

딥러닝을 이용한 사용자 피부색 기반 파운데이션 색상 추천 기법 연구

정민욱[†], 김현지^{**}, 광채원^{***}, 오유수^{****}

A Study On User Skin Color-Based Foundation Color Recommendation Method Using Deep Learning

Minuk Jeong[†], Hyeonji Kim^{**}, Chaewon Gwak^{***}, Yoosoo Oh^{****}

ABSTRACT

In this paper, we propose an automatic cosmetic foundation recommendation system that suggests a good foundation product based on the user's skin color. The proposed system receives and pre-processes user images and detects skin color with OpenCV and machine learning algorithms. The system then compares the performance of the training model using XGBoost, Gradient Boost, Random Forest, and Adaptive Boost (AdaBoost), based on 550 datasets collected as essential bestsellers in the United States. Based on the comparison results, this paper implements a recommendation system using the highest performing machine learning model. As a result of the experiment, our system can effectively recommend a suitable skin color foundation. Thus, our system model is 98% accurate. Furthermore, our system can reduce the selection trials of foundations against the user's skin color. It can also save time in selecting foundations.

Key words: Cosmetics Recommendation, Machine Learning, XGBoost, Gradient Boosting, Random Forest, Adaptive Boosting

1. 서 론

최근 성별, 나이를 불문하고 화장품에 대한 관심이 증가하고 종류도 다양해지면서 국내 화장품 생산 규모는 매년 증가하고 있다[1,2]. 동시에 화장품 관련 콘텐츠들도 확장되면서 소비자들은 대량의 정보를 얻을 수 있게 되었다. 하지만 정작 개인의 피부 상태 등에 따른 필요한 화장품 정보를 선별하기는 어렵다 [1]. 특히, 기초화장품의 일종인 파운데이션은 브랜

드마다 다양한 색상 기준을 가지고 있기 때문에 화장 경험이 많은 사용자들도 본인과 맞는 색상의 파운데이션을 선택하기란 쉽지 않다[3].

화장품 추천에 관한 선행 연구로는 소비자들의 상품평이나 특정 제품 구매 빈도수 기반의 연구 방법이 주를 이루어 왔다[9,11,12]. 그리고 파운데이션 추천에 관한 선행 연구로는 사용자의 피부색에 따라 유사한 파운데이션 색상을 추천해주는 연구가 진행되었다[3]. 그러나 사용자가 추천받은 파운데이션 색상을

※ Corresponding Author : Yoosoo Oh, Address: (38453) 5506D, Information and Communication Bldg. 1, 201, Daegudae-ro, Gyeongsan-si, Gyeongsangbuk-do, Republic of Korea, TEL : +82-53-850-6654, FAX : +82-53-850-6629, E-mail : yoosoo.oh@daegu.ac.kr
Receipt date : Apr. 13, 2022, Revision date : Aug. 12, 2022
Approval date : Aug. 26, 2022

[†] School of Artificial Intelligence, Daegu University (E-mail : minukj1224@gmail.com)

^{**} School of Artificial Intelligence, Daegu University (E-mail : hyunji-k@daegu.ac.kr)

^{***} School of Computer Information Engineering, Daegu University (E-mail : rfzpz9@naver.com)

^{****} School of Artificial Intelligence, Daegu University

가지고 또 다시 제품을 선별해야 하는 수고로움을 수반한다. 이에 대한 보완이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 사용자의 피부색에 따라 적합한 파운데이션 제품을 추천하는 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 실시간 처리가 가능한 OpenCV, 사용자의 검출 과정에서 얼굴을 제외한 나머지 부분 제거를 위한 MTCNN, 추천시스템 구현을 위한 다양한 머신러닝 알고리즘을 사용한다. 본 논문에서 사용된 머신러닝 알고리즘들은 XGBoost[4], Gradient Boosting[5], Random Forest[6], Adaptive Boosting(AdaBoost)[7]으로 이 알고리즘들을 이용하여 학습시킴으로써 정확도를 비교 분석하고 최적의 알고리즘을 선택한다. 결정된 최적의 알고리즘을 이용하여 파운데이션 데이터 세트를 분류하고 사용자의 피부 색상에 따라 연결되는 파운데이션을 추천해주는 시스템을 구현한다.

