

고령자 뇌졸중 위험 분석을 위한 딥러닝 기반 구음 분석 시스템

Deep Learning-Based Speech Analytics System for Stroke Risk Analysis in the Elderly

김의선¹, 은성종^{2*}

Eui-Sun Kim¹, Sung-Jong Eun^{2*}

요 약

초고령화 사회로 진입한 한국 사회에서의 고령층 심뇌혈관 질환은 전체 사망률 원인 중 2위에 속하는 중요한 질환이 되었다. 뇌졸중 질환은 발현 후 6시간 이내의 골든타임 내 병원에 내원하여 적절한 치료를 받아야 하며, 상시 관리 및 예방이 중요한 질환이다. 이로 인해 뇌졸중은 사전 위험 판단이 중요하며, 이를 지원해주는 기술 개발도 필요한 실정이다. 이에 본 논문은 뇌졸중 질환자의 구음 데이터를 기반으로 말투, 억양 등의 특징을 학습하여, 입력된 구음 데이터의 뇌졸중 위험 여부를 판단해주는 시스템을 개발하였다. 구음 데이터의 특징 분석과 판단 처리에는 MFCC 및 CNN 방법을 사용하였고, 구음 음성 데이터를 기반으로 성능평가 결과 평균 97.9%의 높은 정확도를 도출하였다. 해당 이상 증상 정보는 뇌졸중 위험이 있음을 알려주는 정보로, 환자와 관리 임상자에게 알림 서비스로 공유되어 진다. 향후 연구로는 국내외의 다양한 뇌졸중 환자의 데이터를 추가 학습 및 분석하여, 뇌졸중 알림 서비스 플랫폼의 기술 고도화 및 사업화를 추진하고자 한다.

핵심어 : 뇌졸중, 구음 분석, 딥러닝, 알림 서비스, 질환관리 플랫폼

Abstract

Cerebrovascular disease in the elderly has become an important disease in Korea, ranking second among all causes of mortality. Stroke is a disease that needs to be managed and prevented at all times, and it is important to visit a hospital within the golden time of 6 hours after the onset of stroke to receive appropriate treatment. Therefore, it is important to determine the risk of stroke in advance, and it is necessary to develop technology to support this. In this paper, we developed a system that determines whether a person is at risk of stroke by learning features such as speech tone and intonation based on

¹ Department of Media, Soongsil University, Seoul, Korea [Researcher]
e-mail: sun@blaubit.co.kr

² Digital Health Industry Team, National IT Industry Promotion Agency, Jincheon, Korea [Deputy Director]
e-mail: sjeun@nipa.kr (Corresponding Author)

※ 본 논문은 2023년도 범부처의료기기사업단의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임 (No. KMDF_PR_202009 01 0188-01, 고령층 신경질환 및 정신질환 모니터링 기술 개발).

※ 해당 연구는 가천대 길병원 IRB 승인을 통해 수행되었음 (approval number: GAIRB2021-483).

Received(May 7, 2023), Review Result(1st: May 27, 2023), Accepted(June 12, 2023), Published(June 30, 2023)



© 2023 The Authors. Published by NCISS.
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/>.

spoken data of stroke patients. MFCC and CNN methods were used for feature analysis and judgment processing of spoken data, and a high accuracy of 97.9% was obtained as a result of performance evaluation based on spoken clinical data. The abnormal symptom information is shared with patients and managing clinicians as a alert service, which indicates the risk of stroke. In future research, we plan to further learn and analyze data from various stroke patients at home and abroad, and to advance the technology and commercialization of the stroke alert service platform.

Keyword : Stroke, Speech Analysis, Deep-learning, Alert Service, Disease Management Platform

1. 서론

초고령화 사회로 진입한 한국 사회에서의 고령층 심뇌혈관 질환은 전체 사망률 원인중 2위에 속하는 중요한 질환이 되었고 이로 인해 사회적 비용이증가하고 있는 추세이다 [1-9]. 뇌졸중 환자의 발병 후 환자 본인 및 환자 가족들에게 있어 후유증으로 인한 부담이 상당하다. 뇌졸중 질환 발현 후 6시간 이내의 골든타임 내 병원 내원하여 적절한 치료를 받은 환자라도 미비한 신체적 장애와 인지적 장애를 상단 기간 감수하며 재활치료를 받아야 한다. 또한 골든타임을 놓친 뇌졸중 환자중 많은 생존자에게 초기 단계 환자보다 더 심각하고 다양한 후유장애를 겪게 하여 주변 가족 전체에게 삶의 질을 저하시키는 요인을 제공한다. 뇌졸중 후유증은 운동기능 장애, 인지기능 장애, 언어 기능 장애, 우울 장애등 다양한 경증증 단계로 나타날 수 있다.

