대한한의진단학회지 제30권 제1호 (2026년 10월)
The Journal of the Society of Korean Medicine Diagnostics. 2026;30(1):243-261.
[원저 Original Article]

경혈 자극·진단 생체지표 통합 데이터베이스 구축

조진아[1], 이재필[1], 유양희[3], 문영민[1]*, 나창수[2,3]*
[1]포항산업과학연구원 AX연구그룹 · [2]동신대학교 한의과대학 · [3]경혈침치료ICT융합연구센터

Integrated Database for Acupoint Stimulation and Diagnostic Biomarkers

Jin-A Jo[1], Jaepil Lee[1], Yanghee You[3], Youngmin Moon[1]*, Chang-Su Na[2,3]*
[1]AX Research Group, Research Institute of Industrial Science & Technology (RIST)
[2]College of Korean Medicine of Dongshin University
[3]Acupuncture treatment by ICT Convergence Research Center

Abstract

Objectives : This technical report describes a distributed messaging-based integrated database that links acupoint stimulation parameters with diagnostic biosignals in Korean medicine. Its aim is to support the quantification of stimulus-response relationships.

Methods : The system records biosignals before, during, and after treatment, including deep-tissue microcirculation, thermal and respiratory signals, skin impedance, and electromyography. Stimulation parameters were defined by modality and acupoint code. Apache Kafka was used to decouple device producers from data consumers. Time-series data were stored in MongoDB and metadata in MariaDB, and a web system was built for real-time monitoring and retrieval. At ingestion, records were sorted by patient identifier, session identifier, and measurement timestamp. Data flow was tested with simulated data.

Results : With four devices and three consumers, the publish-subscribe structure reduced the number of connections from twelve to seven. The web system supports standardized queries and data extraction for analysis.

Conclusion : The system provides infrastructure for accumulating paired stimulation and biosignal data for future AI-based research on personalized diagnosis and treatment. Signal-quality checks are not fixed in the system, because the appropriate checks depend on the analytical purpose.

Key words : Acupuncture Points; Database Management Systems; Big Data; Apache Kafka, Distributed Messaging, Artificial Intelligence

---

* 교신저자 : Youngmin Moon. Research Institute of Industrial Science and Technology, 67 Cheongam-ro, Nam-gu, Pohang-si, Gyeongsangbuk-do, 37673, Republic of Korea.
Tel : 01024962348, E-mail : ymmoon@rist.re.kr
* 교신저자 : Chang-Su Na. College of Korean Medicine of Dongshin University. Room 212, Dept. of Pre-Korean Medicine, 120-9, Dongshindae-gil, Naju-si, Jeonnam-Gwangju, 58245, Rep. of Korea.
Tel: +82-10-4662-3522, E-mail: nakugi@hanmail.net
* : These authors contributed equally as corresponding authors.
· 원고접수일 : 2026.09.28 / 심사완료일 : 2026.10.14 / 게재결정일 : 2026.10.18.

Ⅰ. 서론

한의학의 진단은 망(望)·문(聞)·문(問)·절(切)의 사진(四診)을 통해 환자의 생리·병리적 상태를 종합적으로 판단하는 것을 원칙으로 한다[1]. 그러나 이러한 진단 정보는 대부분 시술자의 관찰과 임상 경험에 의존하여 수집되며, 치료 과정에서 발생하는 생체지표를 체계적으로 기록·축적하는 기반은 부족하다. 최근 인공지능(AI)을 한의학 진단 및 치료에 접목하려는 시도가 활발해지고 있으나, AI 분석의 전제가 되는 양질의 대규모 임상 데이터가 부족하다는 점은 한의학 분야의 근본적인 한계로 지적되어 왔다[2].

경혈침치료 분야에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 자극 요소를 정량화하려는 연구가 이어져 왔다. 전통적으로 침 자극의 양은 자침 깊이, 수기법, 유침 시간 등으로 조절되었고, 그 반응은 득기(得氣)와 같이 시술자와 환자의 감각을 통해 판단되었다. 침 자극이 결합조직을 매개로 한 기계적 신호로 전달된다는 연구[3]이후, 전기침은 수기 자극을 주파수·펄스폭·전류로 치환하였고[4], 레이저침은 파장·출력·에너지 밀도로 자극량을 규정할 수 있게 하였다[5]. 나아가 광원을 조직 심부에 위치시키는 침습형 레이저침[6]과 피부 각질층을 최소 침습으로 통과하는 마이크로니들 기술[7]은 자극의 깊이와 경로까지 제어하는 수준으로 경혈 자극 기술을 확장하고 있다.

진단 측면에서도 경혈과 주변 조직의 상태를 객관적으로 측정하려는 시도가 진행되어 왔다. 절진(切診)에서 손으로 감지하던 국소 부위의 한열(寒熱)과 관련된 체표 온도 분포는 적외선 체열촬영으로 측정할 수 있게 되었고[8], 경혈 부위의 기혈(氣血) 순환과 관련된 심부 미세혈류는 확산 스펙클 대조 분석(diffuse speckle contrast analysis, DSCA) 기반의 측정으로 확인할 수 있게 되었다[9]. 실제로 DSCA를 이용하여 경혈 자극에 따른 원위 경혈의 미세순환 변화를 관찰한 연구가 보고되었으며[10], 경혈의 피부 전기적 특성에 주목한 연구들은 전기임피던스 측정으로 이어지고 있다[11]. 이러한 기술은 정성적으로 기술되던 경혈의 상태와 자극 반응을 수치화된 생체지표로 측정할 수 있게 한다는 점에서 경혈 진단 연구의 중요한 요소이다.

그러나 이러한 자극 기술과 진단 기술은 대부분 독립적으로 개발·평가되어 왔기 때문에, 어떤 경혈에 어떤 조건의 자극을 주었을 때 어떤 생체 반응이 나타났는지를 동일 대상자에서 연속적으로 기록한 자극-측정 세션 데이터는 제한적이다. 이는 경혈 특이성(acupoint specificity)[12], 자극량에 따른 용량-반응 관계, 개인별 반응 차이와 같은 경혈침치료의 핵심 질문에 객관적으로 답하기 어렵게 만드는 요인이 된다. 특히 자극 기술이 정밀해질수록 자극 조건과 반응이 함께 기록되지 않으면 그 효과는 개별 연구 안에서만 해석될 수밖에 없고, 연구 간 비교와 통합 분석을 통한 근거의 축적도 제한된다.

이를 해결하기 위해서는 자극과 진단을 하나의 체계 안에서 수행하고, 그 과정에서 발생하는 데이터를 동일한 대상자·시간축으로 통합하는 데이터베이스가 필요하다. 그러나 측정 원리와 주기, 전송 방식이 서로 다른 장비의 데이터를 통합하는 데에는 장비별 측정 방식의 차이, 치료 전·중·후 데이터의 시점 분절, 표준화되지 않은 데이터로 인한 분석 단계의 병목이라는 어려움이 따른다. 이처럼 서로 다른 장비에서 발생하는 데이터의 통합에는 데이터를 생산하는 장비와 이를 소비하는 시스템을 분리하는 분산 메시징 방식이 적합하며, 대표적 플랫폼인 Apache Kafka는 대규모 로그 처리와 의료정보시스템의 실시간 데이터 관리에 활용되어 왔다

[13,14]. 그러나 PubMed·RISS를 대상으로 "Kafka", "분산 메시징", "경혈 자극" 등의 검색어로 확인한 범위에서는, 한의학 분야에서 경혈 자극 및 진단 데이터 관리에 이를 적용한 사례가 보고되지 않았다.

경혈 자극과 진단 데이터를 통합하는 데이터베이스는 시술자의 감각과 경험 속에 머물러 있던 자극 조건과 반응을 공유 가능한 데이터로 전환한다는 점에서 한의학적으로도 의미를 갖는다. 표준화된 항목으로 축적된 데이터는 경험에 기반한 지식을 재현 가능한 근거로 검증하고, 기관과 장비를 넘어서는 다기관 공동 연구를 가능하게 하는 기반이 될 수 있다. 또한 자극 조건과 반응이 연결된 데이터는 향후 AI 기반의 개인 맞춤형 자극 조건 결정과 경혈진단 기기의 임상적 타당성 평가에도 활용될 수 있다.

이에 본 연구는 경혈 자극 조건과 진단 생체지표를 동일한 ID·시간축으로 연결하는 통합 데이터베이스를 구축하는 것을 목적으로 하였다. 구체적으로는 침습형 레이저침·전기침·진동침 자극 기기와 심부 미세순환·체열·피부 임피던스 측정 장비로 구성된 융합 경혈 자극·진단 시스템의 데이터 통합 구조를 설계하고, 이를 Apache Kafka 기반 분산 메시징과 MongoDB·MariaDB 이원 데이터베이스로 구현하였다. 또한 실시간 모니터링 화면과 치료 전후 비교·회차별 추세 분석 화면을 통해 축적된 데이터의 연구 활용 가능성을 제시하였다. 다만 본 보고는 시뮬레이터로 생성한 더미 데이터를 이용하여 데이터의 수집·적재 흐름을 검증한 것으로, 자극 조건별 유효성 및 안전성에 대한 임상 통계 분석은 본 보고의 범위에 포함하지 않으며, 이는 실제 임상 데이터를 축적한 후속 연구에서 다룰 예정이다.

