

고령층 안면근육이상분석에 따른 뇌졸중 초기단계 진단 시스템

Early stage stroke diagnosis system based on facial muscle abnormality analysis for the elderly

김의선¹, 허지민², 은성종^{3*}

Eui-Sun Kim¹, Ji-Min Heo², Sung-Jong Eun^{3*}

요약

유엔은 만 65세 이상 인구가 전체 인구의 7%를 넘으면 고령화 사회라고 지칭하고, 14%를 넘으면 고령사회로 지칭하고 20%를 넘으면 초고령 사회로 분류한다. 한국은 2000년에 이미 고령화 사회로 분류되고 있으며 미국은 1942년, 일본은 1970년에 진입하였다. 2018년 한국사회는 고령화 사회에서 고령사회로 초고속 진입을 하였으며, 이와 더불어 고령층 질병 또한 사회적 비용지출을 증가시키고 있다. 이러한 사회적 비용을 줄이고자 고령층에 나타날 수 있는 질병중 40% 이상인 심혈관질환 예방에 다양한 진단기술들이 도입되고 있다. 심혈관 질환중 뇌졸중은 질병 발생한 이후 5시간 이내의 골든 타임을 놓쳐서는 안된다. 즉 뇌졸중 초기단계에서 질병 발생을 환자와 보호자에게 알려주는 기능을 수행하는 진단 기술이 절실한 상황이다. 이를 위하여 고령층 안면근육이상분석을 통하여 뇌졸중 초기단계를 80%이상의 적중 성능을 가지고 알람할 수 있는 인공지능 뇌졸중 초기단계 분석 소프트웨어를 개발하였다.

핵심어: 뇌졸중, 얼굴 탐색 기술, 얼굴 분석 기술, 4K 카메라, 고령층

Abstract

The United Nations refers to an aging society if the population aged 65 or older exceeds 7% of the total population, and refers to an aging society if it exceeds 14%, and classifies it as a super-aged society if it exceeds 20%. Korea is already classified as an aging society in 2000, and the United States entered 1942 and Japan entered 1970. In 2018, Korean society entered the aged society at a rapid pace from an aging society, and diseases of the elderly are also increasing social expenditure. In order to reduce these social costs, various diagnostic technologies are being introduced to prevent cardiovascular disease, which is more than 40% of the diseases that can occur in the elderly. Among cardiovascular diseases, stroke should

1 Blaubit co.ltd, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea [Researcher]
e-mail: sun@blaubit.co.kr

2 Blaubit co.ltd, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea [Researcher]
e-mail: hjm199299@naver.com

3 Digital Health Industry Team, National IT Industry Promotion Agency, Jincheon, Korea [Researcher]
e-mail: asclephios@naver.com (Corresponding Author)

* 이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부 및 법무처의료기기사업단)의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임.(No. 2017M3A9E2072931, ICT 의료기기 개발과제/No. KMDF_PR_20200901_0188-01, 고령층 신경질환 및 정신질환 모니터링 기술 개발)

Received(January 19, 2022), Review Result(1st: February 4, 2022), Accepted(February 11, 2022), Published(February 28, 2022)



© 2022 The Authors. Published by NCIS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

not miss the golden time within 5 hours of the disease. In other words, there is a desperate need for diagnostic technology that performs the function of notifying patients and guardians of the occurrence of a disease in the early stages of stroke. To this end, an artificial intelligence stroke early stage analysis software was developed that can alarm the early stage of stroke with a hit performance of more than 80% through facial muscle abnormalities analysis of the elderly.

Keyword : Stroke, Face Detection, Face Recognition, 4K Camera, The elderly

1. 서론

최근 스마트폰이 활성화되고 사물들 간에 인터넷이 연결되어 정보를 교환하는 사물인터넷(IoThings)에서 IoEverything 시대로 변화하는 시점에서 웨어러블 디바이스는 스마트폰과 견줄 수 있는 동반제품 형태로 발전하고 있다. 다양한 웨어러블 의료기기 또한 발전하고 있으며 고화질을 제공하는 광학 진단기기는 소형화할 수 있어서 휴대성이 높고 바로 진단이 가능한 장점이 있어서 점점 시장 점유율이 높아지고 있다. 특히 카메라를 이용한 광학 진단기기는 사진 이미지만을 사용하여 인공지능 분석이 가능하므로 원격진료 및 분석이 가능하다.

광학진단기는 혈액 및 레이저에 비해 낮은 검진 정확성을 가지는 단점이 있으나 최근 고속카메라와 해상도의 발전으로 실제 눈으로 검진하는 것과 비슷한 수준의 검진 정확성을 가질 수 있다. 또한 네트워크의 발전으로 수만장의 대용량 이미지 처리를 중앙 서버로 보내서 진행 후 짧은 시간 안에 검진 결과를 받을 수 있다. 이러한 기술적 뒷받침 속에 고령층 신경질환 치료에 적용할 수 있는 인공지능 영상분석 시스템 개발의 필요성이 높아지고 있다.

