

# 멀티모달 파킨슨병 모니터링 애플리케이션

(Multimodal Monitoring Application for Parkinson's Disease)

박지나\*, 추용주\*\*

(Jina Park, YongJu-Chu)

## 요약

파킨슨병은 노년층에서 발병하는 대표적 신경퇴행성 질환으로, 완치가 불가능해 지속적인 모니터링에 기반한 올바른 약물 치료가 핵심 치료 전략이다. 그러나 높은 의료비와 의료 인력 부족 등으로 빈번한 검사가 어려워 적절한 처방 수정 시기를 놓치는 경우가 발생한다. 이를 보완하기 위해 자택 환경에서 저비용으로 중증도 변화 속도를 추적하고 이가 기준값을 초과하면 진료 권고 알림을 발송하는 멀티모달 모니터링 애플리케이션을 제안한다. 데이터는 시선 응답, 보행, 음성 모듈을 통해 수집되며, 제안한 알고리즘이 중증도의 시간적 변화를 분석하고 결과를 환자의 모바일 애플리케이션과 시뮬레이션 환경의 의료진용 환자 관리 인터페이스로 공유한다. 프로토타입 검증 결과, 시선 및 보행 모듈은 안정적 실시간 성능을 보였으며, 음성 모듈은 중증도 정확도 측정 측면에서 향후 개선이 필요함을 확인하였다. 본 시스템은 환자별 누적 데이터 변화를 기반으로 급격한 악화를 조기 감지하며, 대면 진료 간 공백을 보완하는 것을 목적으로 하며, 향후 지속적인 데이터 축적을 통한 학습 모델의 정확도 향상이 기대된다.

■ 중심어 : 파킨슨병 ; 다중모달 모니터링 ; 시선 추적 ; 음성 분석 ; 보행 분석

## Abstract

Parkinson's disease is a representative neurodegenerative disorder that primarily affects older adults, and since it is incurable, appropriate pharmacological treatment based on continuous monitoring constitutes the core therapeutic strategy. However, frequent examinations are often difficult due to high medical costs and shortages of medical personnel, which can result in missed opportunities for timely medication adjustments. To address this limitation, we propose a multimodal monitoring application that tracks the rate of change in disease severity in a home environment at low cost and issues clinical recommendation alerts when the changes exceed predefined thresholds. Data are collected through eye-response, gait, and speech modules, and the proposed algorithm analyzes the temporal progression of disease severity and shares the results with both the patient's mobile application and a simulated environment-based clinician-facing patient management interface. Prototype evaluation results indicate that the eye-response and gait modules demonstrated stable real-time performance, while the speech module requires further improvement in terms of severity estimation accuracy. This system aims to enable early detection of rapid deterioration based on patient-specific cumulative data trends and to bridge gaps between in-person clinical visits, with the expectation that continued data accumulation will lead to improved accuracy of the learning model over time.

■ keywords : Parkinson's disease ; Multimodal monitoring ; Eye-tracking ; Speech analysis ; Motion analysis

파킨슨병은 도파민 신경세포가 점차 소실되면서 발생하는 대표적인 신경퇴행성 질환이다. 치

## 1. 서론

\*준회원, 한양대학교 건축공학부  
\*\*정회원, 신한대학교 사이버드론군사학과

접수일자 : 2025년 10월 16일

수정일자 : 1차 2025년 12월 01일, 2차 2025년 01월 09일

게재확정일 : 2026년 01월 14일

교신저자 : 추용주 e-mail : yongju.chu@o.shinhan.ac.kr

매와 뇌졸중과 함께 3대 노인성 질환으로 꼽히며, 세계적인 고령화 추세에 따라 환자 수가 꾸준히 증가하고 있다[1]. 파킨슨병은 신경질환 중에서도 장애의 주요 원인으로, 1990년 이후 전 세계적인 질병 부담이 두 배 이상 증가하였다. 이는 환자의 삶의 질 저하와 사회·경제적 부담의 증가를 시사한다[2].

최근에는 인공지능(AI) 기술의 발전에 따라 파킨슨병을 조기에 진단하려는 연구가 활발히 이루어지고 있다[3-5]. 음성 신호에서 MFCC, jitter, shimmer 등의 특징을 추출하여 머신러닝 기반으로 파킨슨병을 진단하는 접근이 제안되었으며[3], 가상현실(VR) 환경에서 다양한 시선 과제를 수행하도록 유도한 뒤 안구운동 특징을 딥러닝 모델에 적용하여 92.7%의 정확도로 파킨슨병을 분류하는 보조 진단 모델도 보고되었다[4]. 또한 웨어러블 지면반력 센서를 활용하여 파킨슨병 환자의 중증도를 정량적으로 예측하는 딥러닝 회귀 모델이 제시된 바 있다[5].

그러나 기존 연구들은 대부분 질병의 진단이나 중증도 판별에 초점을 두고 있으며, 고가의 장비와 복잡한 실험 절차가 요구되어 환자의 중증도 변화를 가정에서 장기적으로 추적하기에는 여러 제약이 따른다[6]. 또한 전문 인력과 전용 장비에 의존하므로 경제적·시간적 부담이 크고, 이로 인해 정기적이고 빈번한 추적 관찰이 쉽지 않다.

파킨슨병 환자는 진단 이후에도 중증도 진행 속도에 따른 약물 용량 조정, 재활 등의 과정이 핵심 치료 전략이며, 이 과정이 반복될수록 환자에게 물리적·경제적 부담이 커진다. 그 결과, 증상의 세밀한 변화를 놓쳐 치료법 조정 시기를 지연시키는 경우가 많다.