제안된 파운데이션 추천 시스템은 사용자의 피부 색상에 적합한 파운데이션을 자동으로 추천해주기 때문에 사용자가 파운데이션을 본인의 피부 색상과 일일이 대조하면서 선별해야 하는 수고로움을 덜어준다. 동시에 파운데이션을 선별하는데 걸리는 시간적인 요소도 절감해준다는 특징점을 지닌다.

2. 관련 연구

본 장에서는 예측 시스템과 화장품 또는 파운데이션 추천 시스템에 대한 기존 연구에 대해 분석하였다.

2.1 앙상블 기반의 예측 알고리즘

앙상블 기반의 예측 알고리즘 연구에서는 RadomForest와 XGBoost를 활용한 유방암 중앙 분류를 진행하였다. RadomForest와 XGBoost를 사용하였을 때 95% 이상의 높은 분류 정확도를 가지는 것을 확인하였다[10]. XGBoost가 Random Forest보다 재현율, AUC, 정확도 측면에서 미세하게 높은 수치를 나타내는 것을 확인하였다. XGBoost를 기반으로 하는 연구에서는 사용자 특정 플랫폼상에서 광고를 클릭하는지 예측한다[14]. XGBoost, Logistic Regression, Decision Tree 3가지 기법을 이용해 예측의 성능을 평가한다. 각 모델의 학습 정확도 결과를 산출하였을 때, XGBoost는 78.4%가 나왔으며 Logistic Regression과 Decision Tree는 XGBoost에

비해 분류 정확도가 낮게 나왔다.

위의 두 가지 관련 연구[10,14]에서 XGBoost 알고리즘은 학습 시에 병렬 처리를 구현해 처리 속도가 빠르고, 정확도 면에서도 다른 알고리즘에 비해 안정적인 결과를 보인다.

2.2 화장품과 파운데이션 색상 추천 시스템

화장품 추천 연구에서는 제품명을 사용자로부터 입력받으면 화장품 성분의 유해도와 소비자의 상품평에 기반하여 화장품을 추천해준다[9]. 화장품 성분의 유해도와 소비자의 상품평을 기반으로 퍼지 추론 과정을 거쳐 화장품 추천도를 산출한다. 그러나 이 연구는 사용자의 피부에 대한 정보는 포함되지 않기 때문에 사용자가 본인의 피부 정보에 대한 인지가 부족한 경우 화장품을 선택하는 데 어려움을 겪을 가능성이 잔재한다.

피부색상 관련 연구는 사용자의 피부색에 따라 본인에게 어울리는 파운데이션 색상을 자동으로 추천해준다[3]. 추출한 54가지의 파운데이션 색상들을 비교하여 사용자의 피부색과 가장 흡사한 파운데이션 색상을 추천한다. 파운데이션에서 추출된 색상 값들과 사용자의 피부에서 추출한 색상 값들의 차이 값 중 최솟값을 찾아 해당하는 파운데이션 제품을 추천한다.

위의 연구[9]에서는 화장품 성분의 유해도와 소비자의 상품평을 기반으로 화장품을 추천한다. 상품평이 편향되어 있을 때 학습 결과도 편향된 결과가 도출될 수 있다. 연구[3]는 파운데이션에서 추출된 색상 값과 사용자 피부색 색상 값의 차를 구하여 최솟값을 찾는 방법은 차이 값의 상대적이므로 부정확한 추천을 할 수 있다. 따라서 본 논문이 제안하는 파운데이션 색상 추천 시스템은 파운데이션 색상 값을 분류 알고리즘을 통해 class를 나누었고 사용자의 피부색을 입력 데이터로 하여 학습된 모델을 통해 예측함으로써 추천의 객관성을 향상시켰다.

3. 피부색에 따른 파운데이션 색상 추천 시스템

본 논문에서는 사용자의 피부 색상 인식을 통한 파운데이션 추천 시스템을 제안한다. 다음 Fig. 1은 제안된 파운데이션 추천 시스템의 흐름에 대한 다이어그램이다. 파운데이션 추천 시스템을 설계하기 위

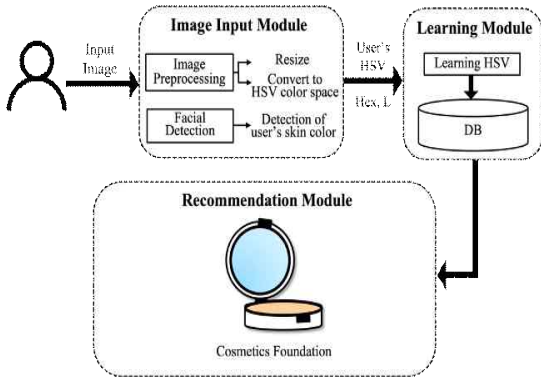


Fig. 1. Diagram of the foundation recommendation system.

