

생체인식을 위한 Attention U-Net 기반 손금 추출 기법

김인기⁰, 김범준^{**}, 곽정환(교신저자)^{****}

⁰한국교통대학교 교통에너지융합전공,

^{*}한국교통대학교 교통에너지융합전공,

^{**}한국교통대학교 컴퓨터공학전공,

^{****}한국교통대학교 소프트웨어학과

e-mail: cv2@kakao.com⁰, zhskfkseh@gmail.com^{**}, jgwak@ut.ac.kr^{****}

Attention U-Net Based Palm Line Segmentation for Biometrics

InKi Kim⁰, Beomjun Kim^{**}, Jeonghwan Gwak(Corresponding Author)^{****}

⁰Dept. IT·Energy Convergence, Korea National University of Transportation,

^{*}Dept. IT·Energy Convergence, Korea National University of Transportation,

^{**}Dept. of Computer Engineering, Korea National University of Transportation,

^{****}Dept. of Software, Korea National University of Transportation

● 요약 ●

본 논문에서는 생체인식 수단 중 하나인 손금을 이용한 생체인식에서 Attention U-Net을 기반으로 손금을 추출하는 방법을 제안한다. 손바닥의 손금 중 주요선이라 불리는 생명선, 지능선, 감정선은 거의 변하지 않는 특징을 가지고 있다. 기존의 손금 추출 방법인 비슷한 색상에서 손금 추출, 제한된 Background에서 손금을 추출하는 것이 아닌 피부색과 비슷하거나, 다양한 Background에서 적용될 수 있다. 이를 통해 사용자를 인식하는 생체인식 방법에서 사용할 수 있다. 본 논문에서 사용된 Attention U-Net의 특징을 통해 손금의 Segmentation 영역을 Attention Coefficient를 업데이트하며 효율적으로 학습할 수 있음을 확인하였다.

키워드: 생체인식(Biometrics), 손금(Palm Line), 딥러닝(Deep Learning), Attention U-Net

I. Introduction

COVID-19 팬데믹이 시작되면서, 생체인식(Biometrics)이 재조명받기 시작되었다. 생체인식에는 Physiological Biometrics(신체적 생체인식)과, Behavioral Biometrics(습관적 생체인식) 두 종류가 존재한다. 전자의 경우에는 지문, 정맥, 홍채, 얼굴 등 다양한 신체적 고유한 특징을 이용해 인증하는 방법이다. 후자의 경우는 걸음걸이, 서명, 음성 등 사람이 수행하는 행동들에 대한 특징을 이용해 인증하는 방법이다. 후자의 경우는 음성, 서명은 복제의 위험이 커 잘 사용되지 않으며 전자의 경우 대부분은 지문 인식을 사용하지만, 비접촉/비대면의 중요성이 대두되면서 정맥, 홍채 인식과 같이 설치 비용이 매우 비싼 생체인식 방법보다는 지문 인식과 같이 간편하면서 비접촉/비대면 방식의 생체인식 방법이 다시 재조명되고 있다. 따라서 본 논문에서는 Attention U-Net[1]을 이용해 손금을 추출하는 방법을 제안한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 국내 동향

국내에서는 손금 인식에 관한 연구는 꾸준히 진행됐다. 대부분의 연구에서는 손금을 추출하기 위해 관심 영역인 손바닥을 추출하기 위해 이미지의 색상 공간을 YCbCR로 변환하여 피부색과 유사한 색상을 추출하거나, 제한된 Background에서 진행되었다. 이러한 방법의 단점은 Background가 피부의 색과 유사하거나, 손 이외에 다른 객체들이 많이 존재할 경우 성능이 급격하게 떨어진다는 것이 큰 단점이다. 손금 인식 방법 또한 Computer Vision Task로 인식하여 주위 환경에 따라 성능의 차이가 발생하는 것이 큰 단점이다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 Attention U-Net[1]을 사용해 손금을 추출한다. Fig. 1은 복잡한 Background에서 YCbCR 색상 공간으로 변환하였을 경우의 실패사례이다. 또한, Fig. 2는

본 논문에서 활용한 Attention U-Net의 Architecture이다.



