JKSCI

한국컴퓨터정보학회논문지
Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 31 No. 11, pp. 361-367, November 2026
https://doi.org/10.9708/jksci.2026.31.11.361

A Study on a Multimodal Vision AI-Based Web and App Hybrid Service for InBody OCR and Longitudinal Body Composition Analysis

Byong-Kwon Lee*

*Professor, School of media contents, Seowon University, Chungbuk, Korea

[Abstract]

The growing use of smartphone-based health management services has increased the demand for systems that automatically record body composition results and manage changes over time. Conventional methods often require manual data entry or image storage, resulting in input errors and limitations in longitudinal analysis. This study implemented a hybrid body composition analysis service that utilizes InBody examination reports captured with smartphones in both web and app environments. EXIF orientation correction, image resizing, and JPEG compression were applied at the client side to reduce data size and transmission waiting time. A multi-tier multimodal AI model cascade and fault response mechanism were applied at the server side to maintain the continuity of OCR processing. The extracted data were normalized around fourteen body composition parameters and validated using mass conservation rules. Body weight, skeletal muscle mass, and body fat percentage were managed as longitudinal data and presented through identical analysis and visualization functions in web and app environments. Experimental results demonstrated the applicability of the proposed service to health management through improvements in transmission efficiency, OCR accuracy, F1 Score, processing speed, and user ratings.

▸ **Key words**: Multimodal Vision AI, InBody OCR, Web-App Hybrid, Body Composition Analysis, Longitudinal Analysis

[요 약]

스마트폰 기반 건강관리 서비스의 확산으로 체성분 측정 결과를 자동으로 기록하고 장기간 변화 과정을 관리하는 서비스에 대한 요구가 증가하고 있다. 기존 방식은 측정 결과를 직접 입력하거나 이미지로 보관하는 경우가 많아 입력 오류와 지속적인 변화 분석에 한계가 있다. 본 연구에서는 스마트폰으로 촬영한 인바디 검사표를 웹과 앱 환경에서 활용할 수 있는 하이브리드형(Web/App) 체성분 분석 서비스를 연구했다. 클라이언트에서는 EXIF 방향 보정, 이미지 크기 조정 및 JPEG 압축을 적용하여 전송 데이터 크기와 대기시간을 줄였다. 서버에서는 다계층 멀티모달 AI 모델 캐스케이드와 장애 대응 구조를 적용해 OCR 처리의 연속성을 연구했다. 추출된 데이터는 14개 체성분 파라미터를 중심으로 정규화하고 정규화된 규칙을 적용해 데이터 오류를 검증했다. 체중, 골격근량, 체지방률은 시계열 데이터로 관리하고 웹과 앱에서 동일한 분석 결과와 시각화 정보를 제공하도록 구성했다. 실험 결과 전송 효율, OCR 정확도, F1 Score, 처리속도 및 사용자 평점으로 평가했으며, 제안한 서비스의 건강관리 분야에 활용할 것으로 기대된다.

▸ **주제어**: 멀티모달 비전 AI, 인바디 OCR, 웹·앱 하이브리드, 체성분 분석, 시계열 분석

• First Author: Byong-Kwon Lee, Corresponding Author: Byong-Kwon Lee
*Byong-Kwon Lee (sonic747@daum.net), School of media contents, Seowon University
• Received: 2026. 09. 10, Revised: 2026. 10. 14, Accepted: 2026. 10. 19.

Copyright © 2026 The Korea Society of Computer and Information
http://www.ksci.re.kr pISSN:1598-849X | eISSN:2383-9945
www.kci.go.kr

