

# 사용자 퍼스널 컬러 생성을 위한 인공지능 기반 화장품 추천 웹 서비스 개발

황석형\*, 임민택<sup>o</sup>, 황훈태\*, 이승준\*, 김수환\*, 황세웅\*

<sup>o</sup>선문대학교 AI소프트웨어학과,

\*선문대학교 AI소프트웨어학과

e-mail: lmtna99@sunmoon.ac.kr<sup>o</sup>,

{shwang, gnsxo2484, mamum5, kimsoohwan, sewoong}@sunmoon.ac.kr\*

## Development of a Web Service for Cosmetics Recommendation based on an Artificial Intelligence for User Personal Color Generation

Suk-Hyung Hwang\*, Min-Taek Lim<sup>o</sup>, Hun-Tae Hwang\*, Seung-Jun Lee\*,

Soo-Hwan Kim\*, Se-Woong Hwang\*

<sup>o</sup>Department of Artificial Intelligence and Software Technology, Sunmoon University,

\*Department of Artificial Intelligence and Software Technology, Sunmoon University

### ● 요약 ●

MZ세대를 중심으로 자기관리를 열심히 하는 사람들이 증가함에 따라 화장의 기본이 되는 개인 피부톤(퍼스널 컬러)을 찾는 것이 중요시되고 있다. 현재 대다수 사람은 자신에게 어울리는 퍼스널 컬러를 찾기 위해 높은 비용을 지불하여 전문가를 이용하거나 객관적이고 정량화된 기준 없이 오랜 시간을 투자하여 스스로 퍼스널 컬러를 찾는 등 시간과 비용 측면에서의 한계점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이를 보완하기 위해 이미지 기반 인공지능 기술(객체 탐지, 객체 분할, BeautyGAN)을 적용하여 데이터 기반의 정량적인 기준을 생성하고, 퍼스널 컬러에 알맞은 화장품 추천 웹 서비스를 제안한다.

**키워드:** 퍼스널 컬러(Personal Color), 객체 탐지(Object Detection), 객체 분할(Object Segmentation)

## I. Introduction

현재 마용산업은 2019년 세계 화장품 시장 규모는 4,203억 달러로 전년 대비 4.5% 증가하였으며 2024년 5,263억 달러로 꾸준한 성장세를 보일 것으로 예측하고 있다[1]. MZ세대를 중심으로 그루밍족, 즉 자기관리를 열심히 하는 사람들이 증가하는 추세를 보여주고 있다[2]. 이에 따라 대중의 메이크업 관심도는 급증하고 있고 보편적인 메이크업 방법을 추구하기보다는 자신의 단점을 보완하고 장점을 극대화할 수 있는 퍼스널 컬러를 찾아 자신에게 어울리는 미를 추구하는 것이 중요하다.

퍼스널 컬러는 자신의 피부와 머리카락, 눈동자 색과 가장 잘 어울리는 색을 의미한다. 자신의 퍼스널 컬러를 찾아 적용함으로써 개인의 생활패턴, 심리상태, 바이오리듬에 영향을 주어 더욱 풍요롭고 안정된 삶을 가능하게 해주며 자신감 있는 사회생활과 인생에 적극적인 자세를 갖도록 도와준다[3]. 그러나 자신의 퍼스널 컬러를 찾기 위해서는 적지 않은 비용으로 전문가의 도움을 받아 자신의 퍼스널 컬러를 찾거나 기본 법칙을 바탕으로 오랜 시간을 투자하여 퍼스널

컬러를 찾아야 하는 한계점이 있다.

이에 따라 본 논문에서는 데이터 수집 및 분석을 기반으로 피부톤을 분류하는 정량적 기준을 도출하여 사용자의 퍼스널 컬러를 구분해주고 그에 맞는 화장품을 추천하는 웹 서비스를 제안한다. 본 논문은 퍼스널 컬러 분류 기준 및 이미지 처리에 관한 기술 요소들의 소개, 데이터 수집, 전처리, 분석, 모델 적용, 그리고 결론과 같은 내용으로 구성되어 있다.

## II. Preliminaries

### 1. 퍼스널 컬러 분류 기준 및 기술 조사

#### 1.1 퍼스널 컬러 분류 기준 조사

퍼스널 컬러를 구분하기 위한 분류 기준으로써 명도, 채도, 황색도를 기준으로 사계절(봄, 여름, 가을, 겨울)로 분류된 기준 자료가 아래와

같이 제시되어있다[4].

Table 1. 분류기준자료

Saturation	Value	Yellowness	Season
High	High	High	Spring
Low	High	Low	Summer
Low	Low	High	Autumn
High	Low	Low	Winter

### 1.2 이미지 처리에 관한 기술 요소

#### ■ OpenCV

OpenCV[5]는 컴퓨터의 눈이라 불리는 오픈 소스 컴퓨터 비전을 목적으로 실시간 이미지 프로세싱에 중점을 둔 라이브러이다. C/C++베이스로 개발되었지만 파이썬 자바 등 여러 인터페이스도 제공하며 크로스 플랫폼을 지원하기 때문에 여러 환경에서도 원활하게 동작한다.