네트워크 기반 뇌심혈관 의료 기기 디바이스에 연동하는 ICT기반 스마트 디바이스 부재와 기존 아이패드 및 안드로이드 일반용 탭의 의료 기기 디바이스 연동 인터페이스가 제한적으로 단순 뷰어 기능만 제공하고 있으며 이러한 디바이스들이 기존 의료 시스템과 개방적 연동 기능도 제한적으로 접근할 수 있다. 현재 다기능 통합 센서 단말기의 부재로 개인화된 의료서비스 경험할 기회가 적은 것도 사실이다. 전문의료인과 일반 사용자가 특히 고령화 사회로 진입하는 시점에 사용하기 편리한 개인화 의료용 UI/UX개발의 필요 상황이다.

이러한 상황속에서 뇌졸중 진단용 초고화질 유무선 카메라 필요성이 증대되고 있다. 기존 시진용 카메라의 heavy한 시스템에서 portable한 고성능 전용카메라이면서 시진의 안정성 및 정확성을 보장할 수 있는 초고화질 이미지 제공하는 4K 시진 카메라를 개발하게 되었다. 카메라 사용은 환자의 얼굴 이미지를 촬영하기 위한 것으로, 수집된 얼굴 이미지의 기계학습 기반 인식 [1-7] 을 통해 뇌졸중의 초기 증상을 분석한다. 다양한 광원 제공하면서 진단에 필요한 다양한 이미지 포맷 변환 기술도 제공한다. 또한 고령층을 사용대상으로 하기 때문에 일상생활에서 뇌졸중 초기단계를 정확하게 진단할 수 있는 인공지능 분석 SW의 탑재도 가능하다. 이러한 네트워크기능 및 확장기능을 제공함으로 진료 편리성 제공 및 장소에 구애받지 않고 원격진료 서비스의 필수적인 portable한

의료용 초고화질 카메라 제공이 가능해졌다.

2. 연구 배경

본 장에서는 고령층 뇌졸중 초기진단기능 SW 및 이를 탑재한 4K 시진 카메라 개발 필요성이 증대되는 몇가지 요인들을 설명하고자 한다. 주요 요인으로 ICT 기술이 접목된 디지털 헬스케어 트렌드 증가, 이를 활용한 융복합 제품 필요 증가, 고령층사회로 진입하면서 증가하는 사회적 비용 증가 등을 언급할 수 있으며 이러한 문제점들을 인공지능 뇌졸중 영상분석 SW를 통해 고령층 뇌졸중 질환 예방 및 대처 우수성을 테스트를 통해 제시하고자 한다.

2.1 ICT 디지털 헬스케어 기술 확보는 대세

‘디지털 헬스케어(Digital Healthcare)’ 및 ‘ICT 헬스케어 융복합’은 무선 통신기술 및 웨어러블 스마트기기의 발달과 바이오센서의 소형화·고집적화 등에 힘입어 ICT와 의료기기의 융합이 활발해지고 있다. GSMA와 PwC는 2017년에 전 세계 모바일 헬스케어 시장은 약 230억 달러에 이를 것으로 전망하고 있다. 2013년 웨어러블과 바이오센싱 헬스케어 관련 기업에 대한 투자는 1억 3,600만 달러로서 전체 디지털 헬스케어 신생 기업에 대한 투자인 19억 7천만 달러 중 약 7%를 차지한다. 글로벌 벤더들의 모바일 헬스케어 시장 진출이 이어지고 있다. 애플 모바일운영체제 iOS 8에 디지털헬스케어플랫폼 Health Kit과 Health 어플리케이션을 탑재하였으며 의료기관, EHR시스템과의 연계 및 의료서비스와의 접목을 시도 중에 있다. 구글 또한 외부 어플리케이션과 디바이스들이 다양한 정보에 접근하여 조합이 가능한 개방형 플랫폼 Google Fit을 발표하였으며, 의료서비스와의 연계보다는 개인피트니스 데이터 활용에 주력하고 있다. 국내의 삼성전자도 기존의 하드웨어 제조기반을 바탕으로 심전도 측정 가능한 웨어러블 디바이스 플랫폼 갤럭시 워치4와 개인건강관리 서비스플랫폼 앱을 개발하여 연동 서비스를 제공하고 있다.

2.2 의료기기와 ICT의 융복합 필요성 절실

오프라인 의료기기의 경우 정보제공이 폐쇄적이고 아직 공개적이지 못하고, 병원간 시스템 제공자의 승인이 어려울 뿐 아니라 QC(Quality Control) 측면에서 기존의 방식을 사용하여 데이터 호환성 및 의료데이터 서비스를 공급하는 데는 효과적이지 못하다.