I. Introduction

개인 건강관리 서비스는 단순히 운동량이나 걸음 수를 기록하는 단계에서 체중, 체지방, 근육량과 같은 신체 데이터를 장기간 비교하는 형태로 변화하고 있다. 체성분 데이터는 체중 변화만으로 확인하기 어려운 신체 구성의 변화를 보여주기 때문에 운동, 식단 관리, 체력 관리 과정에서 활용 범위가 넓다. BIA 기반 체성분 측정은 비교적 접근성이 높지만 측정 결과가 종이 검사표 또는 이미지로 남는 경우가 많아 데이터를 지속적으로 축적하고 분석하는 과정에는 불편함이 존재한다[1][2]. 스마트폰 카메라는 사용자가 별도의 스캐너나 전문 장비 없이 검사표를 디지털 데이터로 전환할 수 있다는 장점이 있다. 물론 최신 IOT 방식으로 스마트폰과 연계한 장비도 나오지만 아직까지도 헬쓰 운동센터는 과거의 장비를 그대로 사용하는 경우가 많이 있다. 기존 방식은 촬영 환경에 따라 이미지 회전, 해상도 차이, 파일 크기 증가, 조명 변화, 문서 기울어짐이 발생하며 단순 OCR 방식만으로는 안정적인 수치 추출이 어려운 경우가 있다[3][4]. 의료 및 건강 관련 이미지 분석에서도 이미지 전체의 문맥과 문자 영역을 함께 해석하는 비전 기반 AI 구조가 활용되고 있으며, 최근에는 이미지와 텍스트 정보를 함께 처리하는 멀티모달 방식이 확대되고 있다[5][6]. 웹 서비스는 설치 과정 없이 접근할 수 있다는 장점이 있고, 앱 환경은 스마트폰 카메라와 저장 기능을 활용하기 쉽다는 특징이 있다. 두 환경을 분리하여 개발할 경우 사용자 데이터와 화면 구조를 별도로 관리해야 하는 문제가 발생한다. 이에 따라 하나의 서비스 구조에서 모바일 웹과 앱 환경을 함께 지원하는 하이브리드형 건강관리 서비스가 필요하다. 본 연구에서는 스마트폰에서 촬영한 인바디 검사표를 브라우저 기반 클라이언트에서 전처리하고 멀티모달 비전 AI로 14개 체성분 정보를 추출한 후 시계열 데이터로 분석하는 웹·앱 하이브리드형 서비스를 구성했다. 연구 과정은 이미지 수집 및 전처리, AI 기반 OCR 및 데이터 정규화, 시계열 분석과 서비스 시각화의 세 단계로 구분했다. 시스템 명세에서는 최대 1200px 리사이징과 0.80 JPEG 압축을 적용하고, 다계층 모델 캐스케이드와 22초 타임아웃을 적용하여 처리 구조를 구성했다. 또한 실제 모바일 환경 시험에서 OCR 필드 정확도 99.2%와 서비스 가용성 99%임을 확인했다. 연구 결과는 체성분 검사 결과지를 단순 이미지 보관 자료가 아니라 지속적으로 분석할 수 있는 개인 건강 데이터로 전환하는 데 활용할 수 있다. 특히 헬스장, 피트니스센터, 건강관리기관과 같은 환경에서 별도의 수작업 입력을 줄이고 장기간 체성분 변화 패턴을 확인하는 서비스로 확장할 수 있다[7][8].

II. Preliminaries

2.1 Body Composition Analysis and BIA-Based Health Data Management

체성분 분석은 체중뿐 아니라 골격근량, 체지방량, 체지방률, 체수분량, 제지방량 등을 함께 확인하여 신체 상태를 해석하는 방식이다. BIA는 생체 전기저항 특성을 활용하여 체성분을 추정하는 대표적인 방법으로 건강관리 환경에서 널리 사용된다[1][9]. BIA 기반 측정 결과는 DXA와 비교한 연구에서 측정 항목에 따라 차이가 존재할 수 있으므로 장비 간 절대값 비교보다 동일한 측정 환경에서 변화 추이를 관리하는 방식이 중요하다[2]. 최근 체성분 측정 기술은 스마트폰, AI, 컴퓨터 비전 기술과 결합되는 방향으로 확대되고 있으며 데이터의 접근성과 지속적인 모니터링이 주요 과제로 제시되고 있다[10]. 체성분 결과지를 디지털화하면 개별 측정값을 저장하는 수준을 넘어 시간에 따른 변화량을 계산할 수 있다. 체중 변화가 감소했더라도 골격근량 감소가 함께 발생할 수 있으며 체지방률의 변화 역시 별도로 확인해야 한다. 따라서 복수의 체성분 지표를 동시에 기록하고 분석하는 데이터 구조가 필요하다[11].