이러한 뇌졸중의 다양한 후유증을 방지하기 위해서는 만성질환 환자의 수를 줄이고 최소한의 뇌졸중 발현 환자를 위해서 뇌졸중 초기 단계에서 빠르고 정확하게 증상분석을 제공할 수 있는 알람 SW 제공이 필요하다. 이에 본 논문은 뇌졸중 질환자의 구음 데이터를 기반으로 말투, 억양 등의 특징을 학습하여, 입력된 구음 데이터의 뇌졸중 위험 여부를 판단해주는 시스템을 개발하였다. 도출된 해당 이상 증상 정보는 뇌졸중 위험이 있음을 알려주는 정보로, 환자와 관리 임상의에게 알림 서비스로 공유되어 진다. 이를 통해 뇌졸중 질환의 사전 위험을 방지할 수 있도록 설계되었다. 구음 데이터의 특징 분석과 판단 처리에는 딥러닝 기반의 인공지능 기술을 적용하였고, SW의 성능과 검증을 위해 병원의 임상데이터를 활용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 연구배경으로 디지털 치료제 서비스의 위치와 뇌졸중 언어재활치료 대상으로 디지털 치료제의 적용 가능성 등을 살펴본다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 뇌졸중 구음 분석 시스템에 대해 자세하게 기술한다. 4장에서는 시스템의 성능 평가, 그리고 마지막으로 5장에서는 결론에 대해 기술하고 본 연구가 갖는 한계점 및 향후 연구에 대하여 기술한다.

2. 관련 연구

본 장에서는 제안 시스템인 고령자 뇌졸중 위험분석 시스템과의 유사 연구 사례와 이에 따른

필요성에 대해 서술한다.

2.1 디지털 치료제 현황 및 필요성

디지털 헬스케어 기술 중에서도 단순 건강관리가 아닌 질병의 예방, 관리, 치료가 가능한 디지털 치료제(Digital Therapeutics, DTx)는 미래 건강 관리 서비스에서 핵심적인 역할을 할 것이다. 디지털 치료제는 SW 특성상 기존의 치료제 대비 독성 및 부작용이 적고 일반 의약품과 같은 제조, 운반, 보관을 요하지 않아 저렴한 비용으로 대량 공급이 용이 하여 의료 비용을 낮출 수 있다. 소수의 의사가 물리적, 시간적 한계와 무관하게 많은 수의 환자를 관리할 수 있어 건강보험 재정 및 의료공급 부족, 지역적 편재 등의 문제를 일부 보완도 가능하다. 이러한 디지털 치료제는 정신질환, 만성질환 등에서 대면 진료를 일부 대체하여 감염우려를 줄일 수 있어 최근 코로나 19 상황에서 주목 받고 있다.

최근 미국, 영국 등 선진국들은 정신질환 관련 디지털 치료제의 규제 완화 또는 국가 의료보험 적용을 시작하였으며, 한국도 관련 제도를 마련하고 있다. 2020년 8월 27일 디지털 치료기기 정의와 판단기준 등을 담은 허가·심사 가이드 라인을 발간하는 등 디지털 치료제 시장 확대에 대응하기 위한 제도를 준비중이다. 국내는 ICT와 제약, 바이오 기술등에 우수한 경쟁력을 보유하고 있어 관련 제도가 마련됨에 따라 향후 관련 산업 분야의 높은 성장이 예상된다.

2.2 뇌졸중 분야 디지털 치료제 적용 가능성

디지털 치료제는 일련의 디지털 자극으로 환자의 행동이나 라이프 스타일을 바꾸고, 그 결과로 얻어진 데이터를 수집, 분석하는 등의 기능을 하는 일종의 소프트웨어 치료제이다.

