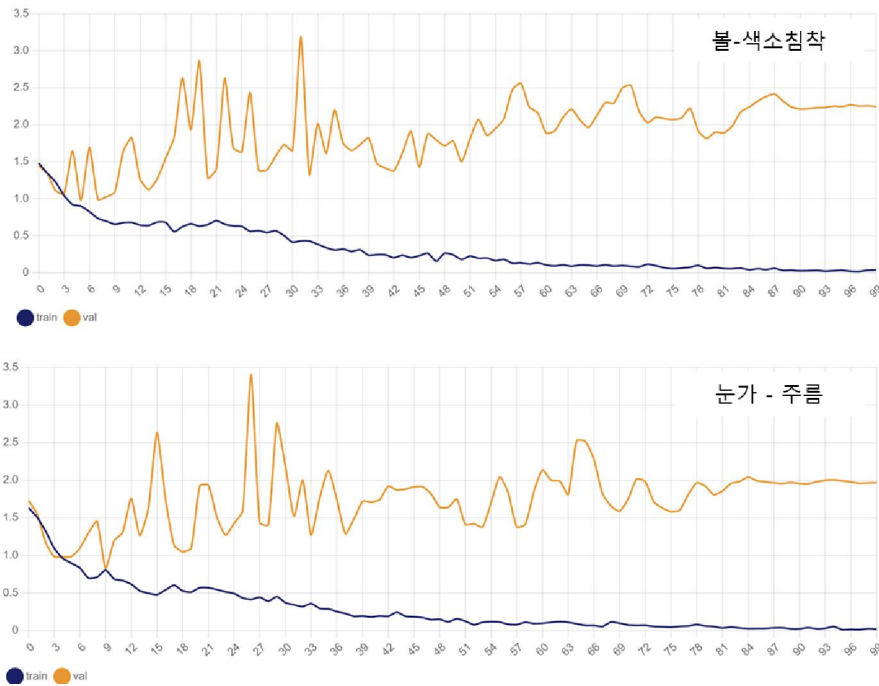
[그림 4]와 [그림 5]에는 EPOCH 증가에 따른 볼-색소침착과 눈가-주름의 분류 정확도 추이를 제시하였다. 최종적인 볼-색소침착의 정확도는 0.562, 눈가-주름의 정확도는 0.663으로 볼-색소침착은 피부 유형(중성/건성/지성)과 유사한 수치, 눈가-주름은 상대적으로 높은 수치로 나타났다



[그림 5] 눈가-주름의 EPOCH 증가에 따른 분류 정확도 변화

[Fig. 5] Classification accuracy changes in periocular wrinkle according to increase of EPOCH

손실률의 경우 [그림 6]에 나타난 바와 같이 볼-색소침착은 2.256, 눈가-주름은 1.969로 상대적으로 수치가 낮아졌으며, 손실률 곡선도 EPOCH 증가 시 2 내외로 수렴하는 양태를 보였다.



[그림 6] 볼-색소침착, 눈가-주름의 EPOCH 증가에 따른 손실률 변화

[Fig. 6] Changes in the loss rate of cheek pigmentation and periocular wrinkles according to increase of EPOCH

#### 4. 고찰 및 결론

본 연구에서는 피부 유형 및 노화 단계의 정도에 대한 신속한 확인과 평가를 위한 분류 모델로서의 YOLO11의 유효성을 평가하기 위해 안면 피부 이미지와 이와 관련된 라벨링 데이터를 통해 데이터 분류의 정확도를 평가하였다.

평가 결과 이미지를 통해 비교적 직관적으로 확인이 어려운 중성/건성/지성 등 피부 유형 분류와 습도와 같은 정량적 지표에 대해 평가한 결과는 낮은 정확도의 학습 효과를 나타내었고, 유관상으로 확인할 경우, 보다 직관적인 평가가 가능한 색소침착과 주름에 대해서는 보다 높은 정확도를 나타내었으며, 손실을 측면에서도 높은 신뢰성을 나타내었다.

결론적으로 YOLO11의 분류 모델은 피부 유형을 구분하는 데에는 한계가 있으나, 가시적으로 직관적인 판단이 가능한 노화 단계의 평가에 있어서는 활용이 가능하다는 점을 확인하였다. 따라서 향후 피부의 이상 등에 대한 감지를 통한 병변 확인 뿐 아니라 일반적인 피부의 평가를 통해서 노화의 진행을 보다 간단하고 신속하게 객관화하는데 YOLO11을 활용할 수 있다고 본다.