따라서, ICT 융합형 의료용 탭을 통한 의료 서비스 플랫폼 비즈니스 모델을 개발하여 의료정보 제공 프로바이더와 환자 고객을 직접 매칭하는 것은 여러가지 점에서 바람직하다. 사용자 입장에서의 건강수준 측정과 개인별 건강수준 패턴 관리, 환자 고객의 요구사항에 부합하는 의료정보 서비스와 사용자를 위치 기반으로 주변 의료서비스 검색 및 의료 서비스 품질 비교 등 새로운 비즈니스

니스 발굴 기회 및 Sales/Marketing 비용절감 기회를 제공할 수 있다.

2.3 치솟는 의료비

인간의 평균 수명은 날로 높아가고 있지만 질병으로 인한 의료비 역시 크게 증가 하고 있다. 2020년에는 국민 의료비가 약 242조원에 달하고, 이로 인한 건강보험 재정은 16조원의 적자가 발생하였다. 미국의 2014년 국민의료비는 \$3.0조(전년비 5.3% 증), 국민 1인당 \$9,523(전년비 4.5% 증)로, GDP 성장률(4.1%)을 1.2%p 상회하고 있으며, 오바마케어 시행(2013년)이전 증가율(2000-2009년 6.9%, GDP 성장률 보다 2.8%p 상회)보다는 여전히 낮은 수준이다.

개인 직접의료비 부담(out-of-pocket spending) 증가율은 1.3%로 전년 증가율 2.4% 보다 낮아졌으며 이러한 국민의료비 증가는 오바마케어 시행으로 의료보장이 확대된 것과 처방약 지출 증가가 주요인인 것으로 분석되고 있다. 의료비 증가의 주요 원인은 노인 만성질환이며, 최근 노인의료비에 대한 연구도 다양하게 이루어지고 있다. 2003년부터 2009년까지 64세 이하 인구의 진료비가 연평균 8.9% 증가한 반면 65세 이상 노인의 경우 동기 간에 18.8%가 증가하였다.

이러한 노인의료비의 빠른 증가는 입원, 외래, 약국 모든 부문에서 증가하였다. 급증하는 노인의료비의 실증분석을 통해 의료이용을 변화시키는 요인은 의료인력 및 병상수가 아닌 인구고령화이다. 건강보험공단의 진료 비 자료와 통계청의 생명표를 활용하여 생애 의료비를 추정한 결과, 2007년 기준으로 남자의 경우 생애동안 7천 415만 원을 그리고 여자가 8천 787만 원을 지출하는 것으로 나타났다.

2.4 ICT 융복합 의료 기기 서비스를 통한 기존 의료 서비스 문제점 개선

{건강상태 파악 → 적절한 의료 서비스 제시 → 적절한 병원 제시 → 전화상담 및 예약 → 방문 → 상담/치료/구매 → 개선여부 모니터링} 의 전 과정을 하나의 UI/UX 상에서 간단히 수행할 수 있는 원스톱 의료 서비스 플랫폼 개발이 필수적이며 이를 통해 기존 의료서비스의 진보와 개인의 건강증진으로 인한 사회적 치료 비용 또한 줄일 수 있는 기회를 제공할 수 있다.

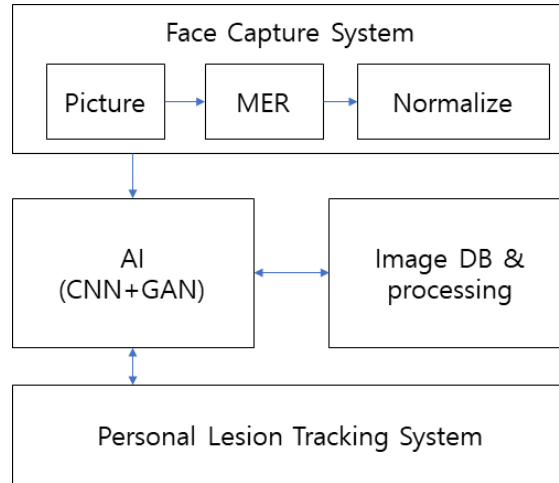
3. AI기반의 디지털 시진 진단 시스템 개발

3.1 전체 구성도

본 논문에서 제안하는 방안은 고화질의 디지털 이미지를 획득한 후 딥러닝 얼굴분석 후 뇌졸중 초기 단계를 출력하는 학습기반의 딥러닝 분석 기술을 개발하였다.

뇌졸중 증상 발현 시 안면 얼굴 영상에서 안구 형태, 얼굴 주름, 입 주변 근육 이상등을 분석하

여 뇌졸중 초기 단계를 예측 및 진단하는 인공지능 보조 진단 SW를 개발하였다. 다음 [그림 1]은 제안 시스템의 전체 흐름으로, 크게 페이스 캡처 단, 영상 DB 단, AI 분석 기반 인식 시스템 단으로 구성되어 있다.



[그림 1] 시스템 흐름도

[Fig. 1] The Flow of System

3.1.1 환자 사진 캡처링 시스템 기능

환자의 사진을 실시간으로 캡처링하여, 이미지데이터를 입력 받고 최소 포함 사각형(MER) 시스템으로 환자의 얼굴을 Detection 한다. 환자의 얼굴 데이터는 이미지처리에 맞는 크기와 색깔로 Normalize 단계를 거쳐 정형화 시킨다.