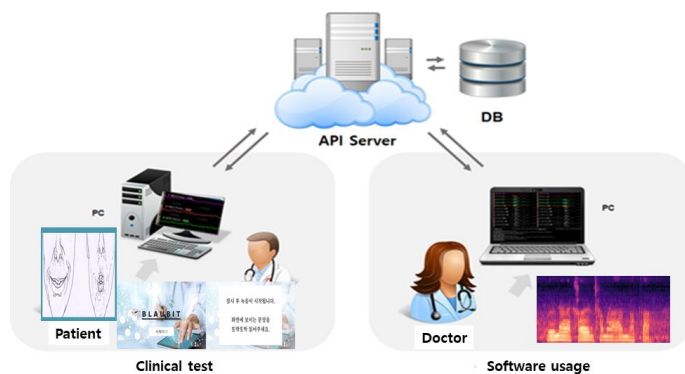
현재 정신질환, 만성질환 등 행동이나 습관 변화와 관련된 다음과 같은 분야에 디지털 치료제의 적용 대상이 점차 확대되고 있다. 예로, Akili Interactive Lab의 EndeavorRx(AKL-T01)은 소아 ADHD 치료용 비디오게임으로 특정 신경회로에 선택적으로 자극을 가하는 방식으로 작동되어 서비스되고 있다. 그리고 Big Health에서 개발하고 있는 Sleepio는 부정적 생각, 침실 상태, 라이프스타일 등 수면에 영향을 주는 요소와 수면 스케줄 등을 관리하는 어플리케이션으로 6단계로 구성된 치료 서비스를 제공한다. 그 외에도 Voluntis, LifeSemantics의 암 질환 관리, Cognoa의 소아 행동 건강관리, Omada Health, Noom, WellDoc의 당뇨병 등 만성질환 예방과 관리, MedRhythms의 운동·언어·인지기능 장애에 대한 음악치료 등 다양한 디지털 치료제가 활발하게 개발되고 있다.

뇌졸중 분야 역시 디지털 치료제의 연구 개발이 활발하다. 주로 언어 재활 분야 쪽에 다양한 디지털 치료제들이 연구되어오고 있으며, 이는 후유증에 대한 관리가 중요한 부분임을 말하고 있다. 본 논문에서는 이러한 디지털 치료제의 기능 중, 질환 예방 분야에 중점을 두어 위험 분석 시스템

개발쪽으로 제안하게 되었다. 기존의 질환 치료가 중심이었다면, 제안 방법은 현 상태를 분석하여 위험 여부를 도출해 사전에 뇌졸중의 위험을 방지하고자 위함이다. 이를 통해 기존 치료 위주의 디지털 치료제와 함께 사용할 수 있게 고안하였으며, 본 시스템을 통해 모니터링 피드백을 제공할 수 있도록 하여 보다 개인 맞춤형으로 질환 관리가 가능하게끔 제안하였다. 다음 장에선 제안 시스템 내용에 대해 자세하게 알아본다.

3. 딥러닝 기반의 뇌졸중 위험 분석 시스템

본 논문은 고령자의 뇌졸중 위험을 사전에 확인할 수 있게 하기 위해, 딥러닝 기반의 뇌졸중 위험 분석 시스템을 개발하였다. 시스템의 전체 처리는 사용자의 특정 문장 형식의 음성을 획득한 후, 이를 학습 및 분석하여 뇌졸중의 위험 여부를 판단하는 과정으로 되어 있다. 전체 처리 과정에 세부적으로 음성 데이터의 전처리, 특징 추출, 딥러닝 기반의 분석, 도출된 결과값의 전송 및 피드백 등의 상세 단계들이 포함되어 진다. 이는 고령자 뇌졸중 위험 분석을 위한 구음 분석 시스템의 전체 구성으로 설명할 수 있으며, 결과값은 사용자와 관련 임상자에게 공유할 수 있는 시스템 단위의 개발을 수행하였다. 다음 [그림 1]은 뇌졸중 위험 분석 SW와 임상시험 작업을 연계하여 구성한 전체 시스템 컨셉을 나타낸다.



[그림 1] 뇌졸중 위험 분석 시스템 연계도

[Fig. 1] Stroke Risk Analysis System Linkage

본 시스템을 설명하고자 학습 데이터 구축, 뇌졸중 위험 분석 기술 개발, 환자 관리 시스템 구축의 내용으로 설명한다.

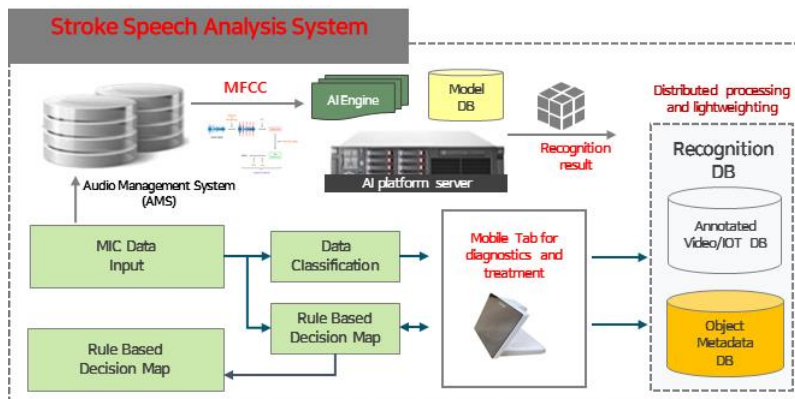
3.1 학습 데이터 구축

학습 데이터 구축을 위해 정상 음성 데이터와 뇌졸중 환자 데이터의 음성 데이터를 확보한다.

