

요추 X-ray의 딥러닝 분석을 통한 추나 요추 변위 진단 프로토콜

Diagnostic Protocol for Lumbar Malposition in Chuna Manual Therapy via Deep Learning Analysis of Lumbar X-rays

Received: November 25, 2025. Revised: 8 December, 2025. Accepted: 12 December, 2025

김경묵^{1*}¹가천대학교 한의과대학 한방내과학교실Gyeongmuk Kim, K.M.D., M.S.^{1*}¹Department of Internal Medicine, College of Korean Medicine, Gachon University**Objectives** This study aims to establish a deep learning-based diagnostic protocol for identifying lumbar malposition on lumbar spine X-ray images in Chuna manual therapy. The goal is to replace subjective palpation-dependent diagnosis with objective, reproducible radiographic assessment.**Methods** Radiographic biomarkers—including vertebral corner points, pedicle margins, and lumbosacral alignment indicators—will be manually annotated by experts and used to train convolutional neural network models. The dataset will be divided by patient into training, validation, and test sets. Landmark detection accuracy and malposition classification will be evaluated using mean absolute error, intraclass correlation coefficients, accuracy, F1-score, Area Under the Curve(AUC), and Cohen's kappa.**Results** The proposed model is expected to detect anatomical landmarks with high agreement to expert annotations and classify malposition types with clinically acceptable performance. This protocol may provide a standardized, quantitative framework for lumbar alignment assessment in Chuna manual therapy.**Conclusions** This study established a deep learning-based diagnostic protocol for the automated detection of radiographic biomarkers and the quantification of lumbar displacements in Chuna manual therapy. By providing an objective and reproducible evaluation system, this protocol is expected to enhance diagnostic reliability and support evidence-based clinical practice in Korean medicine.**Key words** Lumbar spine X-ray, Deep learning, Chuna manual therapy

1. 서론

추나요법은 한의사가 손이나 신체 일부, 보조 기구 등을 이용하여 환자의 신체 구조적·기능적 문제를 교정하는 한국 한의학의 수기치료법이다¹⁾. 특히 추나요법은 요추를 포함한 척추의 정렬 이상을 교정하고 통증을 개선하는 데 광범위하게 활용되고 있으며, 다수의 임상 연구를 통해 효과가 입증되어 왔다²⁾. 2019년에는 추나요법 시술이 건강보험 급여화됨에 따라, 정확하고 표준화된 추나 진단의 중요성이 더욱 부각되고 있다.

전통적으로 추나 임상에서는 촉진에 기반한 수기 진단에 의존해 왔으나, 검사자에 따른 진단 편차와 낮은 타당도 문제가 지속적으로 제기되어 왔다³⁾. 척추 상하위 분

절 간의 상대적 배열을 평가하는 추나 진단은 전문가의 숙련도에 따라 주관성이 개입되기 쉬워 재현성에도 한계가 있다⁴⁾. 이러한 한계 때문에 2014년경부터 한의 임상에 단순방사선영상(X-ray) 검사를 활용한 진단 기법이 도입되어 추나의학적 진단의 객관화 노력이 이루어졌다⁵⁾. 실제로 추나의학 분야에서 X-ray 영상을 통한 척추 변위 진단 기준을 제시한 선행 연구도 보고되었으나, 해당 연구는 진단 기준의 제시에 그쳐 영상 진단의 타당도와 신뢰도에 대한 검증은 부족한 실정이다^{4,6)}. 더욱이 현재 활용되는 X-ray 기반 추나 진단법들도 구체적인 추체 위치 평가를 위한 지표가 명확하지 않아, 몇몇 해부학적 구조의 상대적 위치 차이만으로 진단하는 한계가 있어 진단 결과의 정량화 및 재현성에 어려움이 있다. 추나 치료 전

*Corresponding to Gyeongmuk Kim, 1342 Seongnam-daero, Sujeong-gu, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea
TEL. +82-32-770-1343, E-mail. gmkim@gachon.ac.kr

Copyright © 2025. KSCMM All Rights Reserved.