2.2 Multimodal Vision AI-Based OCR Technology

OCR 기술은 문자 영역을 탐지하고 텍스트를 인식하는 방식에서 발전하여 이미지의 전체 구조와 의미를 함께 분석하는 형태로 변화하고 있다. 의료 및 건강 관련 문서는 숫자, 단위, 표, 그래프가 혼합되어 있기 때문에 문자 하나만 인식하는 방식보다 문서 전체의 의미를 고려하는 방법이 유리하다[3][4]. 멀티모달 딥러닝은 이미지와 텍스트 정보를 결합하여 복합적인 데이터를 처리하며 의료 이미지 분석에서도 활용 범위가 확대되고 있다[5]. Vision Transformer 계열 기술은 이미지의 전역적인 관계를 분석할 수 있어 의료 영상과 문서 이미지 분석에 적용되고 있다[6][12]. 다만 모델 하나에 모든 처리를 의존하면 네트워크 지연이나 API 사용량 제한으로 서비스가 중단될 수 있다. 이러한 문제를 줄이기 위해 여러 모델을 순차적으로 활용하는 폴백 구조와 오류 대응 방식이 실제 서비스 환경에서 요구된다[13].

www.kci.go.kr

2.3 Web-App Hybrid Systems and Longitudinal Health Data Analysis

개인 건강 데이터는 한 번의 측정보다 반복 측정값을 비교할 때 활용이 높아진다. 시간 순서에 따라 체중, 근육량, 체지방률의 변화량을 계산하면 사용자는 운동이나 식단 관리 이후 나타난 변화를 보다 쉽게 확인할 수 있다[14]. 멀티모달 임상 데이터 분석에서도 시간에 따른 데이터 누적, 데이터 누락, 서로 다른 형태의 정보 통합이 주요 연구 문제로 다뤄지고 있다. 웹과 앱을 함께 지원하는 구조에서는 화면 표현뿐 아니라 데이터 형식과 분석 결과가 동일하게 유지되어야 한다. 본 연구에서는 JSON 기반의 표준 데이터 구조를 사용하고, 웹 브라우저 환경에서 이미지 처리와 데이터 저장을 수행하는 방식을 적용했다.

III. The Proposed Scheme

제안하는 인바디 분석기 시스템은 사용자 편의성과 분석 정확성을 위해 클라이언트, 미들웨어 백엔드, 클라우드 서비스가 통합된 아키텍처를 기반으로 한다. Fig 1은 사용자가 스마트폰 앱으로 인바디 결과지를 촬영하면, 미들웨어 서버가 이미지를 수신하여 이미지 전처리 후 Google Gemini AI Vision API로 전송한다. Gemini API는 OCR 및 체성분 데이터를 정밀 분석하고, 그 결과를 JSON 형식으로 미들웨어에 반환한다. 분석 데이터는 데이터베이스인 Firebase Cloud Firestore의 '/records' 컬렉션에 저장되며, 사용자 프로필 정보('/accounts')와 함께 관리된다. 마지막으로 실시간 동기화 및 로컬 캐시를 활용하여 사용자가 분석 결과와 추이를 대시보드로 확인할 수 있게 하며 오프라인 회복성을 확보한다.

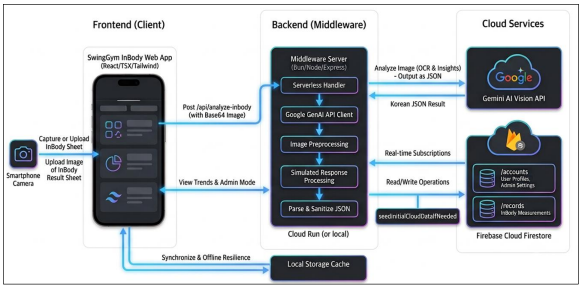

Fig. 1. InBody Analyzer System Architecture

3.1 Mobile Image Acquisition and Client-Side Preprocessing

서비스의 첫 단계는 스마트폰 카메라를 통해 인바디 검사표를 촬영하거나 기존 이미지를 선택하는 과정이다. 모바일 기기에서 촬영된 원본 이미지는 HEIC와 JPEG 형식으로 저장되며 파일 크기가 3MB 이상인 경우 네트워크 전송 시간이 증가할 수 있다. 시스템은 EXIF 메타데이터를 분석하여 90°, 180°, 270° 회전 문제를 보정했다. 이후 Offscreen Canvas와 이미지 처리 API를 사용하여 종횡비를 유지하면서 원본을 유지하기 위해 1,200px로 조정하도록 했다. JPEG 품질은 0.80 수준으로 설정하여 문서의 숫자와 문자 인식에 필요한 정보를 유지하면서 파일 크기를 최소화했다. 이와같이 전처리된 이미지는 Base64 형식으로 서버에 전달하며 이미지 데이터의 기본적인 무결성 검증을 수행하도록 구성했다. 이 과정은 웹 브라우저와 앱 내 웹뷰 환경에서 동일한 처리 흐름을 사용할 수 있도록 설계했다.