방법은 오디오 마이크를 통해 일반인 및 뇌졸중 환자에게 특정 문장 형식을 제시하면 이를 음성으로 표현하고 이를 오디오 데이터 형식으로 저장한다. 해당 음성 데이터는 최소한의 손실을 유지하기 위해 압축하지 않고 원음 형태로 저장하며, 300명의 임상 환자의 음성 데이터 중 특정 유형의 문장을 처음부터 끝까지 발음한 200명의 임상 환자 데이터 셋을 필터링하여 학습 및 평가에 활용하고, 200명의 환자 음성 데이터를 통해 학습 데이터에 라벨을 지정하여 이상(Negative) 데이터로 활용한다.

3.2 뇌졸중 위험 분석 기술 개발

고령자의 뇌졸중 위험도를 예측하기 위해 뇌졸중 환자의 음성을 학습하고, 최종 판단하는 기술을 개발한다. 이는 딥러닝 기반의 인공지능 기술을 활용하였고 향후 뇌졸중 언어장애 진단 및 치료에 활용될 수 있도록 설계하였다. 해당 기술의 처리 과정은 모바일 앱을 통해 입력된 음성 데이터를 기반으로 이상 여부를 판단하고, 결과를 사용자와 관련 전문의에게 공유하는 과정으로 진행된다. 인식된 결과는 별도의 인식 DB로 정리되어 최종 분석 엔진의 분산 처리 및 경량화에 적용되어 재학습을 위한 환경을 고성하였다. 다음 [그림 2]는 이러한 뇌졸중 위험 분석 시스템의 구성도를 나타낸다.



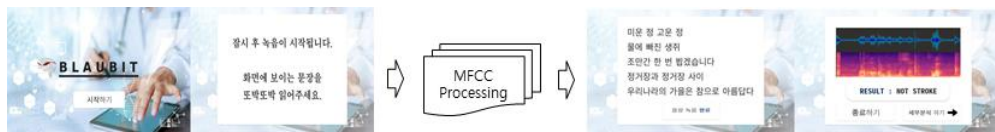
[그림 2] 뇌졸중 위험 분석 시스템 구성도

[Fig. 2] Stroke Risk Analysis System Block Diagram

뇌졸중의 위험 정도를 평가할 때 환자의 이상 증상에 대한 다양한 가중치 설정이 필요하기에, 기존 뇌졸중 진단에 대한 임상적 기준을 본 SW에 맞게 수정한다. 해당 과정은 질환자의 데이터, 즉 정답데이터 학습을 통해 도출된 결과를 비교하여 최적의 파라미터를 찾는 과정으로 처리되어 진다.

본 연구에서는 개별 뇌졸중 위험을 판단하기 위한 학습 모델을 구축하고, 임상 환자의 음성 학

습 DB를 활용하여 개별 증상만 가지고도 뇌졸중 여부를 판별할 수 있도록 한다. 다음 [그림 3]은 제안 시스템의 처리과정 개념을 나타내었다.



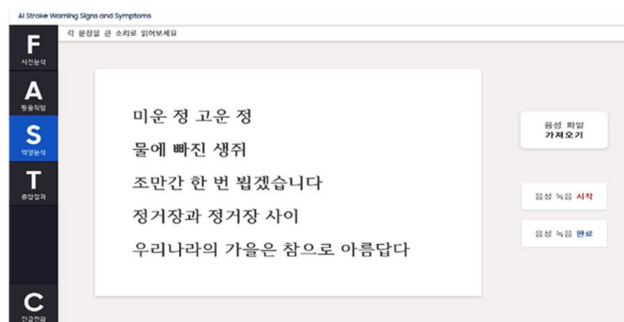
[그림 3] 뇌졸중 위험 분석 시스템 처리과정

[Fig. 3] Stroke Risk Analysis System Process

뇌졸중의 위험 분석을 하는 주요 기술은 CNN(Convolutional neural network) 기술 [10-15]을 통해 입력된 사용자 음성 분석을 수행하고, 위험 요소로 판단되는 이상 영역을 분류하게 된다. 이에 대한 분류 정확도를 위해 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient) 알고리즘을 사용하여 보다 고유한 특징 추출과 학습을 수행하고자 하였으며, 이를 통해 개인 맞춤형 위험 분석을 가능하게 하였다.