해 미국의 파운데이션 제품 중 베스트셀러로 수집된 550가지의 데이터를 수집하여 데이터베이스를 구축한다. 본 논문은 파운데이션 추천 시스템 설계를 위해 구축된 데이터베이스를 통해 RandomForest, AdaBoost, Gradient Boosting 등의 머신러닝 분류 알고리즘을 통해 학습을 진행하고 모델을 저장한다. 본 논문은 카메라를 통해 사용자의 영상을 입력받아 사용자의 얼굴을 감지하고 이미지로 캡처한다. 캡처된 이미지는 전처리 과정을 거친 후, 사용자의 HSV, Hex, L 값을 추출한다. 추출한 값을 학습된 모델에 넣어 예측하고, 산출된 결과를 바탕으로 사용자에게 적합한 파운데이션을 추천한다.

3.1 사용자 피부 색상 검출

카메라를 통해 사용자 얼굴이 인식되면 10×10 크기 가상의 네모 박스 부분에 사용자의 양쪽 볼을 맞춰 사용자의 HSV, Hex, L 값을 추출한다. 가상의 네모 박스 부분을 10×10 크기로 하는 이유는 사용자마다 얼굴인식 거리 또는 얼굴 크기에 따라 가상의 네모 박스가 양쪽 볼만 인식하는 것이 아닌 코나 입 같은 다른 얼굴 부위들도 인식이 되는 것을 확인했기 때문이다. 얼굴인식은 Haar Cascade 알고리즘을 활용하여 사용자의 얼굴을 인식한다. Haar Cascade는 머신러닝 기반의 오브젝트 검출 알고리즘이다. Haar Cascade는 특징을 기반으로 비디오 또는 이미지에서 오브젝트를 검출하기 위해 사용된다. 직사각형 영역으로 구성되는 특징을 사용하기 때문에 픽셀을 직접 사용할 때보다 동작 속도가 빠르다[16]. 이후 인식된 얼굴 이미지에서 얼굴 부분을 제외한 나머지 부분

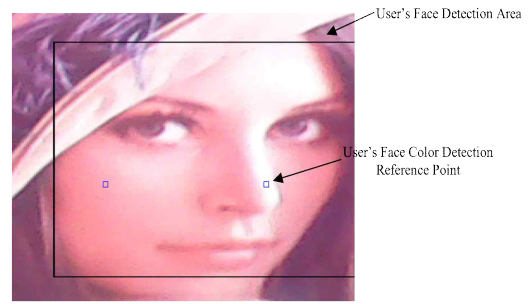


Fig. 2. Skin detection area.

을 제거하기 위해 MTCNN(Multi-task Convolutional Neural Networks)[8] 알고리즘을 활용했다. 사용자의 얼굴이 한쪽으로 편향된 경우 정확한 값을 추출하기 어렵기 때문에 얼굴을 제외하고 나머지 부분을 제거했다. 추출되는 사용자의 얼굴 영역은 다음 Fig. 2와 같다. 사용자 얼굴에 표시된 큰 네모 영역은 사용자의 얼굴을 검출한 영역이고, 사용자 얼굴의 양쪽 볼에 표시된 작은 네모 영역은 양 볼의 HSV, Hex, L 값을 불러오기 위해 추출하는 영역이다. 작은 네모 영역은 10×10 크기로 HSV, Hex, L 각각 값들의 평균값들을 사용한다. 우선, 사용자의 얼굴이 담긴 영상을 받은 후, 사용자의 얼굴의 추출 영역을 맞추기 위해 영상의 크기를 640X480으로 변환한다. 그리고 파운데이션 데이터 세트와의 색상 비교를 위해 영상의 색 공간을 BGR에서 HSV, Hex 그리고 L로 변환하는 전처리 과정을 거친다. HSV, Hex, L의 색 공간으로 변환을 하여 머신러닝을 위해 벡터로 전처리하였다.

