

안면 백반증 치료 평가를 위한 딥러닝 기반 자동화 분석 시스템 개발

이세나¹ · 허연우² · 이솔암² · 박성빈^{1*}

¹연세대학교 원주의과대학 정밀의학과, ²연세대학교 원주의과대학 피부과학교실

Development of a Deep Learning-Based Automated Analysis System for Facial Vitiligo Treatment Evaluation

Sena Lee¹, Yeon-Woo Heo², Solam Lee² and Sung Bin Park^{1*}

¹Department of Precision Medicine, Yonsei University Wonju College of Medicine, Korea

²Department of Dermatology, Yonsei University Wonju College of Medicine, Korea

(Manuscript received 11 April 2024 ; revised 23 April 2024 ; accepted 24 April 2024)

Abstract: Vitiligo is a condition characterized by the destruction or dysfunction of melanin-producing cells in the skin, resulting in a loss of skin pigmentation. Facial vitiligo, specifically affecting the face, significantly impacts patients' appearance, thereby diminishing their quality of life. Evaluating the efficacy of facial vitiligo treatment typically relies on subjective assessments, such as the Facial Vitiligo Area Scoring Index (F-VASI), which can be time-consuming and subjective due to its reliance on clinical observations like lesion shape and distribution. Various machine learning and deep learning methods have been proposed for segmenting vitiligo areas in facial images, showing promising results. However, these methods often struggle to accurately segment vitiligo lesions irregularly distributed across the face. Therefore, our study introduces a framework aimed at improving the segmentation of vitiligo lesions on the face and providing an evaluation of vitiligo lesions. Our framework for facial vitiligo segmentation and lesion evaluation consists of three main steps. Firstly, we perform face detection to minimize background areas and identify the face area of interest using high-quality ultraviolet photographs. Secondly, we extract facial area masks and vitiligo lesion masks using a semantic segmentation network-based approach with the generated dataset. Thirdly, we automatically calculate the vitiligo area relative to the facial area. We evaluated the performance of facial and vitiligo lesion segmentation using an independent test dataset that was not included in the training and validation, showing excellent results. The framework proposed in this study can serve as a useful tool for evaluating the diagnosis and treatment efficacy of vitiligo.

Key words: Facial vitiligo, Image segmentation, Deep learning, Skin disease

1. 서론

백반증(vitiligo)은 피부에서 멜라닌을 생산하는 세포인 멜라노사이트(melanocytes)가 파괴되거나 기능 이상으로 특정

부위에 멜라닌(melanin)이 부족한 상태를 나타내는 질환이다. 이로 인해 흰색 반점이 나타나며, 이는 안면, 손, 발, 두피 또는 몸의 다른 부위에 일반적으로 발생한다. 특히 안면에 백반증이 있는 사람들은 자신감 상실과 사회적 어려움으로 인해 삶의 질에 부정적인 영향을 받을 수 있다[1]. 안면 병변의 양상은 중앙안면 백반증(centrofacial vitiligo), 전체안면 백반증(panfacial vitiligo) 및 머리카락 경계선 백반증(hairline vitiligo) 세 가지 하위 유형으로 분류될 수 있다[2]. 이 중에서도 중앙안면 백반증은 혼합 유형(mixed type)을 포함하여 가장 흔한 하위 유형으로, 일반적인 백반증의 전형적인 안면 관련성을 나타낸다. 중요한 것은 심각성 및 치료 반응을 평가

*Corresponding Author : Sung Bin Park
Yonsei Wonju College of Medicine, 20, Ilsan-ro, Wonju-si, Republic of Korea

Tel: +82-033-741-0456

E-mail: sung.b.park@gmail.com

본 연구는 과학기술정보통신부(Ministry of Science and ICT, MSIT)의 재원으로 한국연구재단(National Research Foundation of Korea, NRF) 과제의 지원을 받아 수행하였음 (2022R1A2C2091160).

본 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 “지역혁신클러스터육성(R&D, P0025442)”사업의 지원을 받아 수행된 연구결과임.