3.3 뇌졸중 환자 관리를 위한 시스템 개발

뇌졸중 환자를 체계적이고 효율적으로 관리할 수 있게 사용성이 좋은 웹 기반(HTML5)의 뇌졸중 관리 시스템을 개발하였다. 해당 시스템은 총 3단계에 걸쳐 DB 개발, 백엔드 개발, 클라이언트 개발의 3단계로 진행되었다. 클라이언트는 활용 프로그램 간 전환 속도를 최적화하기 위해 Angular JS 프레임워크를 사용하였고, 백엔드는 Firebase를 사용해 구성했으며, DB는 NoSQL 기반 문서화 방식으로 저장하였다 [16-19]. 실제 학습된 데이터는 향후 효율적인 알고리즘 개선을 위해 컨트롤 군과 환자 군을 분류하여 구축하였다. 또한 관련 임상의에게 알림 서비스 및 정보 조회가 가능하게끔 하기위해 병원 EMR 시스템과의 연계로 조회 기능 부분을 개발하였다. 다음 [그림 4]는 최종 개발된 고령자 뇌졸중 위험 분석 시스템의 사용자 화면을 나타내었다.



[그림 4] 뇌졸중 위험 분석 시스템 사용자 화면

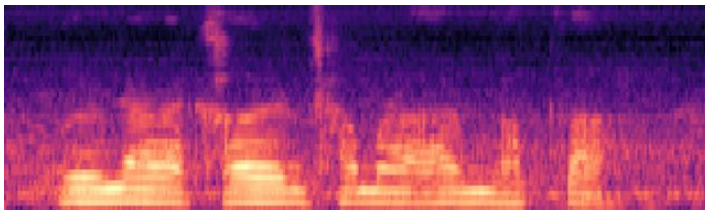
[Fig. 4] Stroke Risk Analysis System User Interface

4. 성능평가

본 논문에서 개발된 뇌졸중 위험 분석 시스템의 개발의 평가 과정은 다음과 같습니다. 먼저 성능평가를 위한 데이터의 획득과 전처리를 수행한다. 데이터 획득은 정상 데이터와 환자 데이터의 획득, 분석을 위한 특징 추출 과정을 담고 있다. 그리고 추출된 학습 데이터와 평가 데이터의 정확도를 도출하는 과정으로 처리되어지며, 이는 다음 단계별로 설명하고자 한다.

4.1 평가 데이터 처리

성능 평가를 위해 먼저 데이터 수집 및 처리를 수행합니다. 데이터 입력 및 분석, 결과 표시, DB 전송으로 구성된다. 저장된 음성 데이터는 MFCC 알고리즘을 사용하여 특징 벡터화되고, 비교군 DB를 구축하기 위해 정상인의 특정 문장을 동일하게 제시하여 정상인의 음성 데이터를 획득한다. 마찬가지로 임상 환자와 동일한 전처리 과정을 수행하여 특징을 벡터화한다. 이후 CNN 학습 알고리즘을 사용하여 뇌졸중 위험 분석 결과값을 도출하게 된다. 다음 [그림 5]는 입력된 음성 데이터를 기반으로 특징 벡터화 과정을 거친 결과인 MFCC 알고리즘의 주요 특징 스펙트럼 형태를 나타내었다.

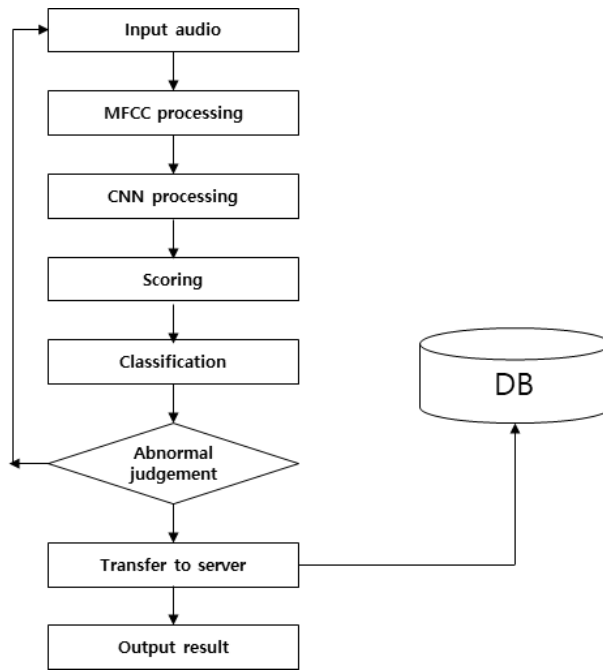


[그림 5] MFCC 알고리즘 특징 스펙트럼(예시)