#### ■ Dlib

Dlib[6]은 Opencv와 마찬가지로 C++ 베이스의 크로스 플랫폼 이자 네트워킹, 스프레드, 그래픽 사용자 인터페이스, 데이터 구조, 선형 대수학, 기계 학습, 이미지 처리, 데이터 마이닝 등 다양한 도구를 포함하도록 성장한 고성능 라이브러이다. 얼굴인식을 인식하기 위한 랜드마크(landmark)를 찾아내어 강력한 성능을 보이고 있으며 dlib기능을 사용하기 위해 이미지 처리에 대해 opencv와 함께 사용하여 성능을 극대화한다.

#### ■ BiSeNet(Bilateral Segmentation Network)

segmantic segmentation(의미적 분할)분야에서는 대부분의 모델이 정확도에만 치중하지만, BiSeNet[7]은 정확도가 높을 뿐만 아니라 시간당 이미지를 탐색하는 속도가 빠른 네트워크형 모델이다.

#### ■ BeautyGAN

BeautyGAN[8]의 생성자는 메이크업 사진과 노메이크업 사진을 입력받아 노메이크업 사진에 입력된 메이크업 사진과 입력 메이크업 스타일의 사진으로 출력한다. BeautyGAN은 단순한 딥러닝 모델과 다르게 GAN이라는 모델의 특성을 이용하여 더 정교하고 자연스러운 결과 이미지가 나오도록 학습시키고, 각각 메이크업과 노메이크업 이미지가 원본인지 아니면 생성 모델이 만들어낸 가짜인지 판별한다.

#### ■ Delta E

Delta E[9]는 CIE-Lab(두 가지 주요 색공간 L\*, a\*, b\*)값들 사이의 차이를 표현하기 위한 표준 CIE 공식이다. 일반적으로 CIE-Lab공간에서 두 색상의 일치도를 계산한 값으로 퍼스널 컬러와 이질감 없는 화장품 추천을 위해 Delta E를 이용한다.

### III. The Proposed Scheme

본 연구에서 개발한 시스템의 아키텍처와 실행 결과 화면은 Fig 1, Fig 2와 같다.

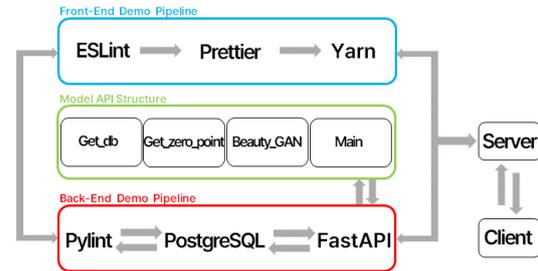


Fig. 1. PCUP Web Service Architecture



Fig. 2. A screenshot of PCUP Web Service

#### 1. 데이터수집

본 논문에서 퍼스널 컬러 분류를 위해 사용한 데이터는 seeprettyface.com에 공개된 동양인 이미지 데이터를 사용하였다. 많은 양의 동양인 사진 확보를 위해 StyleGAN을 통해 생성된 1만 장의 동양인 사진을 확보하였다. 또한, 화장품 데이터는 에스티로더 [10], 랑콤[11], 나스[12] 등 브랜드 공식 홈페이지에서 직접 수집한 데이터이다. 수집한 화장품 데이터는 브랜드 이름, 화장품 이름, 호수, 가격, RGB값이다. 수집된 화장품 데이터는 데이터베이스에 저장한다.

#### 2. 데이터 전처리(Get\_zero\_point)

동양인 1만 장의 이미지를 OpenCV, Dlib 라이브러리를 이용해 Face Detection을 진행하여 ROI를 추출하였다. 그리고 YcBcr컬러 시스템[13]의 사람 피부색 범위가 아닌 불필요한 배경 부분과 눈, 눈썹, 입술, 코 부분을 정확한 추출을 위해 검은색으로 마스킹해주었다. 피부색의 RGB값을 정확히 하나로 지정할 수 없기 때문에 K-means 알고리즘을 사용하여 피부색과 마스킹색을 구별하여 RGB값을 추출하고 피부색에 더 가까운 색만 저장하였다.

#### 3. 데이터분석(Get\_zero\_point)

계절에 따른 피부 톤 분류 기준으로 [14]를 참고하여 새로운 색공간인 SLb를 구축하였다. SLb의 S는 색의 선명도를 나타내는 속성,

질고 흐린 정도이며 색공간 HSV의 S속성이다. L은 색상의 밝고 어두운 정도이며 CIE Lab색공간의 L속성이다. b는 노란색과 파란색의 정도이며 CIE Lab색공간의 b속성이다. b속성이 양수이면 노란색이고 음수이면 파란색이기 때문에 아래와 같이 색 좌표계를 설정하였다.