Fig. 1. Result of Extracting Palms with YCbCR in a Complex Background.

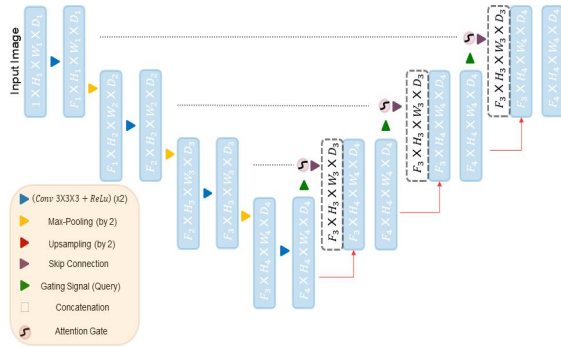


Fig. 2. Attention U-Net Architecture[1]

III. The Proposed Scheme

본 논문에서 제안한 손금 인식 기법은 Attention U-Net을 사용하였다. 그 이유는 Soft Attention을 이용하는 Attention Gate(AG) 개념이 도입되었기 때문이다. Soft Attention을 사용해 필요한 영역의 Activation만 Skip-Connection을 통해 강조할 수 있어서, 기존 U-Net[2]의 Skip-Connection에서 특징들이 중복되는 문제점을 개선하였기 때문이다. Upsampling 과정에서 부족한 특징 표현력은 Gating Signal을 통해 개선하였다. Fig. 3은 Attention Gate의 Architecture이다.

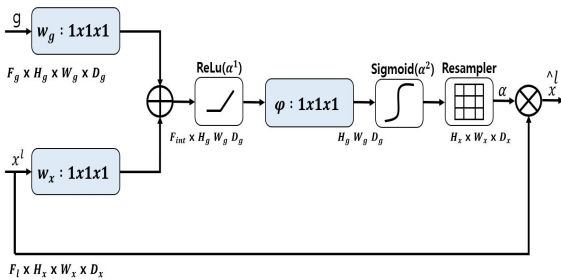


Fig. 3. Attention U-Net의 Attention Gate[1]

IV. Experiment

4.1 Experimental Setting

데이터 셋은 [3]의 논문에서 사용된 “PLSU”를 사용하였다. 총 1,039장의 손바닥을 촬영한 데이터 셋으로, Ground Truth로 손금이 Mask된 데이터 셋이다. Fig. 4는 PLSU 데이터 셋의 학습 데이터 샘플이다. 전체 데이터 셋에서 60%는 학습으로, 20%는 Validation, 20%는 Test로 사용하였다. 또한 모든 이미지는 (1600, 1200)에서 (256, 256)으로 조정하였으며, GrayScale로 변환하였다. 실험에 사용된 PC의 환경은 아래 Table 1과 같다.

Table 1. System Environment

Item	Value
CPU	Intel i9-10900K
Memory Size	64GB
GPU	NVIDIA GEFORCE RTX 3090
CUDA Ver	11.1
Python Ver	3.9.6
Pytorch Ver	1.9.1
OS	Windows 20H2

사용된 PLSU의 데이터 셋은 Fig. 4와 같이 구성되어 있다. 하이퍼파라미터는 “lr = 0.0001, epoch = 100, batch_size = 32, Optimizer는 Adam, Loss는 BCE(Binary Cross Entropy)”를 사용하였다.

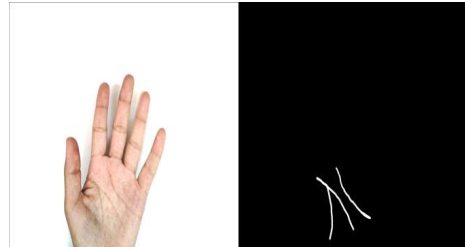


Fig. 4. PLSU Training Data Sample (Left) Raw Image (Right) Mask Image

4.2 Results

Figs. 5와 6은 본 논문에서 제안한 Attention U-Net을 사용한 모델의 손금 Segmentation 결과를 보여준다. 성능 측정 지표로서는 Dice-Score를 사용하였고, 0.810의 결과가 나타났음을 확인할 수 있었다. 하지만 손금 인식에서의 IoU Score, Dice-Score는 정확히 손금을 예측했음에도 불구하고, Segmentation 된 손금의 두께에 따라 Score가 변동하는 것을 확인할 수 있었다.