많은 데이터를 기반으로 학습하고 보다 정교하게 유형화하는 한편, 이미지를 통해서 가시적으로 확인할 수 있는 추가적인 지표들을 개발한다면, 향후 산업계에서도 맞춤형 화장품 제안 등에 활용할 수 있는 유용한 도구로서 YOLO 기반의 피부 분류 모델이 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

#### References

- [1] S. H. Lee, Y. J. Kim, D. K. Park, J. S. Kim, K. G. Kim, "A Study on a Polyp Detection Model in Colonoscopy Images Using Artificial Intelligence", *Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology*, vol. 12, no. 1, February 2023, pp. 85-93, doi: 10.29056/jncist.2023.02.09.
- [2] E. S. Kim, J. M. Heo, S. J. Eun, "Early stage stroke diagnosis system based on facial muscle abnormality analysis for the elderly", *Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology*, vol. 11, no. 1, February 2022, pp. 101-113, doi: 10.29056/jncist.2022.02.10.
- [3] J. S. Kim, H. Y. Kim, Y. J. Kim, Y. J. Kim, K. G. Kim, D. K. Park, "Development of AI-based real-time MES automation evaluation model", *Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology*, vol. 12, no. 1, February 2023, pp. 95-103, doi: 10.29056/jncist.2023.02.10.
- [4] S. Saiwao, S. Arwatchananukul, L. Mungmai, W. Preedalikit, N. Aunsri, "Human Skin Type Classification Using Image Processing and Deep Learning Approaches", *Heliyon*, vol. 9, no. 11, October 2023, e21176, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e21176.
- [5] S. R. Park, H. Park, S. Lee, J. Hwang, B. F. Suh, E. Kim, "Facial age evaluated by artificial intelligence system, Dr.AMORE®: An objective, intuitive, and reliable new skin diagnosis technology", *Journal of Cosmetic Dermatology*, vol. 23, no. 4, April 2024, pp. 1510-1512, doi: 10.1111/jocd.16146.

- [6] F. Flament, L. Jacquet, C. Ye, D. Amar, D. Kerob, R. Jiang, Y. Zhang, C. Kroely, C. Delaunay, T. Passeron, “Artificial Intelligence analysis of over half a million European and Chinese women reveals striking differences in the facial skin ageing process”, *Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology*, vol. 36, no. 7, July 2022, pp. 1136-1142, doi: 10.1111/jdv.18073.
- [7] C. Cho, E. Lee, G. Park, E. Cho, N. Kim, J. Shin, S. Woo, J. Ha, J. Hwang, “Evaluation of facial skin age based on biophysical properties in vivo”, *Journal of Cosmetic Dermatology*, vol. 21, no. 8, August 2022, pp. 3546-3554, doi: 10.1111/jocd.14653.
- [8] D. Vishal, V. Manikandaprabhu, B. Vishnuvardhan, S.Yuvaraj, R. Subha, “A Model for Segmentation and Classification of Skin Diseases using YOLO Algorithm”, 2023 Fourth International Conference on Smart Technologies in Computing, Electrical and Electronics, December 8-9, 2023, Bengaluru, India, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICSTCEE60504.2023.10585130.
- [9] R. Tchema, M. Nestoros, A. Polycarpou, “Computer-Aided Classification of Skin Cancer based on the YOLO Algorithm”, 2024 13th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies, June 26-28, 2024, Sofia, Bulgaria, pp. 1-4, doi: 10.1109/MOCASST61810.2024.10615645.
- [10] N. Deniz, C. Tastimur, “Skin Cancer Detection Based on YOLOv8 Through A Mobile Application”, 2024 8th International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium, September 21-22, 2024, Malatya, Turkiye, pp. 1-5, doi: 10.1109/IDAP64064.2024.10711093.
- [11] N. Wiliani, A. Lusi, N. Hikmah, “Identifying Skin Cancer Disease Types With You Only Look Once (YOLO) Algorithm”, *Jurnal Riset Informatika*, vol. 5, no. 3, June 2023, pp. 455-464, doi: 10.34288/jri.v5i3.241.
- [12] S. Cirkovic, N. Stanic, “Application of the YOLO algorithm for Medical Purposes in the Detection of Skin Cancer”, The 10th International Scientific Conference Technics, Informatics, and Education (TIE 2024), September 20-22, 2024, Čačak, Serbia, pp. 83-88, doi: 10.46793/TIE24.083C.
- [13] R. Khanam, M. Hussain, “YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancement”, arXiv preprint arXiv:2410.17725, October 2024, doi: 10.48550/arXiv.2410.17725.
- [14] Kailoslab, “Korean skin condition measurement data”, aihub.or.kr, <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?pageIndex=1&currMenu=115&topMenu=100&srchOptnCnd=OPTNCND001&searchKeyword=%ED%95%9C%EA%B5%AD%EC%9D%B8%EC%9D%98+%ED%94%BC%EB%B6%80&srchDetailCnd=DETAILCND001&srchOrder=ORDER001&srchPagePer=20&aihubDataSe=data&dataSetSn=71645>, (accessed June 15, 2025).
- [15] E. Alkhamash, “Multi-Classification Using YOLOv11 and Hybrid YOLO11n-MobileNet Models: A Fire Classes Case Study”, *Fire*, vol. 8, no. 1, January 2025, pp. 1-20, doi: 10.3390/fire8010017.
- [16] Ultralytics Inc., “Image Classification”, docs.ultralytics.com, <https://docs.ultralytics.com/tasks/classify>, (accessed June 20, 2025).