

AI-Powered Personal Beauty Advisor

2025 전기 졸업과제 중간 보고서 <Underdog>



제출일	2025. 07. 17	분과명	소프트웨어/ 인공지능
팀장	202155659 Han Nwae Nyein	팀명	Underdog
팀원	202155658 Nyi Nyi Htun 202055594 전재원	지도교수	전상률

목차

1. 요구사항 및 제약 조건 분석의 수정사항
2. 설계 상세화 및 변경 내역 (착수 보고서에 대한 산학협력 멘토
의견 반영)
3. 갱신된 과제 추진 계획
4. 팀원별 진척도
5. 현재까지 수행 내용과 중간 결과

1. 요구조건 및 제약사항 분석에 대한 수정사항

a. 기존 요구조건

사용자는 얼굴 정면 이미지를 업로드하며, 시스템은 MediaPipe로 얼굴 랜드마크를 추출하고 OpenCV, Albumentations로 밝기와 채도를 보정한다. 이후 K-Means로 주요 피부톤을 클러스터링하고, 학습된 PyTorch 모델로 퍼스널 컬러를 분류한다. 결과는 색상 팔레트와 추천 스타일 등으로 시각화되고, Stable Diffusion 등을 이용한 메이크업, 헤어 시뮬레이션 이미지가 생성된다. 사용자는 PDF나 이미지 형태로 결과를 다운로드할 수 있다. 시스템은 실시간 또는 빠른 응답성을 확보하며, Streamlit 기반 경량화 모델을 사용하고 개인정보는 처리 후 즉시 삭제되며, 직관적인 UI와 실패시 안내 메시지를 통해 사용자 경험을 최적화한다.

b. 요구조건 수정사항

사용자는 얼굴 정면 이미지를 업로드하며, MediaPipe, Dlib, facer 등을 활용해 주요 얼굴 부위를 정밀하게 추출하고, 히스토그램 평활화, 화이트 밸런스 보정 등 고급 전처리를 통해 다양한 환경에서의 정확도를 높일 수 있도록 시스템을 개선한다. 또한 기존의 Armocromy가 아닌 5천 장의 얼굴 dataset과 K-Means 클러스터링과 Elbow Method, Silhouette Score를 결합하여 새로운 퍼스널 체계를 만들어 기존의 퍼스널 컬러 체계가 제시한 방향이 아닌 새로운 스타일을 제안하는 시스템을 만들어 사용자가 더 새로운 스타일에 도전해 자기 발전과 표현의 확장 기회를 제공할 수 있다. 또한 기존 라이브러리에 더해 facer와 timm 라이브러리를 추가하며, 향후에는 사용자 DB를 기반으로 개인 맞춤형 추천 및 화장품 브랜드 연계를 포함한 서비스 확장을 희망한다.

c. 제약사항 분석

i. 다양한 조명 환경 문제: 조명 조건에 따라 피부 색상이 왜곡되어 정확한 퍼스널 컬러 진단이 어렵다. 이를 해결하기 위해 다중 이미지 기반 평균 색상 분석과 Albumentations 등의 데이터 증강 기법을 활용하며, 히스토그램 평활화나 화이트 밸런스 조절과 같은 정교한 보정 기법을 도입할 계획이다. 그러나 히스토그램 평활화는 노이즈 증폭과 색상 왜곡이라는 잠재적 한계가 존재한다.

ii. 모델 성능 저하 문제: 웹 기반 환경에서 고용량 모델을 실시간으로 실행할 때 처리 속도가 느려지고, 사용자 경험이 저하될 위험이 있다.

iii. 개인정보 및 데이터 보안 문제: 사용자 얼굴 이미지와 같은 민감한 데이터를 처리하는 과정에서 개인정보 유출 위험이 존재한다.

iv. 퍼스널 컬러 분류 정확도 문제: 세부 퍼스널 컬러(서브타입) 분류는 계절 간 색상 특성의 유사성으로 인해 혼동이 쉽게 발생하며, 데이터셋 품질과 모델 설계에 따라 정확도가 크게 변경될 수 있다.

v. 정량적 성능 검증의 어려움: 피부톤 추출 정확도, 추천 색상 만족도, 응답 속도 등 정량적 지표 기반의 성능 평가와 결과 검증이 복잡하며, 객관적 평가 체계를 수립하기 어렵다.

2. 설계 상세화 및 변경 내역

2-1 프로젝트 목표 및 개념 구체화: 진단에서 새로운 스타일 제안

- 기존 설계: 기존의 4계절-12유형 퍼스널 컬러 진단 체계(Armocromia)를 기반으로 사용자의 톤을 분류하고, 이에 맞는 스타일을 추천하는 것을 목표.
- 변경/상세화: 기존의 정형화된 퍼스널 컬러 체계를 따르는 대신, 5천 장 규모의 독립적인 얼굴 데이터셋과 K-Means 클러스터링을 활용하여 우리만의 새로운 퍼스널 컬러 체계를 구축하는 것으로 목표를 변경. 이를 통해 사용자에게 단순히 '어울리는' 색을 진단하는 것을 넘어, 새로운 스타일에 도전하여 자신을 표현하고 발전시킬 기회를 제공하는 혁신적인 시스템을 구현하고자 함.

2-2 이미지 처리 및 특징 추출 정교화

- 기존 설계: MediaPipe를 사용한 얼굴 랜드마크 추출과 OpenCV/Albumentations 기반의 단순 밝기/채도 보정을 계획했습니다.
- 변경/상세화:
 - 얼굴 검출 및 분할 정확도 향상: MediaPipe뿐만 아니라 Dlib, Facer라이브러리('retinaface/mobilenet', 'far1/celebm/448' 모델 활용)를 함께 사용하여 머리카락, 피부, 입술 등 주요 부위를 더욱 정밀하게 분할.
 - 고급 조명 보정 기술 적용: 다양한 조명 환경에 대응하기 위해 히스토그램 평활화(Histogram Equalization) 및 화이트 밸런스(White Balance) 보정과 같은 고급 전처리 기법을 도입하여 색상 외곡을 최소화 함.

2-3 퍼스널 컬러 진단 모델 및 분석 방식 변경

- 기존 설계: 사전 정의된 색상 범위와 수동 K값 설정을 통해 K-Means 클러스터링을 수행하고 Deep Armocromia 데이터셋으로 학습된 PyTorch 모델로 12가지 서브타입을 분류할 계획.
- 변경/상세화:
 - 데이터 기반의 동적 클러스터링: Elbow Method와 Silhouette Score를 적용하여 K-Means 클러스터링의 최적 군집 수(K)를 데이터 기반으로 자동 결정하여 정형화된 분류가 아닌 데이터의 실제 분포에 기반한 객관적인 피부톤 그룹화.