전처리가 끝난 후, Haar Cascade Classifier를 사용하여 사용자의 얼굴을 검출한다. Haar feature는 이미지를 옮겨가면서 검은색 부분과 흰색 부분의 밝기 값을 빼서 특징을 찾아낸다[16]. 사용자들의 평균적인 얼굴 크기를 고려하여 사용자의 양 볼을 각각 10X10 크기로 잡은 Haar feature 영역에서 중앙값을 추출한다. 그리고 사용자의 HSV, Hex, L 색상 값을 학습된 알고리즘에 입력데이터로 넣어 결과를 출력할 수 있게 해준다.

3.2 학습을 통한 파운데이션 추천

제안된 시스템은 Random Forest 알고리즘을 이용하여 사용자 피부톤에 비슷한 색상의 파운데이션 추천 시스템을 설계한다. 본 논문은 객관성 있는 파운데이션 제품 추천을 위해 Random Forest 분류 머

신러닝 알고리즘을 사용한다. 본 논문에서는 Kaggle에서 미국의 파운데이션 제품 중 베스트셀러로 수집된 550가지의 데이터를 수집하였다[13]. 본 논문은 수집한 데이터 중 파운데이션 색을 나타내는 HSV, Hex, L 값과 파운데이션 제품 데이터를 사용한다. 수집한 데이터의 값은 영상 또는 이미지로 추출된 데이터로 이루어져 있어 제안된 시스템에서 얼굴 피부 색상을 카메라를 통해 캡처된 색상과 실제 피부 색상의 차이가 없다. 수집한 데이터는 Train과 Test dataset을 8 대 2로 나눠서 진행하였다. 제안된 시스템은 수집한 데이터를 기반으로 Random Forest을 이용해 학습을 진행한다. Random Forest는 배경 모델로 여러 개의 의사결정 나무를 결합하여 하나의 모델을 생성한다. 랜덤 포레스트는 random 성을 가지고 있어 과적합의 확률이 낮고 tree의 수가 증가할수록 오차가 줄어든다[15].

제안된 시스템은 XGBoost, RandomForest, Gradient Boosting, AdaBoost 머신러닝 알고리즘을 통해 각각 모델을 구축한 후 Test 데이터 세트에 대한 모델의 학습 정확 비교 분석을 진행하였다. 본 논문은 정확도를 비교 및 분석한 결과 98%로 가장 높은 정확도를 보인 Random Forest 알고리즘을 사용하여 제안한 추천 시스템을 구축하였다. Random Forest 모델의 하이퍼파라미터는 특성 나무의 개수($n_{\text{estimator}}$)를 사용한다. 제안된 시스템은 하이퍼파라미터를 sklearn에서 제공하는 GridSearch 라이브러리를 통해 구하였다. 따라서 본 논문은 하이퍼파라미터로는 특성 $n_{\text{estimators}}=100$, $\text{random_state}=0$ 으로 지정하여 학습을 진행하였다. 다음 Fig 3, 4, 5는 Random Forest, AdaBoost, Xgboost, Gradient Boosting를 이용하여 사용된 랜덤 입력데이터(H, S, V, L, hex)값에 대해 파운데이션 제품이 분류된 결과를 각각 Contour 형식으로 나타낸 그래프이다. Fig. 3, 4, 5의 그래프를 통해 알고리즘별 학습 결과를 직관적으로 파악할 수 있고, RandomForest 모델이 가장 잘 분류를 진행한 것을 확인할 수 있다. 따라서 제안된 시스템은 추출된 사용자의 HSV, Hex, L 값을 추천 시스템 모델의 입력으로 하여 분류를 진행한다. 본 논문은 모델을 통해 분류된 결과를 바탕으로 사용자의 피부톤과 유사한 파운데이션 제품을 추천한다.

