웹 기반 화상채팅 및 AI 분석을 통한 치매 조기 진단 및 예방 서비스 구현

김지헌*, 김영운, 이협건 ¹한국폴리텍대학 서울강서캠퍼스 빅데이터과

000224kjh@gmail.com, luckkim@kopo.ac.kr, hglee67@kopo.ac.kr

요 약

본 논문은 고령화로 인해 급증하는 치매 환자 수에 대응하기 위한 웹 기반 화상채팅을 통한 치매 조기 진단 및 예방 서비스를 제안한다. 이 서비스는 WebRTC 를 이용해 노인과 돌봄 제공자 간의 영상 데이터를 수집하고, AI 기반 분석 모델로 치매 초기 징후를 감지한다. 이를 통해 제안하는 서비스는 치매를 조기에 발견함으로써 관리 비용 절감을 목표로 하며, 생성형 AI를 활용한 예방 퀴즈와 관련 정보를 제공하여 치매 예방에도 기여한다. 서비스는 데이터 수집, 저장, 분석, 시각화의 4단계로 구성되며 최신 기술을 활용해 효율적이고 정확한 치매 진단을 지원한다. 제안하는 서비스는 향후 서비스의 확장성과 모델의 정확성을 높이기 위한 추가적인 연구와 개선이 필요하다.

1. 서론

대한민국은 빠르게 고령화되고 있으며, 치매 환자수 또한 증가하고 있다. 중앙치매센터의 '대한민국 치매 현황 2023' 보고서에 따르면, 65세 이상 노인 인구의 급격한 증가는 치매 환자 수 증가로 이어진다. 치매는 조기 발견과 관리가 매우 중요한 질병으로, 경증에서 중증으로 진행될수록 관리 비용이 기하급수적으로 증가한다. 따라서 조기 진단이 필수적이다. [1]

현재 치매 상담 콜센터는 전화 상담을 통해 환자와 그 가족에게 중요한 지원을 제공하고 있지만, 유선 상담은 인력과 시간, 통화 한계로 인해 치매의 조기 발견과 지원에 제한이 있다. 이에 따라 보다 효과적인 치매 조기 진단 및 예방 서비스가 필요한 상황이다.

이에 본 논문에서는 웹 기반 화상 채팅 및 AI 분석을 통한 치매 조기 진단 및 예방 서비스를 제안한다. 제안하는 서비스는 WebRTC 기술을 이용하여 노인과 돌보미 간의 영상 통화 데이터를 수집하며, 수집된 데이터는 Kafka, Logstash 및 Elasticsearch를 통해저장한다. 저장된 데이터는 정상 이상 분류 모델을통해 분석되며, 이를 통해 치매 징후를 조기에 발견할 수 있다. 또한 제안하는 서비스는 생성형 AI를활용하여 치매 예방 퀴즈 및 치매 관련 시설에 대한 정보를 제공함으로써 치매 환자와 그 가족들에게 실질적인 도움을 제공하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 제안하는 서비스의 제안 배경을 살펴본다. 3 장에서는 제안하는 서비스의 구현 과정을 상세히 설명하며, 4 장에

서는 결론과 함께 서비스의 기대 효과 및 향후 발전 방향을 제시한다.

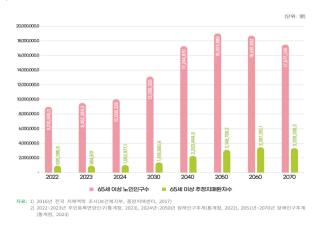
2. 제안 배경

본 장에서는 서비스 제안의 배경을 분석하고, 이를 바탕으로 서비스의 목표를 명확히 제시하고자 한다.

2.1 증가하는 노인 인구 및 치매 노인

본 절에서는 증가하는 노인 인구 및 치매 노인에 대한 통계를 살펴본다.

[그림 1]은 연도 별 추정 치매 환자 현황을 나타낸 다.



[그림 1] 연도 별 추정 치매 환자 현황

[그림 1]은 중앙치매센터에서 발간한 '대한민국 치매 현황 2023' 보고서에 수록된 자료로, 65 세 이상 노인 인구의 증가에 따라 추정되는 치매 환자의 수는 증가할 것으로 예측하고 있다. 노인 인구 및 치매 환자의 증가는 노년부양비와 치매 관리 비용의 증가를 초래하며, 이는 사회 전반에 걸쳐 경제적 부담을 가중시킬 것으로 보인다.

2.2 치매 조기 진단의 필요성과 새로운 진단 도구

본 절에서는 치매의 진행 단계에 따른 관리 비용 및 치매 상담 콜센터 이용 이유에 대한 통계를 살펴 본다. [그림 2]는 치매의 진행에 따른 관리 비용을 나 타낸다.