Ⅱ. 연구 방법

1. 융합 경혈 자극·진단 시스템 구성

본 연구에서 사용한 융합 경혈 자극·진단 시스템은 침습형 레이저침(660·830nm)·전기침·진동침 자극을 인가하는 융합 자극 기기 및 MCU 기반 제어기, 확산 스펙클 대조 분석(Diffuse Speckle Contrast Analysis) 기반의 심부 미세순환 측정 장비[9], 인공지능 카메라 기반의 경혈 위치 추적 장비 및 열화상 카메라 기반의 체온·호흡 측정 장비, 마이크로니들 기반의 전기 임피던스·근전도(EMG) 측정 장비가 하나의 체계로 통합된 융합 자극·진단 시스템으로 구성되었다. 각 장비의 측정 결과는 빅데이터 수집·분석 서버로 전달되며, 증강현실(AR) 기기를 활용한 HMI(Human-Machine Interface)를 통해 임상 현장에서 실시간으로 확인할 수 있도록 구성되었다(Fig. 1).

Fig. 1은 본 연구에서 구축한 융합 경혈 자극·진단 시스템의 동작 흐름을 보여준다. 전임상 또는 임상 대상에게 침치료 융합 자극 시스템이 레이저(660·830 nm)·전기·진동 자극을 인가하면, 이와 동시에 심부 미세순환 측정 장비, 임피던스·근전도(EMG) 측정 장비, 경혈 위치·생체신호 측정 장비가 각각 심부 미세순환, 임피던스·근전도, 경혈 위치 및 체온·맥박 등 생체지표를 실시간으로 수집한다. 즉 자극의 인가와 생체지표의 측정이 동일한 대상을 축으로 동시에 이루어지는 구조이다.

이렇게 발생한 자극 조건과 측정 데이터는 MCU 기반 HMI와 증강현실(AR) 기기 기반 HMI로 각각 전달되어, 시술자가 자극 조건을 실시간으로 확인·조정하고 측정값의 변화를 즉시 모

니터링할 수 있도록 한다. 두 HMI는 서로 연동되어 동일한 상태 정보를 공유하므로, 어느 인터페이스에서 자극을 제어하더라도 측정 결과가 곧바로 반영된다.

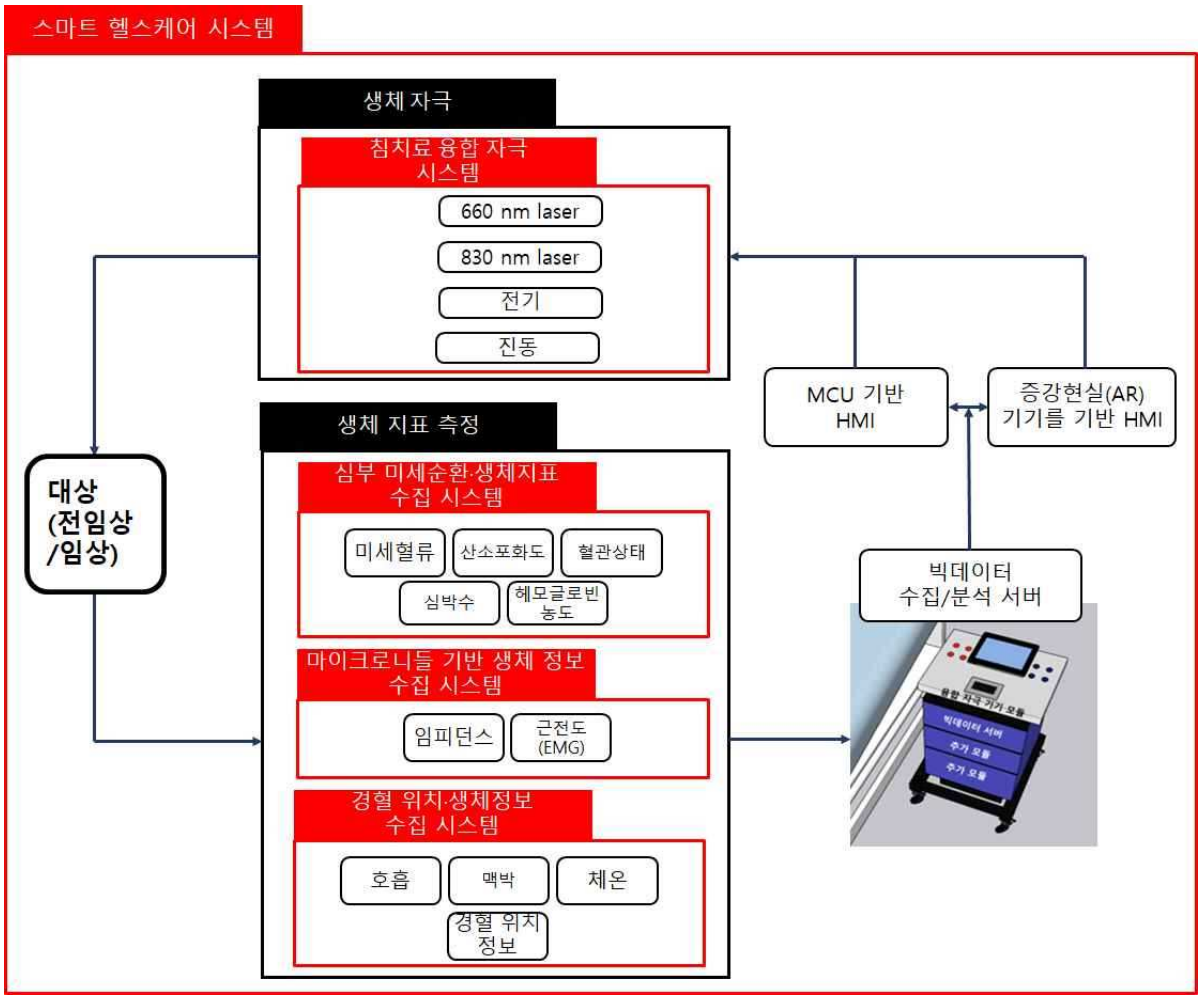


Fig. 1. Configuration and data flow of the integrated acupoint stimulation and diagnostic system. While laser (660 and 830 nm), electrical, and vibration stimulation are applied to the subject, microcirculation, impedance and EMG, and vital signs are measured simultaneously. All data are sent to the big data server and monitored in real time through interlinked MCU- and AR-based HMIs.

최종적으로 자극 조건과 측정값은 빅데이터 수집·분석 서버로 모두 전달되어, 치료 전·중·후 단계별 데이터가 하나의 대상 식별자 아래 시계열로 축적된다. 이렇게 표준화·축적된 데이터는 이후 통계 분석 등 후속 연구에 자료 형식을 통일하여 조회 및 분석용 추출을 지원하며 신호 품질 점검은 목적에 따라 필요할 수 있다.

2. 치료 단계별 데이터 발생 구조

이 시스템에서 발생하는 데이터는 치료 전, 치료 중, 치료 후 세 단계로 구분된다. 치료 전

단계에서는 심박수·호흡수·체온·열화상·임피던스·근전도 등 기저 생체지표를 측정하고, 치료 중 단계에서는 융합 자극 기기가 레이저·전기·진동 자극을 인가하면서 그 조건과 인가 이력을 기록함과 동시에 미세순환 측정 장비가 혈류속도·맥동지수·저항지수·혈류량 등 실시간 생체지표를 측정한다. 치료 후 단계에서는 치료 전과 동일한 지표를 재측정하여 전후 변화량을 산출할 수 있도록 하였다. 본 연구에서는 각 단계에서 발생하는 데이터를 동일한 환자 식별자(ID)와 시간축을 기준으로 저장하도록 하여, 별도의 정제 과정 없이 치료 전후 비교 분석이 가능하도록 하였다.

데이터베이스의 데이터 흐름과 적재 성능을 부하 조건별로 평가하려면 많은 양의 메시지를 반복적으로 생성할 필요가 있었다. 이에 실제 임상자료 대신 데이터베이스 정의서의 항목과 메시지 구조를 반영한 더미데이터를 개발 PC의 시뮬레이터로 생성하여 Kafka에 발행하고 적재하였다.

3. 데이터 수집 아키텍처

측정·자극 장비와 서버를 직접 연결하는 대신 미들웨어인 Apache Kafka를 경유하여 데이터를 송수신하도록 설계하였다(Fig. 2). 융합 자극 기기, 미세혈류 측정 장비, 열화상·호흡 측정 장비, 임피던스·EMG 측정 장비가 각각 발행자가 되어 측정 데이터를 실시간 또는 주기적으로 Kafka에 전송하면, 웹 서버가 이를 수신하여 처리하고, 대용량 시계열·비정형 데이터는 MongoDB에, 사용자·기기·환자 등 정형 데이터는 MariaDB에 각각 저장하도록 하였다. 처리된 데이터는 HMI(웹 화면)의 프론트엔드에서 실시간으로 표시된다. 이와 같이 미들웨어를 경유하는 구조를 채택함으로써 장비가 추가되거나 교체되더라도 정해진 Kafka 토픽 규약만 지키면 된다.