[Fig. 5] MFCC algorithm feature spectrum(example)

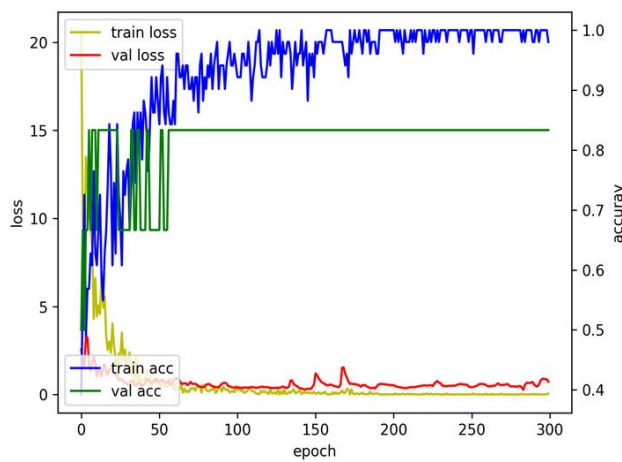
추출된 두 그룹(양성, 음성)의 특징 데이터의 차이를 학습하고 실시간 음성 데이터에서 환자와 정상인을 구분하기 위해서는 두 그룹의 음성 데이터베이스로부터 특징을 추출하고 그 차이를 학습해야 한다. 이를 위해 수행하는 부분이며, 이후 CNN 학습 알고리즘을 사용하여 뇌졸중 위험 분석 결과값을 도출하게 된다. 다음 [그림 6]은 성능 평가를 위한 전체적인 데이터 처리 흐름도를 나타낸다.

해당 개발 시스템을 통해 고령자의 뇌졸중 위험 요소를 사전에 파악하여 알림 서비스를 제공할 수 있으며, 해당 사용자의 결과 값을 DB에 저장하여 재학습에 활용되어 진다.



[그림 6] 성능평가를 위한 데이터 처리 흐름도
[Fig. 6] Data Processing Flow for Performance Evaluation

4.2 성능 평가



[그림 7] 학습 데이터 결과 그래프
[Fig. 7] Training Data Results Graph

제안 시스템의 성능을 평가를 위해 학습 데이터의 검증 정확도와 훈련 정확도를 도출한다. 이후

비정상 데이터와 정상 데이터를 입력해 분석 모델을 적용한 후 결과를 테스트한다. 먼저 학습 데이터의 결과를 분석하는데, 비정상 데이터 200개와 정상 데이터 200개, 총 400개의 데이터를 통해 진행하였다. 진행시 모델의 파라미터는 Epoch = 300, batch_size = 5의 파라미터로 학습시켰으며, 다음 [그림 7]은 학습 데이터 결과 분석 그래프, 다음 [표 1]는 결과 수치를 나타내었다.

[표 1] 학습 결과

[Table 1] Training Result

Validation Accuracy	Train Accuracy
0.83	0.99

이후 비정상 데이터 30개와 정상 데이터 30개를 실시간으로 처리하여 분석 모델을 테스트하였고, 그 결과 정상 데이터는 97.7%, 비정상 데이터는 98.2%로 높은 테스트 정확도를 확인할 수 있었다. 이는 다음 [표 2]를 통해 최종 테스트 결과를 나타낸다.

[표 2] 테스트 결과

[Table 2] Test Result

Validation Accuracy	Normal	Abnormal
Dataset	30	30
Accuracy	97.7	98.2

일부 테스트 결과가 안좋은 False positive 케이스들이 존재하는데, 해당 부분은 뇌졸중 환자의 구음 데이터 특징이 적거나, 전처리 시 MFCC의 구간 선택 등 학습의 과정에서 보완이 필요한 부분이 확인되었다. 이를 위해 Data augmentation의 추가 보완과 MFCC의 고도화 등 다양한 학습 데이터 구축을 통해 해결할 수 있을 것으로 사료된다.