			(단위: 만원)
중증도	2010년 기준 관리비용(A)	총 관리비용의 중증도별 상대가중치(B=A/1,851)	2022년 관리비용 (C=B*2,220)
최경도(CDR=0.5)	1,351	0.730	1,620
경 도(CDR=1)	1,584	0.856	1,899
중등도(CDR=2)	2,341	1.265	2,807
중 증(CDR≥3)	2,902	1.568	3,480

- 산출: 1) 총관리비용의 중증도별 상대가중치=2010년 기준 관리비용/1,851만원
- 2) 2022년 관리비용=총관리비용의 중증도별 상대가중치*2,220만원
 자료: 치매노인실태조사(보건복지부·분당서울대병원, 2011)를 바탕으로 중앙치매센터 재산출

[그림 2] 치매 진행 단계에 따른 관리 비용

[그림 2]는 중앙치매센터에서 발간한 '대한민국 치매 현황 2023' 보고서에 수록된 자료로, 최경도, 경도, 중등도, 중증 치매에 따른 관리 비용을 나타낸 통계이다. 치매는 그 진행 정도에 따라 관리 비용의 부담이 증가하는 경향이 있다. 최경도 치매와 중증 치매간의 관리 비용 차이는 1,860 만 원에 이르며, 경도치매와 중등도 치매 간의 관리 비용 차이는 약 900만 원에 달한다. 이러한 결과는 치매를 조기에 진단할수록 관리 비용을 절감할 수 있는 가능성이 있음을 시사한다. [2]

[그림 3]은 중앙치매센터 치매 상담 콜센터 현황을 나타낸다.



[그림 3] 중앙치매센터 치매 상담 콜센터 현황

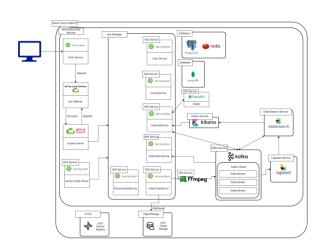
[그림 3]은 중앙치매센터에서 발간한 '대한민국 치매 현황 2023' 보고서에 수록된 자료로, 치매 상담 콜센터를 이용하는 환자 및 가족의 목적을 나타낸다.

이용자의 50.4%는 치매의 조기 발견을 위해 상담 서비스를 이용하고 있으며, 38.1%는 치매 관련 지원 서비스를 받기 위해 이용하고 있는 것으로 나타났다. 이는 전체 이용자의 88.5%에 해당하는 수치로, 치매환자 및 그 가족들이 치매의 조기 발견과 지원을 필요로 하고 있음을 시사하는 통계적 결과이다.

제안하는 치매 조기 진단 및 예방 서비스의 필요성은 다음과 같다. 현재 운영 중인 치매 상담 콜센터는 전화 상담을 통해 치매 관련 지원을 제공하고 있지만, 통화의 한계로 인해 치매의 조기 발견을 충분히 해결하지 못하고 있다. 관리 비용은 고령화로 인해 치매환자 수가 증가하면서 지속적으로 늘어날 것이다. 또한 치매 상담 콜센터 이용자의 88.5%는 치매 조기 진단 및 지원에 대한 필요성을 크게 느끼고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안하는 서비스는 치매의조기 진단을 목표로 하며, 이를 통해 관리 비용을 절감하고 치매 환자와 가족들에게 실질적인 도움을 제공하고자 한다. [3]

3. 제안하는 서비스

본 장에서는 웹 기반 화상 채팅 및 AI 분석을 통한 치매 조기 진단 및 예방 서비스를 제안한다. 제안하 는 서비스명은 'Pro Memoria'로 정의한다. [그림 4]는 제안하는 서비스의 애플리케이션 아키텍처를 나 타낸다.



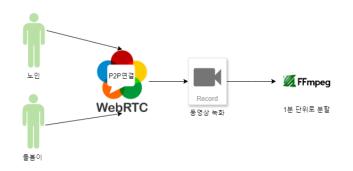
[그림 4] 제안하는 서비스의 애플리케이션 아키텍처

제안하는 서비스는 NCP (Naver Cloud Platform)에서 제공하는 Kubernetes Service 를 사용하여 구현한다. 제안하는 서비스는 화상채팅 서비스, 분석 서비스, 퀴즈서비스, 회원 서비스, 알림 서비스 및 추천 서비스로 구성한다. 각 서비스는 Spring Boot Framework 를 사용하여 MSA(Micro Service Architecture)로 구현한다. 각서비스는 독립적으로 구성 및 배포되며, 확장성이 뛰어나다. 제안하는 서비스의 주요 서비스는 화상채팅

및 분석 서비스이다. 두 서비스는 서비스 간 통신을 통해 4 단계에 걸쳐 사용자에게 서비스를 제공한다. 주요 서비스는 화상 채팅 단계, 영상 데이터 저장 단 계, 영상 데이터 분석 단계, 분석 결과 시각화 단계로 구성된다.