이러한 한계를 보완하기 위해 최근에는 미디어 기술과 센서 융합 방식을 활용한 원격 모니터링 연구가 시도되고 있다[7,8]. 가정 환경에서 비디오와 가속도 센서를 결합한 다중 모달 딥러닝 모델을 통해 파킨슨병 진단 가능성을 탐색한 연구가 보고되었으며[7], 실제 환자의 가정에 다중 센

서 플랫폼을 설치하여 환자 수용성과 실현 가능성을 검증한 사례도 제시되었다[8]. 그러나 이들 연구 역시 고가의 장비나 서버 기반 구조에 의존하고 있어, 가정 환경에서의 실시간 접근성과 저비용 구현에는 여전히 한계가 존재한다. 또한 진단 이후 환자의 상태를 지속적으로 관리하는 체계는 충분히 제시되지 못한 것으로 보고되고 있다[7,8].

이에 본 연구는 가정에서도 접근 가능한 저비용 멀티모달 모니터링 애플리케이션을 제안한다. 본 시스템은 웹캠, 노트북, 스마트폰 등의 기기를 활용해 시선, 보행, 음성 데이터를 통합적으로 수집하고, 양안 동기화 움직임의 정도, 시선 응답 지연 시간, 보행 속도, 보폭, 몸의 기울기 등의 지표를 분석한다. 이러한 데이터는 환자별 중증도의 시간적 추이를 분석하는 알고리즘을 통해 처리되며, 중증도 변화율이 기준값을 초과할 경우 자동으로 환자와 의료진에게 알림을 발송한다. 이와 같은 시스템 구성은 병원 방문에 의존하지 않고도 환자의 상태 변화를 가정 환경에서 지속적으로 추적할 수 있도록 한다.

본 연구는 기존 진단 중심 연구들이 다루지 못했던 ‘진단 이후 환자 관리의 공백’을 보완하고, 가정 환경에서도 활용 가능한 스마트미디어 기반 저비용 환자 모니터링 가능성을 제시한다.

## II. 관련 연구

현재 국내에서 파킨슨 환자를 대상으로 한 모바일 앱이 일부 보급되어 있다. 대표적으로 닥터 파킨슨, 웰킨슨, 굿모닝파킨슨 등과 같은 애플리케이션이 있으며, 이들 앱은 환자의 영상을 단순 촬영하거나 기록하는 기능에 머무르는 경우가 많다. 사용자가 직접 과거 날짜를 선택해 영상을 확인해야 하며, 분석을 통해 정량적 결과를 도출하거나 의료진과 자동으로 연계되는 기능은 부족하다.

이와 관련하여 해외에서는 다양한 시도들이 이루어져 왔다. 파킨슨병 환자에서 시선 반응 지연,

깜빡임 빈도 감소, 추적 운동 저하와 같은 안구 운동 이상이 관찰되었으며, 이러한 지표들이 환자의 신경학적 상태를 반영하는 중요한 특징으로 제시되었다[9]. 또한 음성 신호 분석을 통해 jitter, shimmer, 기본 주파수(F0)의 불규칙성이 파킨슨병 환자 집단에서 두드러지게 나타나는 것이 보고되었고, 이를 활용한 자동 분류 연구도 활발히 진행되고 있다[10].

이에 비해 본 연구에서 제안하는 시스템은 시선, 발화, 보행을 통합한 멀티모달 접근 방식을 적용하였다. 또한 단순 기록에 그치지 않고 환자의 상태를 정량적으로 분석하며, 보호자와 의료진에게 실시간으로 결과를 제공한다는 점에서 기존 앱과 차별성을 가진다. 아울러, 지역, 나이, 상태 등을 고려하지 않는 임의의 임상 데이터를 축적할 수 있어, 종합적인 빅 데이터로 발전시킬 수 있다.

### III. 본론

#### 1. 시스템 아키텍처

본 연구에서 제안하는 파킨슨병 모니터링 시스템의 전체 구조는 아래 그림 1과 같으며, 환자는 가정 내에서 노트북, 웹캠, 스마트폰을 활용하여 검사를 수행하며, 시스템은 데이터를 수집한다. 수집된 데이터는 의료 법인 서버로 전송되며, 서버 내 AI의 종합적 평가를 통해 환자 상태를 정량적으로 분석할 수 있도록 한다.

본 연구의 시스템은 클라이언트-서버 이원 구조로 설계되었으며, 데이터 수집·전송·분석 흐름은 스마트미디어 기반 의료 서비스 연구의 구조적 설계를 참고하였다[11,12]. 특히, 서버에서 수집된 정보를 실시간으로 분석·판단하는 구조는 병원 배정 시스템 연구의 흐름을 응용하였다[13].

분석 결과는 환자와 보호자의 모바일 기기에서 즉시 확인 가능하며, 증상이 급격히 악화되는 경우에는 담당 의사의 단말기로 자동 알림이 전송

된다. 이와 같은 단계를 통해 의료진은 환자의 상태 변화를 조기에 파악하여 신속한 진단과 약물 조정에 활용할 수 있다.

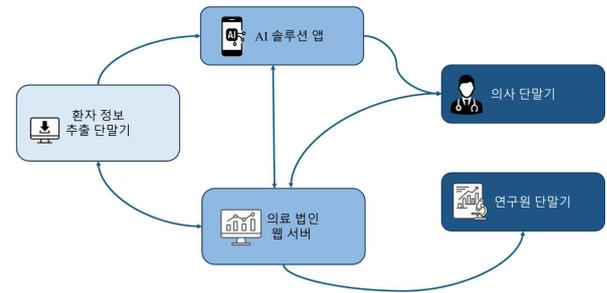


그림 1. 제안된 시스템의 구성도

#### 2. 시선 응답 특성 분석 모듈

본 연구에서 홍채 좌표 추출은 MediaPipe Face Mesh 모듈을 활용하였으며, 본 연구는 이를 입력으로 하여 좌표 스무딩[14], 반응 지연시간( $\Delta T$ ) 검출, 양안 동기화 점수 계산, 목표점 생성 규칙을 설계하였다.

$$\bar{x}_t = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} x_{t-i}, \quad \bar{y}_t = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} y_{t-i} \quad (1)$$