Kafka는 단일 브로커(Kafka 4.0, KRaft 모드)로 구성하였으며 모든 업무 토픽은 파티션 1개, 복제 계수 1로 구성하고 메시지 보존 기간은 7일(168시간)로 설정하였다. 토픽은 장비 또는 데이터 종류별로 구분하여 구성하였으며, 장비가 추가되거나 교체되더라도 다른 장비의 데이터 흐름에 영향을 주지 않도록 설계하였다. 메시지는 구조화된 형식으로 직렬화하였고, 모든 메시지에는 환자 ID, 세션 ID, 치료 단계(치료 전·중·후), 장비 ID, 측정 시각을 공통 헤더로 포함하도록 규약을 정하여, 장비의 종류와 관계없이 동일한 기준으로 데이터를 식별하고 결합할 수 있도록 하였다.

서로 다른 장비의 데이터를 동일한 시간축에서 비교하기 위하여, 서버 PC(Windows)는 time.windows.com, Kafka를 실행하는 WSL(Ubuntu)은 ntp.ubuntu.com의 공인 시간 서버를 사용하는NTP(Network Time Protocol)로 동기화하였다. 장비 자체의 시각 동기화는 수행하지 않았으며, 측정 시각은 NTP로 동기화된 데이터 수집 PC의 시계를 기준으로 메시지에 기록하였다. WSL의 동기화 오차는 확인 시점에 약0.04초였다. 또한Kafka의 메시지 순서 보장은 동일 토픽의 동일 파티션 내에서만 성립하므로, 장비 간 데이터의 시간 정렬은 데이터베이스 적재 단계에서 공통 헤더의 환자 ID, 세션 ID, 측정 시각을 기준으로 수행하였다

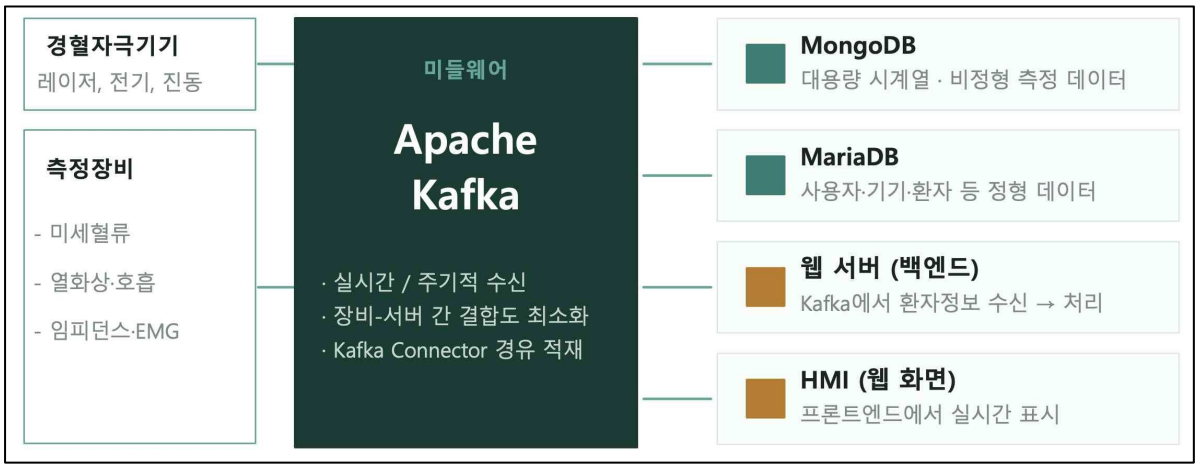


Fig. 2. Data acquisition architecture based on distributed messaging (Apache Kafka). The acupoint stimulation device and measurement devices (microcirculation, thermal imaging and respiration, and impedance and EMG) publish data to Kafka. Large time-series and unstructured data are stored in MongoDB, and structured user, device, and patient data in MariaDB. The web server processes the incoming data, and the HMI displays it in real time.

4. 분산 메시징(Kafka) 방식의 채택 근거

장비의 수가 늘어날수록 장비와 소비자(consumer)를 1대1로 직접 연결하는 방식(point-to-point)은 연결의 수가 급격히 증가하고, 한 연결에서 발생한 장애가 전체 시스템으로 확산될 위험이 있다. Fig. 3(a)와 같이 4개의 장비와 3개의 데이터 소비 주체(실시간 화면, 데이터베이스 적재, 분석 서버)가 존재하는 경우, 직접 연결 방식에서는 4×3, 즉 12개의 연결이 필요하며 장비 1대가 추가될 때마다 모든 소비자 측 코드를 수정해야 한다. 반면 Fig. 3(b)와 같은 발행-구독(Publish-Subscribe) 구조에서는 각 장비가 토픽에 발행(produce)만 하고 이를 누가 구독(consume)하는지 알 필요가 없으므로, 4+3, 즉 7개의 연결만으로 동일한 기능을 구현할 수 있으며 소비자가 추가되거나 변경되어도 장비 측 코드는 수정할 필요가 없다.

직접 연결 방식 외에 대표적인 대안인 REST 폴링 및 MQTT와 Kafka를 메시지 지속성, 순서 보장, 구성 관리의 세 관점에서 기능 측면으로 비교하였다. 본 시스템의 요구 조건은 장비 4종과 소비 주체 3종이 동일한 측정값을 동시에 사용하는 것과 치료 중 발생한 데이터를 다시 측정하기 어렵다는 점이다. 지속성 측면에서 REST 폴링은 클라이언트가 요청하여 응답을 받는 방식이므로 호출 사이에 발생한 값이나 소비자가 중단된 기간의 값을 다시 읽으려면 서버에 이력 조회 기능을 별도로 구현해야 한다. MQTT는 브로커를 거치는 발행-구독 방식으로 전송 품질(QoS) 수준에 따라 전달을 보장하지만 메시지의 장기 보존과 과거 시점부터의 재읽기는 기본 기능에 포함되지 않아 별도 구성이 필요하다. 반면 Kafka는 메시지를 설정한 기간 동안 디스크에 보존하고 소비자 그룹마다 오프셋을 따로 관리하므로 소비자가 중단 지점부터 다시 읽을 수 있고 여러 소비 주체가 같은 메시지를 독립적으로 처리할 수 있다[13,15]. 순서 보장 측면에서 REST 폴링은 호출 간격에 따라 값의 누락이나 중복이 생길 수 있어 시간 정렬을 응용 계층에서 처리해야 하고 MQTT의 메시지 순서는 토픽과 QoS 설정의 범위에서 다루어진다. Kafka는 동일 파티션 안에서 발행 순서를 유지하므로 환자 ID를 파티션 키로 지정

하면 동일 대상자의 메시지 순서를 설계에 반영할 수 있다[13]. 구성 관리 측면에서 REST 폴링은 서버의 조회 API와 호출 주기를, MQTT는 브로커와 QoS 설정을, Kafka는 브로커와 토픽별 파티션·복제·보존 설정을 관리해야 한다. 이에 본 시스템은 메시지 보존과 오프셋 기반 재읽기, 파티션 단위 순서 유지를 기본 기능으로 제공하는 Kafka를 미들웨어로 채택하였다.

미들웨어로 Apache Kafka를 채택한 구체적 근거는 다음과 같다. 첫째, 장비와 소비자가 분리되어 있어 특정 장비의 연동이 지연되더라도 나머지 장비의 데이터 수집이 중단되지 않는 구조이다. 둘째, 하나의 발행 내용이 여러 소비자 그룹에 동시에 전달되므로 동일한 측정값을 HMI 실시간 표시와 MongoDB 적재가 동시에 소비할 수 있다. 셋째, 발생 주기와 크기가 서로 다른 데이터, 예를 들어 상대적으로 용량이 큰 열화상 이미지와 짧은 주기로 발생하는 심박수 데이터가 큐(queue)에 완충되어 하나의 파이프라인 안에서 함께 처리될 수 있다. 넷째, 메시지가 디스크에 보존되므로 소비자가 일시적으로 중단되었다가 복구되더라도 중단된 지점부터 다시 읽을 수 있어 서버 재기동과 같은 상황에서 치료 데이터의 유실을 줄일 수 있다[15].