3.1 화상 채팅 단계

화상 채팅 단계에서는 노인과 돌보미가 서로 화상 채팅을 진행한다. 제안하는 서비스는 WebRTC(Web Real-Time Communication) 기술을 사용해 노인과 돌보 미가 1:1 로 화상 채팅을 진행하도록 구현한다. [그림 5]는 화상 채팅 단계의 프로세스 흐름도를 나타낸다.



[그림 5] 화상 채팅 단계의 프로세스 흐름도

WebRTC 는 웹에서 별도의 플러그인 없이 실시간통신 기능을 하기 위한 공개 API 로 브라우저 간을 P2P 로 연결하는 기술이다. WebRTC 의 장점은 중개서버를 따로 거치지 않기 때문에 빠른 속도가 보장되며, HTTPS 가 사용되기 때문에 보안이 보장된다는 것이다. 제안하는 서비스는 WebRTC 를 통해 녹화된 영상 데이터를 FFmpeg 를 통해 1분 단위로 분할한다.

3.2 영상 데이터 저장 단계

영상 데이터 저장 단계는 WebRTC 로 녹화되고 FFmpeg 를 통해 분할된 영상의 원본 데이터를 NCP에서 제공하는 Object Storage 에 저장한다. 그리고 영상의 메타 데이터를 Kafka 와 Logstash 를 거쳐 Elasticsearch 에 저장한다. [그림 6]은 영상 데이터 저장 단계의 프로세스 흐름도를 나타낸다.



[그림 6] 영상 데이터 저장 단계의 프로세스 흐름도

제안하는 서비스는 Kafka, Logstash, 그리고 Elasticsearch 를 통해 효과적으로 데이터를 수집, 처리, 변환, 저장 및 분석을 실행한다. 분할된 영상 데이터는 NCP Object Storage 에 Rest API 형태로 요청을 보내어 파일을 업로드한다. 영상의 메타데이터는 Kafka Producer 를 이용하여 Kafka Topic 에 저장한다.

제안하는 서비스는 Logstash 를 통해 메타데이터를 전처리하여 분석에 필요한 정보만 남겨 Elasticsearch 에 저장한다. 전처리한 메타데이터가 포함하고 있는 정보는 영상 데이터 생성일, 영상 데이터 파일명, 영 상 데이터가 저장된 경로, 화상 채팅을 진행한 사용 자 정보, 영상 데이터 번호를 포함한다. Elasticsearch 에 저장된 정보는 Kafka Consumer 를 통해 영상 데이 터 분석 단계에서 활용된다.

3.3 영상 데이터 분석 단계

영상 데이터 분석 단계는 저장된 영상 데이터를 AI hub 에서 제공되는 구간 영상 정보 기반 정상 이상 분류 모델을 활용하여 분석한다. 제안하는 서비스에 서 선택한 모델은 시계열 데이터 분석에 적합하며, 인간의 행동이나 표정에서 이상을 탐지하는 데 효과 적인 GCR CTN 방식의 딥러닝 모델이다. 제안하는 서비스는 Kafka Consumer 를 통해 Elasticsearch 에 저장 된 메타데이터를 가져온다. 그리고 파일 이름 및 경 로를 참조하여 NCP 에서 제공하는 Object Storage 에 저장된 영상 데이터 파일을 가져와 모델로 전송한다. 모델은 Fast API 프레임워크를 사용하여 구현된 웹 서 버에서 작동한다. 또한 전송된 영상 테이터 파일을 분석하고, 반환 값으로 이상이 있으면 1, 없으면 0 을 반환한다. 제안하는 서비스는 반환된 데이터를 Kafka Producer 를 통해 Kafka Topic 으로 전송하고, Logstash 를 통해 다시 Elasticsearch 에 적재한다. [그림 7]은 제 안하는 서비스의 영상 데이터 분석 코드 예시를 나타 낸다.

```
def eval(self):
      #모델을 평가 모드로 전환(드롭아웃, 배치 정규화 등을 비활성화)
      self.model.eval()
      #예측 결과와 실제 라벨을 저장할 리스트 초기화
      score_frag, label_list = [], []
      # 데이터를 배치 단위로 반복하여 예측 값과 실제 라벨을 리스트에 저장
      for data, label, _ in self.data_loader['test'];
          score_frag.append(self.model(data.float().cuda()).cpu().numpy()
          label_list.append(label)
      #예측된 클래스(0 또는 1)를 반환
      predications = np.argmax(np.concatenate(score_frag), axis = 1)
12
      #예측값과 실제 라벨을 비교하여 정확도 계산
13
      accuracy = (predictions == np.concatenate(label_list)).mean()
14
      #예측값과 정확도를 반환
      return predictions, accuracy
```