첫째, 시선 응답 지연 시작 측정을 위해 움직이는 목표점을 생성하고 검사자의 눈이 움직이기 시작한 시각을 측정했다. 목표점이 이동을 시작한 시각을  $T_1$ 이라 하고, 눈동자가 반응하기 시작한 시각을  $T_2$ 라 할 때, 반응 지연시간은 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta T = T_2 - T_1 \quad (2)$$

$T_2$ 는 최근 5프레임 동안의 누적 이동량이 좌·우안 모두에서 8픽셀을 초과하는 최초 시각으로 결정된다.

$$\Delta_t^L = \left| \bar{x}_t^L - \bar{x}_{t-5}^L \right| + \left| \bar{y}_t^L - \bar{y}_{t-5}^L \right| \quad (3)$$

$$\Delta_t^R = \left| \bar{x}_t^R - \bar{x}_{t-5}^R \right| + \left| \bar{y}_t^R - \bar{y}_{t-5}^R \right| \quad (4)$$

$$T_2 = \min \{ t : \Delta_t^L > 8 \wedge \Delta_t^R > 8 \} \quad (5)$$

또한  $\Delta T < 0.5$ 초인 경우에만 유효 반응으로 기록하였다.

둘째, 좌·우안의 이동 벡터를 각각  $\Delta P_t^L, \Delta P_t^R$  라 하면, 두 벡터의 방향 유사도는 코사인 유사도로 계산하였다.

$$S_{sync}(t) = \begin{cases} 1, & \|\Delta P_t^L\| < 10, \|\Delta P_t^R\| < 10 \\ \max(0, \frac{\Delta P_t^L \cdot \Delta P_t^R}{\|\Delta P_t^L\| \cdot \|\Delta P_t^R\|}) & \end{cases} \quad (6)$$

두 눈 모두 움직임 크기가 10픽셀 미만이면 동시에 고정 응시한 것으로 간주하여 동기화 점수를 1.0으로 부여하였다.

셋째, 현재 목표점  $(x_c, y_c)$ 와 새 목표점  $(x, y)$ 간의 거리는 화면 대각선 길이  $D = \sqrt{W^2 + H^2}$  의 60 - 90% 범위에서 선택하였다.

$$0.6D < \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} < 0.9D \quad (7)$$

시험 평가 화면 및 결과는 아래 그림2와 같다.

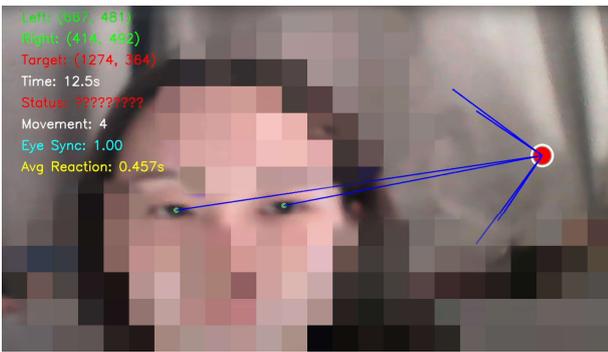


그림 2. 시선 지연시간 검사 화면

넷째, 파킨슨 환자는 정상인 대비 깜빡임 빈도가 유의하게 낮다는 기존 연구 결과에 착안하여 알고리즘을 개발하였다[15].

눈 주위 랜드마크 좌표를 활용하여 EAR을 다음과 같이 정의하였다.

$$EAR_t = \frac{A_t + B_t}{2C_t}, C_t > 0 \quad (8)$$

여기서  $A_t, B_t$ 는 위·아래 눈꺼풀 사이의 수직 거리,  $C_t$ 는 좌우 눈꼬리 간의 수평 거리이다. 사람마다 눈 크기나 카메라 조건이 다르므로, 측정 시작 시점의 EAR을 baseline으로 정의하였다.

$$EAR_{bas}^L = EAR_{t_0}^L, EAR_{bas}^R = EAR_{t_0}^R \quad (9)$$

깜빡임 판정을 위한 임계값은 baseline의 80%

로 설정하였다.

$$\theta_L = 0.8 \cdot EAR_{bas}^L, \theta_R = 0.8 \cdot EAR_{bas}^R \quad (10)$$

즉, EAR이 baseline 대비 일정 비율 이하로 감소할 때 눈이 감긴 것으로 판정하였다.

$$C_t = 1(EAR_t^L < \theta_L \wedge EAR_t^R < \theta_R), C_t \in [0, 1] \quad (11)$$

조건을 만족하면 1, 그렇지 않으면 0을 반환한다. 동일한 깜빡임이 여러 프레임에서 검출되는 것을 방지하기 위해 최소 간격  $\Delta t_{min} = 0.3s$ 의 불응기를 두었다.

$$B_t = 1 \\ C_{t-1} = 0 \wedge C_t = 1 \wedge (t - t_{last} > \Delta t_{min}) \quad (12)$$

총 깜빡임 수는 측정 구간  $[t_0, t_0 + T]$ 에서의 이벤트 합으로 정의된다.

$$N_{blink} = \sum_{t=t_0}^{t_0+T} B_t \quad (13)$$

테스트 화면은 그림3과 같다. 두 시선 추적 검사 모두 유효성을 위해 최소 30초 이상 시행하도록 한다[16].



그림 3. 눈 감은 상태의 깜빡임 수 검사 화면

### 3. 보행 분석 모듈

본 연구에서는 파킨슨병의 진척도를 평가하기 위해 보행 패턴 분석을 수행하였다.