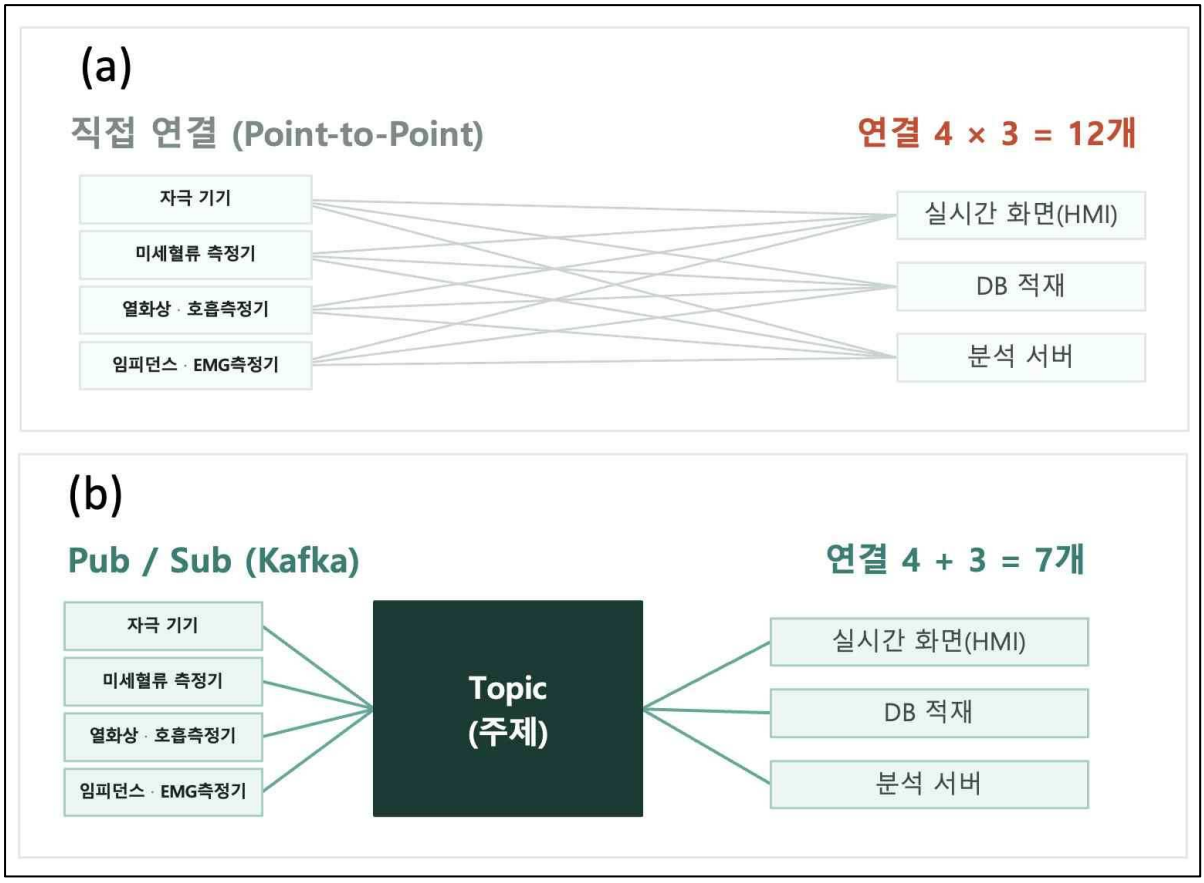


Fig. 3. Connection structures between devices and data consumers. (a) Point-to-point connection method requiring 12 connections (4 devices × 3 consumers); (b) Kafka publish-subscribe method requiring 7 connections (4 devices + 3 consumers).

5. 데이터 저장 및 수집 항목 설계 원칙

Kafka를 통해 수신되는 데이터는 성격에 따라 두 종류의 데이터베이스에 분리하여 저장하는 것을 원칙으로 하였다. 발생 빈도가 높고 비정형적인 특성을 갖는 생체지표 시계열 데이터는 문서형 데이터베이스인 MongoDB에, 사용자·기기·환자 등 구조가 고정된 정형 데이터는 관계형 데이터베이스인 MariaDB에 저장하도록 설계하였다[16]. 아울러 전송되는 생체지표를 표준 항목으로 사전 정의하였다. 심박수·혈류속도·맥동지수(PI)·저항지수(RI)·혈류량, 심박수·호흡수·체온·열화상 이미지, 측정 부위의 전기 임피던스·근전도(EMG) 및 피부 전기 반응 지표, 자극 종류(레이저·전기·진동)·자극 조건 및 인가 이력·기기 상태 로그를 표준 전송 항목으로 정의하였다(Table 1).항목명·단위·자료형을 사전에 고정함으로써, 서로 다른 장비의 데이터라도 조회 및 결합할 수 있도록 하였다.

특히 자극 조건 항목은 침 임상연구 보고 지침인 STRICTA의 중재 세부 항목[17]과 레이저 조사량 보고 권고[18]를 참고하여 자극 종류별로 분리 정의하였다. 레이저 자극은 파장(nm), 출력(mW), 조사 면적(cm^2), 에너지 밀도(J/cm^2) 및 조사 시간(s)을, 전기 자극은 주파수(Hz), 펄스폭(μs), 전류(mA) 및 파형을, 진동 자극은 주파수(Hz)와 진폭을 각각 기록하도록 하였다. 또한 자극 및 측정 부위는 WHO 표준 경혈 위치[19]에 따른 경혈 코드(예: LI4, ST36)로 저장하여, 기관과 장비가 달라도 동일 경혈의 자극-반응 데이터를 결합할 수 있도록 하였다.
열화상 이미지는 데이터베이스 정의서에서 Base64로 인코딩한 이미지로 정의하여 데이터베이스에 저장하도록 하였으며(Table 2) 이에 따른 용량을 산정하였다. 용량은 개발 환경에 저장된 시뮬레이터 더미 데이터를 기준으로 확인하였다. 열화상 이미지 1장은 원본 588KB였고 Base64로 인코딩하면 약 784KB로 약 33% 늘었으며, 실화상 이미지는 원본 626KB에서 Base64 저장 시 약 835 KB였다. 이미지는 치료 전·후 확정 시점의 스냅샷만 저장하도록 하였고, 단계마다 열화상 3장(얼굴, 손바닥, 발바닥)과 실화상 3장을 저장하므로 세션당 열화상 최대 6장, 실화상 포함 12장이다. 이미지 2장을 포함한 메시지의 크기는 최대 약 922 KB로 Kafka 메시지 최대 크기 기본값(약 1MB) 이내였다.

Table 1. Standard data items collected from each device

Device function	Collected data items
Deep-tissue microcirculation diagnosis	Heart rate, blood flow velocity, pulsatility index (PI), resistive index (RI), blood flow volume
Biosignal and thermal imaging measurement	Heart rate, respiratory rate, body temperature, thermal images
Microneedle-based measurement	Electrical impedance at the measurement site, electromyography (EMG), electrodermal response indice
Multimodal stimulation control	Stimulation type (laser/electrical/vibration), stimulation conditions and application history, device status logs

6. 개인정보 보호 및 상호운용성

본 연구에서 적재한 데이터는 실제 환자가 아닌 더미 데이터로 개인정보를 포함하지 않는

다. 시스템은 환자 정보를 기관 내부에서 부여한 익명화 코드로만 데이터베이스에 저장하고, 실명 등 직접 식별이 가능한 정보는 연구 데이터와 분리하여 관리하도록 설계되었다. 장비, 메시징 서버, 데이터베이스 간의 데이터 전송 구간에는 암호화를 적용하였으며, 웹 관리 시스템은 사용자 역할에 따라 접근 권한을 차등 부여하여 허가된 사용자만 데이터를 조회·수정할 수 있도록 하였다. 또한 향후 다기관 확장과 외부 연구 데이터와의 연계를 고려하여, 데이터베이스 정의서의 항목을 HL7 FHIR 자원[20]및 OMOP 공통데이터모델(CDM)[21]과 같은 국제 의료정보 표준에 대응시키는 방안을 검토하고 있다.

Ⅲ. 결과

1. 데이터베이스 스키마 구축 및 데이터베이스 정의서 작성

앞서 설계한 원칙에 따라 사용자·기기·환자 세 개의 축으로 융합 자극 기기 데이터베이스의 스키마를 구성하였다(Fig. 4(a)). 사용자·기기·병원 관련 정보는 관계형 데이터베이스인 MariaDB에, 고빈도로 발생하는 측정 데이터(생체지표)는 문서형 데이터베이스인 MongoDB에 분리하여 저장하도록 구축하였다. 예를 들어 진료 테이블은 사용자·환자·기기 세 테이블을 각각 외래키(FK)로 참조하는 구조로 설계하여 하나의 진료 기록에서 시술자·대상자·사용 기기 정보를 모두 추적할 수 있도록 하였다(Fig. 4(b)).

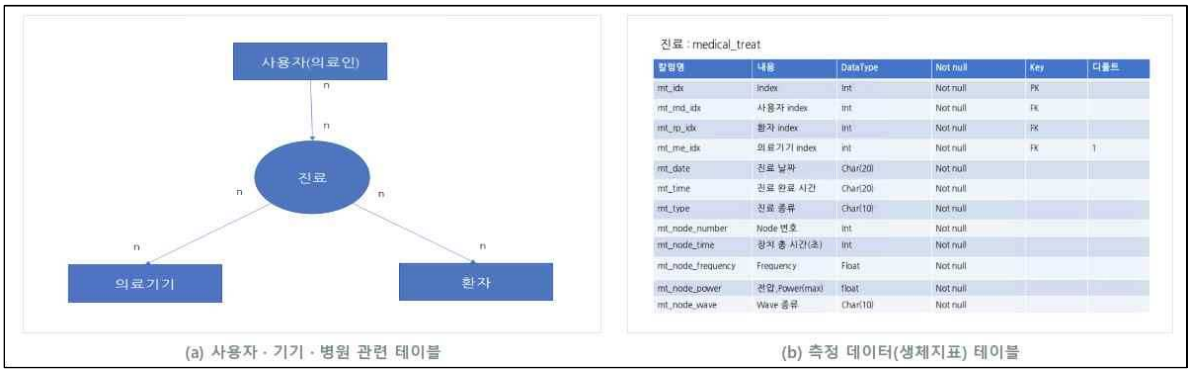


Fig. 4. Database schema of the multimodal stimulation device system, organized around user, device, and patient entities. (a) Entity–relationship (ER) diagram of the user, treatment, medical device, and patient tables; (b) treatment table.