2-4 UI, 백엔드 및 성능 최적화

- 기존 설계: 프론트엔드에 [React.js](#), Tailwind CSS, 백엔드에 [Node.js](#)(Express.js)를 사용하는 일반적인 웹 애플리케이션 스택을 고려.
- 변경/상세화:
 - UI 기술 스택 변경 (Streamlit 채택): 복잡한 JavaScript 프레임워크 대신, Python 기반의 Streamlit을 핵심 UI 프레임워크로 채택합니다. 개발 생산성을 극대화하고, 데이터 분석 결과를 직관적으로 웹에 표시.
 - 모델 성능 최적화: 웹 환경에서의 실시간 추론 속도 저하 문제를 해결하기 위해, PyTorch 모델을 ONNX 또는 TorchScript 형식으로 변환하여 경량화 및 가속화를 추진.

2-5 DB를 활용한 확장 계획

- 기존 설계: 사용자 데이터를 저장하거나 사용자의 개인 정보 보호를 위해 사용자 이미지를 클라이언트 측에서 처리하여 서버에 저장하지 않음.
- 변경/상세화:
 - 향후 사용자 DB를 구축하고, 이를 기반으로 사용자 개인에게 맞춤형 스타일링을 추천 및 특정 화장품, 옷 브랜드 제품과 연계하는 서비스로 확장

3. 갱신된 과제 추진 계획

[illegible]

4. 팀원별 진척도

팀원	진척도
Han Nwae Nyein (팀장)	퍼스널 컬러 시스템 개발자: 프로젝트 전체 시스템 설계 방향을 정의함. 얼굴 이미지에서 피부색 특징을 추출하고, 얼굴 분할 후 소규모 K-평균 클러스터링을 적용하여 개인별 대표 피부색 벡터를 생성함. 이를 메인 클러스터링 모델과 통합하여 사용자 맞춤형 색상 추천 시스템을 개발하고, 분류 알고리즘을 구현함. 클러스터 시각화, 데이터 분석, 알고리즘 구축 및 개선, 디버깅 등을 통해 시스템 성능을 향상시킴.
Nyi Nyi Htun	색상 적용 담당: BiSeNet 기반 얼굴 부위 분할 모델을 활용하여 머리카락, 입술, 눈, 의상 등 다양한 부위의 정확한 분할을 수행. 얼굴 크롭 및 전처리 과정을 통해 분할 정확도를 개선하였고, 알파 블렌딩(alpha blending) 기법을 적용하여 각 부위에 자연스럽게 사실적인 색상을 적용함.
전재원	퍼스널 컬러 시스템 개발자: 얼굴 이미지 데이터를 기반으로 전체 클러스터링 프레임워크를 구축. K-평균 클러스터링(K-Means), 엘보우 방법(Elbow Method), 실루엣 점수를 활용하여 최적의 클러스터 수를 도출하고, 각 클러스터의 대표 컬러 그룹을 정의. 클러스터 대표 이미지를 시각화하고 PCA를 통해 데이터 분포를 분석하여 시스템의 기본 분류 구조를 완성함.

5.

현재까지 수행 내용과 중간 결과

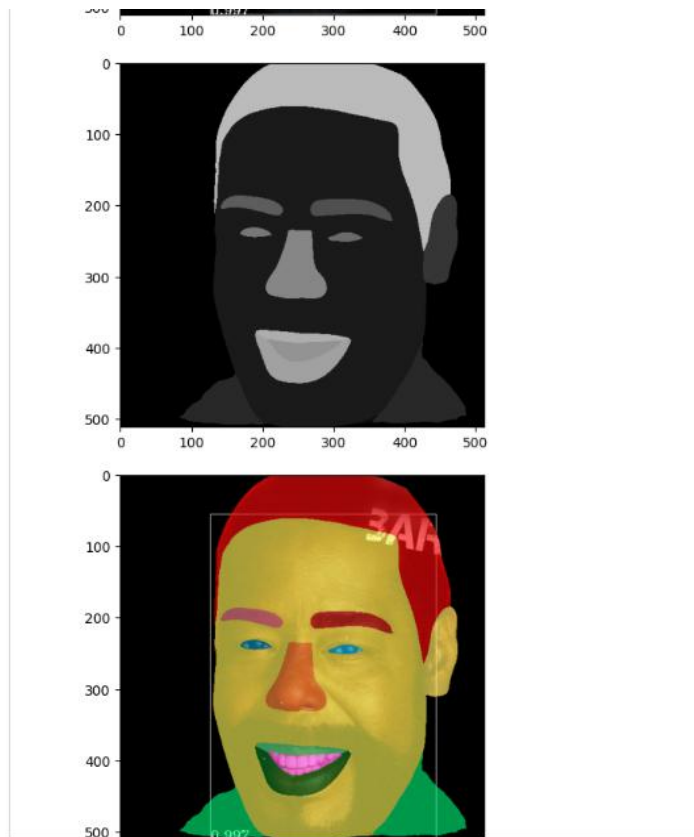
이하는 새로운 퍼스널 컬러 체계가 만들어지기까지 수행되었던 내용들이다.

5-1 약 5천 장의 얼굴 데이터 셋

	class	sub_class	partition	celeba	path_rgb_original	path_rgb_masked	path_mask
0	autunno	deep	train	True	RGB/train/autunno/deep/10306.jpg	RGB-M/train/autunno/deep/10306.png	BM/train/autunno/deep/10306.png
1	autunno	deep	train	True	RGB/train/autunno/deep/10411.jpg	RGB-M/train/autunno/deep/10411.png	BM/train/autunno/deep/10411.png
2	autunno	deep	train	True	RGB/train/autunno/deep/10552.jpg	RGB-M/train/autunno/deep/10552.png	BM/train/autunno/deep/10552.png
3	autunno	deep	train	True	RGB/train/autunno/deep/11174.jpg	RGB-M/train/autunno/deep/11174.png	BM/train/autunno/deep/11174.png
4	autunno	deep	train	True	RGB/train/autunno/deep/11199.jpg	RGB-M/train/autunno/deep/11199.png	BM/train/autunno/deep/11199.png
...
4915	primavera	warm	test	True	RGB/test/primavera/warm/4356.jpg	RGB-M/test/primavera/warm/4356.png	BM/test/primavera/warm/4356.png