피험자는 5m 구간을 왕복 보행하며, 정면 및 측면 카메라로 촬영된다. MediaPipe Pose를 통해 코, 어깨, 엉덩이, 발목, 발뒤꿈치 등 주요 랜드마크의 좌표를 추출하고, visibility > 0.5인 데이터만 사용한다. 노이즈 제거를 위해 Savitzky

- Golay 필터(window=9, order=2)와 IQR 기반 이상치 제거를 수행하였다. 신체 기울기는 어깨 중심점에서 코로 향하는 벡터와 수직축 사이의 각도로 정의되며, 식 (14), (15)와 같다.

$$\theta(t) = \arctan2(x_n - x_s, y_s - y_n) \quad (14)$$

$$CD(t) = \Sigma|\theta(i)| \quad (15)$$

발산율은 총 프레임 수로 정규화하여 다음과 같이 정의한다.

$$\text{발산율} = CD(T)/N_{frames} \quad (16)$$

보행 속도 계산을 위해 골반 중심점은 식 (17)와 같이 좌우 엉덩이 중점으로 정의한다.

$$P(t) = (L_{hip} + R_{hip})/2 \quad (17)$$

골반 속도는 골반 중심점의 x좌표를 시간에 대해 미분하여 계산한다.

$$v_x(t) = dP_x(t)/dt \times f_{fps} \quad (18)$$

5미터 왕복 보행에서 실제 이동거리(약 10미터)와 영상에서의 골반 x좌표 이동 범위를 매칭하여 픽셀-미터 변환 계수를 계산한다.

$$\text{픽셀미터변환계수} = (2 \times D_{ref})/\Delta X_{\pi xel} \quad (19)$$

정지 구간을 제외한 순수 보행 구간은 골반 속도를 기반으로 계산한다. 보행 구간과 정지 구간 구분을 위한 임계값은 최대 골반 속도의 20%로 설정하였다.

$$|v_x(t)| > 0.2 \times \max(|v_x|) \quad (20)$$

순수 보행 시간은 식 (19)와 같이 산출된다.

$$T_{walk} = N_{walk}/f_{fps} \quad (21)$$

최종 보행 속도는 총 이동거리를 실제 보행 시간으로 나누어 산출하며, 식 (22)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{보행속도} &= D_{actual}/T_{walk} \\ &= (\Delta X_{observed} \times 2 \times D_{ref})/(\Delta X_{\pi xel} \times T_{walk}) \end{aligned} \quad (22)$$

발뒤꿈치 y좌표가 최소값을 가지는 시점을 발착지로 판정한다. 동일한 발의 연속된 두 착지점 간 수평 거리 (x좌표 차이)를 픽셀-미터 변환 계수를 사용하여 실제 거리로 환산하여 보폭을 계산한다. 식은 아래와 같다.

$$\text{보폭} = |x_{heel[i+1]} - x_{heel[i]}| \times \text{변환계수} \quad (23)$$

#### 4. 음성 분석 모듈

본 연구에서는 파킨슨병 환자의 언어 장애 특성을 활용한 진단 시스템을 구현하기 위해 음성 기반 진단 모듈을 개발하였다. 이 모듈은 사용자가 제시된 문장을 발화한 음성 데이터를 분석하여 파킨슨병 진단의 보조 지표로 활용한다. 음성 명료도는 파킨슨병 환자에게서 나타나는 주요 언어학적 증상 중 하나로, 구음장애(dysarthria)와 밀접한 관련이 있다. 본 연구에서는 다음과 같은 방법론을 통해 발음 정확도를 정량적으로 측정하였다. 음성-텍스트 변환은 OpenAI의 Whisper 모델을 활용하여 사용자의 발화 음성을 텍스트로 자동 전사하였다. 정확도는 다음 식 (24)으로 계산된다.

$$\begin{aligned} \text{발음정확도}(\%) &= \\ &= (1 - \text{편집거리}/\max(\text{원본}, \text{전사})) \times 100 \end{aligned} \quad (24)$$

#### 가. 데이터셋 구성

본 연구에서는 두 종류의 공개 데이터셋을 사용하였다. 하나는 이진 분류 모델 학습을 위한 음성 파일 데이터셋이며, 다른 하나는 UPDRS 점수 예측을 위한 임상 지표 포함 데이터셋이다.

이진 분류 모델 학습에는 HuggingFace 플랫폼에 공개된 XANJEEV/Parkinson\_Classification\_Dataset을 사용하였다. 해당 데이터셋은 파킨슨병 환자에게서 흔히 나타나는 조음 장애(dysarthria)를 포함한 음성 녹음 파일로 구성되어 있으며, 정상 대조군과 파킨슨병 관련 음성 장애군을 이진 라벨로 제공한다. 데이터셋은 2015년 이후 공개된 연구용 음성 자료를 기반으로 구축되었다.

해당 데이터셋은 성별과 질병 상태에 따라 네 개의 하위 폴더로 구성되어 있다. 정상 대조군 남성(M\_Con) 947개, 정상 대조군 여성(F\_Con) 958개, 파킨슨병 또는 파킨슨 관련 조음 장애를

가진 남성(M\_Dys) 773개, 여성(F\_Dys) 957개의 음성 파일로 이루어져 있으며, 총 3,635개의 .wav 음성 파일이 포함되어 있다. 모든 음성 데이터는 단일 발화 단위로 구성되어 있으며, 라벨은 정상(0)과 파킨슨병 관련 음성 장애(1)로 명확히 구분되어 있어 지도학습 기반 분석에 적합하다. 추가적으로, UPDRS(Unified Parkinson's Disease Rating Scale) 점수 예측 가능성을 탐색하기 위해 UCI Machine Learning Repository에 등록된 Parkinson's Telemonitoring Dataset을 활용하였다. 해당 데이터는 2009년경 Oxford Parkinson's Disease telemonitoring 연구 기반으로 구축된 공개 데이터셋으로 알려져 있으며, 음성 신호에서 추출된 다양한 음향 특징과 함께 임상 평가 지표(UPDRS 점수)를 포함한다. 따라서 음성 특징과 임상 중증도 간 관계를 회귀 모델로 학습할 수 있는 기준 자료로 사용 가능하다.

#### 나. 음성 특징 추출 및 전처리

모든 음성 파일은 16 kHz 샘플링 레이트로 통일하여 전처리하였다. 음향 특징 추출에는 Python 기반 음성 처리 라이브러리인 Librosa를 사용하였다. 본 연구에서는 파킨슨병 음성 분석에서 빈번히 활용되는 대표적 음향 특징을 중심으로 특징 벡터를 구성하였다. 주요 특징은 표 1과 같으며, jitter, shimmer, NHR, HNR, RPDE, DFA, PPE 등 발성 주기 변동과 잡음/조화 성분 비율 및 비선형 동역학 특성을 포함한다.