구축된 스키마를 기반으로 테이블명·컬럼명·자료형·길이, Null 허용 여부 및 기본값, 기본키(PK)·외래키(FK) 관계 및 인덱스, 측정 항목의 단위와 허용 범위, 데이터 발생 주기 및 전송 방식을 테이블·컬럼 단위로 명세화한 데이터베이스 정의서를 작성하였다(Table 2). 이를 통해 기기 간 데이터 해석의 차이를 제거하였으며, 신규 기관이나 장비가 시스템에 합류할 때 참조 문서로 활용함으로써 연동에 소요되는 기간을 단축할 수 있도록 하였다.

Table 2. Examples of key items in the database definition document

Category	Data item	Unit
Patient metadata	Subject ID, age, sex, measurement date and time	Anonymized code, years, M/F, yyyy-MM-dd HH:mm:ss
Vital signs	Heart rate, respiratory rate, body temperature, thermal image	bpm, breaths/min, ˚C, image (Base64-encoded)
Microcirculation indices	Heart rate, blood flow velocity, pulsatility index, resistive index, blood flow volume	bpm, cm/s, dimensionless, dimensionless, mL/min
Impedance and skin response	Electrical impedance, electrodermal response	Ω, μS
Stimulation device parameters	Treatment time, frequency, output power/voltage/intensity	s, Hz, mW (laser), mA (electrical), level (vibration)

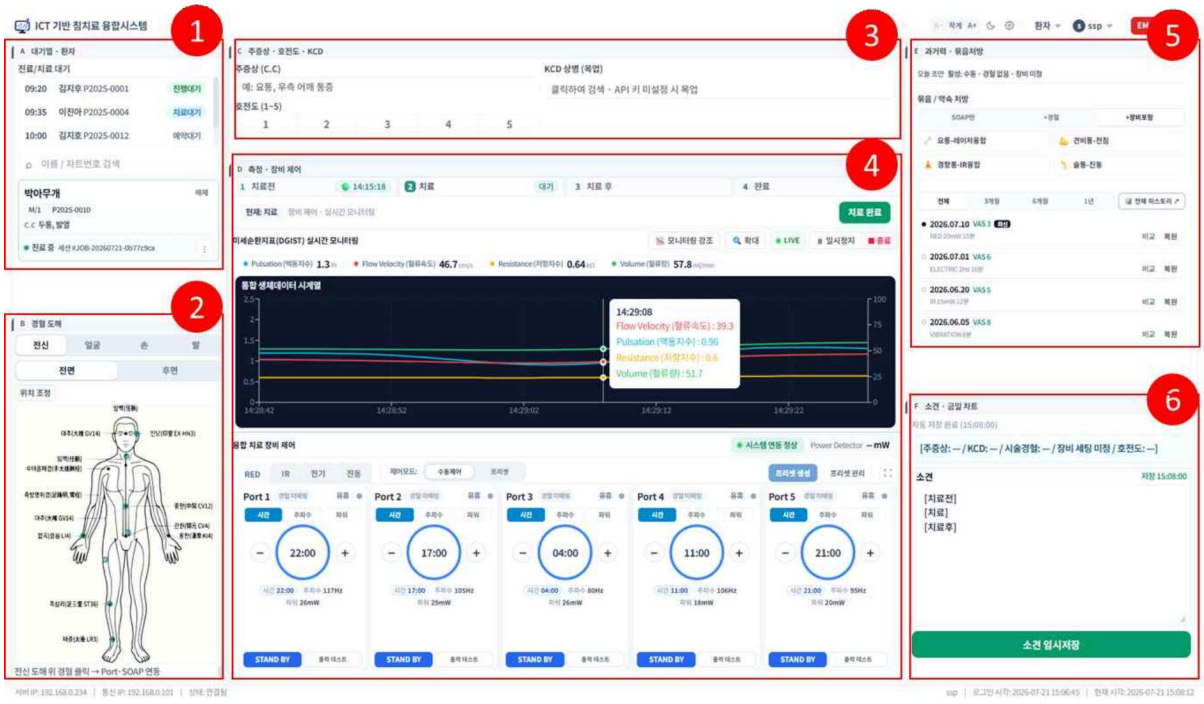


Fig. 5. Layout of the web-based real-time biosignal monitoring screen (example screen displaying arbitrary values, not actual participant data). ① Waiting list and patient area; ② acupoint chart area; ③ chief complaint, improvement, and KCD area; ④ measurement and device control area; ⑤ medical history and bundled prescription area; ⑥ findings and daily chart area.

2. 실시간 생체지표 모니터링 화면 구현

치료 중 발생하는 심박수·호흡수·체온, 혈류속도·맥동지수·저항지수, 자극 인가 조건 및 경과 시간, 치료 전 값과의 실시간 대비 정보를 Kafka를 거쳐 즉시 확인할 수 있는 웹 기반 모니터링 화면을 Fig 5와 같이 구현하였으며 이는 실제 대상자 결과가 아닌 임의의 수치가 출력된 예시 화면이다. 화면은 크게 다음 6개 영역으로 구성하였다. ① 대기열·환자 영역은 진료 대기 환자, 환자 식별정보 및 치료 세션을 선택·관리하는 기능을 제공한다. ② 경혈 도해 영역

은 신체 부위와 전·후면을 선택하고 경혈 위치를 확인·지정하는 기능을 제공한다. ③ 주증상·호전도·KCD 영역은 주증상, KCD 상병코드 및 치료 전후 호전도를 입력·관리한다. ④ 측정·장비 제어 영역은 치료 단계(치료전, 치료, 치료후, 완료), 시계열 생체지표 측정결과 및 융합기기 자극 조건과 상태를 표시·제어할 수 있다. ⑤ 과거력·묶음처방 영역은 과거 치료 이력과 처방 내역을 조회하고, 등록된 치료 조합을 선택할 수 있도록 구성하였다. ⑥ 소견·금일 차트 영역은 치료 중 관찰된 소견과 당일 치료 내용을 기록하고 저장하는 기능을 제공한다. 화면에 표시되는 값이 곧 데이터베이스에 적재되는 값과 동일하도록 구성하여, 임상 현장에서의 관측과 분석용 데이터가 항상 일치하도록 하였다.

3. 치료 전후 비교 및 회차별 추세 분석 화면 구현

축적된 데이터를 기간·환자·기기 단위로 조회하고, 치료 전후의 변화와 치료 회차별 추세를 확인할 수 있는 치료 전후 비교 및 회차별 추세 분석 화면을 Fig. 6과 같이 구현하였으며 이는 실제 대상자 결과가 아닌 임의의 수치가 출력된 예시 화면이다. Fig. 6(a)에서는 각 생체지표의 치료 전·후 측정값을 함께 시각화하여 개별 치료 세션에서 나타나는 생체 지표의 변화 양상을 직관적으로 비교할 수 있도록 구성하였다. Fig. 6(b)에서는 치료 회차별로 치료 전·후 생체지표의 평균값을 비교하여, 반복치료에 따른 생체지표의 변화추세와 치료 경과를 확인할 수 있도록 하였다. 또한 해당 화면에서 표시된 데이터는 자료 형식을 통일하여 조회 및 분석용 추출을 지원하며 신호 품질 점검은 목적에 따라 필요할 수 있다.

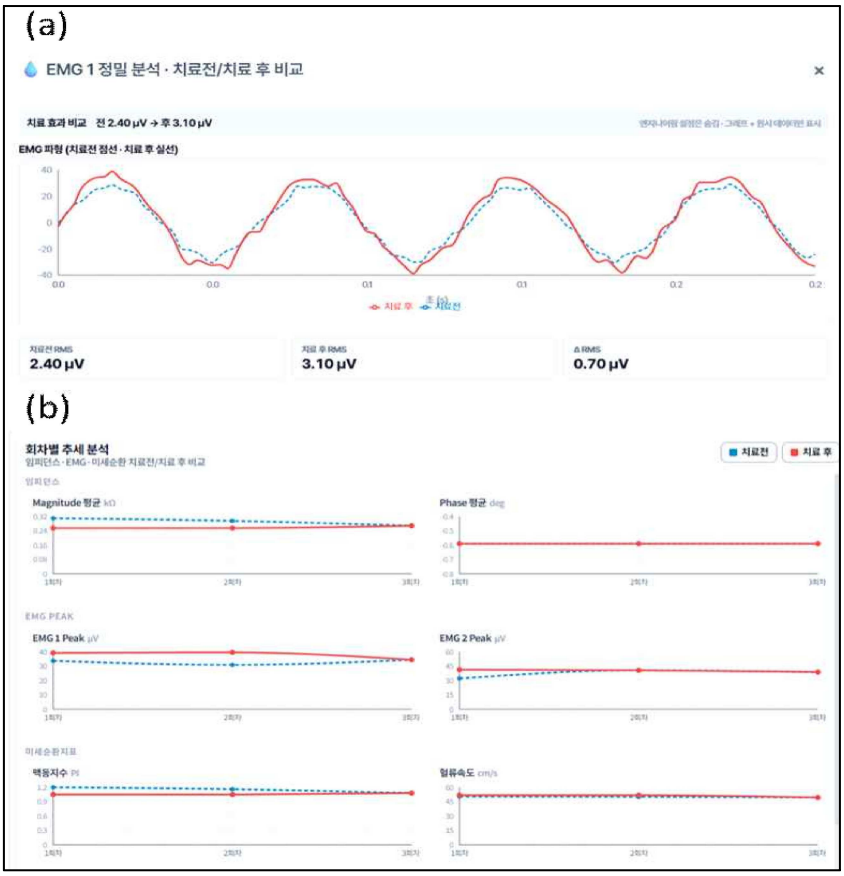


Fig. 6. Pre- and post-treatment comparison and session-by-session trend analysis screens of the web system (example screens displaying arbitrary values, not actual participant data). (a) Pre- and post-treatment comparison screen; (b) session-by-session trend analysis screen.