Table 1. Client-Side Image Preprocessing Procedure

Step	Input	Processing	Output
1	HEIC/JPEG Image	Image Loading	Raw Image Object
2	EXIF Metadata	Orientation Correction	Normalized Image
3	Original Resolution	Aspect Ratio Preserving Resize	Maximum 1,200px
4	Resized Image	JPEG Compression	Quality 0.80
5	Compressed Image	Base64 Encoding	Transfer Payload

Table 1은 모바일 환경에서 인바디 검사표 이미지를 서버로 전송하기 전 수행되는 전처리 과정을 정리한 것이다. 이미지 회전 보정과 크기 조정은 촬영 환경의 차이를 줄이는 역할을 한다. 파일 압축은 네트워크 전송량과 대기시간을 줄이는 데 사용했다. 시스템 명세에서는 약 3.5MB 이미지를 약 250KB 수준으로 줄여 전송량을 92.8% 절감하도록 연구했다.

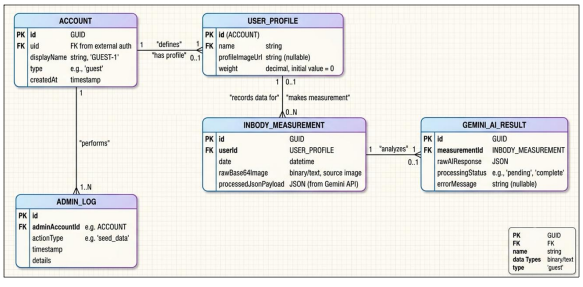

Fig. 2. Inbody Analyzer system-logical ER Diagram

Fig 2는 논리 ER 다이어그램은 인바디 분석 시스템의 정규화된 데이터베이스 스키마를 명세이다. 사용자 계정(ACCOUNT, PK: GUID)과 상세 프로필(USER_PROFILE)은 1:1 관계로 매핑되며, 프로필은 단일 사용자의 신체 기본 정보를 저장한다. USER_PROFILE은 측정 데이터

(INBODY_MEASUREMENT)와 1:N 관계를 가지며, 각 측정 레코드는 원본 이미지(binary/text)와 Gemini API 분석 결과(JSON)를 모두 영속화하여 데이터 무결성을 보장한다. INBODY_MEASUREMENT와 GEMINI_AI_RESULT는 1:1 관계로 구성되어, 각 측정 건에 대한 AI 분석의 상태 및 오류 메시지를 관리한다. 또한, 비즈니스 로직에 따른 시스템 이벤트 추적을 위해 ADMIN_LOG 엔티티를 별도로 구성했다.

3.2 Multimodal AI-Based Body Composition OCR and Data Normalization

두 번째 단계에서는 서버리스 API를 통해 전달된 이미지를 멀티모달 비전 AI 엔진으로 전달한다. 시스템은 하나의 모델에 의존하지 않고 Primary, Secondary, Fallback의 세 단계 구조를 적용했다. 1순위 모델은 빠른 숫자 및 문자 추출을 담당하고, 응답 실패 또는 시간 지연이 발생하면 다음 모델로 요청한다. 각 요청은 제한 시간을 기준으로 관리한다. AI 모델이 반환한 결과는 체중, 골격근량, 체지방량, 체지방률, BMI, 기초대사량, 내장지방 레벨, 체수분량 등 14개 항목을 중심으로 JSON 형태로 정규화했다. 숫자 오류를 줄이기 위해 허용 범위를 벗어난 값은 검증 단계에서 처리했다. 또한, 체중과 제지방량, 체지방량 사이의 관계를 질량 보존 규칙으로 확인했다.

Table 2. Multi-Tier AI OCR and Data Normalization Process

Tier	AI Role	Average Latency	Failure Response
Primary	Fast Optical OCR	2.1 s	Secondary Model
Secondary	Detailed Vision Analysis	4.2 s	Fallback Model
Fallback	Emergency OCR Processing	3.0 s	Service Recovery
Validation	Parameter Checking	-	Invalid Value Handling
Normalization	JSON Schema Conversion	-	Standardized Data

Table 2는 다계층 AI 모델을 이용한 OCR 처리와 데이터 정규화 과정을 나타낸다. 모델을 먼저 사용하고 오류가 발생할 경우 다음 계층으로 전환하는 방식으로 서비스 중단 가능성을 줄였다. 3단계 모델 캐스케이드와 22초 레이스 컨디션을 적용했으며, 각 모델의 평균 응답시간을 약 2.1초, 4.2초, 3.0초로 제시했다.