표 1. 음성 특징 정의 설명과 파킨슨병 환자에서의 분포

특징	정의/설명	분포
Jitter	주기(pitch) 간의 미세한 주파수 변동률	증가
Shimmer	주기 간 진폭(Amplitude) 변동	증가
NHR	Noise-to-Harmonics Ratio	증가
HNR	Harmonics-to-Noise Ratio	감소

RPDE	Recurrence Period Density Entropy	증가
DFA	Detrended Fluctuation Analysis	증가
PPE	Pitch Period Entropy	증가

또한 데이터셋 간 특징 정의 및 스케일 차이가 학습 성능에 영향을 미칠 수 있으므로, 음성 파일에서 직접 추출한 특징과 Telemonitoring Dataset에 포함된 동일 특징 항목의 값 범위 및 분포를 비교하여 특징 정합성을 점검하였다. 이 과정에서 일부 특징은 범위가 유사하였으나, 일부 특징은 스케일 차이 또는 분포 차이가 확인되어 정규화 및 특징 선택 전략의 필요성을 확인하였다.

#### 다. 분류 모델 구성 및 학습 절차

본 연구는 이진 분류, UPDRS 회귀 예측을 단계적으로 수행하도록 모델을 구성하고 파킨슨병 음성 분류를 위해 Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) 분류 모델을 사용하였다.

모델 학습을 위해 전체 데이터셋을 훈련 데이터 80%, 테스트 데이터 20%로 분할하였으며, 불균형을 방지하기 위해 stratified split 방식을 적용하였다. 모델의 주요 하이퍼파라미터로는 트리 개수 100개, 최대 깊이 5를 설정하였다.

UPDRS 점수 예측은 임상 라벨(UPDRS)이 포함된 Telemonitoring Dataset을 기반으로 회귀 모델을 구성하였다. 회귀 모델로는 LightGBMRegressor를 사용하며, 입력은 음향 특징 벡터, 출력은 UPDRS 점수로 설정하였다. 해당 모델은 향후 임상 데이터(한국어 음성 및 라벨) 확보 시 실제 시스템 적용을 위한 확장 구조로 설계하였다.

분류 성능 평가는 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score를 사용하였다. 데이터 분할에 따른 편향을 완화하고 일반화 성능을 확인하기 위해 k-fold 교차 검증(예:

5-fold)을 적용하였다. 교차 검증은 각 fold에서 학습/검증을 반복 수행하며, 최종 성능은 fold별 지표의 평균(및 표준편차)로 요약한다.

UPDRS 예측 성능 평가는 평균절대오차(MAE), 평균제곱근오차(RMSE), 결정계수( $R^2$ )를 지표로 사용하였다. 분류 모델과 동일하게 교차 검증 기반 평가를 적용하여 데이터 분할에 따른 우연적 편차를 줄이도록 설계하였다. 과정은 그림4와 같다.

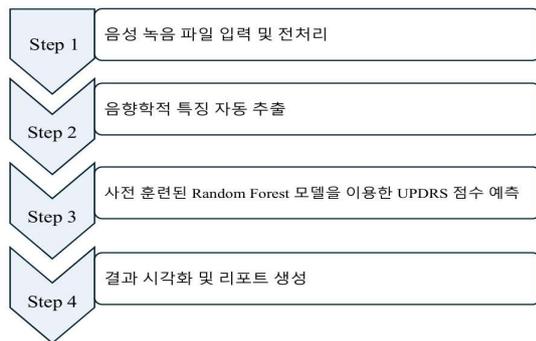


그림 4. 음성 분석 자동화 파이프라인

## 5. 비운동 증상 설문지

파킨슨병 환자의 대표적인 비운동 증상을 환자 스스로 평가할 수 있도록 앱 기반 설문 모듈을 설계하였다. 설문 문항은 파킨슨병 비운동 증상 평가에 관한 검사인 NMQuest를 참고하여, 프로토타입 목적에 맞게 자체 문항으로 재구성하였다[19]. 각 문항은 지난 한 달 동안의 증상 경험을 바탕으로 한 자기보고식(Self-report) 설문으로 진행되며, 증상 특성에 따라 빈도 기반 또는 강도 기반 응답 척도를 사용하도록 설계하였다. 모든 응답은 점수화 단계에서 1-4점의 정수로 변환 후 합산하며, 임상적 의미에 따라 일부 긍정 문항에는 역채점을 적용하였다. 총점 해석 구간(정상/경증/중증)은 가정의학과 전문의 자문을 통해 프로토타입 단계의 임시 기준으로 설정하였으며, 향후 임상 데이터 축적 및 타당도 검증 결과에 따라 조정될 수 있다. 현재 프로토타입에서는 설문 점수를 AI 분석 결과에 직접 반영하지 않았으나, 향후에는 임상적 중요도를 반영

한 가중 결합을 통해 멀티모달 분석 결과와 통합하는 방식을 적용할 계획이다.

## 6. AI 분석 시스템 아키텍처

앞서 제시한 시선 응답 분석, 보행 분석, 음성 분석, 비운동 증상 설문 모듈은 각각 독립적으로 분석된다. 본 연구에서는 이들 모듈이 하나의 시스템 내에서 활용될 수 있도록, 환자 단말기에서 서버로 전달되는 데이터 흐름과 각 분석 모듈의 구성 요소를 정리하여 제시한다. 수집된 데이터는 전처리 과정을 거쳐 각 AI 분석 모듈의 입력으로 사용되는 과정에 초점을 두었다.

본 시스템의 AI 분석 모듈은 규칙 기반 분석(rule-based analysis)과 머신러닝 기반 예측(ML-based prediction)을 결합한 구조로 설계되었다. 시선 및 보행 데이터는 MediaPipe 기반 좌표 추출 후 반응 시간, 깜빡임 빈도, 보행 속도 및 변동성과 같은 정량 지표를 계산하는 규칙 기반 알고리즘을 통해 분석된다. 비운동 증상 설문 데이터는 점수 정규화 및 구간화 과정을 거쳐 중증도 판단을 위한 입력 특징으로 활용된다.