할 때 Vitiligo Area Scoring Index (VASI)[3]와 같은 검증된 점수를 사용하여 백반증에 대한 보조 요법을 평가하며 수정된 버전[4]은 안면 백반증 평가에도 사용될 수 있다. 그러나 질병 진단 및 치료 효과를 평가하는 것은 병변 모양 및 분포를 평가하는 등의 임상 관찰을 통해 수동 평가 방법에 의존하며, 이는 다소 주관적이고 시간이 소요될 수 있다. 최근에는 기계 학습 알고리즘과 딥러닝 모델의 학습을 활용하는 컴퓨터 기반의 자동 점수화 방법이 백반증 병변을 더 빠르고 정확하게 평가할 수 있다[5-7]. 그러나 대부분의 방법은 주로 백반증 영역만 포함된 관심 영역(Region of Interest, ROI) 영상을 이용하여 백반증 영역을 분할(segmentation)하는 것을 포함한다[5,6,8,9]. 안면 영역에서 백반증 영역을 감지한 다음 해당 관심 영역 내에서 분할하는 것이 전체 안면을 대상으로 분할하는 것보다 성능이 더 우수할 수 있지만, 감지 범위 내의 불규칙하고 흩어진 백반증 패치를 감지하는 데 제한이 있다. 게다가 많은 영상은 백반증 영역과 정상 피부 영역 간에 명확한 대비를 갖고 있지만, 그림 1과 같이 백반증 병변의 경계에서 낮은 대비는 분할 성능을 감소시킬 수 있다. 최근에는 전체 안면 영상에 대한 영상 처리 기술을 기반으로 한 반자동식 백반증 감지 및 분석 도구를 제안하는 연구도 소개되었다[10]. 그러나 선행 연구의 제한점은 개발된 그래픽 사용자 인터페이스(graphical user interface)가 사용자로 하여금 안면 윤곽을 정의하고, 패치 기반의 관심 영역 정의, 영상 필터링 선택 및 전역 임계값 설정 등 다양한 단계를 거치도록 요구하며, 각 단계에서 일부 사용자의 수동 참여가 필요하다. 따라서 본 연구의 목표는 혼합 유형을 포함한 중앙안면 백반증의 자외선(ultraviolet, UV) 영상 데이터 세트를 구축하고, 이 데이터셋을 사용하여 백반증 병변의 자동 분할 및 분석을 위한 신경망을 개발하고 평가하는 것이다.

II. 연구 방법

1. 데이터 수집

원주의과대학 피부과에서 촬영된 자외선 영상을 획득하여 후향적 연구로 진행하였다. 실험에 사용된 데이터는 87명의 백반증 환자의 안면 사진으로 구성되어 있으며, 각 환자의 영상 세트는 좌측, 우측 및 정면에서 촬영된 영상으로 총 261장의 영상이 사용되었다. 영상의 해상도는 2832×4240 픽셀(pixel)이며, 고해상도 영상 데이터를 사용하여 백반증 분할 네트워크를 훈련하였다. 본 연구에서 사용된 모든 데이터는 연세대학교 원주세브란스기독병원에서 후향적 심의(IRB no.CR324015)를 받았으며, 학습 및 검증 데이터는 81명의 환자 데이터셋을 사용했고, 훈련 또는 검증에 사용되지 않은 6명의 환자의 데이터를 사용하여 평가되었다. 원주의과대학 피부과 전문의에 의해 백반증 및 안면 영역 분할을 위한 안면 및 백반증 영역 정답(ground truth)을 생성하였다.

2. 딥러닝 기반 안면 백반증 분석 시스템 개요

안면 백반증을 분할하기 위해, 고품질 UV 사진을 입력으로 받는 백반증 분할 네트워크를 훈련시켰다. 분할 네트워크는 안면 영역에서 백반증 영역을 분리한다. 이를 통해 자동으로 백반증 영역 대비 안면 영역의 비율을 계산할 수 있다. 그림 2에 나와 있는 것처럼 세 개의 네트워크를 결합하였다. 첫 번째 자동 안면 탐지 네트워크는 크기나 위치에 관계없이 안면의 경계 상자를 예측하여 안면을 탐지하는 것을 목표로 한다. 훈련 복잡도를 줄이기 위해, 이 네트워크는 안면 감지기로[11]의 사전 훈련된 인코더와 다층 퍼셉트론 신경망을 채택하여 안면의 위치를 예측한다. 이 네트워크는 인코더-디코더(encoder-decoder) 형식의 모델구조를 따르며 다양한 손실 함수를 사용하여 훈련된다. 두 번째 안면 백반증 분할 네트워크는 고해상도 표현 네트워크[13]와 같은 모델을 활용하여 고해상도를 유지하고 백반증 영역을 분할한다. 데이터 및 훈련 절차에 대한 자세한 정보는 II.6 구현 세부사항에 설명되어 있다. 세 번째 안면 분할 네트워크는 사전 훈련된 영상 매칭 네트워크(image matting network)[14]를 사용하여 안면 마스크를 예측한다. 마지막으로, 안면 및 백반증 영역의 예측 결과를 기반으로 백반증 병변 비율을 계산하는 프로세스를 구현함으로써, 안면 면적 대비 백반증의 병변 비율을 정량적으로 구할 수 있다.