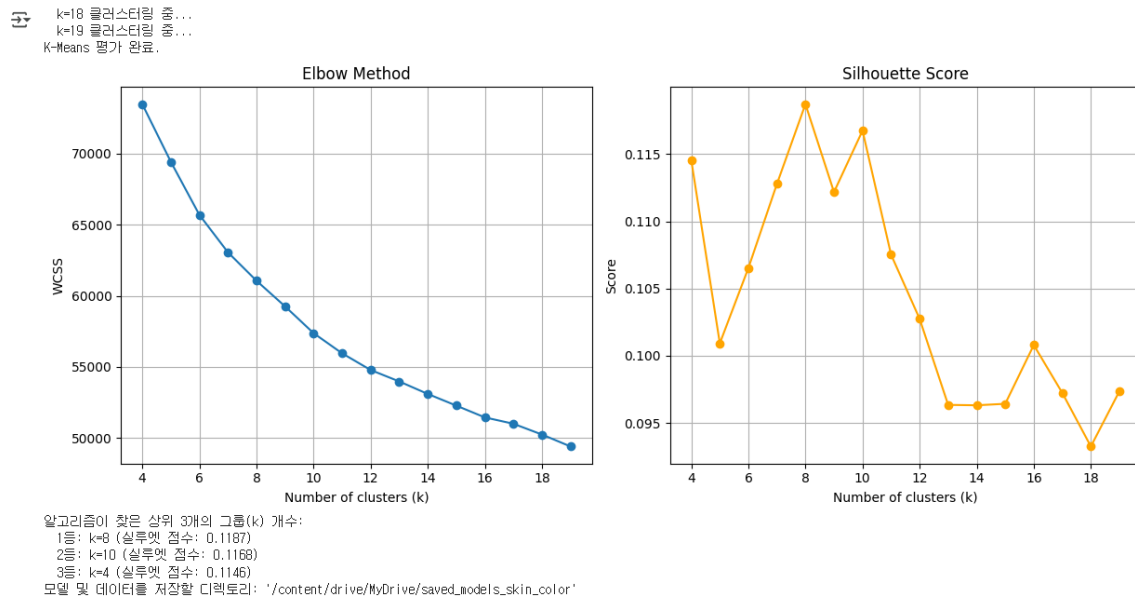
이 데이터셋은 약 5천장의 얼굴 이미지로 구성되어 있으며, 각 이미지에서 피부 색상 특성을 정량적으로 추출하여, k-means 알고리즘으로 개인별 컬러 톤을 분류하고 새로운 퍼스널 컬러 군집 체계를 구축하는 데 사용된다.

5-2 얼굴 감지 및 파싱 후 피부 영역 추출



얼굴 감지 모델로 얼굴 위치를 찾은 뒤, 얼굴 parsing(세분화)를 통해 픽셀 단위로 부위를 구분하고, 그중 피부에 해당하는 라벨만 콜라 마스크를 생성해 원본 이미지에서 피부 영역 픽셀만 따로 추출한다.

5-3 K-Means 평가 결과 시각화 (2개 그래프: Elbow Method, Silhouette Score)



5-3-1 Elbow Method 그래프:

X축은 클러스터 개수(k), Y축은 WCSS(Within-Cluster Sum of Squares)를 나타냄.

5-3-2 Silhouette Score 그래프:

X축은 클러스터 개수(k), Y축은 실루엣 점수를 나타냄.

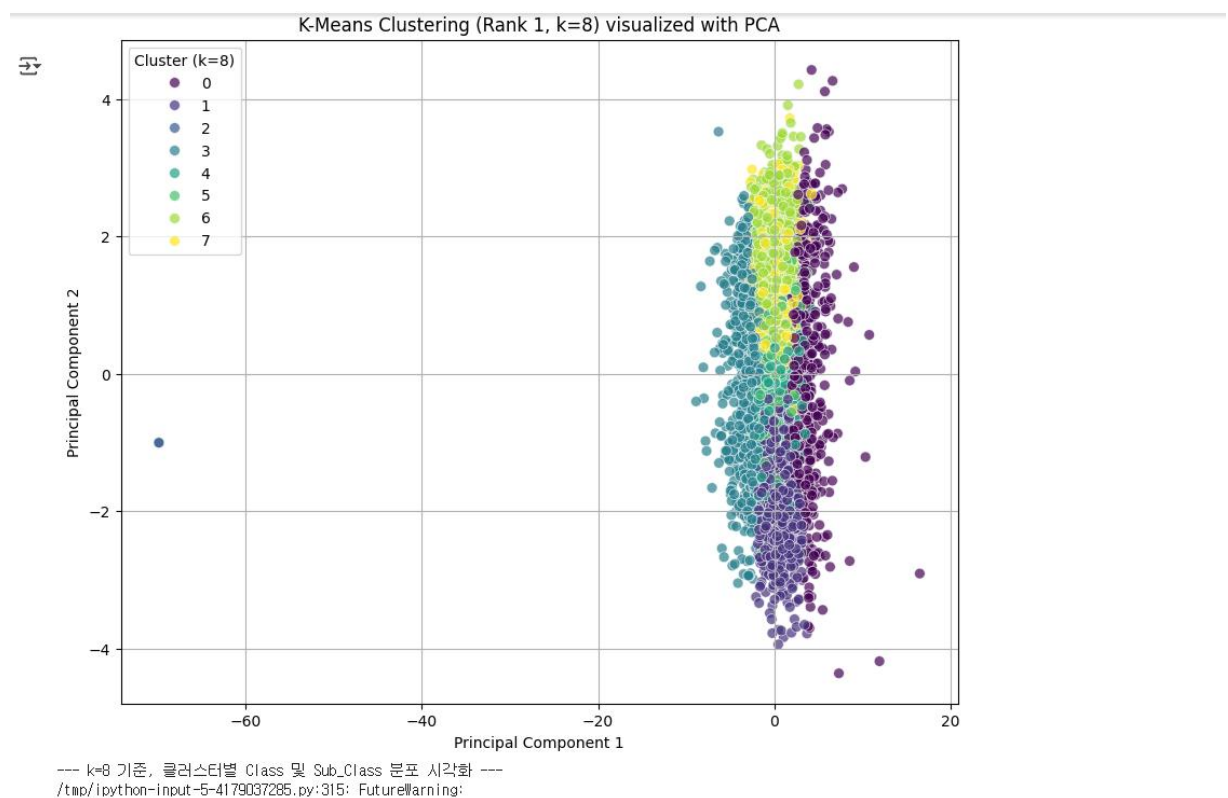
5-4 PCA를 이용한 클러스터링 결과 시각화

PCA(주성분 분석)를 활용하여 고차원의 색상 데이터를 2차원 공간으로 축소하고, 클러스터링 결과를 시각화하였다.

클러스터 개수는 Silhouette Score 기준으로 최적값인 **K = 8**로 설정되었으며, 각 클러스터는 피부색 기반 특성을 반영하여 분류되었다.