후의 호전 여부를 객관적으로 평가하고 진단 오차를 줄이기 위해서는 명확한 해부학적 기준점에 입각한 척추 변위 평가 체계가 마련될 필요가 있으며, 이를 위한 방사선 영상 상의 바이오마커 설정이 중요하다. 최근에는 한 의학 임상에서 활용할 수 있는 흉추 및 요추부의 방사선 영상 기반 진단 바이오마커가 제안되어 척추 변위 진단의 정량화 가능성이 보고된 바 있다¹⁾.

한편, 의학 영상 분석 분야에서는 인공지능(Artificial Intelligence, AI)의 발전에 힘입어 척추 정렬 이상을 분석하려는 시도가 활발하다. 특히 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 비롯한 딥러닝 기법은 방사선 사진에서 특징점을 자동으로 인식하여 객관적인 지표를 산출하는 데 높은 정확도를 보이고 있다. 예를 들어 합성곱 신경망(CNN) 기반 U-net 모델을 활용해 흉추와 요추 X-ray에서 자동으로 척추 영역 분할 및 Cobb 각도 측정이 가능한 임상적 적용 사례⁷⁾, 딥러닝 기반 모델이 척추 측면 X-ray 영상에서 추체의 코너 좌표를 자동 탐지하여 Cobb angle, Lordosis, Sacral slope 등 다양한 척추 정렬 지표를 산출할 수 있도록 했다는 점을 발표한 연구⁸⁾, 전척추 방사선 영상을 딥러닝으로 학습해 객관적 표지자(Landmark)를 자동 마킹하고 Cobb angle 등 주요 정렬 지표를 산출하여 전문가와의 급내상관계수가 0.88 이상으로 우수함을 확인한 연구 등이 있다⁹⁾. 이 밖에도 딥러닝 알고리즘을 이용하여 성인의 척추 변형을 진단하고 수술 결과를 예측하거나¹⁰⁾, 척추 만곡 및 전방 전위증의 정렬 상태를 판독하는 등¹¹⁾ 척추 영상 진단에 AI를 활용한 연구들이 축적되고 있다. 이러한 AI 기반 영상분석 기법은 검사자 주관성을 배제하고 진단의 일관성을 높일 수 있는 수단으로 각광받고 있다.

그럼에도 불구하고 현재 추나의학 분야에서는 딥러닝과 같은 AI 기술을 접목한 표준 진단 프로토콜에 대한 연구가 미흡한 실정이다. 기존의 추나 척추 진단 방법들의 검사자 내 및 검사자 간 일치도 및 진단 기준 표준화에 관한 연구가 드문 데다, X-ray 영상을 활용한 추나의학 적 진단에 인공지능을 적용한 임상 연구는 거의 전무한 상황이다. 비록 일부 연구에서 추나용 X-ray 분석 보조 AI 프로그램을 개발하였다고 보고되었지만⁷⁾, 이를 실제 임상 진단에 적용하여 객관적 유용성을 입증한 데이터

는 아직 부족하다. 따라서 추나요법에서 진단에 활용되는 요추 변위를 보다 객관적으로 평가하고자 최신 AI 기술을 활용한 새로운 진단 체계의 개발이 요구된다.

본 연구의 목적은 딥러닝 기반의 영상 분석과 방사선 해부학적 표지점(Radiographic biomarkers)을 결합하여 추나요법에서 활용 가능한 요추 부정렬 진단 프로토콜을 개발하는 데 있다. 구체적으로, 요추 X-ray 영상에서 추체의 정렬 상태를 나타내는 주요 해부학적 랜드마크를 딥러닝으로 자동 검출하고, 이를 정량화된 진단 지표로 환산함으로써 기존의 주관적 판단에 의존하던 추나 요추 변위 진단을 객관적으로 지원하고자 한다. 본 연구를 통해 제안되는 새로운 진단 프로토콜은 추나 임상의 표준화에 기여하고, 향후 추나치료의 평가 및 예후 예측에 있어서도 근거 기반의 지침을 제공할 것으로 기대된다.