3. 자동 안면 탐지 기반의 관심 영역 추출

안면 및 백반증 영역을 분할하기 위해 안면 영상이 네트워크의 입력으로 사용된다. 그러나 원본 영상에는 안면 영역에 비해 상당한 양의 배경 영역이 포함되어 있기 때문에, 배경의 영향을 줄이기 위해 안면 감지가 전처리 단계로 수행된다. 첫 번째 단계에서는 안면 감지 네트워크[11]가 사용되어 안면 영역을 예측하며, 임의 크기의 안면에 대한 밀도 있는 지역화 및 정렬을 동시에 처리한다. 안면 감지 네트워크의 결과로 안면 영역을 둘러싼 경계상자(bounding box)의 좌표가 출력되며, 이를 기반으로 원본 영상에서 안면 관심 영역 영상을 생성한다.

4. 안면 백반증 분할

본 연구에서는 백반증 영역을 안면 영역과 분리하는 것이 중요하다. 그러나 자외선 영상에서 빛 반사로 인한 잡음, 낮은 대비로 인한 객체 경계의 흐림, 색상 변화로 인한 객체 왜곡 및 환경 요인으로 인한 일관성 부족 등의 요인으로 인해 분할이 어렵다. 따라서 이러한 환경 요인을 효과적으로 해결하기 위해 견고한 네트워크 훈련이 필요하다.

안면 백반증 분할을 위해 두 단계의 과정이 수행된다. 먼저 안면 영역 마스킹(masking) 전처리를 수행한다. 이는 안면 영역 이외의 목, 상체 부분에서의 백반증 분할을 제한하고

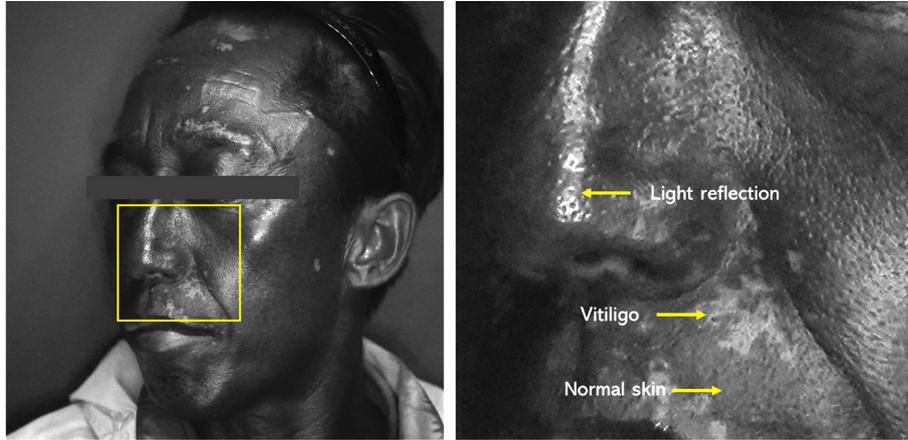


그림 1. UV 사진에서 피부와 백반 부위 사이의 흐릿한 경계
 Fig. 1. Blurred boundaries between skin and vitiligo areas in ultraviolet (UV) photography

안면 영역에서만 백반증을 분할하기 위해 수행된다. 안면 영역 및 백반증 분할 모델에 입력 영상을 생성하는 데 사용되는 안면 분할은 사전 훈련된 시맨틱 매팅 네트워크(semantic matting network)를 기반으로 수행된다. 결과적으로 얻은 안면 마스크는 원본 영상과 곱해져 마스크된 안면 영상을 생성하여 안면 외부 영역을 제거한다. 이후 이 마스크된 안면 영상이 백반증 분할 네트워크에 입력으로 사용된다. 또한, 예측된 안면 마스크는 안면 백반증 비율을 계산하는 데 사용된다. 안면 백반증 분할을 성공적으로 수행하기 위해, 고해상도 표현 학습을 강조하는 시맨틱 분할 모델을 이용하여 훈련시킨다. 백반증 분할을 위한 안면 백반증 분할 네트워크 훈련에는 HRNet[13]을 기반으로 한 Deep Dual-Resolution Network[15]를 활용한다. 이 네트워크는 그림 2의 facial vitiligo segmentation network로 두 가지 분기(branches)로 구성되어 있다. 하나는 고해상도 특징 맵을 캡처하고, 다른 하나는 수용 영역을 확장한다. 이 모델은 추론 속도를 향상시키고 메모리 사용량을 최소화한다. 각 분기의 기본 구성 요소는 병목 블록으로 끝나는 잔여 블록을 포함하여 향상된 표현 능력을 제공한다. 또한 고해상도 및 저해상도 특징의 양방향 퓨전(bilateral fusion)을 도입하고 컨텍스트 추출(context