음성 데이터는 Librosa 기반 음성 특징(jitter, shimmer, HNR, NHR 등)을 추출한 후, 머신러닝 분류 및 회귀 모델을 통해 파킨슨병 관련 음성 장애 여부 및 UPDRS 점수 예측을 수행하도록 구성하였다. 각 모듈에서 산출된 분석 결과는 정규화 과정을 거쳐 통합 판단 계층(decision fusion layer)에 입력되며, 정상, 경증, 중증의 세 단계 중증도 분류 결과를 도출하도록 구성하였다.

본 연구에서는 분석 결과가 환자 및 보호자의 모바일 기기를 통해 확인될 수 있는 시스템 흐름을 구상하였다. 또한 중증도의 변화 속도가 일정 임계값을 초과하는 경우 담당 의료진에게 알림이 제공되는 시나리오를 상정하였다. 수집된 데이터는 장기적으로 축적되어 연구자 단말기를 통해 활용될 수 있으며, 향후 파킨슨병 조기 진

단 및 진행 단계 예측 정확도 향상을 위한 학습 데이터로 활용될 가능성을 염두에 두었다.

각 분석 모듈의 동작을 설명하기 위해, 본 연구에서는 파라미터 설정 기준을 함께 정리하였다. 시선 분석의 경우 깜빡임 검출 및 반응 시간 계산을 위해 기준 임계값을 설정하였으며, 보행 분석에서는 관절 좌표의 노이즈를 완화하기 위한 필터링 파라미터를 적용하였다. 음성 분석 모듈의 경우 선행 연구에서 널리 사용되는 음성 특징 추출 파라미터를 기준으로 분석이 이루어지도록 구성하였다.

성과 측정은 각 분석 모듈이 파킨슨병 관련 이상 징후를 설명할 수 있는 지표를 산출하는 데 초점을 두었다. 음성 분석에서는 정확도, 정밀도, 재현율과 같은 분류 성능 지표를 활용하여 예측 결과를 평가하도록 정의하였으며, 시선 및 보행 분석에서는 반응 시간, 변동성 등 정량 지표를 통해 환자의 상태 변화를 설명할 수 있는지를 검토하였다.

이러한 분석 흐름과 시스템 구성 요소를 종합한 AI 분석 시스템 아키텍처 개념은 그림 5에 제시하였다.

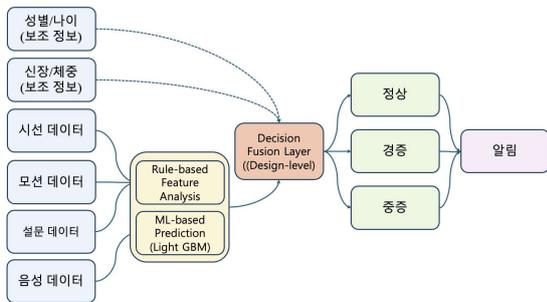


그림 5. 파킨슨병 상태 분석을 위한 AI 분석 시스템 아키텍처 개념도

## IV. 연구 결과

### 1. 시선 응답 특성 분석 모듈

Eye-tracking 모듈은 환자의 홍채 좌표를 실시간 추적하여 반응 지연시간( $\Delta T$ ), 최소·최대 반응 시간, 평균 양안 동기화 점수, 깜빡임 빈도 등 다

양한 시각 지표를 산출하도록 구현되었다. 이를 통해 파킨슨 환자의 시각 반응 특성과 양안 협응 정도를 정량적으로 평가할 수 있다.

해당 결과 화면은 그림 6과 같다. 카메라 연결 상태, 테스트 수행 여부, 측정된 평균 반응 시간 및 양안 동기화 점수가 함께 시각적으로 제공되며, 모든 결과는 CSV 및 JSON 형식의 파일로 저장되어 이후 분석 및 의료진 검토에 활용 가능하다.



그림 6. 시선 지연 시간, 양안 동기화 점수 결과 화면

그림 7은 깜빡임(blink) 검사 결과 화면을 보여준다. 본 검사는 일정 시간 동안 사용자의 눈 깜빡임 횟수와 양안 눈꺼풀 개폐 비율(Eye Aspect Ratio, EAR)을 측정했다.

파킨슨병 환자의 경우 자발적 깜빡임 빈도가 감소하는 경향이 보고되어 있으며, 본 시스템은 이러한 특성을 정량적 지표로 환산하여 결과 화면에 출력한다. 측정 결과는 시간 순으로 저장되며, 반복 검사 시 환자의 상태 변화를 추적하는 데 활용할 수 있다.

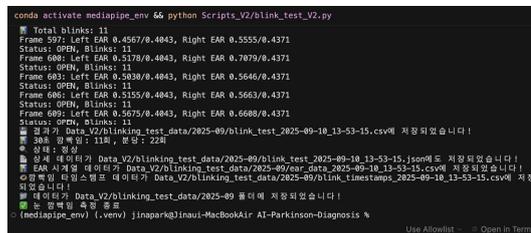


그림 7. 깜빡임 검사 결과 화면

### 2. 동작 분석 모듈

정면 분석의 경우 몸의 기울어진 정도, 즉 기울

기는 코와 어깨 중앙점 사이의 벡터를 계산한 후 수직선 0도에서 얼마나 벗어났는지 각도로 측정하였다. Y축은 이러한 기울기의 누적 절대 편차를 나타내며, 이는 수직선 0도에서 벗어난 정도(절댓값)를 시간에 따라 누적하여 합한 값이다.

파킨슨병 환자의 경우 한번 기울어지면 원래 자세로 돌아오지 못하고 지속해서 한쪽으로 기울어진 상태를 유지하는 '발산' 현상을 보여 누적 편차가 빠르게 증가한다. 본 지표는 이러한 자세 불안정성을 정량적으로 표현하기 위한 지표로 사용된다.