2. 연구 방법

1) 연구 설계 및 윤리적 고려

본 연구는 요추 단순 방사선 영상(Lumbar spine X-ray)을 이용하여 추나의학 적 요추 변위를 자동 진단하는 딥러닝 알고리즘을 개발·검증하는 방법론적 프로토콜(Methodological protocol)이다. 연구는 공개 요추 X-ray 데이터셋 및 비식별화된 후향적 임상 영상을 활용하는 후향적(Observational) 설계로 진행한다.

공개 데이터셋은 환자 식별 정보가 완전히 제거된 형태로 제공되며, 연구자가 추가적인 개인 정보 또는 식별자를 수집·저장하지 않으므로 기관생명윤리위원회(IRB)의 심의 면제 대상에 해당한다. 만약 단일 기관 또는 다기관 PACS에서 비식별화된 X-ray 영상을 추가 수집할 경우, DICOM 표준에서 제시하는 환자 정보 비식별화 profile에 의거하여 attribute를 삭제하여 비식별화한다. 해당 데이터 활용은 해당 기관 기관생명윤리위원회의 심의 승인 또는 심의 면제를 획득한 후 연구를 진행한다. 연구 데이터는 기관 보안 서버 내에 암호화된 형태로 저장되며, 연구 책임자와 지정된 분석자에게만 접근 권한을 부여한다. 데이터 전송은 모두 보안채널을 사용하여 수행한다.

2) 영상 데이터 및 표본 수(Sample Size)

(1) 데이터 출처

영상 데이터는 다음과 같은 출처를 활용한다.

- 공개 요추 X-ray 데이터셋: (예: BUU-LSPINE 등 요추 변형 진단을 위해 구축된 공개 또는 준공개 데이터셋)
- 후향적 수집 데이터: 필요 시 단일 기관 또는 다기관 의 요추 X-ray PACS에서 후향적으로 수집한 요추 전후(AP) 및 측면(Lateral) 영상

각 영상은 요추 L1-L5 및 요천추부(L5-S1)가 충분히 포함된 영상을 대상으로 하며, 심한 영상 아티팩트, 골융합, 이전 척추 수술로 해부학적 구조가 명확히 구분되지 않는 영상은 제외한다.

(2) 표본 수 및 근거

딥러닝 기반 척추 Landmark 검출 연구에서는 통상 수백~수천 장의 측면 전(全)척추 X-ray를 사용해 척추 모서리 좌표를 학습시키며, 1,000장 이상의 데이터에서 안정적인 성능(Performance)을 보고한 사례가 다수 존재한다⁸⁾. Cobb angle 및 Spinopelvic parameter 자동 산출을 위한 딥러닝 연구에서도 유사한 수준의 표본 수(1,021장)를 활용하여, 수동 측정 대비 평균 오차 3-5° 범위의 성능을 확보한 것으로 보고된다¹²⁾. 본 프로토콜에서는 이전 데이터와 유사하게 최소 1,000장의 데이터를 목표로 수집하며, 모델의 과적합(Overfitting)을 방지하고 일반화 성능을 검증하기 위해 K-fold 교차검증(예: 5-fold)을 병행한다. 표본 수 공식에 기반한 전통적인 계산은 Landmark 회귀(Regression) 및 딥러닝 학습에 직접 적용하기 어렵지만, 선행 연구에서 제시한 데이터 규모와 성

능을 참고하여 실제 확보 가능한 데이터의 범위 내에서 모델 복잡도와 표본 수를 균형 있게 맞춘다¹³⁾.