[그림 7] 제안하는 서비스의 영상 데이터 분석 코드 예시

제안하는 서비스는 Fast API 로 구성한 웹 서버에 구현된 모델에 Rest API 요청과 함께 영상 데이터가 전송되면 분석을 수행한다. 모델은 과적합 방지 및 일관된 성능을 보장하기 위해 학습 중에 활성화되는 기능을 비활성화한다. 다음으로, 두 개의 리스트는 모델의 예측 결과와 실제 라벨을 저장하기 위해 초기화된다. 모델은 For 반복문을 통해 분석할 영상 데이터를 배치 단위로 처리한 뒤, 배치마다 모델은 예측값을 계산하여 score_frag 에 저장하고, 실제 라벨은 label_list 에 저장한다.

다음 과정은 모델의 출력값 중 가장 높은 확률을 가진 클래스를 추출하여 예측 결과를 얻는다. 이를 위해 모델은 np.argmax() 함수를 사용하여 각 데이터에 대한 최종 예측 값을 결정하고, 여러 배치로 나누어 저장된 결과를 하나의 배열로 결합한다. 마지막으로, 모델은 예측된 값과 실제 라벨을 비교하여 정확도를 계산한다. 정확도는 예측값과 실제 라벨이 얼마나 일치하는지를 나타내며, 전체 데이터 세트에서 맞춘 비율로 산출된다. 이 값은 모델의 성능을 평가하는 중요한 지표로 활용되며, 최종적으로 예측된 결과와 정확도가 반환된다.

3.4 분석 결과 시각화 단계

분석 결과 시각화 단계는 반환된 이상 여부를 서비스의 UI를 통해 제공한다. 제안하는 서비스는 일자 및 시간별로 사용자의 이상 여부 반환 값을 시각화하여 제공한다.[그림 8]은 제안하는 서비스의 분석 결과시각화 페이지의 UI 예를 나타낸 것이다.



[그림 8] 분석 결과 시각화 페이지의 UI 예시

제안하는 서비스는 Elasticsearch 에 저장한 분석 결과를 Kafka Consumer 를 통해 가져온다. 그리고 영상데이터를 Rest API 를 통해 NCP 의 Object Storage 로요청을 보내어 가져온다. 가져온 분석 결과와 영상데이터는 제안하는 서비스의 분석 결과 페이지를 통해 사용자에게 제공한다. 사용자는 분석한 영상 데이

터, 이상 여부, 이상 여부의 정확성, 특정 기간 및 동일 인물에 대한 분석 통계를 확인한다. 사용자는 이상 여부 분석 결과의 통계를 활용하여 치매를 조기진단할 수 있다.

4. 결론

본 논문은 고령화로 인한 치매 환자 수 증가에 대응하기 위해 웹 기반 치매 조기 진단 및 예방 서비스를 제안한다. 제안하는 서비스는 WebRTC 를 활용한화상 채팅 기능과 AI 기반 상호작용 데이터 분석을통해 치매 초기 증상을 감지하고, 이를 조기 발견하여 관리 비용을 절감하며, 환자와 가족들이 신속하게적절한 치료를 받을 수 있도록 돕는 것을 목표로 한다.

또한, 생성형 AI 를 활용한 치매 예방 퀴즈와 관련 정보 제공 기능을 통해 사용자가 치매 위험을 미리 인지하고 예방할 수 있도록 지원한다. 현재 시스템은 기능적 구현과 기술적 측면에 초점을 맞추고 있지만, 향후 연구에서는 노령 인구의 IT 수용도를 고려하여 UI 디자인, 접근성, 사용자 경험 측면을 함께 개선할 필요가 있다. 이를 통해 서비스의 정확도와 확장성을 높이는 동시에, 사용자가 쉽게 접근할 수 있는 환경을 조성할 수 있을 것이다. AI 모델의 고도화와 사용자 경험 개선을 통해 서비스의 효과를 극대화하는 것이 향후 연구의 중요한 방향이 될 것이다.

참고문헌

- [1] 오병훈, "노인성 치매의 조기발견과 관리," *대한임* 상노인의학회지, vol. 6, no. 3, pp. 301-310, 2005.
- [2] 최정은, 이연화, "치매환자와 주 부양자의 관계에 따른 돌봄 부담 요인," 고령자·치메작업치료학회지, vol. 15, no. 2, pp. 137-148, 2021.
- [3] 김후년, "치매 질병에 대한 이해와 치매 노인 가족 의 대처방안," *인문사회 21*, vol. 14, no. 3, pp. 1105-1116, 2023.