extraction)을 향상시키기 위해 깊은 집합 피라미드 풀링 모듈(deep aggregation pyramid pooling module)을 포함한다. 이 아키텍처는 고해상도 특징을 추출하기 위한 더 깊은 분기와 저해상도 특징을 캡처하기 위한 더 얇은 분기를 결합하여 실시간 시맨틱 분할의 정확성과 성능을 향상시킨다.

5. 안면 백반증 분석을 위한 백반증 비율 자동 계산

Hamzavi *et al.*에 의하면, 백반증 크기와 안면 피부 크기의 비율은 백반증의 심각도를 반영하는 임상적으로 중요한 지표 중 하나이다[3]. 제안된 알고리즘과 실제 결과 간 백분율의 차이가 작을수록 제안된 알고리즘의 성능이 우수하다는 것을 나타낸다. 안면 백반증 비율은 안면 이진 영상과 백반증 이진 영상을 기반으로 계산된다. 각 이진 영상에서의 1은 안면 및 백반증 영역을 의미한다. 안면 백반증 비율($F-Vitiligo$)은 다음과 같이 계산된다. 분모는 얼굴 영역의 픽셀 개수(N_{face})를 의미하고, 분자는 백반증 영역의 픽셀 개수($N_{vitiligo}$)를 의미한다. 두 영상은 동일한 크기이며, 최종적으로 안면 영상에 대하여 백반증 비율을 계산하여 백분율로 나타낼 수 있다.

$$F-Vitiligo = \frac{N_{vitiligo}}{N_{face}} \tag{1}$$

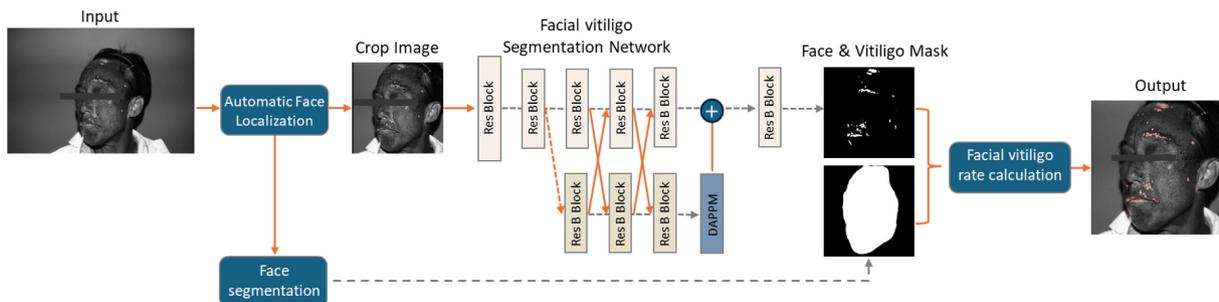


그림 2. 딥러닝 기반 안면 백반증 분석 시스템 개요
 Fig. 2. Overview of deep learning-based facial vitiligo analysis system

6. 안면 백반증 분할 평가 지표 및 구현 세부사항

제안된 안면 백반증 분할 모델의 성능을 평가하기 위해 평균 교집합 연합(mean Intersection of Union, mIoU)[11], 다이스 점수(dice score) 및 F1 점수(F1-score)가 사용된다[12]. 추가적으로 백반증 분할 결과를 분석하기 위해 픽셀별 정밀도(precision)와 재현율(recall) 점수를 이용하여 평가하였다.

$$mIoU = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N \left| \frac{A_i \cap B_i}{A_i \cup B_i} \right| \tag{2}$$

$$Dice\ score = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \tag{3}$$

$$F1\ score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{4}$$

구현 세부 사항으로는 백반증 분할을 위해 Deep Dual-Resolution Network 아키텍처[15]를 채택하였다. 분할 모델은 완전히 지도된 방법을 사용하여 500번의 반복(epoch)을 통해 훈련되었다. AdamW 옵티마이저를 사용하여 학습률을 0.001, 가중치 감소를 0.01로 설정하였다. 사용된 손실 함수는 교차 엔트로피 손실 함수를 기반으로 한 OhemCrossEntropy[16] 이다. 이 손실 함수는 높은 훈련 효

율성과 빠른 수렴을 제공하여 빠른 성능 향상을 이끌어냈다. 중앙 처리 장치(Core)인 Intel Corp.의 Core i7-8700 3.20 GHz와 그래픽 처리 장치(Graphics Processing Unit, GPU)인 Nvidia Corp.의 GeForce RTX 2080 Ti를 장착한 컴퓨터를 사용하였다.