시각화 결과, 대부분의 클러스터는 비교적 잘 분리된 군집을 형성하였으나, **Cluster 2는 명확한 중심 없이 분산도가 크며 다른 군집과 겹치는 경향을 보였다.**

이러한 특성으로 인해 ****Cluster 2는 이상치(outlier)****로 간주될 가능성이 있으며, 후속 분석에서는 해당 클러스터의 재검토 또는 제거 여부를 고려할 필요가 있다.



K에 대해 산점도(scatterplot) 그래프. X축과 Y축은 PCA를 통해 2차원으로 축소된 데이터의 주성분 (Principal Component)을 나타냄. 각 점은 하나의 이미지를 나타내며, 점의 색상은 해당 이미지가 속한 K-Means 클러스터에 따라 다르게 표시됨. 이를 통해 클러스터들이 2차원 공간에서 어떻게 분포되어 있는지 시각적으로 확인 가능.

5-5 각 클러스터의 평균 RGB 값을 출력

Cluster 0 평균 RGB: [163 105 76]
Cluster 0 Colors
Mean RGB: [163 105 76]



Cluster 1 평균 RGB: [155 112 92]
Cluster 1 Colors
Mean RGB: [155 112 92]



Cluster 3 평균 RGB: [144 118 107]
Cluster 3 Colors
Mean RGB: [144 118 107]



Cluster 4 평균 RGB: [151 109 89]
Cluster 4 Colors
Mean RGB: [151 109 89]



Cluster 5 평균 RGB: [146 106 87]
Cluster 5 Colors
Mean RGB: [146 106 87]



Cluster 6 평균 RGB: [145 105 86]
Cluster 6 Colors
Mean RGB: [145 105 86]



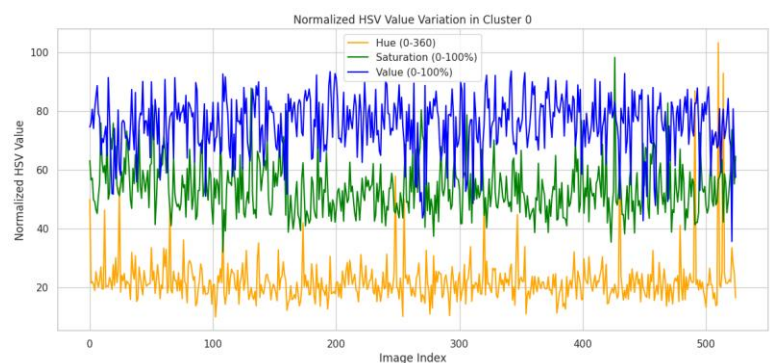
Cluster 7 평균 RGB: [147 106 87]
Cluster 7 Colors
Mean RGB: [147 106 87]



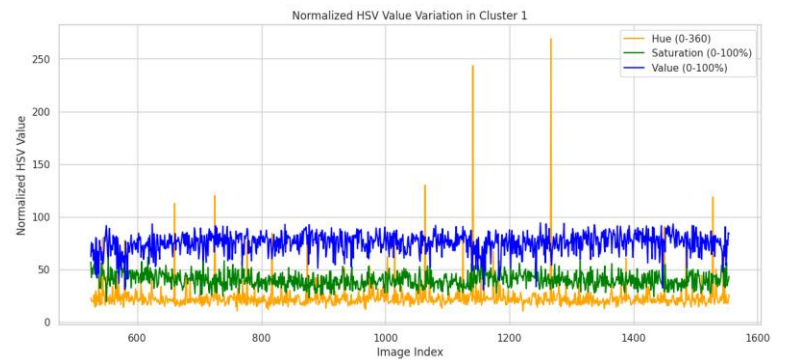
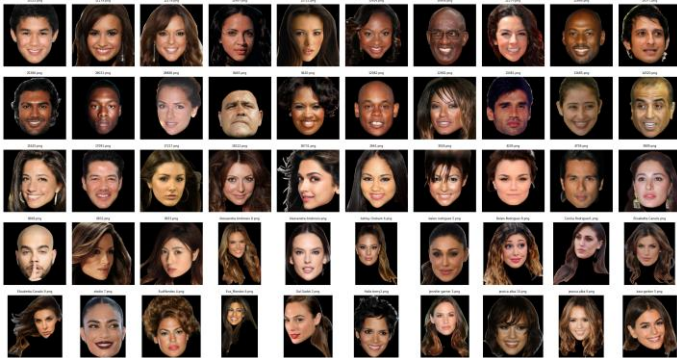
내용	설명
시각화 목적	각 클러스터 색 분포를 한눈에 관찰
평균 계산	클러스터 대표색 산출
활용	퍼스널 컬러, 대표 팔레트, 스타일링, 뷰티 분석 등

5-6-1 클러스터별 대표 이미지 시각화 (각 K 및 클러스터별)

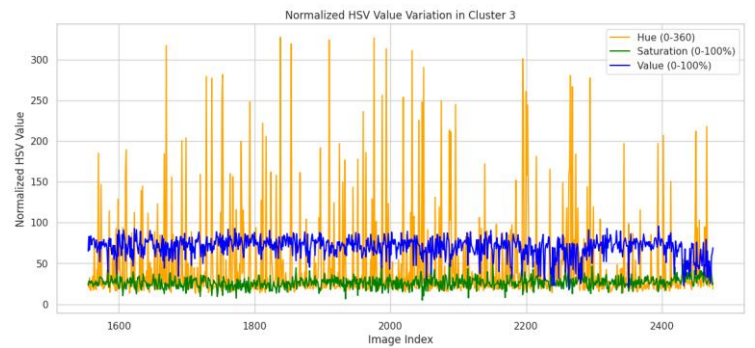
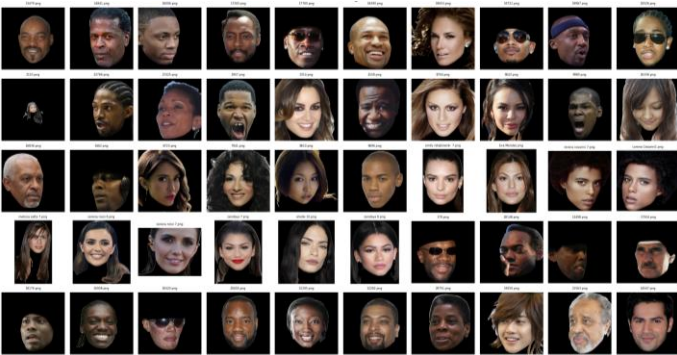
Cluster 0