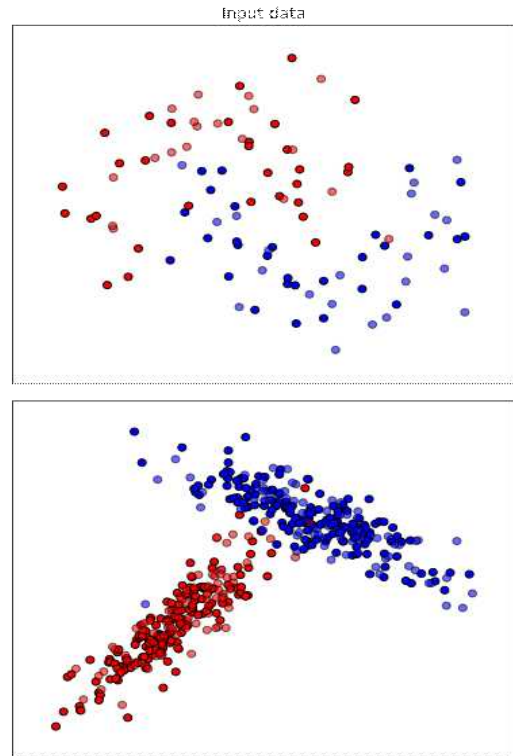


Fig. 3. Graph of results learned using RandomForest, Adaboost, Xgboost, Gradient Boosting.

4. 실험 결과

4.1 학습 성능 분석을 위한 알고리즘 학습 결과

본 논문은 XGBoost, Gradient Boosting, Random Forest, Adaptive Boosting(Ada Boost) 알고리즘을 학습에 적용하여 성능을 비교하였다. 또한 feature 값을 추가하여 Feature 별 모델의 성능을 비교하였다.

Table 1은 feature 값과 학습 알고리즘에 따른 정확도를 나타내었다. 본 논문에서는 오차 행렬을 통해 정확도 계산을 진행하였다. 본 논문에서 구한 오차 행렬에서 TP(True Positive)는 실제로 해당 H, S, V, L, Hex 값을 가진 사용자가 사용하는 제품을 추천해준 경우, TN(True Negative)은 해당 H, S, V, L, Hex 값을 가진 사용자가 사용하지 않는 제품을 제외한 나머지 제품을 추천해준 경우, FP(False Positive)는 해당 H, S, V, L, Hex 값을 가진 사용자가 사용하지 않는 제품을 추천해준 경우, FN(False Negative)은 해당 H, S, V, L, Hex 값을 가진 사용자가 사용하는 제품 외 다른 제품을 추천해준 경우를 나타낸다

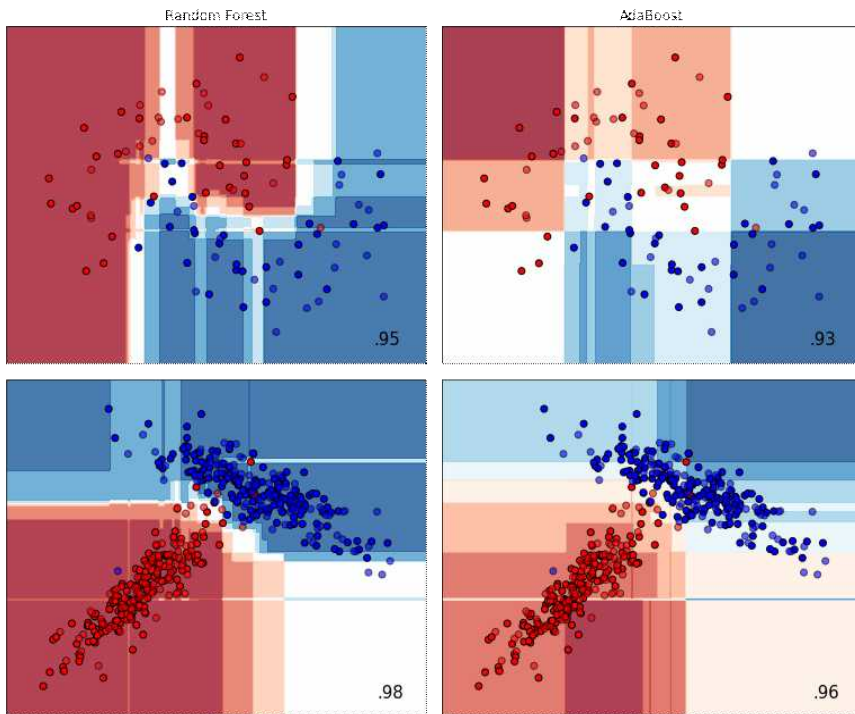


Fig. 4. Graph of results learned using RandomForest, Adaboost, Xgboost, Gradient Boosting.