III. 연구 결과

1. 안면 백반증 분할 결과

안면 영역에서의 백반증 분할을 평가한다. 이를 위해 훈련이나 검증에 사용되지 않은 독립적인 테스트 영상(6명의 환자의 3가지 시점(왼쪽, 오른쪽, 정면 안면 영상)를 사용하여 평가하였다. 제안된 알고리즘의 분할 결과는 백반증 영역에 대해 피부과 전문의가 그린 실제 라벨과 비교하여 평가되었다. 그림 3은 단일 환자의 세 시점(좌측, 정면, 우측) 영상 데이터에 대한 백반증 분할 결과를 나타낸다. 작은 병변이나 특정 부위의 백반증 병변에서 세부 정보의 손실이 관찰된다. 안면 백반증 분할의 성능을 평가하기 위해 II.6에서 언급한 평가 지표를 사용하였으며, 결과는 표 1에 백분율로 나타났다. 테스트 데이터에 대한 제안된 안면 백반증 분할 모델은 Dice

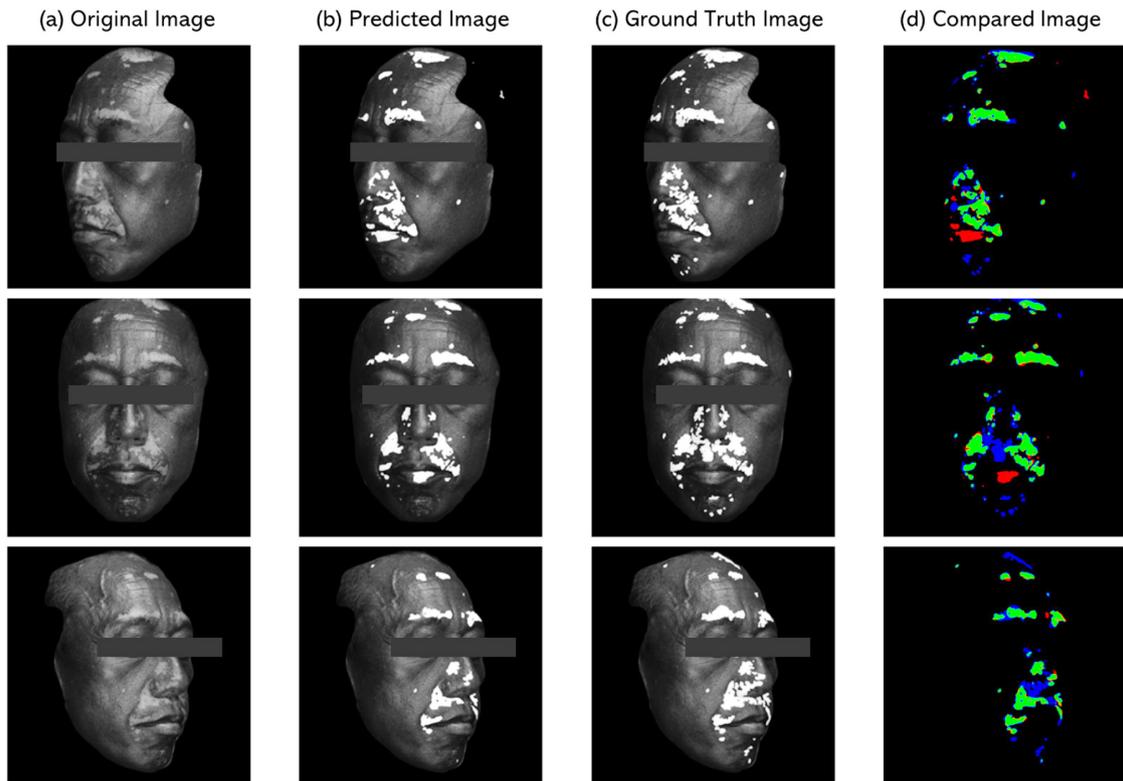


그림 3. 안면 백반증 분할 결과와 정답 비교 시각화 결과; (a)원본 영상, (b)안면 백반증 분할 예측 결과, (c)정답, (d)분할 결과와 정답을 비교하여 일치하는 영역(초록색 영역), 피부를 백반증으로 예측한 영역(빨간색 영역), 백반증으로 예측하지 못한 영역(파란색 영역)
 Fig. 3. Visualization results comparing facial vitiligo segmentation results with the ground truth; (a) original image, (b) facial vitiligo segmentation prediction result, (c) ground truth, (d) matching area by comparing the segmentation result and the ground truth (green area), area predicted to have vitiligo on the skin (red area), Areas not predicted for vitiligo (blue areas)