Table 2. 색 공간 SLb 색좌표계

S	L*	b*	Personal color type
High	High	High	Spring warm
Low	High	High	Spring warm light
Low	High	Low	Summer cool light
Low	Low	Low	Summer cool mute
Low	Low	High	Autumn warm mute
High	Low	High	Autumn warm deep
High	Low	Low	Winter cool deep
Low	High	Low	Winter cool bright

수집한 이미지 1만 장을 적용해 분류하여 원점을 도출했다. 원점은 각 속성의 중앙값으로 설정하였다. 각각의 원점은 S속성은 65.16, L속성은 17.60, b속성은 0.35이다.

Table 3. SLb로 도출한 원점

Variable	S	L	b
Value	17.60	65.16	0.35

#### 4. 모델적용(Get\_db, Beauty\_GAN)

본 연구에서는 제한한 모델을 사용하기 위해 사용자의 이미지를 이용하여 위 방법과 같이 피부색을 추출하고 SLb색공간으로 변환했다. 또한, 피부색의 SLb와 화장품 SLb의 색상 간의 거리인 Delta-E를 구하여 비교했다. 그 결과, 가장 차이가 적은 순으로 5가지 화장을 추천한다. 또한 Delta E의 값이 가장 적은 화장을 사용한 모습을 적용하기 위해 사용자의 이미지를 Face Segmentation하여 얼굴의 눈, 눈썹, 코, 입술을 제외한 피부에 화장품 색을 입힌다. 그 후, 원본 이미지에 BeautyGAN을 적용한 메이크업 이미지를 출력한다.

#### IV. Conclusions

본 논문에서는 고가의 장비를 이용하여 피부색을 추출할 필요 없이 다량의 이미지 데이터를 토대로 퍼스널 컬러 분석을 수행하여 피부톤을 분류하는 정량적 기준을 도출한다. 이 연구에 대한 선행 연구[14]와 피부색 분류 원점에 대한 기준과 유사한 값이 나온 것으로 유의미한 결과를 확인하였으며 이미지만으로 퍼스널 컬러를 분류하고 그에 따른 화장을 추천하는 웹 서비스를 개발했다. 그러나 조명(빛의 세기), 카메라의 보정에 따라 부정확하다는 한계점에 대해서는 후속 연구에서 개선할 예정이다.

#### REFERENCES

[1] Kwon, D. C. (2021, May 31). 2020 Cosmetic Industry Analysis Report. Korea Health Industry Development Institute. <https://www.khidi.or.kr/fileDownload?titleId=451345&fileId=1&fileDownType=C>[mMenuId=MENU00085

[2] A man who puts on makeup “We want to put on makeup too”...Catch the ‘gromming tribe’ in the beauty industry, <https://www.opinionnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=54525>

[3] What is personal color?, <https://mycolor.kr/explain>

[4] M.K.Kim, “Practical Color Design,” Yelim, pp.100-120, 2005

[5] OpenCV, <https://opencv.org/>

[6] Dlib, <http://dlib.net/>

[7] Yu, C., Wang, J., Peng, C., Gao, C., Yu, G., & Sang, N. (2018). BiSeNet: Bilateral Segmentation Network for Real-Time Semantic Segmentation. In V. Ferrari, M. Hebert, C. Sminchisescu, & Y. Weiss (Eds.), Computer Vision -- ECCV 2018 (pp. 334-349). Cham: Springer International Publishing.

[8] Li, T., Qian, R., Dong, C., Liu, S., Yan, Q., & Zhu, W. (2018). BeautyGAN: Instance-Level Facial Makeup Transfer with Deep Generative Adversarial Network. Proceedings of the 26th ACM International Conference, 26(1), 645-653. <https://doi.org/https://doi.org/10.1145/3240508.3240618>

[9] Mokrzycki, W., & Tatol, M. (2011). Color difference Delta E - A survey. Machine Graphics and Vision, 20, 383-411.

[10] ESTEE LAUDER, <https://www.esteelauder.co.kr/>

[11] LANCOME, <https://www.lancome.co.kr/>

[12] NARS, <https://www.narscosmetics.co.kr/>

[13] Basilio, Jorge & Torres, Gualberto & Sanchez-Perez, Gabriel & Toscano, Karina & Perez-Meana, Hector. (2011). Explicit image detection using YCbCr space color model as skin detection. 123-128.

[14] Kim, Y. H., Oh, Y. S., & Lee, J. H. (2018). Research of Quantitative Modeling That Classify Personal Color Skin Tone. Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles, 42(1), 121-132. <https://doi.org/https://doi.org/10.5850/JKSC.2018.42.1.121>