4. 개발 환경에서 데이터 적재 시험

DB의 데이터 흐름을 확인하기 위해 개발 PC 환경에서 시뮬레이터 더미 데이터를 발행하여 적재하였다. 융합 자극 기기와 생체지표 측정 장비의 데이터는 단일 환자 ID 축을 기준으로 Table 3의 DB 항목 정의서에 따라 수집·적재하도록 하였다. 정의서에는 테이블명·컬럼명·자료형·길이 등을 포함하여 다른 기관 및 장비의 데이터를 통합할 때 참조할 수 있도록 하였다.

더미 데이터로 확인한 흐름은 다음과 같다. 장비 데이터는 수집 PC가 받은 시각을 측정 시각으로 기록하여 Kafka로 전달되고 DB에 저장된다. 이 수신 시각부터 저장 시각까지를 지연으로 산출하였다. Table 4는 부하 조건별 적재 시험 결과를 보여준다. 일반 메시지 1만 건은 79초에 적재되어 초당 약127건이었고, 열화상(789 KB) 300건은 12.5초에 적재되어 초당 약 24건, 약 19 MB/s였다. 열화상을 포함한 경우의 초당 적재 건수는 일반 메시지만 적재했을 때보다 약 81% 낮았다. 정상 부하 조건에서는 지연의 최댓값이 0.45초로 1초 미만에 적재되었고, 순간 폭주 조건에서는 지연의 최댓값이 10.2초로 10초를 넘었으나 누락은 없었다. 테스트에서 발행한 일반 메시지 22,400건과 열화상 포함 메시지 3,060건이 모두 적재되었고 누락과 중복은 0건이었으며, 저장된 이미지는 원본과 해시값이 일치하였다.

열화상 이미지는 Base64로 인코딩하여 치료 전·후 확정 시점의 스냅샷만 저장하며, 세션당 열화상 최대 6장, 실화상 포함 12장이다. 이미지 1장은 원본 588 KB에서 Base64 저장 시 약 784 KB가 된다. 초기에는 프레임마다 저장하여 약 15만 장, 5.7 GB가 누적되었고, 용량 증가를 줄이기 위해 스냅샷 방식으로 개선하였다.

Table 3. Database field definitions for patient metadata, biosignals, and stimulation device parameters

구분	데이터 항목	단위	변수명	데이터 타입	설명	예시데이터
환자메타데이터 (Patient meta data)	Subject ID	Anonymized code	MetaSubjectID	String	익명화된 피험자 ID	SUBJ_001
	Age	Years	Age	Number	나이	32
	Gender	M/F	Gender	String	성별	M
	Measurement date	yyyy-MM-dd hh:mm:ss	Measurement_data	String	치료일시	2025-08-29: 10:32:15
	Contact	전화번호	Contact	String	연락처	010-1234-1234
	Name	Name	Name	String	성명	홍길동
	Birth_date	YYYY-MM-DD	Birth_date	String	생년월일	1991-01-05
	Height	Cm	Height	Number	신장	170
	Weight	Kg	Weight	Number	몸무게	70
	Diagnosis	-	Diagnosis	String	병명	경추통
	TreatmentCount	회	Treatment_Count	Number	환자 치료 횟수	2
	Device ID / Firmware	Code	DeviceID/Firmware	String	기기 식별 및 버전 정보	XREAL_v2.1.3
생체지표 (Vital Signs)	Heart Rate	BPM	Heart_rate	Number	심박수 (bpm)	76
	Respiratory Rate	회/분	Respiratory_Rate	Number	호흡수	18
	Temperature	℃	Temperature	Number	체온	36.8
	Thermal Image 1	Base64	Thermal_img1	base64 형식	열화상 이미지 1	(base64..)
	Thermal Image 2	Base64	Thermal_img2	base64 형식	열화상 이미지 2	(base64..)
미세순환지표 (Microcirculation)	Heart Rate	BPM	HeartRate	Number	심박수 (bpm)	78
	Blood Flow Velocity	cm/s	BloodFlowVelocity	Number	혈류 속도 (cm/s)	8.5
	Pulsatility Index	-	RulsatilityIndex	Number	맥동 지수 (PI)	1.2
	Resistance Index	-	ResistanceIndex	Number	저항 지수 (RI)	0.8
	Blood Volume	mL/min	Blood_volume	Number	혈류량 (mL/min)	120
	apLocalImpedance	Ω	ApLocalImpedance	Number	측정부위 전기 임피던스	550
	apSkinConductance	Ms	ApkkinConductance	Number	피부 전기반응 지표	7.2
치료기기 - RED Laser	Treatment Time	Sec	Treatment_time	Integer	치료 시간 (초 단위)	300
	Frequency	Hz	Frequency	Float	레이저 조사 주파수	10
	Output Power	mW	Output_power	Float	레이저 출력 / 파장 정보 표기	50
치료기기 - IR Laser	Treatment Time	Sec	Treatment_time	Integer	치료 시간 (초 단위)	300
	Frequency	Hz	Frequency	Float	레이저 조사 주파수	20
	Output Power	mW	Output_power	Float	레이저 출력 / 파장 정보 표기	80
치료기기 - Electric	Treatment Time	Sec	Treatment_Time	Integer	치료 시간 (초 단위)	600
	Frequency	Hz	Frequency	Float	자극 주파수 / 펄스폭 표시	50
	Voltage	V	Voltage	Float	전기 자극 전압	12
치료기기 - Vibration	Treatment Time	sec	Treatment_Time	Integer	치료 시간	180
	Intensity	Lv (단계)	Intensity	Integer	진동 강도 (단계값)/각 강도별 주파수 표기	3

Note. Fields are grouped into patient metadata, vital signs, microcirculation indices, and stimulation parameters for each treatment modality (red laser, infrared laser, electrical, and vibration stimulation). For each field, the table lists the data item, unit, variable name, data type, description, and an example value. All records from the stimulation and measurement devices are linked by a single anonymized subject identifier (MetaSubjectID). Thermal images are stored as Base64-encoded strings. Example values are arbitrary and do not represent actual participant data.

Table 4. Results of data loading tests with simulated data in the development environment

Test Type	Condition	Result
General message ingestion	10,000 messages	79 s (approx. 127 messages/s)
Ingestion including thermal images	300 thermal images (789 KB each)	12.5 s (approx. 24 messages/s, approx. 19 MB/s)
Latency under normal load	Thermal images at 2/s + blood flow indices at 10/s	0.08–0.11 s (max. 0.45 s)
Latency under burst load	300 thermal images (published within 2.2 s)	Median 5.4 s (max. 10.2 s)

Ⅳ. 고찰

본 연구에서는 경혈 자극 조건과 진단 생체지표를 동일한 ID·시간축으로 연결하는 통합 데이터베이스를 Apache Kafka 기반 분산 메시징과 이원 데이터베이스로 설계·구축하고, 실시

간 모니터링 및 치료 전후 비교·회차별 추세 분석 화면을 구현하였다. 한의학 분야는 치료 과정에서 실시간으로 수집되는 진단 데이터가 부족하여 이를 인공지능(AI) 분석에 활용하는 데 근본적인 제약이 있었으며, 본 연구의 시스템은 이러한 제약을 해소하기 위한 데이터 인프라로서의 의미를 갖는다.

한의진단학적 관점에서 본 시스템의 의의는 경혈 자극과 진단을 분리된 행위가 아닌 하나의 연속된 관찰 과정으로 기록할 수 있게 하였다는 데 있다. 한의학에서 경혈은 치료점인 동시에 진단점으로 인식되어 왔으나, 자극 후 경혈 부위의 혈류·체열·전기적 특성이 어떻게 변화하는지를 동시에 기록할 수단이 부족하여 이러한 인식은 주로 임상 경험의 차원에 머물러 있었다. 본 시스템은 침습형 레이저침·전기침·진동침의 자극 조건을 매개변수 단위로 기록하는 동시에 DSCA 기반 심부 미세순환, 체열, 피부 임피던스·근전도를 같은 대상자와 시간축에 적재함으로써, 절진에서 손으로 감지하던 한열과 기혈 순환의 변화, 그리고 득기(得氣)와 같은 자극 반응을 정량적인 시계열 데이터로 관찰할 수 있는 기반을 제공한다.