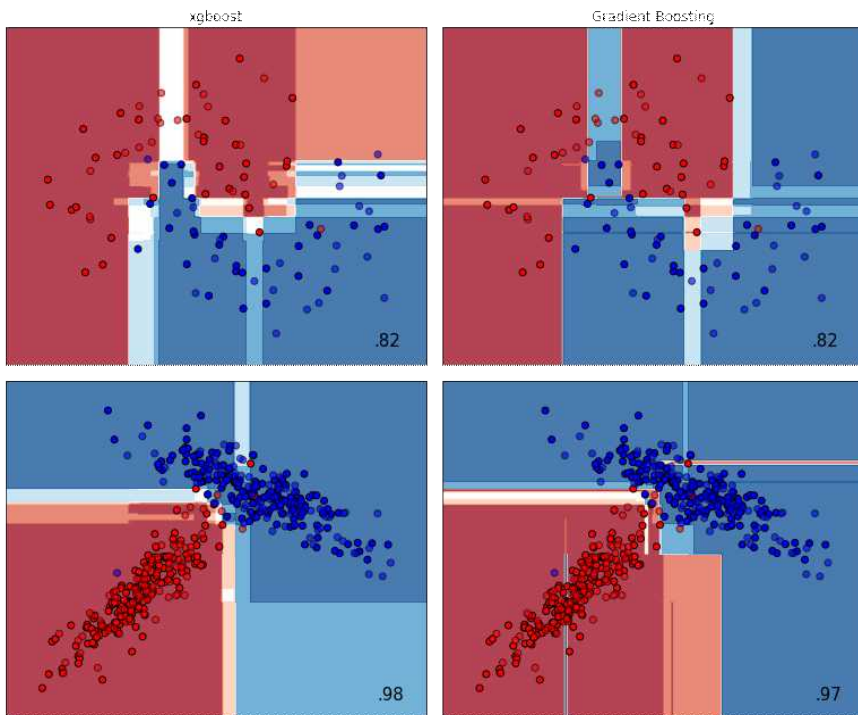


Fig. 5. Graph of results learned using RandomForest, Adaboost, Xgboost, Gradient Boosting.

Table 1. Comparison of accuracy values by feature value and algorithm(H : Hue, S : Saturation, V : Value, L : Luminosity, Hex : Hexadecimal).

Feature Algorithm	H	H, S	H, S, V	H, S, V, L	H, S, V, L, Hex
XGBoost	23%	37%	49%	45%	96%
Random Forest	29%	43%	47%	47%	98%
Gradient Boosting	27%	45%	45%	39%	94%
Adaptive Boosting	33%	37%	31%	31%	50%

[18]. 본 논문은 수식 1을 사용하여 110개의 수집된 H, S, V, L, Hex 값 데이터에 대한 모델 검증을 진행하였다[18].

$$Accuracy(정확도) = \frac{TN+TP}{TN+FP+FN+TP} \quad (1)$$

수식 (1)은 추천 시스템 정확도 계산을 위해 사용된 수식으로 TN+TP은 예측 결과와 실제값이 일치하는 건수이고, TN+FP+FN+TP는 전체 데이터 수이다.

본 논문에서는 Feature값을 H, S, V 값으로 고정시키고 학습 알고리즘을 각 적용하였을 때 XGBoost 알고리즘 모델 정확도가 가장 높았다. Feature 값을 H, S, V, L 값으로 고정시키고 학습 알고리즘을 각각 적용하였을 때 Random Forest가 가장 정확도가 높았다. Feature 값을 H, S, V, L, Hex 값으로 고정하고 각 학습 알고리즘을 적용하였을 때 Random Forest가 가장 높은 정확도를 보였다.

위의 실험에서는 feature 값 중 hex 값을 사용하였을 때 가장 높은 정확도를 보였고 알고리즘은 Random Forest가 가장 높은 정확도를 보였다. 따라서 본 논문은 Random Forest 학습 알고리즘을 사용하고 학습에 사용되는 feature 값은 H, S, V, L, hex 값을 사용하여 파운데이션 추천 시스템을 설계한다.