3.1.2. AI(CNN+GAN) 진단 시스템

기존 AI 진단 시스템 [8-14] 은 입력 단일화 등을 통해 처리 효율성을 위해 구성되는 경우가 많은 편이다. 반면에 제안 AI 진단 시스템은 입력된 데이터를 기준으로 1차적으로 CNN 알고리즘을 통해서 병변을 Classification 단계를 수행한다. 복합적으로 GAN 알고리즘을 통해서 고도화를 수행하며 PLTS 시스템과 연동하여, 개인화된 병변의 추적이 가능하다. 학습된 데이터는 환자사진과 정상인의 안면 사진을 구축하여 DB 시스템으로 구현하였다. 이를 이용하여 학습 데이터의 확장 및 알고리즘 개선에 반영하였다.

3.1.3. Image DB & processing System

AI 진단 시스템과 연동하여, 결과를 반영하고, 이미지를 classification하여 저장하고, 알고리즘을

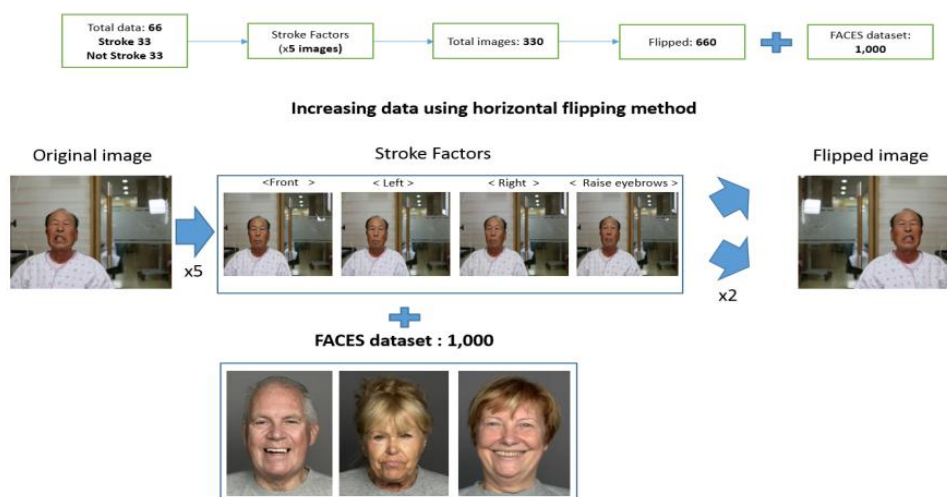
개선하는 피드백 기능을 구축하였다. 진단 결과를 조회하고, 원하는 형태로 조작 및 리포팅이 가능한 AWS 플랫폼 시스템으로 개발하였다.

3.1.4. Personal Lesion Tracking System

AI 진단 시스템과 연동하여, 개인에 특화된 병변의 추적 기능을 개발하였으며 이를 통해 개인별 병증 이력 조회 및 지원 API 활용이 가능하다.

3.2 시진 진단 기술의 정확도 향상을 위한 Data Augmentation 기술

시진분석을 위한 얼굴 특징 검출 및 주름정보 검출을 위하여 길병원에서 수집한 뇌졸중 환자 데이터와 이를 영상처리 기술로 가공한 데이터, 주름 검출을 위한 공개된 안면 이미지셋을 아래와 같이 추가로 학습하여 부족한 학습 데이터의 Data Augmentation을 수행하였다. 다음 [그림 2]는 이미지셋의 증강 처리 과정을 나타내었다.



[그림 2] 시스템 구성도

[Fig. 2] The Structure of System

2,000장의 FACES 데이터 중 주름 뇌졸중 분석을 위한 주름 검출에 적합한 1,000장의 데이터셋을 선정하여 학습 및 평가에 활용하였으며 200명의 환자동영상 데이터를 통해 학습 이미지를 라벨링하여 abnormal 데이터로 활용하였다.