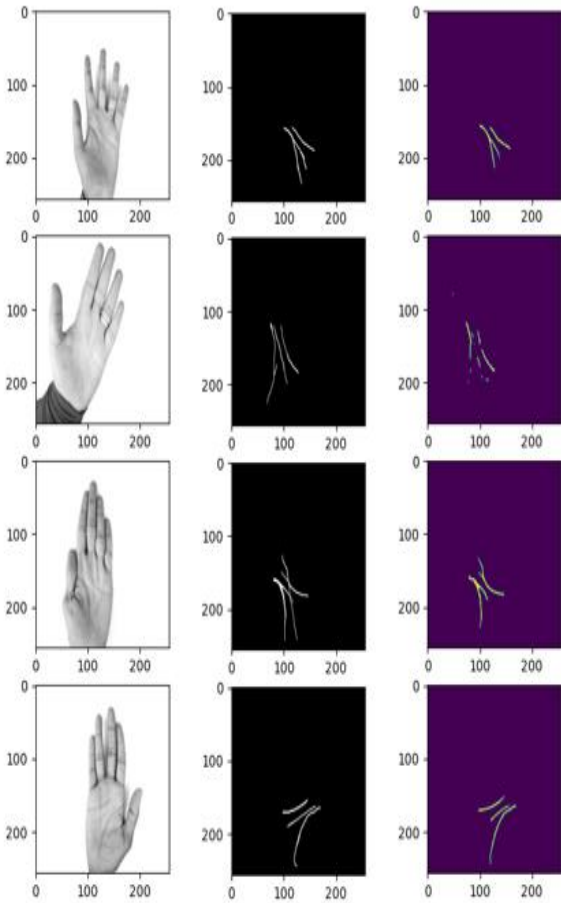


Fig. 5. (Left) Input Images, (Middle) Ground Truth, (Right) The result of Attention U-Net prediction.

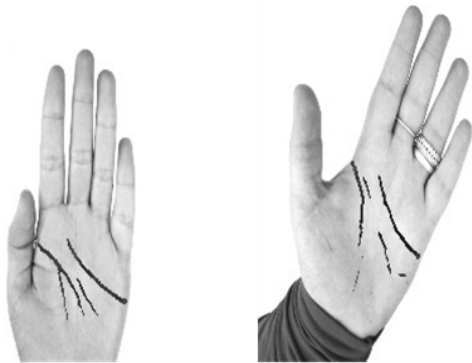


Fig. 6. Prediction results of Attention U-Net and Bitwise XOR operation result of the original image.

Segmentation 하여 Background를 제거하고, Attention U-Net을 통해 손금을 추출해 더욱 정확한 손금 정보와 Computer Vision Task를 통해 추출된 손금 이미지를 결합해 사용자 인식에 활용될 수 있도록 방법을 계획하고 구축할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This results was supported by "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(MOE) (2021RIS-001).

REFERENCES

- [1] O. Oktay, J. Schlemper, L. Le Folgoc, L. Matthew, M. Heinrich, K. Misawa, K. Mori, S. McDonagh, N. Hammerla, B. Kainz, B. Glocker, D. Rueckert "Attention U-Net : Learning Where to Look for the Pancreas", arXiv:1804.03999, 2018
- [2] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox "U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", arXiv:1505.04597, 2015
- [3] Van, T. Pham, Nguyen, S. Trung, Doan, L. Bao, Tran, N. Ngoc, Thanh, T. Minh "Efficient Palm-Line Segmentation with U-Net Context Fusion Module", in 2020 IEEE International Conference on Advanced Computing and Applications(ACOMP), Quy Nhon, Vietnam, 2020, pp. 23-28

V. Conclusions

본 연구에서는 U-Net[2]의 문제점을 개선한 Attention U-Net을 사용하여 생체인식에 사용할 수 도록 손금을 추출하는 방법을 제안하였다. Attention U-Net을 통해 실험한 결과 손금의 주요선 3개를 정확히 추출하는 것을 확인할 수 있었다. 앞으로는 먼저 손바닥을