표 1. 안면 백반증 분할에 대한 정량적 평가 결과

Table 1. The quantitative evaluation results for the facial vitiligo segmentation

Evaluation metric	F1-score	IoU	mIoU	Dice	Precision	Recall
(%)	76.937	67.105	83.178	76.937	79.842	75.534

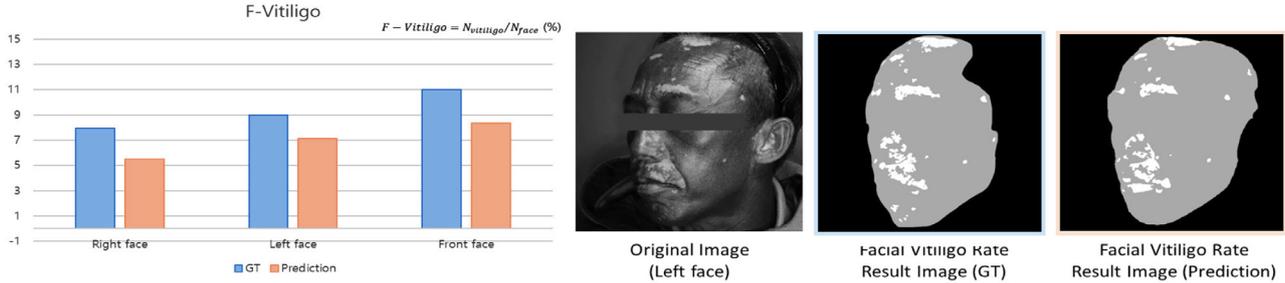


그림 4. 제안된 모델에 의해 자동적으로 계산된 안면 백반증 비율(Prediction)과 피부과 전문의가 평가한 안면 백반증 비율 비교 결과; (왼쪽 그래프)한 환자에 대한 왼쪽, 오른쪽, 정면 안면 영상에 따른 안면 백반증 비율 정량적 비교 결과, (오른쪽 그림) 왼쪽 안면 영상에 대한 안면 및 백반증 영역 정성적 비교 결과

Fig. 4. Comparison results of the facial vitiligo rate automatically calculated by the proposed model (Prediction) and the facial vitiligo rate assessed by dermatologists (GT); (Left graph) results of quantitative comparison of facial vitiligo rates according to left, right, and frontal facial images for one patient, (Right figure) qualitative comparison results of facial and vitiligo areas for Left-view face image

점수 76.937%, mIoU 83.178%, F1 점수 76.937%의 분할 성능을 보여주었으며, 픽셀 수준의 정밀도와 재현율은 각각 79.842%와 75.534%였다.

2. 자동 안면 백반증 비율 분석 결과

그림 4는 제안된 모델에 의해 자동적으로 계산된 안면 백반증 비율과 피부과 전문의가 평가한 안면 백반증 비율 비교 결과이다. 한 명의 백반증 환자에 대하여 안면 백반증 비율을 분석한 결과 대체로 피부과 전문의가 평가한 비율과 약간의 차이가 있지만 경향성은 비슷한 결과를 보이고 있다.

IV. 고찰 및 결론

본 연구는 안면백반증 치료 평가를 위한 딥러닝 기반 분석 시스템을 제시하며, 자동화와 정확성을 향상시키기 위한 중요한 주제를 다루고 있다. 컴퓨터 비전 및 영상처리 기술이 발전함에 따라 기계 학습 알고리즘과 딥러닝 모델의 학습을 활용하여 자동 점수화 방법이 백반증 병변을 더 빠르고 정확하게 평가할 수 있다. 하지만 백반증 라벨링 및 데이터셋 구축에 대한 어려움 때문에 딥러닝 기반의 백반증 분할에 대한 연구가 많이 진행되고 있지 않다. 실제로 데이터 부족에 따른 백반증 합성 데이터 구축 연구도 진행되고 있는 상황이다[17]. 하지만 이러한 합성 데이터 생성에도 불구하고 개인 정보 보호로 인해 대규모 임상 백반증 얼굴 이미지 데이터셋을 보유하는 것은 어렵고, 일반적인 컬러 영상이 아닌 안면 백반증의 색소 침착을 정확하게 평가할 수 있는 고화질의 안면 자외선 영상

에 대한 학습 데이터셋을 보유하는 것은 더욱 어렵다[18].