자극 요소의 측면에서 보면, 본 시스템은 경혈 자극 기술이 발전해 온 흐름을 데이터의 차원으로 확장한 것이라 할 수 있다. 전통적으로 침 자극의 양은 자침 깊이, 수기법, 유침 시간 등으로 조절되었고, 그 반응은 득기와 같이 시술자의 손끝 감각과 환자의 주관적 감각을 통해 판단되었다. 이후 전기침 연구는 자극 주파수에 따라 서로 다른 신경펩타이드의 분비가 유도됨을 보여줌으로써 자극 조건이 반응을 결정한다는 점을 실증하였고[4], 레이저침과 침습형 레이저침은 광원의 파장과 조사 깊이까지 제어할 수 있게 하였다[5,6]. 그러나 자극 기술이 정밀해지더라도 자극 조건과 반응이 함께 기록되지 않으면 그 효과는 개별 연구안에서만 해석될 수밖에 없다. 본 시스템이 자극 매개변수와 생체 반응을 동일한 세션 단위로 저장하도록 한 것은, 정밀해진 자극 기술이 비교 가능한 근거로 축적되기 위한 조건을 마련하였다는 점에서 의미가 있다.

진단 요소의 측면에서도 마찬가지이다. 다채널 DSCA를 이용한 선행 연구에서는 합곡(LI4)에 압박 자극을 가하는 동안 수양명대장경 상의 경혈에서 미세순환 저주파 진동의 진폭과 복잡도가 증가하는 변화가 관찰되었다[10]. 이처럼 한 경혈의 자극이 다른 부위의 반응으로 나타나는 현상은 경락 이론의 객관적 검증과 직결되는 주제이다. 본 시스템과 같이 자극 조건, 측정 부위의 경혈 코드, 미세순환·체열·임피던스 반응을 함께 축적하면, 이러한 관찰을 소규모 실험의 수준을 넘어 다수의 대상자와 반복 세션에서 체계적으로 검증할 수 있을 것이다.

또한 본 시스템은 한의 임상에서 기록되는 주관적 정보와 객관적 생체지표를 하나의 진료 기록 안에서 연결한다는 점에서도 의의가 있다. 모니터링 화면에서 입력되는 주증상, KCD 상병코드, 치료 전후 호전도는 환자의 호소와 시술자의 판단을 반영하는 정보이며, 같은 진료 기록에 적재되는 미세순환·체열·임피던스 지표는 이를 객관적으로 보완하는 정보이다. 두 종류의 정보가 동일한 세션 단위로 연결되어 있으므로, 환자가 느끼는 호전과 측정된 생체지표의 변화가 어느 정도 일치하는지, 어떤 지표가 임상적 호전을 가장 잘 반영하는지를 분석할 수 있다. 이는 사진(四診)의 정성적 판단을 정량 지표로 보완하고, 한의 진단의 타당도를 검증하는 데이터 기반이 될 수 있다.

나아가 경혈 자극과 진단 데이터를 통합하는 데이터베이스의 구축은 정보 관리 기술의 도입을 넘어 한의학 지식이 축적되는 방식을 바꾼다는 의미를 갖는다. 시술자의 숙련된 감각과 경험 속에 머물러 있던 자극 조건과 반응을 공유 가능한 데이터로 전환함으로써, 경험에 기반한

지식을 재현 가능한 근거로 축적하고 검증할 수 있기 때문이다. 또한 표준화된 항목으로 기록된 데이터는 서로 다른 기관과 장비 사이에서도 결합할 수 있으므로, 경혈진단과 경혈침치료의 객관화·표준화를 위한 다기관 공동 연구의 기반이 될 수 있다.

이렇게 축적되는 자극-측정 세션 데이터는 경혈침치료 연구에서 다음과 같은 활용 가능성을 갖는다. 첫째, 레이저의 에너지 밀도나 전기 자극의 주파수·전류와 같은 자극 매개변수에 따른 혈류·체열 반응을 비교함으로써 자극량과 반응 사이의 용량-반응 관계를 탐색할 수 있다. 둘째, 동일한 자극을 서로 다른 경혈 또는 비경혈 부위에 적용한 데이터를 비교함으로써 경혈 특이성을 객관적 지표로 검증할 수 있다[12]. 셋째, 치료 전 기저 생체지표와 치료 후 반응을 연계하여 반응군과 비반응군을 구분하는 특성을 도출한다면, 체질이나 변증과 같은 한의학적 개인차 개념을 데이터에 근거하여 재해석하는 단서를 얻을 수 있다. 넷째, 실시간으로 수집되는 반응 데이터를 자극 조건의 결정에 되먹임하는 폐루프(closed-loop) 자극 제어로 발전할 수 있다. Kafka 기반 구조에서는 동일한 측정 데이터를 화면 표시, 저장, 분석 모듈이 동시에 구독할 수 있으므로, 분석 모듈이 산출한 자극 조건을 다시 융합 자극 기기로 전달하는 구조로의 확장이 비교적 용이하다. 이는 경험에 의존하던 자극 조건의 결정을 개인의 실시간 반응에 근거한 결정으로 전환한다는 점에서 경혈침치료 과학화의 다음 단계라 할 수 있다.

기술적 측면에서 본 시스템의 의의는 분산 메시징 기반의 통합 데이터베이스를 한의학의 경혈 자극·진단 데이터 관리에 적용하였다는 점이다. 서로 다른 장비와 프로토콜로 발생하는 다양한 형식의 데이터를 Kafka라는 단일 미들웨어를 경유하도록 함으로써, 장비의 추가·교체가 기존 시스템의 안정성에 미치는 영향을 최소화하였다. 이는 향후 새로운 측정 장비가 도입되는 경우에도 시스템 전체를 재설계할 필요 없이 정해진 토픽 규약만 지키면 확장할 수 있다는 점에서 실용적 이점이 있다.

측정 방식과 데이터 형식이 서로 다른 여러 장비의 데이터를 통합하는 과정의 어려움은 크게 세 가지로 정리할 수 있으며, 본 시스템의 설계는 각각에 대응하도록 이루어졌다. 첫째, 장비별로 측정 지표, 측정 주기, 전송 프로토콜이 서로 다른 문제는 공통 메시지 규약과 장비별 토픽 구조로 대응하였다. 둘째, 치료 전·중·후의 생체지표가 장비별로 흩어져 저장되어 동일 대상자의 시계열을 연결하기 어려운 시점 분절의 문제는 환자ID 기반의 파티션 키와 공통 시간 헤더로 대응하였다. 셋째, 표준화된 수집 체계가 없어 통계 분석 단계에서 데이터 정제에 대부분의 시간이 소요되는 근거 산출의 병목 문제는 데이터베이스 정의서에 따른 항목 표준화로 대응하였다.

기존 의료 분야의 분산 메시징 적용은 주로 병원정보시스템 간의 데이터 연계나 대규모 의료 데이터의 실시간 분석을 대상으로 하였다[14]. 이에 비해 본 연구는 장비 수준에서 발생하는 고빈도 생체신호와 자극 기기의 조건·인가 이력을 같은 파이프라인에서 다루었다는 점에서 차이가 있다. 치료 행위(자극)와 그 결과(생체 반응)가 동일한 메시지 규약 아래 기록되므로, 축적된 데이터는 측정값의 단순한 모음이 아니라 중재와 반응의 관계를 담은 연구 자료가 된다. 또한 메시지가 디스크에 보존되어 소비자가 중단 지점부터 다시 읽을 수 있는 특성은[15], 반복 측정이 어려운 치료 중 데이터의 유실을 줄인다는 점에서 임상 연구 데이터 관리에 특히 유리하다.

또한 MongoDB와MariaDB를 병행하여 사용한 이원화된 저장 구조는 발생 빈도와 형식이 상이한 생체지표 데이터를 각각의 특성에 맞게 저장할 수 있도록 하였다. 대용량 시계열·비정

형 데이터를 문서형 데이터베이스에, 관계가 명확한 정형 데이터를 관계형 데이터베이스에 분리함으로써, 고빈도 데이터 적재의 유연성과 정형 데이터의 참조 무결성을 함께 고려할 수 있도록 하였다.

데이터 항목의 표준화 역시 본 연구의 중요한 성과이다. 자극 매개변수를 STRICTA와 레이저 조사량 보고 권고에 맞추어 정의하고[17,18], 자극·측정 부위를 WHO 표준 경혈 코드로 기록하도록 한 것은[19] 서로 다른 연구에서 보고되는 자극 조건을 비교 가능하게 만드는 전제 조건이다. 침 임상연구에서 중재 내용이 불충분하게 보고되어 연구 간 비교와 재현이 어렵다는 점이 지적되어 온 만큼[17], 데이터 수집 단계에서부터 보고 지침에 부합하는 항목을 구조화하여 저장하는 방식은 연구 결과의 재현성과 투명성을 높이는 데 기여할 수 있다. 나아가 데이터베이스 정의서를 HL7 FHIR나 OMOP CDM과 같은 국제 표준에 대응시키면[20,21], 한의학 데이터를 일반 의료 데이터와 함께 분석하는 다기관·다학제 연구로 확장할 수 있을 것이다.

향후 축적된 데이터를 AI 모델 개발에 활용하기 위해서는 몇 가지 과제가 함께 고려되어야 한다. 먼저 생체신호, 열화상 이미지, 자극 조건, 임상 기록이 결합된 다중 모달 데이터를 효과적으로 통합하는 모델 구조가 필요하며[22], 학습에 앞서 측정 잡음, 결측, 장비 간 측정 편차를 처리하는 데이터 품질 관리 절차가 마련되어야 한다. 또한 반응 판정의 기준이 되는 임상 결과 지표를 일관되게 정의하고 라벨링하는 작업이 선행되어야 한다. 앞서 제시한 폐루프 자극 제어로 발전하는 경우에는 자극 출력의 안전 상한 설정, 시술자의 최종 확인 절차, 의료기기 소프트웨어로서의 인허가 요건 등 안전성과 규제 측면의 검토가 반드시 동반되어야 한다. 아울러 모델이 제시한 자극 조건의 근거를 시술자가 이해할 수 있도록 하는 설명 가능성은 한의 임상에서의 수용성을 높이는 데 중요한 요소가 될 것이다.