4. 결론

뇌졸중 질환은 발현 후 6시간 이내의 골든타임 내 병원 내원하여 적절한 치료를 받은 환자라도 미비한 신체적 장애와 인지적 장애 등 재활관리가 필요한 질환이다. 또한 골든타임을 놓친 뇌졸중 환자 중 많은 생존자에게 초발 단계 환자보다 더 심각하고 다양한 후유장애를 겪게 하여 주변 가족 전체에게 삶의 질을 저하시키는 요인이 된다. 그만큼 중요하고 위험 관리가 필요한 질환이라고 사료되며, 이를 위한 다양한 IT 기술의 적용의 필요성이 점차 증대되고 있다.

이를 위해 본 논문에서는 뇌졸중 환자의 사전 위험을 확인하기 위하여, 구음 분석을 통해 뇌졸중의 위험 여부를 판단, 지원해주는 시스템을 개발하였다. 제안 방법에서 사용한 딥러닝 기술은

CNN 기반의 학습 방법을 활용하였고, 정상과 비정상의 구음 패턴 분석을 위해 MFCC를 전처리에 활용하여 인식의 정확도를 높이하고자 하였다. 뇌졸중 진단 가이드라인 기반의 학습 데이터를 구축하였으며, 설계시 사용한 팩터들은 뇌졸중 증증도의 평가 임상 기준을 입력 값으로 하여 개발하였다. 개발된 SW의 정확도 평가를 위해 400개의 학습 데이터와 60개의 평가 데이터를 구축하여 진행하였다. 이에 대한 결과로 정상 데이터의 경우 97.7%, 비정상 데이터의 경우 98.6%가 도출되어 비교적 높은 정확도를 확인할 수 있었다. 일부 정확도가 낮은 케이스의 경우, 구음 특징의 학습이 부족한 것으로 사료되어 False positive가 도출되는 경우가 발생하였다. 이를 위해 좀더 다양한 케이스의 학습 데이터 보완이 필요한 상황이다.

향후 연구로는 뇌졸중 위험 분석의 정확도를 높이기 위하여, 국내외 다양한 뇌졸중 환자의 구음 데이터 확보와 추가 학습을 진행 예정이며, 이에 맞는 최적 파라미터를 구하고자 한다. 지속적인 DB 확장 후 기술 고도화와 제품 사업화 등을 진행하고자 한다. 초고령화 사회로 진입한 현대사회에서 만성질환을 기저질환으로 가진 인구가 증가하고 뇌졸중이라는 심각한 후유증을 유발하는 질환에 대해서 디지털 치료제로 적용하기에 필요하고 의미가 있다고 사료된다. 또한 이를 기반으로 클라우드 기반의 모바일 서비스까지 확장한다면 환자의 사용성 증대 뿐만 아니라, 사회적 비용까지 절감할 수 있을 것으로 기대한다.

References

- [1] J. Y. Kim, K. Kang, J. Kang, J. Koo, D. H. Kim, B. J. Kim, H. J. Bae, "Executive summary of stroke statistics in Korea 2018: a report from the Epidemiology Research Council of the Korean Stroke Society", *Journal of stroke*, vol. 21, no. 1, December 2019, pp. 42, doi: 10.5853/jos.2018.03125.
- [2] Y. S. Kim, S. S. Park, H. J. Bae et al. "Stroke awareness decreases prehospital delay after onset of acute ischemic stroke in Korea", *BMC Neurology*, vol. 11, January 2011, pp. 1-8, doi: 10.1186/1471-2377-11-2.
- [3] K. S. Hong, et al, "Stroke statistics in Korea: part II stroke awareness and acute stroke care, a report from the Korean Stroke Society and Clinical Research Center for Stroke", *Journal of stroke*, vol. 15, no. 2, May 2013, pp. 67-77, doi: 10.5853/jos.2013.15.2.67.
- [4] T. H. Park, et al. "Identifying target risk factors using population attributable risks of ischemic stroke by age and sex", *Journal of stroke*, vol. 17, no. 3, September 2015, pp. 302-311, doi: 10.5853/jos.2015.17.3.302.
- [5] J. W. Kim, et al. "Prevalence and risk factors of elevated alanine aminotransferase among Korean adolescents: 2001-2014", *BMC Public Health*, vol. 18, no. 1, May 2018, pp. 1-8, doi: 10.1186/s12889-018-5548-9.
- [6] J. Chae, M. Y. Seo, S. H. Kim, M. J. Park, "Trends and risk factors of metabolic syndrome among Korean adolescents, 2007 to 2018", *Diabetes & Metabolism Journal*, vol. 45, no. 6, March 2021, pp. 880-889, doi: 10.4093/dmj.2021.0367.
- [7] K. S. Hong, O. Y. Bang, D. W. Kang, K. H. Yu, H. J. Bae, J. S. Lee, B. W. Yoon, Stroke statistics in