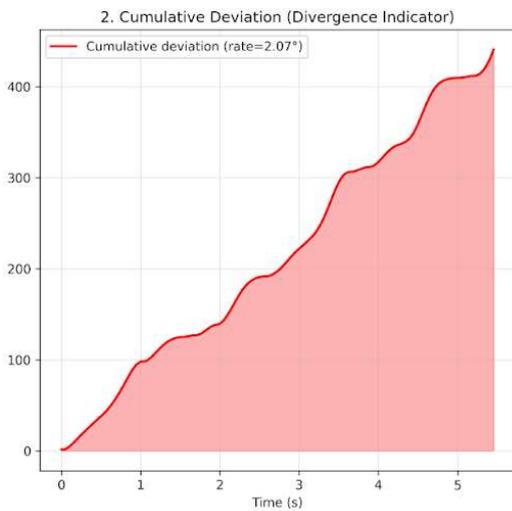


그림 8. 누적 절대 기울기 편차 그래프

그림 9는 시선 및 보행 분석을 통합적으로 수행하기 위한 웹 기반 촬영 화면을 나타낸다. 사용자는 별도의 장비 없이 웹캠을 통해 정면 또는 측면 촬영을 수행할 수 있으며, 촬영 과정에서 실시간 안내 인터페이스를 통해 검사 진행 상황을 확인할 수 있다.

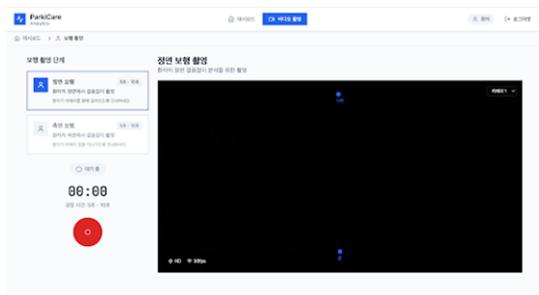


그림 9. 촬영 화면

### 3. 음성 분석 모듈

음성 분석 모듈은 음향학적 특징을 분석하여 파킨슨 환자에게 흔히 나타나는 언어 장애를 평가한다. 그러나 음성 기반 파킨슨병 진단 시스템의 구현 과정에서 특징 분포 불일치 문제가 발생하였다. 이와 같이 차이가 나는 원인은 녹음 장비 및 샘플링 레이트의 차이, 음성 전처리 과정의 상이함, 화자 간 개인차 및 발화 조건의 변동성과 같은 요인들에 기인하는 것으로 분석된다.

본 연구를 통해 음성 기반 파킨슨병 진단의 기술적 가능성을 확인하였으나, 실제 임상 적용을 위해서는 상기 언급된 한계점들에 관한 추가적인 연구와 개발이 필요함을 확인하였다.

## V. 결론

본 연구는 파킨슨병 환자의 지속적 관찰과 조기 이상 탐지를 위해 저비용 멀티모달 모니터링 시스템을 구현한 데 의의가 있다. 기존 진단은 병원 중심의 짧은 진료 시간과 고가 장비에 의존하여 환자와 보호자의 부담이 크고, 연속적인 모니터링이 어려웠다. 본 시스템은 접근 가능한 장비를 활용해 환자가 일상에서 스스로 증상을 점검할 수 있도록 설계되었다.

시스템은 시선 응답, 동작, 음성, 비운동 증상 설문 등 네 가지 모듈로 구성된다. 시선 응답 모듈은 반응 지연과 양안 협응을 분석하고, 동작 분석은 보행 속도·보폭·기립 안정성을 정량화한다. 음성 분석은 발화 장애를 평가하고, 비운동 증상 모듈은 앱 기반 자기 설문을 통해 증상을 정량화한다.

주요 장점은 첫째, 저비용 접근성, 둘째, 서버 기반 데이터 공유를 통한 원격 연계성, 셋째, 모듈 간 독립성과 통합 플랫폼으로의 확장성을 갖는 유연성이다.

본 연구는 파킨슨병 관리 연구에서 주로 분리되어 다루어지던 운동 증상, 비운동 증상, 그리고 주관적 자기보고 정보를 하나의 시스템 내에서

통합적으로 다룰 수 있음을 제시한다. 나아가 가정 환경에서의 반복 측정과 멀티모달 데이터 통합 가능성을 실증적으로 탐색하고자 하였다. 이는 파킨슨병을 시간에 따른 연속적 변화 과정으로 이해하려는 연구 흐름에 기여할 수 있다.

또한 저비용 장비와 웹·앱 기반 구조를 활용함으로써, 이용자의 접근성을 높인다. 환자는 병원 방문 사이의 공백 기간에도 자신의 상태를 점검할 수 있으며, 의료진은 누적된 데이터를 바탕으로 환자의 변화 추이를 사전에 파악할 수 있다.

본 연구는 공개 데이터셋과 프로토타입 구현을 기반으로 수행되었으므로, 실제 임상 환경에서의 대규모 환자 데이터를 통한 성능 검증에는 한계가 있다. 또한 각 모듈에서 산출된 지표 간의 가중치 설정과 통합 판단 기준은 아직 임시적 단계에 머물러 있다.

향후 연구에서는 개인별 기준선을 반영한 보정 알고리즘을 도입하여 측정 정확도를 향상시키고, 대규모 임상 데이터를 활용한 딥러닝 기반 예측 모델로 확장할 예정이다. 더 나아가 멀티모달 데이터 간 상관관계를 분석하여, 조기 이상 탐지 및 중증도 변화 예측의 임상적 타당성을 체계적으로 검증하는 연구가 필요하다.

본 연구는 “2025년도 청년 일경험 지원사업 (프로젝트형)” 및 “Field Claim 개선을 위한 Bulb Type 스테빌라이저 링크용 부트 양산성능 최적화 기술개발” 사업의 지원을 받아 수행되었습니다.