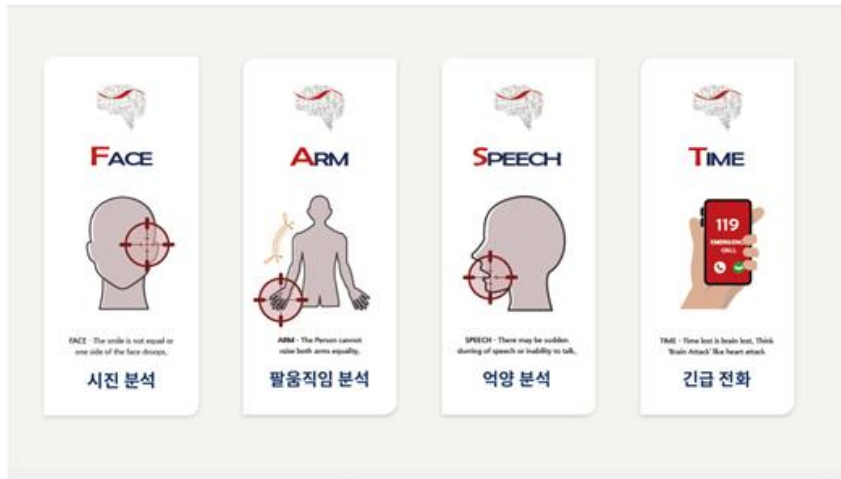
3.3 뇌졸중 진단 가이드라인 기반 시진 분석 모델 설계

뇌졸중 중증도를 평가하는데 있어서 의식, 언어, 동공이상, 안구 마비, 팔의 약화, 안면 마비, 족

저 반사, 감각 손상 등 다양한 Factor들에 대한 가중치를 설정하여 분석 가이드라인을 개발하였다. 이러한 뇌졸중 판단을 위한 가중치 Factor들에 대한 기존 연구를 활용하여 해당 가이드라인을 본 과제에 맞게 수정하여 안면 마비, 안구 마비, 팔의 약화에 대한 가중치를 설정하는 기준으로 설정하였음

3.4 AI 기반 디지털 시진 진단 모델 설계 및 개발

안면 마비, 안구 마비, 팔의 약화에 대한 진단 분석을 종합적으로 판단하여 뇌졸중 초기 증상 판단하며, 기존 선행 연구의 경우 주로 안면 마비 중에서도 좌우 입술의 대칭 정도만을 다루지만, 정확한 뇌졸중 증상을 판단하기 위하여 1)이마 주름, 2)양 볼의 주름, 3)입술의 기울기에 대한 종합적인 정보를 다루며, 추가로 4)안구 동작, 5)팔의 움직임에 대한 정보를 판단하여 정확도를 높인다. 다음 [그림 3]은 제안 시스템의 주요 기능을 나타낸다.



[그림 3] 시스템 주요 기능

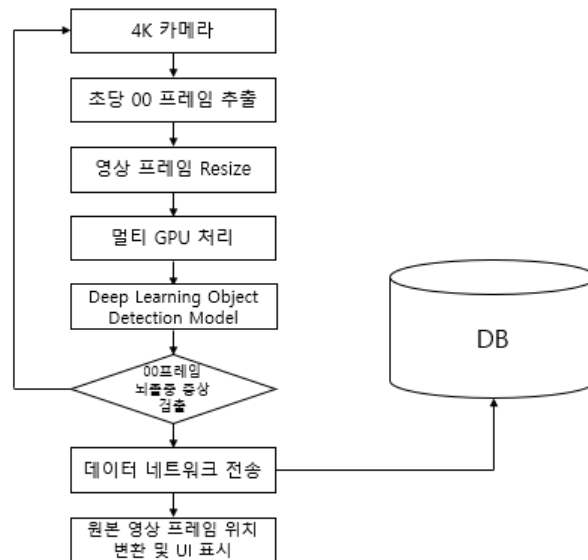
[Fig. 3] The Main Function of System

4 실험 및 결과

본 논문에서 제안된 실험테스트 환경은 다음과 같다. 얼굴 및 팔 동작 영상에서 획득한 영상으로 분석 하며 인공지능으로 학습된 (Object)을 기반으로 뇌졸중 의심을 표시하는 소프트웨어이다. 분석된 결과 값 중 획득된 얼굴 및 팔 동작 영상에서 Object를 검출하여 캡처하는 기능을 지원함으로써 뇌졸중 진단 시 참고 지표로 활용할 수 있다. 4K 카메라로부터 촬영한 영상리스트, 혹은

실시간 웹캠 촬영 영상 중 분석할 영상을 선택합니다. 영상 프레임 중 정면사진, 얼굴 랜드마크, 눈썹과 눈, 입꼬리 및 입술 프레임을 선택하여 스틸 컷을 촬영한다.

실험과정은 뇌졸중 환자의 전조증상 중 하나는 한 쪽 얼굴의 마비로 인해 얼굴의 좌우대칭이 맞지 않는 것이다. 이러한 특징을 이용하여 입력 영상에서 환자와 일반인을 구분하려면 두 집단의 얼굴 데이터베이스에서 특징을 추출하여 차이점을 학습시켜야 한다. 이를 위해 distance 학습과 특징점 학습, 두 가지 방법을 사용했다. 해당 처리 과정은 [그림 4]에 나타내었다.