3) Radiographic Biomarkers 및 라벨링

라벨링은 한방재활의학과 전문의 혹은 5년 이상의 임상경력을 가진 한의사 자격을 갖춘 자 2인이 독립적으로 수기 주석(Manual annotation)을 수행한 후, 합의 과정을 거쳐 최종 실측 자료(Ground truth)를 확정한다. 본 연구에서 활용하는 주요 방사선학적 바이오마커(Radiographic biomarkers)는 선행 연구에서 제시된 흥·요추 추나 진단용 바이오마커 체계를 기반으로 하여 설정한다¹⁾.

(1) 굴곡(Flexion)/신전(Extension)/측굴(Lateral bending) 변위

AP 및 Lateral view에서 각 요추 추체의 외곽 네 점(좌상, 우상, 좌하, 우하의 추체 모서리)을 표시한다. 이 네 점을 선분으로 연결하여 각 추체의 상·하 종판(Endplate) 경사각을 산출하고, 인접 추체 간 상대적 각도 차이를 계산하여 굴곡/신전/측굴 변위를 정량화한다. L5-S1 구간에서는 요추 5번의 하연과 천골곶(Sacral promontory, 양측 2지점)을 추가로 표시하여 요천추 정렬 상태(예: Sacral slope, Lumbosacral angle)를 평가한다(Table I, II).

(2) 회전(Rotation) 변위

AP view에서 각 추체 양측 Pedicle의 최내측점(Inner pedicle margin)을 바이오마커로 지정한다. Pedicle 간 좌·우 비대칭, 추체 중심선 대비 Pedicle 위치의 편위 정도를 이용하여 회전 변위를 정량화한다. 필요 시 기존 Scoliosis 연구에서 사용한 Pedicle-based rotation index를 참고하여 요추 회전 변위 지표를 재구성한다.

Table I. Biomarkers in AP View

Biomarker	Definition	Usage for diagnosis
Vertebral outline landmarks	Four corner points of each vertebral body (superior-left, superior-right, inferior-left, inferior-right)	Assist rotation measurements; support endplate orientation analysis
Pedicle landmarks	Inner pedicle margins (bilateral)	Pedicle asymmetry index; rotation indices
Vertebral midline landmarks	Vertebral centroid and midline axis	Rotation, lateral bending estimation
Lumbosacral alignment landmarks	L5 inferior endplate; bilateral sacral promontory points	Sacral slope; Lumbosacral angle

Table II. Biomarkers in Lateral View

Biomarker	Definition	Usage for diagnosis
Vertebral outline landmarks	Four corner points of each vertebral body	Flexion/extension displacement; endplate tilt angle
Endplate indicators	Upper and lower endplate lines	Segmental lordosis angle; intersegmental mobility
Spinopelvic parameters	L5 inferior endplate; sacral promontory	Sacral slope; Lumbosacral angle

(3) 라벨링 절차 및 신뢰도 평가

두 명의 라벨러(한방재활의학과 전문의 혹은 5년 이상의 임상경력을 가진 한의사 2인)가 독립적으로 Landmark를 표시한다. 1차 주석 완료 후, 좌표 차이가 사전에 정해진 허용치(예: 3 mm 또는 2°)를 초과하는 경우 제3의 전문가가 중재하여 합의를 도출한다. Landmark 좌표 및 각도 지표에 대해 급내상관계수(Intraclass Correlation Coefficient, ICC)와 Cohen's Kappa를 산출하여, 수기 라벨의 신뢰도를 검증한다¹¹⁾. 최종 확정된 Biomarker 기반 라벨은 딥러닝 모델 학습을 위한 정답 데이터(Ground truth)로 사용한다.

4) 전처리 및 데이터 증강 (Preprocessing & Data Augmentation)

모든 X-ray 영상은 동일한 해상도(예: 1024×512 또는 1024×1024 픽셀)로 리사이즈하고, 픽셀 Intensity를 0-1 범위로 정규화한다. 영상의 대비(Contrast)와 밝기(Brightness)는 CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)를 활용하여 표준화할 수 있다. 데이터 증강(Data augmentation)은 다음과 같이 제한된 범위에서 적용한다.