4.2 피부색상 검출을 통한 파운데이션 추천 실험 및 결과

본 논문에서는 Intel i9-11900K CPU @3.50GHz와 NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti가 내장된 컴퓨터를 사용하였다. 제안된 방법으로 사용자 얼굴이 담긴 사진[17] 총 5장을 사용해 실험하였다. 사진 속 얼굴을 인식한 결과, 다음 Fig. 6와 같이 사용자의 피부 색상을 추출할 영역이 효과적으로 지정되는 것을 확인하였다. 그리고 검출된 사용자의 피부 색상 값과 추천된

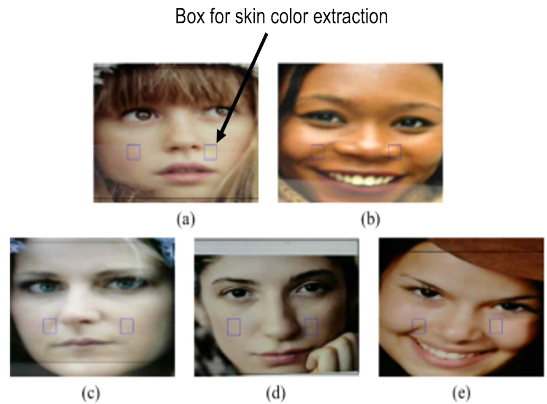


Fig. 6. Face detection results of various images.

파운데이션 결과는 다음 Table 2와 같다. 실험 결과를 바탕으로 검출된 사용자의 피부 색상에 따라 적절한 파운데이션을 추천해주는 것을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 사용자 피부 색상을 기반으로 파운데이션 추천 시스템을 구현하였다. 그리고 추천의 성능을 높이기 위해 학습 모델에 기반으로 XGBoost, Gradient Boosting, Random Forest, Adaptive Boosting(AdaBoost) 알고리즘을 각각 적용해본 결과, 정확도가 가장 높게 나온 Random Forest를 이용하여 학습 모델을 설계하였다. 제안된 시스템은 입력된 사용자 영상을 크기 조정과 BGR에서 HSV, Hex, L으로 색 공간을 변환하는 전처리 과정을 거친 후, OpenCV를 이용해 피부 색상을 검출하였다. 본 논문은 550가지의 데이터 세트를 기반으로 Random Forest 알고리즘을 이용하여 학습 모델을 설계하였다. 본 논문은 총 5가지의 사진을 이용하여 실험한 머신러닝 모델 중 가장 성능이 높았던 머신러닝 모델을 이용하여 구현된 추천 시스템을 실험한 결과, 사

Table 2. Detected user's skin color and recommendation foundation.

No.	H	S	V	L	Hex	Recommendation Product
(a)	92,426	118,4214	146,912	86	f3cfb3	Fresh Wear[13]
(b)	72,7897	103,0312	151,1472	42	e8ba8c	Sephora[13]
(c)	155,6786	169,2802	177,511	72	84583f	Healthy skin Liquid[13]
(d)	152,1044	166,1064	191,4236	75	84583f	Healthy skin Liquid[13]
(e)	104,4506	126,4268	158,9926	69	84583f	Healthy skin Liquid[13]

용자의 피부 색상에 적합한 파운데이션을 효과적으로 추천할 수 있었다.

추후 연구로는 파운데이션 추천의 정확도 향상을 위해 더 다양한 알고리즘을 활용한 학습 모델 설계가 필요하다. 또한 사용자의 피부색상 뿐만 아니라, 사용자의 피부 민감도 등 피부 상태를 고려한 파운데이션 추천에 관해 연구하고자 한다. 그리고 보다 많은 데이터셋을 구축하여 제품 추천에서 더 나아가 제품별 호수까지 추천해준다면, 기존보다 사용자의 만족도가 더 높은 결과를 얻을 수 있을 것이다. 본 연구는 추천 시스템 모델의 정확도를 측정하는 방법을 제시하지 않았다. 따라서 추후 연구로는 추천 시스템 모델의 정확도를 측정하는 수식 및 평가방법을 정의하여 추천시스템 모델에 대한 정확도를 평가할 것이다.

REFERENCE

[1] H. Shin, Y. Lim, Y. Hong, J. Lim, J. Park, H. Lee, et al., "Design and Implementation of Cosmetic Recommendation System Using Machine Learning in Social Media Environment," *The Korean Content Society General Conference Euromonitor International*, pp. 289-290, 2021.