따라서 본 연구는 안면 백반증 데이터에 대하여 고화질 자외선 영상을 구축하고, 이를 활용하여 전체 안면 영상에서 백반증을 분할 및 분석하는 의미 분할 모델을 개발하였다.

결과적으로 안면 백반증 분할 알고리즘을 적용하였을 때 일정 수준 이상의 정확도를 보이지만 분할 성능이 저하되는 요인을 분석해 보았을 때 자외선 사진에서 발생하는 조명 반사로 인해 분할 결과의 부정확성에 영향을 미친다. 이러한 노이즈는 분할 모델이 조명 반사를 정확하게 인식하고 처리하는 능력에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 잡음을 제거하기 위해 단순히 픽셀의 강도(pixel intensity)가 높은 부분을 마스킹(masking)하여 주변 픽셀값으로 채우게 되면 원본영상에 대한 정보 손실이 발생한다. 최근에는 빛 반사 되는 영역에 대한 마스크를 추출하고, 색상 복원까지 하는 Cycle GAN기반의 모델이 개발되고 있지만 학습에 사용되는 데이터는 물체에 기반하여 안면 영상에 적용하기가 어렵다[19].

따라서 추후 연구에서는 자외선 영상에서 빛 반사로 인한 잡음 제거를 위한 주파수 도메인에서의 빛 반사 제거 전처리 과정을 수행하여 정보 손실 없이 빛 반사만을 제거할 수 있는 기술을 연구하여 조명 반사에 대한 보정 기술을 적용하고, 램버시안 반사(Lambertian reflectance)을 이용하여 반사 구성 요소 제거 및 조명 색도 추정을 통해 하이라이트를 제거하는 연구[20] 기반으로 분할 성능이 향상된 모델을 개발하는 것을 목표로 추가적인 연구를 진행할 것이다. 또한 연구에서 사용된 백반증 환자의 데이터셋은 87명으로 한정되어 있기 때문에 추후 연구에서는 영상 데이터셋을 확보하고, 백반증 라

벨 생성에 반지도 학습(semi-supervised learning) 기법을 적용하여 기존에 가지고 있던 데이터셋을 이용하여 지도학습을 진행하고, 정답 라벨이 없는 데이터셋에 대하여 학습을 진행하여 대규모 데이터셋을 구축하고자 한다. 더 나아가 백반증 이미지 데이터셋 National Skin Center Dataset (NSCD), Wild Vitiligo Face Dataset(WVFD)을 이용하여 다양한 인종, 성별, 연령 그룹을 포함한 오픈 데이터셋에 대하여 모델의 일반화 능력을 평가하고자 한다[17]. 제안된 방법을 기반으로, 기존의 백반증 데이터는 데이터 증강 기법과 광범위한 주요 연구를 통해 향후 확장될 수 있다. 이러한 확장은 예측 정확도가 향상되고 보다 정밀한 결과를 이끌어 낼 수 있다.

본 연구를 통해 안면 백반증 영상에 딥러닝 기반의 백반증 병변의 자동 분할 알고리즘이 적용 가능하며, 추가적인 안면 백반증 비율 분석을 통해 백반증 피부과 전문가의 분석 결과와 비교 분석하였다. 이를 통해 백반증 치료 및 추적 검사에 평가 틀로 사용될 수 있다는 가능성을 보였으며, 전문의의 임상 관찰에 의존한 수동 평가 방법에서 자동 분석 툴 개발로 노동력 및 시간을 많이 단축시킬 수 있었다. 추후 전문가와의 평가 일치도 통계분석을 진행하여 신뢰성 있는 안면 백반증 도구로 사용될 수 있도록 연구를 지속할 예정이다 [9,18,21,22]. 따라서 본 연구에서 제안된 안면 백반증 분할 및 분석이 백반증의 정확하고 정량적인 평가 도구로 활용될 수 있는 잠재력이 있다고 판단된다.