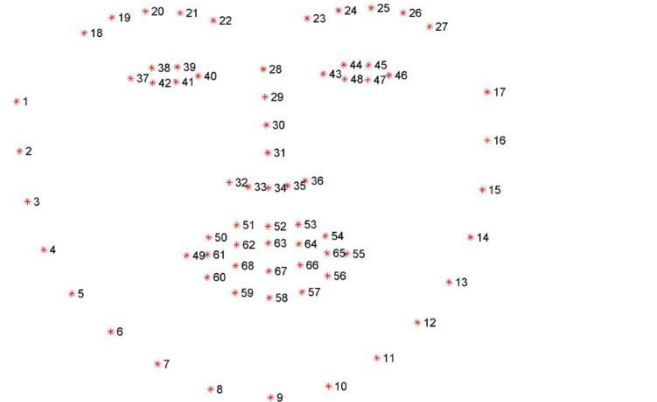
[그림 4] 영상처리 흐름도

[Fig. 4] The Flow of Image Processing

또한 우선 뇌졸중 환자와 일반인 얼굴에서 dlib를 이용하여 얼굴 영역과 69개의 랜드마크를 검출한다. 얼굴 영역에서 이목구비들 사이의 distance를 계산하고 좌우 차이를 비교하여 비대칭 정도를 계산하기 위해 각도와 기울기를 검출해야 한다. 기존 데이터베이스는 얼굴 영역 크기와 그 기울기가 다르기 때문에 검출한 얼굴의 크기와 각도를 정규화하는 전처리 과정을 거쳐야 한다. 이후 회전각을 구하기 위해 왼쪽 끝과 오른쪽 끝 랜드마크의 좌표값을 numpy arctan2 함수를 이용하여 계산한 결과를 회전각으로 저장한다. 이 회전각을 이용하여 이미지를 정렬하기 위해 getRotationMatrix2D 함수를 통해 어파인 변환 행렬을 저장한다. 구한 회전 행렬과 입력 영상을 warpAffine 함수를 이용하여 정렬시켜준다. 각도를 적용하여 회전한 영상에서 다시 랜드마크를 추출한 뒤, 좌우 대칭 분석을 위해 특징을 찾을 수 있을 만한 28개의 distance 값들을 계산한다.

계산한 distance 값들을 유의미한 데이터로 추출하기 위해 좌우 distance를 나누고 비교하여 더

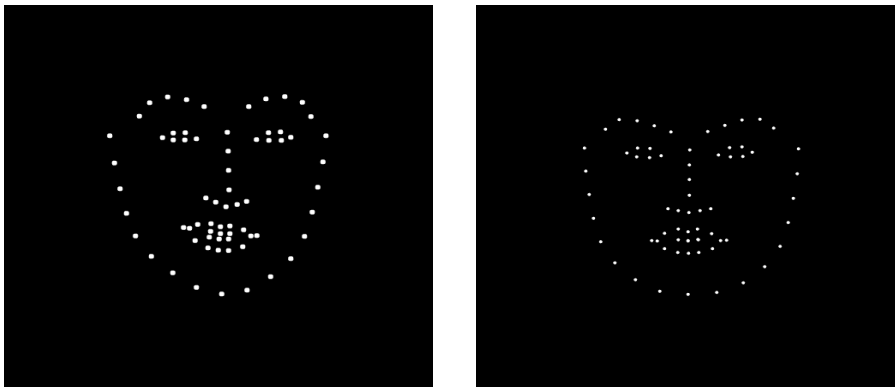
큰 값을 저장하고, 눈썹과 입술의 기울기와 각도 그리고 비율 등을 계산한 값 또한 포함하여 추출한다. 추출한 27개의 데이터를 정규화한 뒤 라벨링 후 CNN 모델로 학습한다. 추출시 사용되는 기준 정보로 얼굴 주요 특징점 정보는 다음 [그림 5] 와 같이 나타낼수 있다.



[그림 5] 얼굴 주요 특징점

[Fig. 5] The Primary Feature point of Face

keras의 convolution2D 레이어를 통해 모델이 직접 이미지의 특징점을 찾게 한다. 이미지 전처리를 위해 2-1 에서 사용한 dlib를 이용하여 얼굴 영역과 랜드마크를 추출하고 그 좌표에 점을 찍어 500x500 사이즈의 이진 영상을 생성한다. 다음 [그림 6]은 비정상과 정상 이진영상 결과값을 나타내었다.

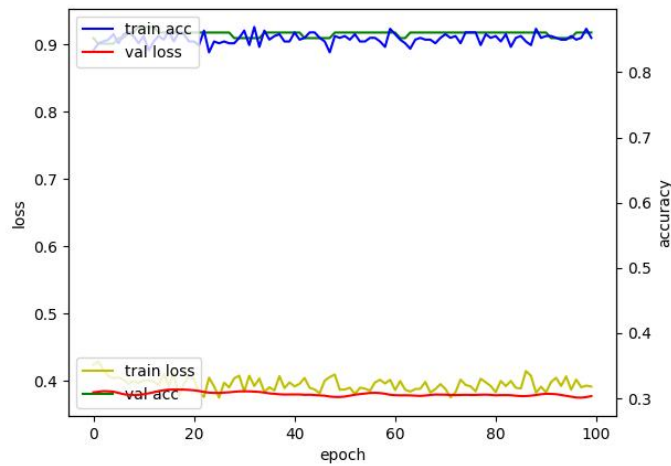


[그림 6] 비정상 이진영상(좌), 정상 이진영상(우)

[Fig. 6] Abnormal Binary Image(Left), Normal Binary Image(Right)

이 이미지를 모델에서 학습시키기 위해 100x100 사이즈의 그레이 스케일 이미지로 변환한다. 이

후 이진 영상을 convolution 레이어가 학습할 수 있도록 배열화하고 각 이미지에 맞는 라벨을 부여한다. 그리고 Distance 학습을 위해 뇌졸중 환자 데이터 605개와 일반인 데이터 725개를 이용하여 학습했다. 학습데이터 분석 결과로 각 epoch가 증가할수록 train 정확도와 validation 정확도가 높은 수치로 안정화되가는 것을 확인하였으며, 이는 [그림 7]에 나타내었다.