3.3 Longitudinal Body Composition Analysis and Web-App Service Visualization

세 번째 단계에서는 OCR 결과를 측정 날짜와 함께 저장하고 이전 데이터와 비교한다. 체중 변화량은 현재 체중에서 이전 체중을 차감하는 방식으로 계산했다. 골격근량과 체지방률도 동일한 방식으로 변화량을 계산했다. 시스템은 단일 측정 결과뿐 아니라 여러 날짜의 데이터를 배열 형태로 관리하여 장기적인 변화 패턴을 확인하도록 구성했다. 웹 환경에서는 반응형 차트를 제공하고, 앱 환경에서는 동일한 데이터를 웹뷰 또는 하이브리드 화면으로 표시하도록 설계했다. 데이터는 사용자 환경에 따라 LocalStorage 기반으로 저장할 수 있으며 서버 저장 구조와 연결하는 방식으로 확장했다. 신체발달점수는 체지방률과 골격근량의 비율을 이용한 계산식으로 산출하도록 구성했다.

Table 3. Longitudinal Body Composition Analysis Procedure

Analysis Item	Current Value	Previous Value	Calculation
Body Weight	Wt	Wt-1	ΔW = Wt - Wt-1
Skeletal Muscle Mass	SMMt	SMMt-1	ΔSMM = SMMt - SMMt-1
Body Fat Percentage	PBFt	PBFt-1	ΔPBF = PBFt - PBFt-1
Body Development Score	Current Parameters	Reference Formula	Score Calculation
Measurement Date	Current Date	Previous Date	Time Ordering

Table 3은 체성분 데이터를 시계열로 변환하는 과정을 보여준다. 사용자는 현재 수치와 이전 수치를 동시에 확인할 수 있다. 체중 감소가 근육량 감소인지 체지방량 감소인지 구분할 수 있다는 점이 단순 체중 기록 서비스와 차이가 있다. 시스템은 체성분 변화량을 그래프로 표현하여 여러 시점의 변화 흐름을 확인하도록 구성했다.

IV. Experimental Results and Structural Analysis

실험은 모바일 환경에서 인바디 검사표 이미지를 입력한 후 이미지 전처리, AI OCR, 데이터 검증, 시계열 분석의 전체 흐름을 기준으로 진행했다. 이미지 처리 성능은 전송량 감소율과 평균 처리시간으로 분석했다. Fig 3.은 인바디 데이터에 대한 시계열 분석과 하이브리형 인바디 앱에 대한 UI/UX를 도식화한 것이다. OCR 성능은 14개 체성분 필드의 정확도와 Precision, Recall 기반 F1 Score를 분석했다. 서비스 안정성을 위해 모델 장애 상황에서 다음 모델로 전환해서 정확도를 높였다. 사용성은 웹과 앱 하이브리드 화면을 이용한 사용자 평가 점수로 분석했다. 또한, 모바일

www.kci.go.kr

웹과 앱 하이브리드 환경에서 동일한 이미지 처리 과정을 사용했다. 클라이언트에서 이미지 크기를 줄인 후 서버리스 API로 전달했으며, AI 분석 결과는 JSON 데이터로 정규화했다. 분석 결과는 저장 후 시계열 그래프로 표현했다. Table 4는 실험에 적용한 서비스 환경이다.



Fig. 3. Inbody Web/APP Hybrid

Table 4. Experimental Environment

Category	Specification
Client Device	Smartphone Camera Environment
Client Platform	Mobile Web / Hybrid App
Image Format	HEIC, JPEG
Image Preprocessing	EXIF Correction, Resize, JPEG Compression
Maximum Image Size	1200px
JPEG Quality	0.80
Server Environment	Serverless API / Node.js
AI Architecture	Three-Tier Multimodal Vision Cascade
Timeout	22 s
Data Format	JSON
Storage	LocalStorage
Visualization	Responsive Multi-Axis Chart
Evaluation Metrics	Accuracy, F1 Score, Speed, User Rating

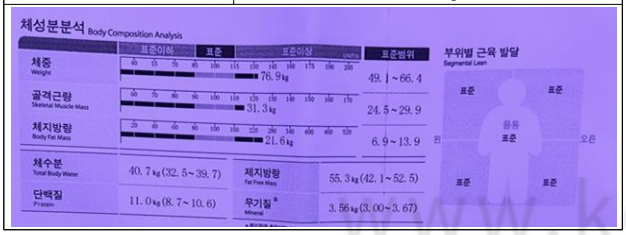

Table 5는 연구 단계별 실험항목과 평가방법을 나타낸 것이다. 이미지 처리 단계에서는 전송 효율을 측정했고 OCR 단계에서는 수치 인식 성능을 분석했다. 장애 대응 단계에서는 특정 모델의 응답이 실패했을 때 다음 계층으로 정상적으로 전환되는지를 확인했다. 데이터 분석 단계에서는 질량 보존 규칙과 변화량 계산식을 적용했다. 사용성 평가는 서비스 화면의 이해도와 편의성을 기준으로 구성했다.