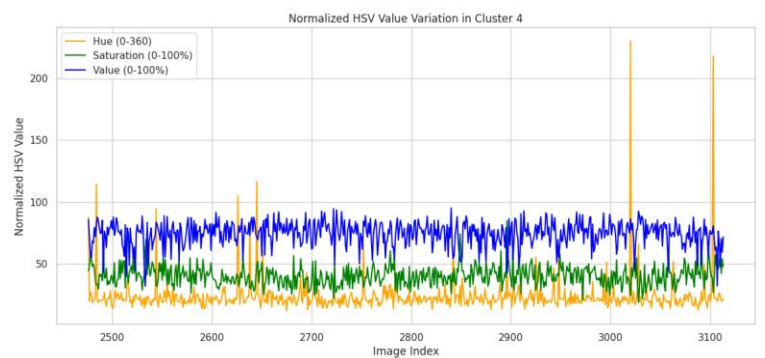
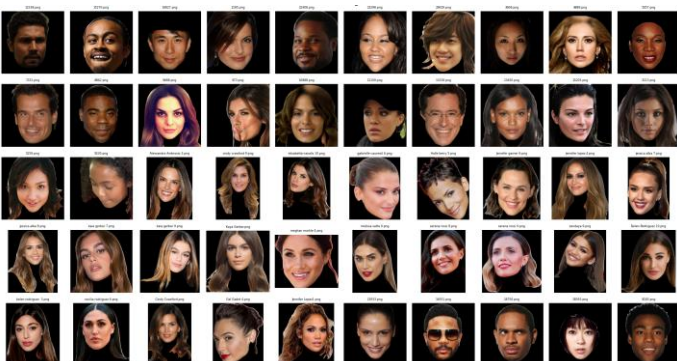
Cluster 1



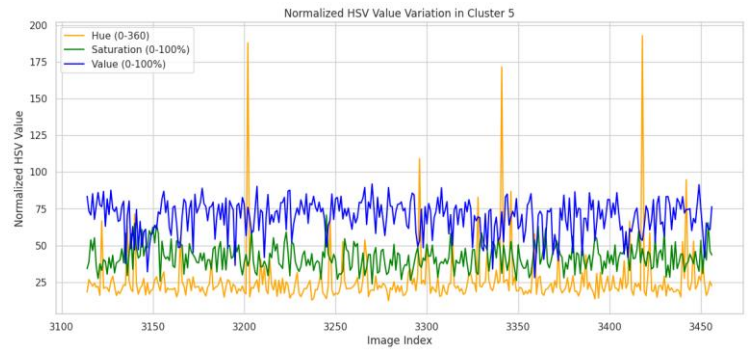
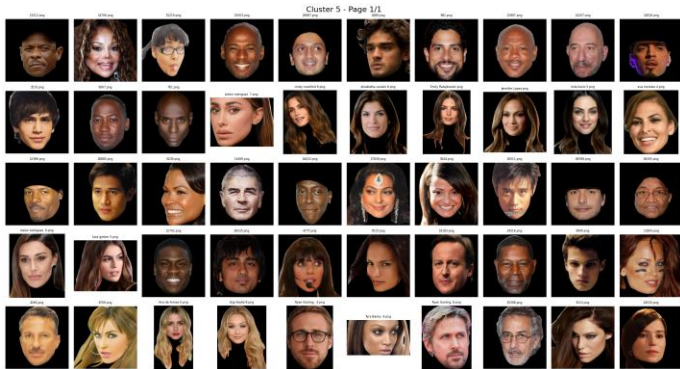
Cluster 3



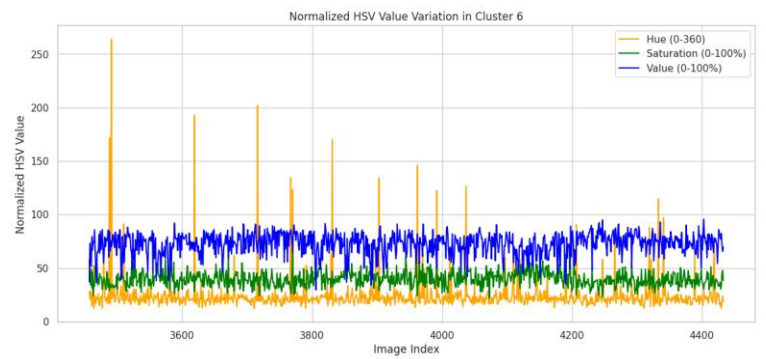
Cluster 4



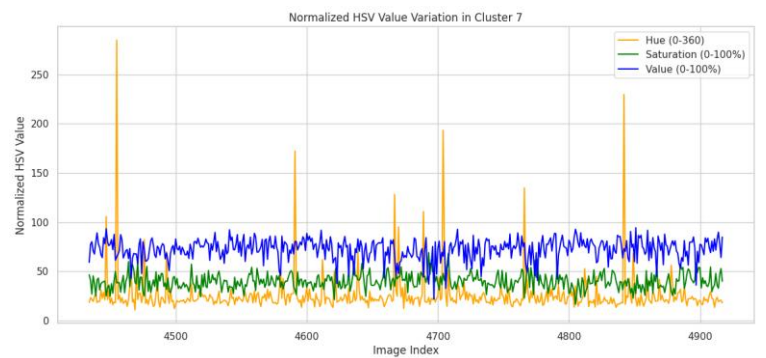
Cluster 5



Cluster 6



Cluster 7



각 클러스터별로 이미지 그리드와 정규화된 HSV 값 분포 그래프를 나란히(side by side) 배치하여 시각화. 이미지 그리드는 해당 클러스터에 속하는 대표 이미지를 4x5 형태로 보여주며, 파일 이름을 함께 표시. 그래프는 클러스터 내 이미지들의 정규화된 H, S, V 값 분포를 각각 다른 색으로 나타내어 색상 특성을 직관적으로 확인할 수 있도록 구성. 이 정보는 클러스터별 특성 분석 및 시각적 이름 지정을 위한 기초 자료로 활용됨.

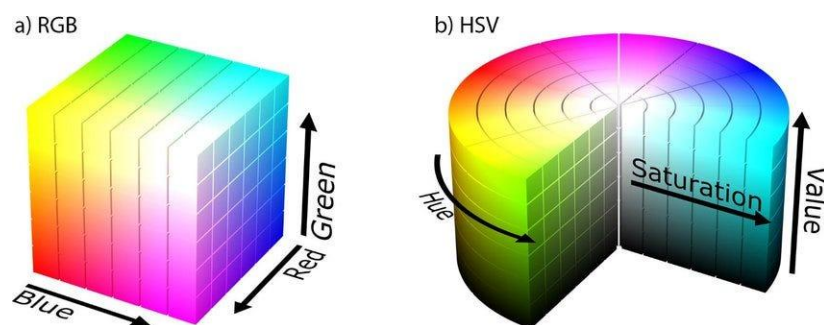
5-6-2 HSV/HSB 색상 공간

HSV는 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 구성된 색상 표현 방식으로, 인간이 인식하는 색상 구조를 보다 직관적으로 표현할 수 있는 색상 공간이다.