[그림 7] 학습데이터 결과 분석

[Fig. 7] Result Analysis of Training Data

또한, 학습 결과와 테스트 결과의 정확도 수치는 [표 1, 2]에서 확인할 수 있다.

[표 1] 학습 결과

[Table 1] Training Result

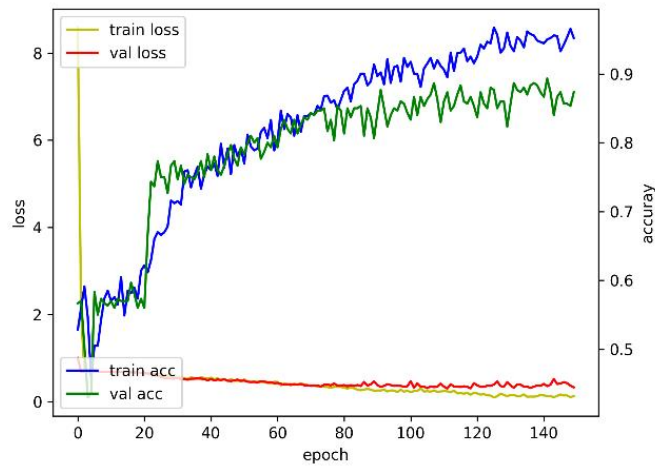
Validation accuracy	Train accuracy
83%	86%

[표 2] 테스트 결과

[Table 2] Test Result

테스트 결과	normal	Abnormal
Dataset	205	201
Accuracy	76%	82%

이어서 랜드마크 이미지 학습에 대해, 테스트 데이터 결과 분석을 수행하였다. 사용된 데이터는 뇌졸중 환자 데이터 496개와 일반인 데이터 678개, 총 1,174개의 데이터를 이용하여 학습했다. 다음 [그림 8]을 통해 각 epoch가 증가할수록 train 정확도와 validation 정확도가 높아짐을 할 수 있다.



[그림 8] 테스트 데이터 결과 분석

[Fig. 8] Result Analysis of Test Data

이후 abnormal 데이터 114개와 normal 데이터 203개를 이용하여 모델을 테스트했다. 결과는 normal 데이터에 대해 87%, abnormal 88%로 검증 정확도와 유사한 결과를 보였다. 해당 결과는 다음 [표 3, 4]에 나타내었다.

[표 3] 학습 결과

[Table 3] Training Result

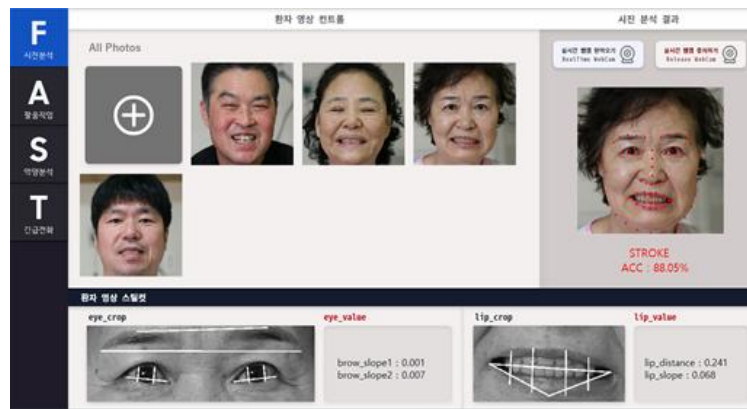
Validation accuracy	Train accuracy
86%	97%

[표 4] 테스트 결과

[Table 4] Test Result

테스트 결과	normal	Abnormal
Dataset	203	114
Accuracy	87%	88%

최종적으로 구현된 뇌졸중 진단 시스템의 화면과 구성은 다음 [그림 9]와 [표 5]에서 확인할 수 있다.