References

- [1] Chan MF, Thng TGS, Aw CWD, Goh BK, Lee SM, Chua TL. Investigating factors associated with quality of life of vitiligo patients in singapore. *International journal of nursing practice*. 2013;19:3-10.
- [2] Bae JM, Jung YS, Jung HM, Park JH, Hann SK. Classification of facial vitiligo: A cluster analysis of 473 patients. *Pigment Cell & Melanoma Research*. 2018;31(5):585-91.
- [3] Hamzavi I, Jain H, McLean D, Shapiro J, Zeng H, Lui H. Parametric modeling of narrowband UV-B phototherapy for vitiligo using a novel quantitative tool: the Vitiligo Area Scoring Index. *Archives of Dermatology*. 2004;140(6):677-83.
- [4] Bae JM, Zubair R, Ju HJ, Kohli I, Lee HN, Eun SH. Development and validation of the fingertip unit for assessing Facial Vitiligo Area Scoring Index. *Journal of the American Academy of Dermatology*. 2022;86(2):387-93.
- [5] Low M, Huang V, Raina P. Automating vitiligo skin lesion segmentation using convolutional neural networks. *International journal of nursing practice*. 2020;1-4.
- [6] Guo L, Yang Y, Ding H, Zheng H, Yang H, Xie J. A deep learning-based hybrid artificial intelligence model for the detection and severity assessment of vitiligo lesions. *International journal of nursing practice*. 2020;10(10).
- [7] Sharma S, Guleria K, Kumar S, Tiwari S. Deep Learning based Model for Detection of Vitiligo Skin Disease using Pre-trained Inception V3. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*. 2023;8(5):1024
- [8] Khatibi T, Rezaei N, Ataei Fashtami L, Totonchi M. Proposing a novel unsupervised stack ensemble of deep and conventional image segmentation (SEDCIS) method for localizing vitiligo lesions in skin images. *Skin Research and Technology*. 2021;27(2):126-37.
- [9] Hillmer D, Merhi R, Boniface K, Taieb A, Barnette T, Seneschal J. Evaluation of facial vitiligo severity with a mixed clinical and artificial intelligence approach. *Journal of Investigative Dermatology*. 2024;144(2):351-7.
- [10] Neri P, Fiaschi M, Menchini G. Semi-Automatic tool for vitiligo detection and analysis. *Journal of imaging*. 2020;6(3):14.
- [11] Deng J, Guo J, Ververas E, Kotsia I, Zafeiriou S. Retinaface: Single-shot multi-level face localisation in the wild. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2020;5203-12.
- [12] Lee, GP., Kim, YJ., Lee, S., Kim, KG. Classification of anteroposterior/lateral images and segmentation of the radius using deep learning in wrist X-rays images. *Journal of Biomedical Engineering Research*. 2020;41(2):94-100.
- [13] Sun K, Xiao B, Liu D, Wang J. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2019;5693-703.
- [14] Liu J, Yao Y, Hou W, Cui M, Xie X, Zhang C. Boosting semantic human matting with coarse annotations. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020;8563-72.
- [15] Hong Y, Pan H, Sun W, Jia Y. Deep dual-resolution networks for real-time and accurate semantic segmentation of road scenes. *arXiv preprint arXiv*. 2021; 210106085.
- [16] Shrivastava A, Gupta A, Girshick R. Training region-based object detectors with online hard example mining. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016;761-9.
- [17] Yanling, L.I., Kong, AWK., Thng, S. Segmenting vitiligo on clinical face images using CNN trained on synthetic and internet images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2021 25(8):3082-3093.
- [18] Marin Dit Bertoud, Quentin. Reliability and agreement testing of a new automated measurement method to determine facial vitiligo extent using standardized ultraviolet images and a dedicated algorithm. *British Journal of Dermatology*. 2024;190(1):62-69
- [19] Hu, G., Zheng, Y., Yan, H., Hua, G., Yan, Y. Mask-guided cycle-GAN for specular highlight removal. *Pattern Recognition Letters*. 2022;161:108-114.
- [20] Su, T., Zhou, Y., Yu, Y., Du, S. Highlight Removal of Multi-View Facial Images. *Sensors*. 2022; 22(17):6656.
- [21] Guo, L., Yang, Y., Ding, H., Zheng, H., Yang, H., Xie, J., Ge, Y. A deep learning-based hybrid artificial intelligence model for the detection and severity assessment of vitiligo lesions. *Annals of Translational Medicine*. 2022;10(10).
- [22] Toh, JJH., Bhoi, S., Tan, VWD., Chuah, SY., Jhingan, A., Kong, AWK., Thng, STG. Automated scoring of vitiligo using superpixel-generated computerized digital image analysis of clinical photographs: a novel and consistent way to score vitiligo. *British Journal of Dermatology*. 2018;179(1):220-221.