- **H (Hue)** : 색상의 종류를 나타내며 0도에서 360도 범위로 표현된다. 0도는 빨간색, 120도는 초록색, 240도는 파란색을 의미한다.
- **S (Saturation)** : 색의 선명함 또는 채도를 의미하며, 값이 높을수록 선명한 색을 나타낸다.
- **V/B (Value/Brightness)** : 색의 밝기를 의미하며, 값이 높을수록 밝은 색을 나타낸다.

본 보고서에서는 OpenCV의 HSV 범위를 고려하여, H(0179), S(0255), V(0255)로 추출한 후, 시각화를 위해 H는 0360, S와 V는 0~100%로 정규화하여 사용하였다.

HSV 기반 색상 분석을 통해 클러스터별 주요 색상 특성을 직관적으로 파악할 수 있도록 하였고, 클러스터 시각적 이름 지정에 활용하였다.



5-6-3 클러스터 라벨링 및 팔레트 초안 설계

클러스터별 특성 분석 및 시각적 이름 지정

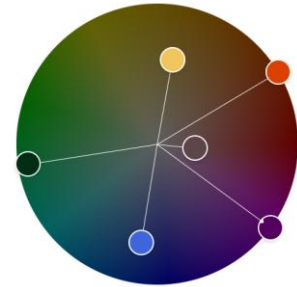
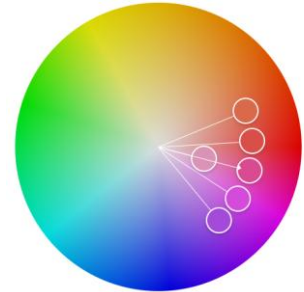
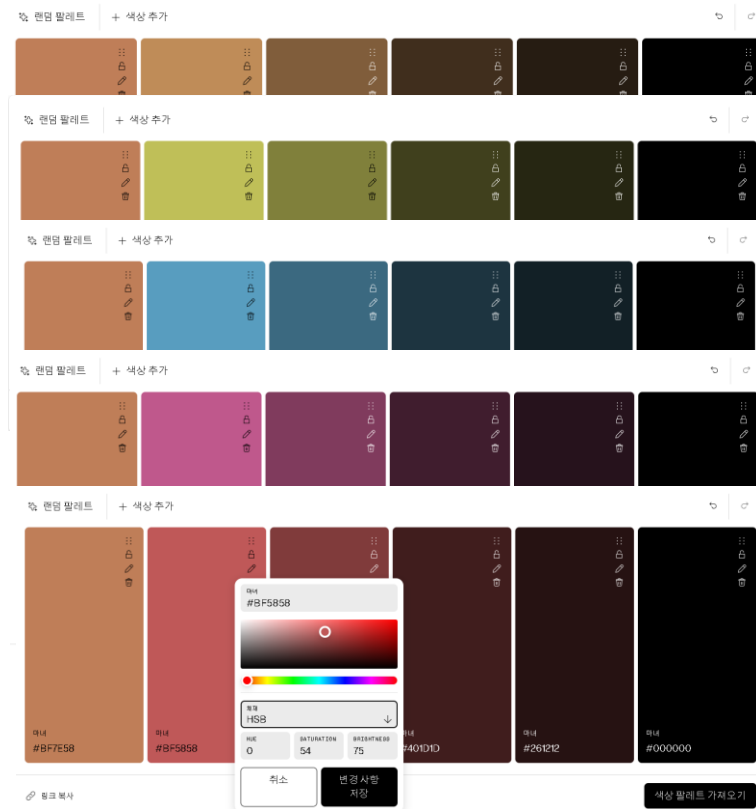
본 프로젝트에서는 클러스터링된 피부 톤 데이터를 바탕으로 각 그룹의 평균 HSV, Lab, RGB 값을 종합 분석하여, 시각적 인상에 부합하는 팔레트 이름을 부여하였다. 또한, 색조 조화를 고려하여 각 클러스터에 어울리는 색상 조합을 함께 제안한다.

Cluster	시각적 이름 (Visual Name)	주요 특성 요약
0	Golden	평균 Hue, 채도 모두 가장 높음. 명확한 옐로우 톤.
1	Warm Beige	전체적으로 옐로우지만 약간의 올리브 기운이 있음.
3	Muted Clay	채도가 가장 낮음. 차분하고 톤 다운된 색감.
4	Warm Apricot	모든 색이 명확한 오렌지 계열. 안정적이고 따뜻한 이미지.
5	Peachy Pink	Red-Pink 계열의 변동성이 존재. 다소 사랑스럽고 생기있는 톤.
6	Honey Buff	육안상 확실히 구분 가능하지만 데이터상 유사성이 많음.
7	Beige Rose	6번과 유사하지만 약간 더 부드러운 느낌.

클러스터 0 팔레트 제작 예시



Hue와 Value(밝기)를 조절하여 해당 클러스터와 조화를 이루는 팔레트를 제작함.



현재 본 프로젝트에서는 퍼스널 컬러 클러스터링을 기반으로 립, 헤어, 렌즈, 의류 색상을 추천하고 있다.

앞으로는 기능을 더욱 발전시켜, 실용적이고 감각적인 스타일 추천 시스템으로 확장해 나갈 계획이다.

이를 위해 다음과 같은 기능들을 추가로 구현하고자 한다:

- **보색 기반 추천 (Complementary Color Suggestion):**
피부색과 대비되어 생기를 더해주는 색상(보색)을 분석하여, 포인트가 되는 의상이나 액세서리 추천에 활용할 수 있도록 한다.
- **조화색 기반 추천 (Harmonized Color Suggestion):**
피부톤과 부드럽게 어우러지는 색상 팔레트를 제공하여 자연스럽게 세련된 스타일 연출이 가능하도록 한다.

- **톤업 / 톤다운 컬러 추천:**

스타일 목적(예: 데일리, 포멀, 무드 등)에 따라 명도나 채도를 조절한 컬러(톤업/톤다운)를 추천할 수 있도록 기능을 확장할 계획이다.

- **상황/스타일별 추천:**

계절, 장소, 상황(예: 데이트, 면접, 발표 등)에 따라 어울리는 색상 조합을 제안하여 보다 실용적인 추천이 가능하게 한다.