## REFERENCES

[1] E. R. Dorsey, T. Sherer, M. S. Okun, and B. R. Bloem, “The emerging evidence of the Parkinson pandemic,” *Journal of Parkinson's Disease*, vol. 8, no. s1, pp. S3-S8, 2018.

[2] GBD 2016 Parkinson's Disease Collaborators, “Global, regional, and national burden of Parkinson's disease, 1990-2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016,” *The Lancet Neurology*, vol. 17, no. 11,

pp. 939-953, 2018.

[3] C. O. Sakar, G. Serbes, A. Gunduz, H. C. Tunc, H. Nizam, B. E. Sakar, M. Tutuncu, T. Aydin, M. E. Isenkul, and H. Apaydin, “A comparative analysis of speech signal processing algorithms for Parkinson's disease classification and the use of the tunable Q-factor wavelet transform,” *Applied Soft Computing*, vol. 74, pp. 255-263, 2019.

[4] M. Jiang, Y. Liu, Y. Cao, S. Xia, F. Teng, W. Zhao, Y. Lin, and W. Liu, “Diagnosis of Parkinson's disease by eliciting trait-specific eye movements in multi-visual tasks,” *Journal of Translational Medicine*, vol. 23, art. 65, 2025.

[5] T. Aşuroğlu and H. Oğul, “A deep learning approach for Parkinson's disease severity assessment,” *Health and Technology*, vol. 12, pp. 1323-1339, 2022.

[6] A. S. Negi, S. Karjagi, L. Parisi, K. W. Daley, A. K. Abay, A. S. Gala, K. B. Wilkins, S. L. Hoffman, M. S. Ferris, H. Zahed, G. M. Chatterjee, B. Palushaj, and H. M. Bronte-Stewart, “Remote real time digital monitoring fills a critical gap in the management of Parkinson's disease,” *npj Parkinson's Disease*, vol. 11, article no. 239, 2025.

[7] F. Heidarincheh, R. McConville, C. Morgan, R. McNaney, A. Masullo, M. Mirmehdi, A. L. Whone, and I. Craddock, “Multimodal classification of Parkinson's disease in home environments with resiliency to missing modalities,” *Sensors*, vol. 21, no. 12, p. 4133, 2021.

[8] C. Morgan, E. L. Tonkin, I. Craddock, and A. L. Whone, “Acceptability of an in-home multimodal sensor platform for Parkinson disease: nonrandomized qualitative study,” *JMIR Human Factors*, vol. 9, no. 3, e36370, 2022.

[9] A. M. Y. Cheong, H. Y. Lam, L. A. Abel, P. Lee, A. Chan, Y. F. Cheung, L. Li, and R. Li, “Saccadic eye movement abnormalities in Parkinson's disease,” *Proc. ARVO Annual Meeting, Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, vol. 60, no. 9, 2019.

[10] J. Rusz, C. Bonnet, J. Klempř, T. Tykalová, E. Baborová, M. Novotný, A. Rulseh, and E. Růžička, “Speech disorders reflect differing pathophysiology in Parkinson's disease, progressive supranuclear palsy and multiple system atrophy,” *Journal of Neurology*, vol. 262, no. 4, pp. 992-1001, 2015.

[11] 한소, 이홍, 김형우, “인터넷 의료 애플리케이션 사용 행위에 영향을 미치는 요소에 관한 연구,” 스

스마트미디어저널, 제9권, 제4호, 81 - 90쪽, 2020년

- [12] 박정훈, 임강빈, “실시간 시선 추적 기반 스마트 의료기기 고찰,” *스마트미디어저널*, 제10권, 제1호, 9 - 15쪽, 2021년
- [13] 이정훈, “최소비용 최대유량 알고리즘에 기반한 구급차의 환자 이송 병원 배정 기법의 설계,” *스마트미디어저널*, 제12권, 제9호, 72 - 80쪽, 2023년
- [14] F. B. Narcizo, F. E. D. dos Santos, and D. W. Hansen, “High-accuracy gaze estimation for interpolation-based eye-tracking methods,” *Vision*, vol. 5, no. 3, p. 41, 2021.
- [15] J. H. Oh and J. Jeong, “Potential significance of eyeblinks as a behavior marker of neuropsychiatric disorders,” *Korean Journal of Biological Psychiatry*, vol. 19, no. 1, pp. 19 - 20, 2012.
- [16] A. Grillini, R. J. Renken, A. C. L. Vijlbrief, J. Heutink, and F. W. Cornelissen, “Eye movement evaluation in multiple sclerosis and Parkinson’s disease using a standardized oculomotor and neuro-ophthalmic disorder assessment (SONDA),” *Frontiers in Neurology*, vol. 11, p. 971, 2020.
- [17] A. Tsanas, M. A. Little, P. E. McSharry, and L. O. Ramig, “Accurate telemonitoring of Parkinson’s disease progression by non-invasive speech tests,” *Nature Precedings*, vol. 1, p. 1, 2009.
- [18] UCI Machine Learning Repository, “Parkinson’s telemonitoring dataset,” Available: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/189/parkinsons+telemonitoring> (accessed Sep., 10, 2025).
- [19] S. B. Koh, J. W. Kim, H. I. Ma, T. B. Ahn, J. W. Cho, P. H. Lee, S. J. Chung, J. S. Kim, D. Y. Kwon, and J. S. Baik, “Validation of the Korean-version of the Nonmotor Symptoms Scale for Parkinson’s disease,” *Journal of Clinical Neurology*, vol. 8, no. 4, pp. 276 - 283, 2012.

## 저자 소개



### 박지나(준회원)

2024년 한양대학교 건축공학부 학사  
무용학과 학사  
연극영화학과 학사 졸업.  
<주관심분야 : 인공지능, 디지털 헬스케어, 인터랙티브 아트>



### 추용주(정회원)

2005년 고려대학교 기계공학과 학사 졸업.  
2007년 고려대학교 기계공학과 석사 졸업.  
2019년 서강대학교 기계공학과 박사 졸업.  
<주관심분야 : 전기자동차 배터리, 국방 무인기, 인공지능 어플리케이션>