다만 본 연구는 다음과 같은 제한점을 갖는다. 첫째, 본 연구는 시스템의 설계와 구현을 다루었으며, 실제 환자가 아닌 더미 데이터만 DB에 적재하여 흐름을 확인하였고 임상 데이터를 이용한 유효성 및 안전성 평가는 포함하지 않았다. 이는 별도의 임상시험 논문을 통해 보고될 예정이다. 둘째, 현재의 데이터베이스는 개발 환경에서 더미 데이터로만 시험하였으므로, 실제 임상 환경과 장기간·대규모 데이터 축적 상황에서의 처리 성능과 안정성은 추가로 검증되어야 한다. 셋째, 본 시스템은 참여 기관의 특정 장비를 기준으로 설계되었으므로, 다른 형태의 한의 진단 기기나 생체신호 장비로 확장할 경우 데이터 항목의 추가 표준화가 필요하다. 넷째, 미세순환 지표는 DSCA 측정값을 기반으로 산출되므로, 기관·장비 간 비교를 위해서는 지표의 산출 방법과 보정 절차를 표준화해야 한다. 다섯째, 장비 간 시간 동기화의 정밀도는 서로 다른 주기로 측정되는 지표 간 정렬의 정확도에 영향을 줄 수 있으므로, 이에 대한 정량적 평가가 필요하다.

후속 연구에서는 첫째, 축적된 자극-반응 데이터를 이용하여 자극 조건별 생체 반응의 차이와 경혈 특이성을 통계적으로 분석하고, 둘째, 참여 기관과 장비를 확대한 다기관 데이터 수집 체계를 구축하며, 셋째, 축적된 데이터를 기반으로 개인별 최적 자극 조건을 추천하는 AI 모델을 개발하는 단계로 나아갈 계획이다. 이와 함께 관련 학회 및 연구기관과의 협력을 통해 경혈진단 데이터 항목의 표준안을 마련하는 작업도 병행되어야 할 것이다.

그럼에도 불구하고 본 연구를 통해 구축된 융합치료기기 기반의 통합 데이터베이스가 경혈 자극 및 진단에 대한 고신뢰성 데이터를 장기간 축적할 수 있다면, 이는 한의학 분야의 과학

적 근거 확립과 개인별 맞춤형 치료의 실현 가능성을 높이는 기초 인프라가 될 것으로 기대된다. 특히 치료와 진단을 하나의 시스템에서 동시에 수행하며 실시간으로 데이터를 축적하는 구조는 향후 AI 기반의 개인 맞춤형 진단·치료 모델을 개발하는 데 필요한 대규모 학습 데이터를 확보하는 기반이 될 수 있을 것이다[22].

Ⅴ. 결론

본 연구는 경혈 자극 조건과 진단 생체지표를 동일한 대상자·시간축으로 연결하여, 경험에 의존해 온 경혈침치료의 자극과 반응을 재현 가능한 데이터로 축적하는 기반을 마련하고자 수행되었다. 이를 위하여 분산 메시징(Kafka) 기반의 통합 데이터베이스를 경혈 자극·진단 데이터 관리에 적용하여, 융합 자극·진단 시스템의 데이터 통합 인프라를 설계·구축하였다.

Apache Kafka를 미들웨어로 채택하여 서로 다른 장비 간의 결합도를 최소화하였으며, 발생 빈도와 형식이 다른 생체지표를 MongoDB와 MariaDB에 이원화하여 저장하는 구조를 구현하였다. 아울러 데이터베이스 정의서를 작성하여 항목을 표준화하고, 실시간 모니터링 화면과 치료 전후 비교·회차별 추세 분석 화면을 구현함으로써 임상 현장에서 수집될 데이터가 분석에 바로 활용될 수 있도록 설계하였다.

본 시스템은 치료와 진단을 통합적으로 수행하면서 발생하는 생체지표를 체계적으로 축적할 수 있는 기초 인프라로서, 향후 대규모 데이터 축적을 통해 한의학 분야의 AI 기반 개인 맞춤형 진단·치료 연구를 위한 기반 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 특히 자극 조건과 혈류·체열·전기적 반응이 쌍으로 축적된 데이터는 경혈 자극의 용량-반응 관계와 경혈 특이성을 객관적으로 검증하고, 경혈침치료 및 경혈진단의 과학적 근거를 확립하는 기초 자료가 될 것이다.

감사의 글

이 논문은 2026년도 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단 바이오.의료기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2022-NR067284, No. 2022M3A9B6017813)

참고문헌

1. Zhang Q, Zhou J, Zhang B. Computational Traditional Chinese Medicine diagnosis: A literature survey. Comput Biol Med. 2021;133:104358.
2. Zhang S, Wang W, Pi X, He Z, Liu H. Advances in the Application of Traditional Chinese Medicine Using Artificial Intelligence: A Review. Am J Chin Med. 2023;51(5):1067-1083.
3. Langevin HM, Churchill DL, Cipolla MJ. Mechanical signaling through connective tissue: a mechanism for the therapeutic effect of acupuncture. FASEB J.

2001;15(12):2275-2282.

4. Han JS. Acupuncture: neuropeptide release produced by electrical stimulation of different frequencies. Trends Neurosci. 2003;26(1):17-22.
5. Chon TY, Mallory MJ, Yang J, Bublitz SE, Do A, Dorsher PT. Laser acupuncture: a concise review. Med Acupunct. 2019;31(3):164-168.
6. Lee TG, Lee K. Diffuse speckle contrast analysis for flowmetry with deep light sources. Opt Commun. 2026;601:132737.
7. Prausnitz MR. Microneedles for transdermal drug delivery. Adv Drug Deliv Rev. 2004;56(5):581-587.
8. Ring EFJ, Ammer K. Infrared thermal imaging in medicine. Physiol Meas. 2012;33(3):R33-R46.
9. Bi R, Dong J, Lee K. Deep tissue flowmetry based on diffuse speckle contrast analysis. Opt Lett. 2013;38(9):1401-1403.
10. Park JY, Choi G, Lee K. Pressure stimulus study on acupuncture points with multi-channel multimode-fiber diffuse speckle contrast analysis (MMF-DSCA). Biomed Opt Express. 2023;14(11):5602-5614.
11. Ahn AC, Colbert AP, Anderson BJ, Martinsen ØG, Hammerschlag R, Cina S, et al. Electrical properties of acupuncture points and meridians: a systematic review. Bioelectromagnetics. 2008;29(4):245-256.
12. Choi EM, Jiang F, Longhurst JC. Point specificity in acupuncture. Chin Med. 2012;7:4.
13. Kreps J, Narkhede N, Rao J. Kafka: a distributed messaging system for log processing. In: Proceedings of the 6th International Workshop on Networking Meets Databases (NetDB); 2011; Athens, Greece. p. 1-7.
14. Akhtar U, Khattak AM, Lee S. Challenges in managing real-time data in health information system (HIS). In: Inclusive Smart Cities and Digital Health (ICOST 2016). Lecture Notes in Computer Science, vol 9677. Cham: Springer; 2016. p. 305-313.
15. Wang G, Chen L, Dikshit A, Gustafson J, Chen B, et al. Consistency and Completeness: Rethinking Distributed Stream Processing in Apache Kafka. In: Proceedings of the 2021 International Conference on Management of Data (SIGMOD '21); 2021 Jun 20-25; Virtual Event, China. doi:10.1145/3448016.3457556
16. Fernández Candel CJ, Sevilla Ruiz D, García Molina J. A unified metamodel for NoSQL and relational databases. Inf Syst. 2022;104:101898.
17. MacPherson H, Altman DG, Hammerschlag R, Youping L, Taixiang W, White A, et al. Revised STandards for Reporting Interventions in Clinical Trials of

Acupuncture (STRICTA): extending the CONSORT statement. PLoS Med. 2010;7(6):e1000261.

18. Jenkins PA, Carroll JD. How to report low-level laser therapy (LLLT)/photomedicine dose and beam parameters in clinical and laboratory studies. Photomed Laser Surg. 2011;29(12):785-787.
19. World Health Organization Regional Office for the Western Pacific. WHO standard acupuncture point locations in the Western Pacific Region. Manila: WHO Regional Office for the Western Pacific; 2008.
20. Ayaz M, Pasha MF, Alzahrani MY, Budiarto R, Stiawan D. The Fast Health Interoperability Resources (FHIR) standard: systematic literature review of implementations, applications, challenges and opportunities. JMIR Med Inform. 2021;9(7):e21929.
21. Hripcsak G, Duke JD, Shah NH, Reich CG, Huser V, Schuemie MJ, et al. Observational Health Data Sciences and Informatics (OHDSI): opportunities for observational researchers. Stud Health Technol Inform. 2015;216:574-578.
22. Soenksen LR, Ma Y, Zeng C, Boussioux L, Villalobos Carballo K, Na L, et al. Integrated multimodal artificial intelligence framework for healthcare applications. npj Digit Med. 2022;5(1):149.