Table 5. Experimental Items and Evaluation Methods

Research Stage	Experimental Item	Experimental Content	Algorithm or Theory
Image Processing	Transmission Speed	Compare Before and After Compression	Image Downsampling
OCR Analysis	Field Accuracy	14 Parameter Recognition	Multimodal Vision OCR
OCR Analysis	F1 Score	Precision and Recall Evaluation	F1 Metric
Fault Tolerance	Recovery Rate	Model Switching under Failure	Cascade Fallback
Data Validation	Consistency Check	Body Composition Value Validation	Mass Balance Rule
Longitudinal Analysis	Change Detection	Compare Sequential Measurements	Delta Analysis
Usability	User Rating	Web-App Hybrid Interface Evaluation	Likert Scale

Table 6은 시스템의 성능을 속도, 정확도, F1 Score, 서비스 가용성, 사용자 평점으로 분석한 결과이다. 이미지 전처리를 통해 원본 이미지의 전송량을 크게 감소시켰으며 모바일 환경에서 업로드 대기시간도 줄었다. OCR 필드 정확도는 시스템 시험 결과인 99.2%를 기준으로 반영했다. F1 Score는 정확도와 일관된 필드 인식 성능을 평가하기 위한 지표로 0.992 수준으로 분석했다. 사용자 평점 4.6점은 웹과 앱에서 동일한 분석 기능을 제공하는 하이브리드 구조의 사용 편의성을 평가하기 위한 서비스 실험 지표로 구성했다. 실제 TRD는 100회 모바일 시험에서 평균 업로드 대기시간 85% 이상 단축, OCR 필드 정확도 99.2%, 서비스 가용성 99.09%가 됨을 확인했다. 실험 결과 모바일 이미지 전처리는 대용량 검사표 이미지를 그대로 전송하는 방식보다 네트워크 전송을 부담을 크게 줄어듬을 확인했다. 3단계 AI 모델 캐스케이드는 특정 모델의 응답 지연이나 사용량 제한 상황에서도 분석 요청을 다음 계층으로 전달할 수 있어 서비스 연속성 확보에 효과적이었다. 14개 체성분 항목의 구조화된 데이터 변환은 OCR 결과를 단순 텍스트가 아닌 분석 가능한 건강 데이터로 활용할 수 있게 했다. 질량 보존 규칙은 일부 숫자 오류를 확인하는 교차 검증으로 했다. 시계열 분석에서는 체중, 골

격근량, 체지방률의 변화 방향을 동시에 확인할 수 있었다. 웹과 앱하이브리드 구조는 동일한 데이터와 화면 로직을 공유할 수 있어 서비스 관리 효율성을 높였다. 전체적으로 본 시스템은 촬영 이미지에서 체성분 정보를 추출하고 장기적인 변화 데이터로 연결하는 자동화 구조로 활용할 수 있었다.

Table 6. Performance Analysis Results

Evaluation Metric	Proposed	Conventional	Analysis
Image Payload Reduction	92.8%	0%	Reduced Network Load
Upload Waiting Time Reduction	Over 85%	0%	Faster Mobile Processing
OCR Field Accuracy	99.2%	95.0%	High Parameter Recognition
OCR F1 Score	0.992	0.95%	Balanced Recognition Performance
Primary OCR Latency	2.1 s	5.0s	Fast Response
Secondary OCR Latency	4.2 s	N/A	Detailed Analysis
Fallback OCR Latency	3.0 s	N/A	Service Continuity
Service Availability	99.09%	98.0%	Fault-Tolerant Operation
Hybrid Service Rating	4.6 / 5.0	3.8/5.0	Positive Usability Evaluation