- **컬러 조합 추천 기능:**

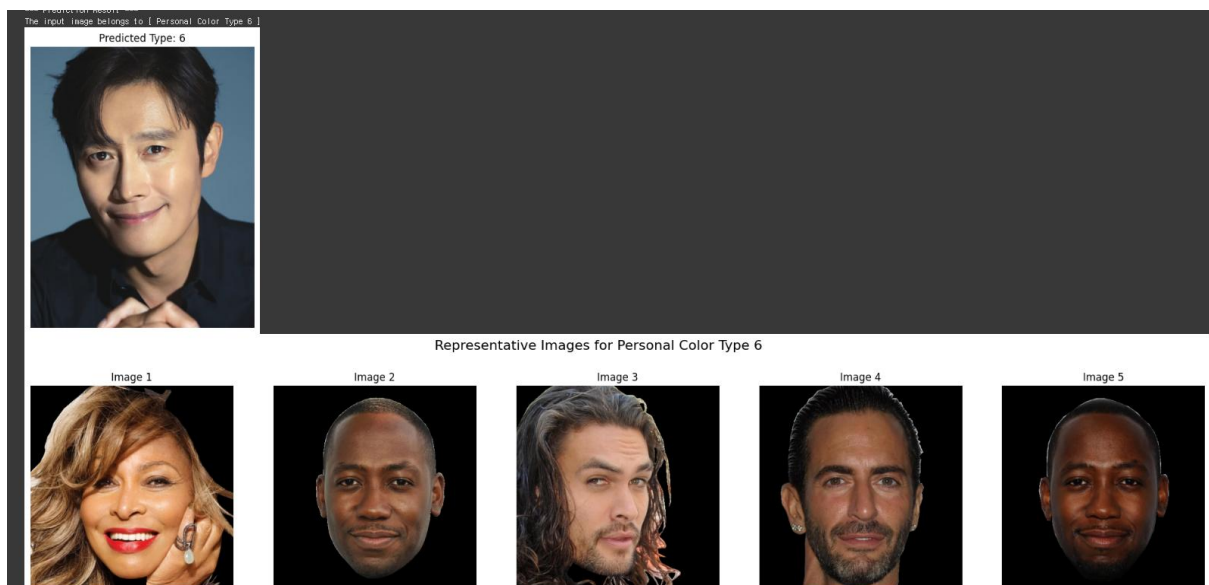
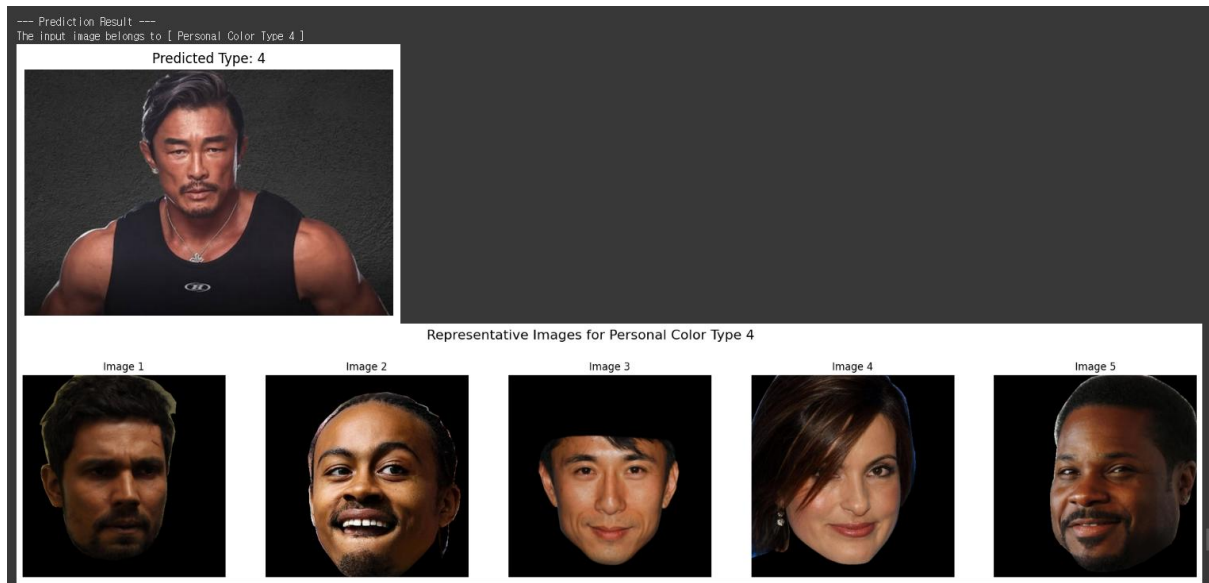
단일 색상 추천에 그치지 않고, 어울리는 보조 색상들을 함께 제시하여 전체적인 스타일링의 조화를 고려한다.

5-7 결과 저장

학습된 K-Means 컬러클러스터링 모델, 학습된 PCA 변환 모델, 특징 표준화에 사용된 StandardScaler 모델, PCA를 통해 2차원으로 축소된 특징 데이터 (NumPy 배열), 각 이미지 샘플이 속한 클러스터 라벨 (NumPy 배열), 최적의 K 값 (텍스트 파일), 각 클러스터 ID를 키로 하고, 해당 클러스터에 속하는 이미지 파일의 상대 경로 리스트를 값으로 하는 JSON 파일 생성.

이름 	소유자
 cluster_labels.npy	 나
 clustered_images.json	 나
 features_2d.npy	 나
 kmeans_model.joblib	 나
 optimal_k.txt	 나
 pca_model.joblib	 나
 scaler.joblib	 나

5-8 사용자 얼굴을 파싱해 피부 색상 대표 벡터를 추출하고, 이를 기존에 학습된 K-Means 모델에 입력하여 사용자가 속할 클러스터(퍼스널 컬러 타입)를 예측.



“사용자 얼굴 이미지를 입력받아, 얼굴을 파싱 후 피부 색상 특징을 추출하고, 기존에 학습된 K-Means 클러스터링 모델을 이용해 사용자가 어느 클러스터(퍼스널 컬러 타입)에 속하는지 예측한다. 이때 사용자 얼굴 내부 색상 분포를 얻기 위해 파싱된 얼굴에서 별도의 KMeans(소규모)를 진행하여 대표 색상 벡터를 만든 뒤 클러스터에 할당한다.”

5-9-1. 사전 학습된 모델 (Pretrained Model)

BiSeNet (Bilateral Segmentation Network)

본 프로젝트에서는 **BiSeNet** 모델을 사용하였습니다. BiSeNet은 실시간 처리가 가능한 경량화된 딥러닝 기반 **세분화(Segmentation)** 모델로, **CelebAMask-HQ** 데이터셋을 기반으로 학습되어 얼굴의 세부적인 19개 영역을 분할할 수 있다.