- 회전(Rotation): $\pm 5\text{--}7^\circ$
- 확대/축소(Scaling): $\pm 10\%$ 이내

변위 각도 계산에 구조적 왜곡을 초래할 수 있는 강한 Warping, Shearing 등은 사용하지 않는다.

5) 딥러닝 모델 구조 (Model Architecture)

본 연구에서는 합성곱 신경망(CNN)을 기반으로 한 Landmark 검출 + 변위 분류의 Two-head 구조를 채택한다.

(1) Backbone 네트워크

사전 학습된 표준적인 CNN 모델(예: ResNet 등)을 Backbone으로 활용하며, 요추 X-ray 데이터셋에 맞게 미세 조정(Fine-tuning)한다. 학습 시에는 과적합 방지 기법(Regularization)과 최적화된 활성화 함수를 적용하여 모델의 일반화 성능을 높인다.

(2) Landmark Detection Head

출력은 각 Landmark(추체 네 모서리, Pedicle, Sacral promontory 등)에 대한 Heatmap 회귀(Regression) 또는 좌표 회귀(Coordinate regression) 방식으로 설계한다. 선행 연구에서 제안된 Whole-spine landmark detection 모델과 유사한 구조를 참조하여, 전척추가 아닌 요추 영역에 특화된 경량화를 고려한다⁸⁾.

(3) Malposition Classification Head

Landmark 기반으로 계산된 각도 및 변위 지표를 입력으로 받는 Fully-connected layer를 통해, 정상 vs 비정상, Flexion/Extension/Lateral bending/Rotation 유형, 변위 정도(Grading: 경도/중등도/중증)를 분류한다. 필요 시 MMA-Net(Multiple Morphology-Aware Network)과 같이 다양한 형태(Morphology)를 고려하는 주의 메커니즘을 참조할 수 있다.

6) 학습 및 검증 절차(Training & Validation)

데이터 분할: 환자 단위로 나누어, 훈련:검증:시험의 비율을 7:1:2 비율로 분할하여, 동일 환자의 영상이 두 세트에 중복되지 않도록 한다.

학습 과정의 손실 함수(Loss function)는 Landmark 검출을 위한 회귀 손실(Regression loss)과 변위 진단을 위한 분류 손실(Classification loss)을 결합하여 최적화한

다. 활성화 함수(Activation function)로는 비선형성을 효과적으로 학습하기 위해 ReLU 혹은 그 변형(Leaky ReLU, SiLU 등)을 적용한다.

7) Outcome 정의 및 성능 평가 지표

(1) Primary Outcome

본 연구의 Primary outcome은 다음 두 가지로 정의한다.

- Landmark 검출 정확도: 수기 라벨과 모델 예측 Landmark 좌표 간의 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE) 및 Vertebral corner 및 Pedicle 좌표의 급내상관계수(ICC).
- 요추 변위 유형 분류 성능: 정상 vs 비정상 및 각 Malposition 유형(Flexion/Extension/Lateral bending/Rotation)에 대한 정확도(Accuracy), F1-score, AUC(Area Under ROC Curve).

(2) Secondary Outcomes

각 변위 유형별 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity), 정밀도(Precision).

- 수기 X-ray 판독(전문의)과 모델 기반 판독 간의 Cohen's Kappa coefficient 및 ICC.
- 추체 각도(예: Segmental lordosis, Sacral slope) 예측에서의 평균제곱오차(MSE) 및 MAE.

이러한 평가 지표는 Cobb angle 및 Spinopelvic parameter 자동 측정 연구에서 널리 사용되는 지표를 참조하여 선정한다.

8) Bias 통제 및 오류 사례 분석

(1) Bias 통제

① 라벨링 편향(Labeling Bias)

두 명 이상의 전문가에 의한 독립 라벨링 및 합의 과정을 통해 개인별 편향을 최소화한다.