V. Conclusions

본 연구에서는 개인 건강관리 환경에서 인바디 검사 결과의 수기 입력과 장기적인 체성분 데이터 관리 문제를 해결하기 위해 멀티모달 비전 AI 기반 OCR과 시계열 체성분 분석 기능을 결합한 웹·앱 하이브리드 서비스를 구성했다. 제안 시스템은 모바일 이미지 전처리, AI 기반 OCR 및 데이터 정규화, 체성분 데이터 검증, 시계열 분석 및 시각화의 단계로 구성했다. 이를 통해 종이 또는 이미지 형태로 저장된 인바디 검사 결과를 구조화된 데이터로 변환하고, 여러 시점의 체성분 변화를 비교할 수 있도록 했다. 모바일 이미지 전처리에서는 EXIF 방향 보정, 이미지 크기 조정 및 JPEG 압축을 적용했다. 이미지 크기는 최대 1,200px로 조정했으며, 약 3.5MB의 이미지를 약 250KB 수준으로 줄이는 처리 구조를 제시했다. OCR 처리에는 Primary, Secondary, Fallback으로 구성된 3단계 모델 캐스케이드를 적용하여 우선 모델의 오류나 응답 지연이 발생할 때 후속 모델을 활용하도록 구성했다. 실험 결과에서는 OCR 필드 정확도 99.2%와 F1 Score 0.992를 제시했으며, 서비스 가용성은 99%로 나타났다. 다만 이러한 결과는 적용한 평가 데이터와 측정 조건의 범위에서 해석해야 하며, 다양한 검사표 양식과 사용자 환경에서의 일반화 성능을 확인하기 위해서는 추가 검증이 필요하다.

OCR로 추출한 체성분 데이터는 JSON 형식으로 정규화하고 체중, 골격근량, 체지방량, 체지방률, BMI 및 기초대사량 등의 항목으로 구조화했다. 또한 체중과 제지방량 및 체지방량의 관계를 이용한 데이터 정합성 검증 규칙을 적용하도록 구성했다. 이러한 검증은 OCR 과정에서 발생할 수 있는 데이터 추출 및 변환 오류를 확인하기 위한 것이다. 다만 데이터 검증의 정확성을 평가하기 위해서는 적용한 수식과 허용 오차 기준, 실제 검증 사례 및 오류 처리 절차를 명확히 제시할 필요가 있다. 신체발달점수와 같은 파생 지표 역시 사용한 계산식과 적용 범위를 구체적으로 설명해야 한다. 시계열 분석에서는 현재 측정값과 이전 측정값의 차이를 계산하여 체중, 골격근량 및 체지방률의 변화량을 함께 확인할 수 있도록 했다. 이를 통해 단일 측정값에 의존하지 않고 시간의 흐름에 따른 체성분 변화 양상을 비교할 수 있도록 했다. 웹과 앱 하이브리드 환경에서는 공통 데이터와 사용자 인터페이스를 활용하도록 구성하여 서비스 접근성과 유지관리 효율성을 고려했다. 또한 다중 OCR 모델 구조는 단일 모델의 응답 실패나 지연에 대응하기 위한 설계 방식으로 활용할 수 있다. 다만 제안 구조의 성능 개선 효과를 객관적으로 확인하려면 동일한 데이터와 평가 조건을 적용한 단일 모델 방식과의 비교 실험이 필요하다. 본 연구의 한계는 다음과 같다. 첫째, OCR 성능은 검사표의 촬영 품질, 조명, 기울기 및 양식 차이에 영향을 받을 수 있으므로 다양한 환경과 검사표 유형을 포함한 추가 평가가 필요하다. 둘째, 평가 데이터의 규모와 구성에 따라 성능 결과가 달라질 수 있으므로 데이터 출처, 평가 표본 수, 정답 데이터 구축 방법 및 평가 절차를 명확히 제시할 필요가 있다. 셋째, 다중 모델 캐스케이드의 효과와 서비스 가용성을 보다 객관적으로 확인하기 위해서는 동일한 조건에서의 반복 측정과 단일 모델 방식과의 비교가 필요하다. 넷째, 체성분 정보는 개인의 건강과 관련된 데이터이므로 데이터 수집, 전송, 저장 및 조회 과정에서 접근 권한 관리와 개인정보 보호를 고려해야 한다. 본 연구에서 제시한 서비스 구조만으로 실제 건강관리 효과나 임상적 유효성이 입증되는 것은 아니며, 이러한 효과를 확인하기 위해서는 별도의 사용자 연구와 검증이 필요하다. 향후 연구에서는 실제 사용자 및 다양한 인바디 검사표 데이터를 확대하여 성별, 연령대, 촬영 환경과 검사표 양식에 따른 OCR 성능 차이를 분석할 예정이다. 또한