주요 사항

- 모델: BiSeNet
- 학습 데이터: CelebAMask-HQ
- 클래스 수: 19개
- 사용한 사전 학습 모델: 79999_iter.pth
- 입력 크기: 512 × 512 RGB 이미지

Label Name	Class Index
Hair	17
Upper Lip	12
Lower Lip	13
Left Eye	4
Right Eye	5
Clothes	16

5-9-2. 얼굴 크롭 처리: 작은 얼굴 이미지 대응

입력 이미지에 비해 얼굴이 너무 작을 경우, 세분화 정확도가 낮아지는 문제가 발생한다. 이를 해결하기 위해 **세분화 전에 얼굴 영역을 자동으로 감지하고 크롭하여** 얼굴이 프레임을 크게 차지하도록 전처리합니다.

처리 방법

- OpenCV의 **Haar Cascade** 기반 얼굴 검출기를 이용하여 가장 큰 얼굴을 감지.
- 감지된 얼굴 영역에 대해 ****스케일 계수(예: 1.5배, 2배)****를 곱하여 주변 영역까지 포함하도록 확장.
- 확장된 얼굴 영역을 크롭하고, 세분화 모델의 입력 크기(512×512)로 리사이즈하여 사용.

이렇게 전처리된 이미지는 원본보다 얼굴의 비중이 커져, 눈, 입술 등의 부위를 더 정확하게 예측할 수 있다.

5-9-3. 얼굴 부위별 분할 및 색상 적용

세분화 결과로부터 각 부위별 마스크를 추출하여, 특정 부위에만 원하는 색상을 적용.

편집 대상 부위

1. 머리카락 (17번 클래스): 녹색, 분홍색 등 자유로운 색상 적용
2. 입술 (12번, 13번 클래스): 립스틱 색상 시뮬레이션 가능
3. 눈동자 (4번, 5번 클래스에서 중심을 계산하여 근사함): 서클 마스크를 적용하여 렌즈 효과 구현
4. 옷 (16번 클래스): 옷 색상 변경

5-9-4. 눈동자 근사 추출

세분화 결과에서 눈(4번, 5번)은 전체 눈 영역만 포함하며, 홍채나 동공에 대한 정보는 없습니다. 따라서 다음과 같은 방법으로 **눈동자를 근사 추출**.

처리 절차

- 눈 마스크에서 픽셀들의 평균 좌표(중심)을 계산.
- 해당 중심을 기준으로, 눈 영역의 크기에 비례한 반지름의 원(circle)을 그림.
- 이 원형 마스크를 통해 눈동자에 색상을 자연스럽게 적용할 수 있다.

5-9-5. 알파 블렌딩을 활용한 자연스러운 색상 입히기

직접 픽셀을 덮어쓰는 방식은 색이 뚜렷하게 표시되지만, 그림자나 질감이 사라져 비현실적이다. 이를 개선하기 위해, 알파 블렌딩(Alpha Blending)을 통해 색상을 부드럽게 덮어씹습니다.

알파 블렌딩 수식:

$$I_{final} = (1 - \alpha) \cdot I_{original} + \alpha \cdot I_{overlay_color}$$

- α : 투명도 (0.0 = 완전 투명, 1.0 = 완전 불투명)
- $I_{overlay_color}$: 적용할 색상 (예: [0, 255, 0] = 녹색)

장점

- 검은색 머리카락이나 어두운 영역에서도 색상이 자연스럽게 표현됨
- 피부의 질감, 조명, 명암 등을 보존할 수 있음
- 립스틱, 머리카락 염색, 렌즈 시뮬레이션 등 모두 자연스럽게 구현 가능

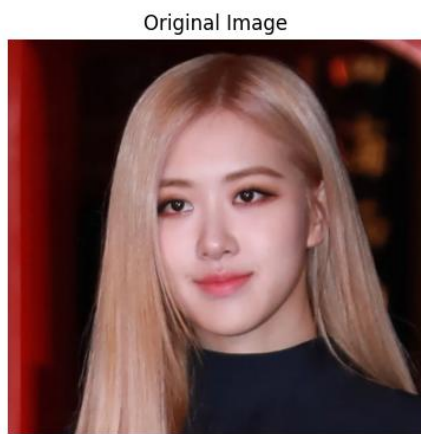
5-9-6. 실제 사례 설명: 얼굴 크롭 전후 성능 비교

다음은 본 프로젝트에서 적용된 전체 파이프라인의 대표 사례입니다. 원본 이미지는 얼굴이 작게 포함되어 있어, 딥러닝 기반의 얼굴 세분화 모델이 눈, 입술 등의 세부 부위를 정확히 구분하지 못했습니다. 이에 따라 메이크업 효과 적용이 부정확하거나 누락되는 문제가 있었다.



원본 이미지

- 인물의 얼굴이 전체 이미지 대비 상대적으로 작게 나타남
- 배경이 복잡하고, 머리카락과 옷이 혼합되어 있어 모델이 잘못 인식할 가능성 존재
- 세분화 정확도가 낮아, 눈동자나 입술 등의 부위가 누락되거나 부정확하게 인식됨



세분화 결과 이미지

- OpenCV의 얼굴 검출 모델(Haar Cascade)을 활용하여 인물의 얼굴 영역을 자동 감지함
- 감지된 얼굴을 기준으로 약 1.8배 크기로 확장하여 얼굴 중심부를 크롭함
- 크롭된 이미지를 512×512 크기로 리사이즈 후 세분화 모델(BiSeNet)에 입력
- 눈, 입술, 머리카락, 옷 등의 부위가 정확하게 분리되어 마스크 생성



스타일 시뮬레이션 결과

- 머리카락: 알파 블렌딩을 사용하여 자연스러운 연한 빨간색 염색 효과 적용
- 입술: 붉은색 립스틱 효과를 알파값 0.6으로 적용
- 눈동자: 눈 마스크의 중심좌표 기반으로 원형 마스크를 생성하여 파란색 콘택트렌즈 효과 적용

- 옷: 빨간색 톤으로 옷 부분을 재색상화

5-9-7. 결론

본 사례를 통해, 얼굴 크롭 전처리 단계가 전체 가상 메이크업 파이프라인의 성능 향상에 핵심적인 역할을 한다는 것을 확인할 수 있었다. 얼굴 인식 및 크롭을 통해 세분화 정확도가 개선되었으며, 알파 블렌딩 기법을 활용한 색상 적용이 매우 자연스럽게 사실적인 결과를 생성할 수 있다.