- Korea: part I. Epidemiology and risk factors: a report from the Korean stroke society and clinical research center for stroke. *Journal of stroke*, vol. 15, no. 1, January 2013, pp: 2-20, doi: 10.5853/jos.2013.15.1.2.
- [8] N. Kamal, S. Sheng, Y. Xian, R. Matsouaka, M. D. Hill, D. L. Bhatt, E. E. Smith, "Delays in door-to-needle times and their impact on treatment time and outcomes in get with the guidelines-stroke", *Stroke*, vol. 48, no. 4, February 2017, pp. 946-954, doi: 10.1161/STROKEAHA.116.015712.
- [9] B. R. Gaidhani, R. R. Rajamenakshi, S. Sonavane, "Brain stroke detection using convolutional neural network and deep learning models", In 2019 2nd International conference on intelligent communication and computational techniques (ICCT), September 28-29, 2019, pp. 242-249, doi: 10.1109/ICCT46177.2019.8969052.
- [10] E. S. Kim, J. M. Heo, S. J. Eun, J. Y. Lee, "Development of early-stage stroke diagnosis system for the elderly neurogenic bladder prevention", *International Neurourology Journal*, vol. 26(Suppl 1), February 2022, pp. 76-82, doi: 10.5213/inj.2244030.015.
- [11] C. L. Chin, B. J. Lin, G. R. Wu, T. C. Weng, C. S. Yang, R. C. Su, Y. J. Pan, "An automated early ischemic stroke detection system using CNN deep learning algorithm", In 2017 IEEE 8th International conference on awareness science and technology (iCAST), November 8-10, 2017, pp. 368-372, doi: 10.1109/ICAwST.2017.8256481.
- [12] B. M. S. Elbagoury, L. Vladareanu, V. Vlădăreanu, A. B. Salem, A. M. Travediu, M. I. Roushdy, "A Hybrid Stacked CNN and Residual Feedback GMDH-LSTM Deep Learning Model for Stroke Prediction Applied on Mobile AI Smart Hospital Platform", *Sensors*, vol. 23, no. 7, March 2023, pp. 3500, doi: 10.3390/s23073500.
- [13] I. R. Chavva, A. L. Crawford, M. H. Mazurek, M. M. Yuen, A. M. Prabhat, S. Payabvash, K. N. Sheth, "Deep learning applications for acute stroke management", *Annals of Neurology*, vol. 92, no. 4, July 2022, pp. 574-587, doi: 10.1002/ana.26435.
- [14] G. Fang, Z. Huang, Z. Wang, "Predicting ischemic stroke outcome using deep learning approaches", *Frontiers in Genetics*, vol. 12, January 2022, pp. 2759, doi: 10.3389/fgene.2021.827522.
- [15] V. Bijalwan, V. B. Semwal, G. Singh, T. K. Mandal, "HDL-PSR: Modelling spatio-temporal features using hybrid deep learning approach for post-stroke rehabilitation", *Neural Processing Letters*, vol. 55, no. 1, January 2023, pp. 279-98, doi: 10.1007/s11063-022-10744-6.
- [16] H. Wang, Z. Wu, S. Ma, S. Lu, H. Zhang, G. Ding, S. Li, "Deep learning for signal demodulation in physical layer wireless communications: Prototype platform, open dataset, and analytics", *IEEE Access*, vol. 7, March 2019, pp. 30792-30801, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2903130.
- [17] Y. Wang, M. Liu, J. Yang, G. Gui, "Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 4, February 2019, pp. 4074-4077, doi: 10.1109/TVT.2019.2900460.
- [18] W. Chen, X. Lei, R. Chakraborty, S. C. Pal, M. Sahana, S. Janizadeh, "Evaluation of different boosting ensemble machine learning models and novel deep learning and boosting framework for head-cut gully erosion susceptibility", *Journal of Environmental Management*, vol. 284, January 2021, pp. 112015, doi: 10.1016/j.jenvman.2021.112015.
- [19] M. Subramaniam, K. S. Lee, S. J. Park, S. N. Min, "Development of Mobile Application Program for Stroke Prediction Using Machine Learning with Voice Onset Time Data", In *HCI International 2020-Posters: 22nd International Conference, HCII 2020, Copenhagen, Denmark, July 19-24, 2020*, pp. 670-675, doi: 10.1007/978-3-030-50726-8_87.