[그림 9] 프로그램 주요 구성

[Fig. 9] The Program of Main Structure

[표 5] 시스템 구성

[Table 5] System Structure

No	항목	설명
1	Operating System	OS: Microsoft Windows 10 이상
2	Hardware (동등사양이상)	CPU 8 core/Memory 32 GB 이상 cudacore 3500 이상 CUDA 9.0이상 1TB SSD 이상
3	Display (동등사양이상)	1920X1080 이상 해상도 지원

5. 결론

본 논문에서는 기존의 뇌졸중 발현 시 골든타임을 놓치는 사례들을 방지하고 웰니스 개인 의료 서비스 방안으로 인공지능 뇌졸중 초기 단계 진단 시스템을 개발하였다. 이를 많은 사용처를 확보하고 보급을 편리하게 하기 위해 인공지능 분석 SW 형태로 개발하여 다양한 하드웨어 제품 등에 탑재 할 수 있도록 하였다. 또한 5G 이동통신 환경에서 클라우드 환경에서 개인 스마트폰에서 촬영한 이미지를 전송받아 대용량 분석 서버를 통해 수초안에 분석 결과를 전송받을 수 있는 서비스를 제공하고자 한다. 또한 네트워크 환경이 제공되지 않는 환경에서는 Portable 전용 4K 시진 카메라를 통해서 딥러닝 분석을 통해 서비스 하고자 한다. 이미 딥러닝 인식 엔진을 포팅할 수 있는 NPU 내장된 모바일 CPU를 통해 구현하였으며 온오프라인 뇌졸중 분석 플랫폼 구축을 완료하여 고령화 사회에서의 고령층 뇌졸중 발현 예측 및 분석 서비스로 사회적 비용을 획기적으로 줄일 수 있는 대표적인 ICT 융합형 차세대 의료기기가 될 것이다.

References

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, A. Rosenfeld, "Face recognition: a literature survey", *ACM Comput. Surv.*, vol. 35, no. 4, December 2003, pp.399-458, doi: 10.1145/954339.954342.
- [2] B. Agrawa, C. Gupta, M. Mandloi, D. Dwivedi, J. Surana, "GPU based face recognition system for authentication", *International Journal of Engineering Development and Research*, vol. 5, May 2017, pp. 931-935.
- [3] C. Xiang, C. Tang, Y. Cai, Q. Xu, "Privacy-preserving face recognition with outsourced computation", *Soft Computing*, vol. 20, no. 9, July 2015, pp. 3735-3744, doi: 10.1007/s00500-015-1759-5.
- [4] L. Introna, D. Wood, "Picturing algorithmic surveillance: The politics of facial recognition systems", *Surveillance & Society*, vol. 2, no. 2, September 2002, pp. 177-198, doi: 10.24908/ss.v2i2/3.3373.
- [5] C. Pagano, E. Granger, R. Sabourin, G. L. Marcialis, F. Roli, "Adaptive ensembles for face recognition in changing video surveillance environments", *Information Sciences*, vol. 286, December 2014, pp. 75-101, doi: 10.1016/j.ins.2014.07.005.
- [6] E. S. Kim, G. Bang, D. Chung, I. J. Ko, "Environment independent hybrid face recognition system using a fixed camera and a PTZ Camera", *Advanced Science and Technology Letters*, vol. 129, October 2016, pp. 196-202, doi: 10.14257/astl.2016.129.39.
- [7] Y. Shen, W. Hu, M. Yang, B. Wei, S. Lucey, T. C. Chou, "Face recognition on smartphones via optimised sparse representation classification", *13th International Symposium on Information processing in sensor networks*, vol. IPSN-14, April 2014, pp. 237-248, doi: 10.1109/IPSIN.2014.6846756.
- [8] S. Haykin, *Neural networks: a comprehensive foundation*, New York: MacMillan, 1994.
- [9] C. Karmonik, T. Boone, R. Khavari, "Data-driven machine-learning quantifies differences in the voiding initiation network in neuro-genic voiding dysfunction in women with multiple sclerosis", *Int Neurourol J*, vol. 23, September 2019, pp. 195-204, doi: 10.5213/inj.1938058.029.
- [10] J. W. Kim, S. J. Kim, J. M. Park, Y. G. Na, K. H. Kim, "Past, present, and fu-ture in the study of neural control of the lower urinary tract", *Int Neurourol J*, vol. 24, September 2020, pp. 191-199, doi: 10.5213/inj.2040318.159.
- [11] J. Nikkola, A. Holm, M. Seppänen, T. Joutsu, E. Rauhala, A. Kaipia, "Re-petitive transcranial magnetic stimulation for chronic prostatitis/ chronic pelvic pain syndrome: a prospective pilot study", *Int Neurourol J*, vol. 24, June 2020, pp. 144-149, doi: 10.5213/inj.1938258.129.
- [12] A. T. Prabhakar, A. S. Iqbal Ahmed, A. Vijaykrishnan Nair, V. Mathew, S. Aaron, A. Sivadasan, et al. "Neural correlates of urinary retention in lateral medullary infarction", *Int Neurourol J*, vol. 23, September 2019, pp. 205-210, doi: 10.5213/inj.1836256.128.
- [13] E. L. Sonnhammer, G. von Heijne, A. Krogh. "A hidden Markov mod- el for predicting transmembrane helices in protein sequences", *Proc Int Conf Intell Syst Mol Biol*, vol. 6, July 1998, pp. 175-182.
- [14] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep learning", *Nature*, vol. 521, May 2015, pp. 436-444, doi: 10.1038/nature14539.