[2] Euromonitor International(2021), <https://go.euromonitor.com/white-paper-EC-2021-Top-10-Global-Consumer-Trends.html> (accessed January 19, 2021).

[3] Y. Yoon and H. Park, "Automatic Recommendation of Foundation Color Based on User's Skin Color," *Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 29, No. 4, pp. 280-284, 2019.

[4] C. Tianqi and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," arXiv Pre-

print, arXiv:1603.02754, 2016.

[5] J. Lee, *A Study on Recent Boosting Methods*, Department of Applied Statistics Graduate School of Konkuk University, 2020.

[6] G. Choi, J. Park, and H. Nguyen, "Feature Selection Algorithm using Random Forest to Diagnose Cancer," *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication*, Vo. 1, No. 1, pp. 10-15, 2009.

[7] W. Lee, J. Kim, and B. Lee, "Real-Time Face Detection and Tracking Using the AdaBoost Algorithm," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 9, No. 10, pp. 1266-1275, 2006.

[8] K. Zhang, Z. Zhang, Z. Li, and Y. Qiao, "Joint Face Detection and Alignment using Multi-task Cascaded Convolutional Networks," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 23, Issue 10, pp. 1499-1503, 2016.

[9] S. Kim, E. Kim, and Y. Kim, "System for Recommendation of Cosmetics through Fuzzy Inference and Emotional Dictionary," *Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 27, No. 3, pp. 253-260, 2017.

[10] W. Yun, D.-H. Seo, S. Min, H. Nam, "Breast Cancer Classification using RandomForest and XGBoost," *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences*, pp. 113-114, 2021.

[11] H. Kim, W. Shin, D. Shin, H. Kim, and H. Kim, "Development of a Cosmetic Recommendation System Utilizing Customer's Characteristic Information," *Information Systems Review*, Vol. 23, No. 4, pp. 69-84, 2021.

[12] E. Park, M. Lee, M. Jung, D. Park, and Y.

Moon, "Male Cosmetics Customized Recommendation and Information Provision Service," *Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference*, Vol. 29, No. 1, pp. 353-354, 2021.

- [13] Makeup Shades Dataset | Kaggle, <https://www.kaggle.com/datasets/shivamb/makeup-shades-dataset> (Accessed on January 19, 2021).
- [14] Y. Han and I. Jo, "Advertisement Click Prediction Using Early Stop Based on XGBoost," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol. 46, No. 6, pp. 993-1000, 2021.
- [15] A. Kwon, *You Have Chosen a Random Cannon*, Master's Degree in Korea Graduated from Inha University, 2013.
- [16] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features," *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*, Vol. 1, pp. 511-518, 2001.
- [17] Pixabay, <https://pixabay.com/> (Accessed on July 1, 2022).
- [18] K. Kang, "Decision Tree Techniques with Feature Reduction for Network Anomaly Detection," *Journal of The Korea Institute of Information Security and Cryptology (JKIISC)*, Vol. 29, No. 4, pp. 795-805, 2019.



정민욱

2015년~현재 대구대학교 AI학부
 관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리,
 인공지능, 딥러닝



김현지

2022년~현재 대구대학교 정보통신대학 석사
 2018년~2022년 대구대학교 AI학부, 공학사
 관심분야: 머신러닝, 자연어처리



곽채원

2021년~현재 대구대학교 컴퓨터정보공학부
 관심분야: 컴퓨터비전, 클라우드



오유수

2012년~현재 대구대학교 AI학부, 교수
 2021년~현재 DU스마트드론센터 센터장
 2020년~현재 대구대학교 AZIT 메이커스페이스 센터장

2020년~현재 경북테크노파크 대구대학교특성화개발촉진센터 센터장
 2017년~2019년 대구대학교 혼합현실융합연구센터, 센터장
 2010년~2012년 GIST CTI, 총괄팀장
 2003년 8월~2010년 02월 광주과학기술원 정보기전공학, 공학박사
 2002년 2월~2003년 08월 광주과학기술원 정보통신공학, 공학석사
 1997년~2002년 02월 경북대학교 전파공학, 공학사
 관심분야: 머신러닝, 인공지능 미들웨어, 인터랙티브 시스템, HCI