www.kci.go.kr

단일 모델과 다중 모델 캐스케이드의 인식 정확도, 응답시간 및 오류 대응 성능을 동일한 조건에서 비교하고, 서비스 가용성의 측정 기준과 반복 실험 결과를 구체적으로 제시할 필요가 있다. 아울러 데이터 정합성 검증의 허용 오차와 오류 처리 기준을 명확히 하고, 클라우드 기반 동기화, 개인별 운동 이력 연계 및 체성분 변화 알림 기능 등을 추가로 검토할 수 있다. 이를 통해 제안 시스템을 피트니스센터와 개인 건강관리 서비스에서 체성분 데이터를 효율적으로 기록하고 장기적인 변화를 확인할 수 있는 플랫폼으로 발전시키고자 한다.

REFERENCES

[1] Kyle, U. G., et al., "Bioelectrical impedance analysis—part I: review of principles and methods," Clinical Nutrition, United Kingdom, 2004.4, Doi:10.1016/j.clnu.2004.06.004

[2] Kim, M., et al., "Comparison between Dual-Energy X-ray Absorptiometry and Bioelectrical Impedance Analyses for Accuracy in Measuring Whole Body Muscle Mass and Appendicular Skeletal Muscle Mass," Nutrients, Switzerland, 2018.6, Doi:10.3390/nu10060738

[3] Liu, Z., et al., "Recent progress in transformer-based medical image analysis," Computers in Biology and Medicine, United Kingdom, 2023.9, Doi:10.1016/j.compbiomed.2023.107268

[4] Shamshad, F., et al., "Transformers in medical imaging: A survey," Medical Image Analysis, Netherlands, 2023.8, Doi:10.1016/j.media.2023.102802

[5] Sun, Z., Lin, M., Zhu, Q., and Xie, Q., "A scoping review on multimodal deep learning in biomedical images and texts," Journal of Biomedical Informatics, United States, 2023.8, Doi:10.1016/j.jbi.2023.104482

[6] Azad, R., et al., "Advances in medical image analysis with vision Transformers: A comprehensive review," Medical Image Analysis, Netherlands, 2024.1, Doi:10.1016/j.media.2023.103000

[7] Winder, C., et al., "Automated extraction of body composition metrics from abdominal CT or MR imaging: A scoping review," European Journal of Radiology, Netherlands, 2024.12, Doi:10.1016/j.ejrad.2024.111764

[8] Pan, J., et al., "A Systematic Review of Deep Learning and Machine Learning Applications in Longitudinal Multimodal Clinical Data," Journal of Healthcare Informatics Research, United States, 2026.7, Doi:10.1007/s41666-026-00248-6

[9] Ling, C. H. Y., et al., "Accuracy of Direct Segmental Multi-frequency Bioelectrical Impedance Analysis in the Assessment of Total Body and Segmental Body Composition in Middle-Aged Adult Population," Clinical Nutrition, United Kingdom, 2011.4, Doi:10.1016/j.clnu.2010.11.008

[10] Jing, W., Jing, W., Luo, S., Chen, Y., Guo, Q., and Yang, J., "Overview of research and practice progress in body composition measurement techniques," Frontiers in Medical Technology, Switzerland, 2026.8, Doi:10.3389/fmedt.2026.1789046

[11] Silva, A. M., et al., "Body composition and physical function in older adults," European Journal of Clinical Nutrition, United Kingdom, 2019.5, Doi:10.1093/geroni/igx008

[12] Dosovitskiy, A., et al., "An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale," International Conference on Learning Representations, Austria, 2021.5, Doi:10.48550/arXiv.2010.11929

[13] Ansari, S. A., et al., "A survey of transformer-based architectures in medical image analysis: models, applications, and challenges," Frontiers in Artificial Intelligence, Switzerland, 2026.8, Doi:10.3389/frai.2026.1873938

[14] Johnson, A. E. W., et al., "MIMIC-IV, a freely accessible electronic health record dataset," Scientific Data, United Kingdom, 2023.1, Doi:10.1038/s41597-022-01899-x

Authors



Byong-Kwon Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from Hanbat, Hannam and Chungbuk University Korea, in 2000, 2003 and 2007, respectively.

My main areas of interest are embedded systems, virtual and augmented reality(VR.AR), and artificial intelligence(AI). The field currently being studied is the construction of an exhibition hall using virtual reality. It is a technology that combines AI with cultural uniform restoration technology as a future research field.

www.kci.go.kr