② 영상 품질 및 장비 편향

서로 다른 장비·노출 조건에서 촬영된 영상이 포함

될 경우, 병원·장비·촬영 조건별 층화 분석(Stratified analysis)을 수행한다. 가능하다면 Domain adaptation 기법을 활용해 장비 간 분포 차이를 보정한다.

③ 데이터 분포 편향

정상/비정상, Malposition 유형 간 표본 수 불균형이 심한 경우, Class-weight 조정, Oversampling/Undersampling, Focal loss 등을 통해 분류 성능 저하를 방지한다.

(2) 오류 사례 분석 (Error Analysis)

Test set에서 오분류 또는 Landmark 오차가 큰 Case를 선정하여 전문가가 리뷰를 수행한다. 원인은 해부학적 구조 구분이 모호한 경우(골감소증/골다공증, 심한 변형 등), 촬영 자세 불량, 영상 노이즈 등으로 세분화하여 분석한다. 오류 사례에 대한 질적 분석 결과는 향후 모델 개선(예: ROI refinement, Attention module, Multi-view fusion)의 근거로 활용한다.

3. 고찰

본 연구는 방사선학적 바이오마커(Radiographic biomarkers)를 기반으로 한 추나의학적 요추 변위 진단 체계에 딥러닝 영상분석을 결합하여, 추나 진단의 객관화와 표준화를 도모하고자 하는 프로토콜이다. 기존에는 촉진과 X-ray 시진에 의존한 추나 진단이 검사자의 숙련도와 주관적 판단에 크게 좌우되어, 검사자 내·검사자 간 일치도에 한계가 있다는 지적이 반복되어 왔다¹⁾.

최근에는 단순 방사선 영상 기반 바이오마커를 활용하여 흉·요추의 추나의학적 변위를 정의하고, Listing system에 근거한 Malposition 분류 기준을 제시한 연구가 보고되었다¹⁾. 나아가 디지털 마커 기반 X-ray 분석을 통해 Flexion/Extension/Lateral bending/Rotation 변위에 대한 정량적 Cut-off 값을 제안하고, F1-score 0.7-0.8 수준의 진단 성능을 확인한 연구도 등장하였다³⁾. 그러나 이러한 연구는 여전히 전문의가 직접 디지털 마커를 표시해야 하는 한계가 있어, 실제 임상에서 광범위하게 활

용하기에는 시간·노동 비용이 크다는 문제가 남아 있다.

한편, 척추 영상 분야에서는 Scoliosis, 성인 척추변형, Spinopelvic parameter 분석을 대상으로 하는 딥러닝 기반 자동 Cobb angle 측정 및 Landmark 검출 연구가 활발히 이루어지고 있다^{12,14,15)}. 이러한 연구들은 전척추 X-ray에서 척추 모서리 및 해부학적 표지점을 자동 검출하고, Cobb angle, Kyphosis, Lordosis, Sacral slope 등 각종 정렬 지표를 산출하며, 전문가 측정과 유사한 수준의 정확도(예: Cobb angle 오차 3-5°, ICC > 0.9)를 보고하고 있다. 이는 AI가 척추 정렬 평가에서 전문의 수준의 신뢰도와 재현성을 달성할 수 있음을 시사한다.

본 프로토콜은 이러한 국제적 흐름을 추나의학의 요추 변위 진단에 접목한 시도라는 점에서 의미가 있다. 기존 CMT-AI 프로그램은 X-ray와 수기 진단의 일치도를 비교하여 추나 진단의 표준화 가능성을 제시한 바 있으나, AI가 Landmark를 자동 검출하는 완전 자동화 체계는 아니었다¹⁶⁾. 본 연구에서 제안하는 모델은 요추 추체 네 모서리와 Pedicle, Sacral promontory 등을 자동 인식하여, 이미 제안된 추나용 Radiographic biomarker 체계를 기반으로 Malposition을 정량적으로 판정하는 데 초점을 두고 있다. 이는 향후 추나치료 전후의 정렬 변화 평가, 치료 효과 예측, 장기 추적 시의 구조적 변화 모니터링 등으로 확장될 수 있다.

또한, Landmark 기반 정량 지표를 사용하는 방식은 “흑백식 정상/비정상”이 아닌 연속형 척추 정렬 스펙트럼을 반영할 수 있다는 장점이 있다. 요추 전만각, L4-L5 및 L5-S1 Segmental angle, Sacral slope 등은 모두 연속형 변수이므로, 단순 Cut-off 기준이 아니라 환자 개별의 체형·증상과의 상관성을 탐색하고, 추나치료 후 상대 변화량(Δ angle)을 추적함으로써 보다 미세한 치료 효과 분석이 가능하다. 이는 현재까지 주로 VAS, ODI 등 기능적 설문지 위주로 이루어지던 추나 효과 평가에 구조적 근거를 보완할 수 있는 방법이다.

1) 임상적 함의

추나의학 현장에서 본 연구와 같은 딥러닝 기반 요추 변위 진단 프로토콜이 실제 구현될 경우, 다음과 같은

임상적 이점이 기대된다.

- 진단의 표준화 및 교육 도구로의 활용: 전공의, 수련의, 새로운 추나 시술자에게 X-ray 상에서 어떤 해부학적 기준으로 Malposition을 판단해야 하는지 시각적으로 제시해 줄 수 있다. AI가 자동으로 표시한 Landmark와 각도를 바탕으로, 교육자가 오판독 사례를 리뷰하면서 교육적 피드백을 제공할 수 있다.
- 치료 전후 평가의 객관화: 추나치료 전후 Intrasegmental angle, Lumbosacral angle 등의 변화를 수치화함으로써, 환자 및 보험자에게 치료 효과를 보다 설득력 있게 제시할 수 있다. 향후 요추 추나치료의 Dose-response 관계나, 특정 변위 유형에 대한 치료 반응성 연구에도 활용 가능하다.
- 진료 효율성 향상: 기존 디지털 마커 기반 분석이 수 분 이상 소요되는 것에 비해, 자동 Landmark 검출 모델은 수 초 내 계산이 가능하므로, 외래 진료 흐름에 부담을 주지 않는다.

2) 방법론적 고려

본 연구는 딥러닝 모델의 설명가능성(Explainability) 확보를 중요하게 다룬다. 최근 Cobb angle 자동 측정 연구에서도 “Black box” 모델에 대한 비판을 완화하기 위해, 예측된 Cobb angle을 원영상에 직접 시각화하여 의사가 결과를 검증할 수 있도록 하는 방법들이 제안되고 있다. 본 프로토콜 역시 단순 분류 결과뿐 아니라, 예측 Landmark의 위치, 계산된 각도 및 변위 지표, 진단 결과(예: Flexion malposition, Grade 2)를 하나의 리포트 화면에서 동시에 제시함으로써, 의사가 결과를 빠르게 Cross-check할 수 있도록 설계한다.

3) 연구의 한계

본 프로토콜에는 다음과 같은 한계가 존재한다.

- 공개 데이터셋 및 단일 기관 데이터 중심: 대부분의 학습·검증 데이터가 공개 데이터셋 또는 소수 기관의 영상으로 제한될 경우, 다른 장비·촬영 조건을 가진 시설에서의 일반화 성능이 저하될 수 있다. 이

를 완화하기 위해서는 다기관 공동연구 및 다양한 장비·촬영 조건을 포함한 외부 검증(External validation)이 필요하다.

- 해부학적 변형·수술 병력 환자의 제한적 반영: 척추 수술 후, 선천성 기형, 심한 변형 등이 있는 환자는 Landmark 정의 자체가 어렵거나, Biomarker 체계의 전제가 성립하지 않을 수 있다. 초기 모델은 구조가 비교적 보존된 요추부 환자에 우선 적용되며, 향후 특수군을 대상으로 한 별도의 모델 또는 세부 Tuning이 필요하다.
- 추나 임상결과(Clinical Outcome)와의 직접적 연계 부족: 본 프로토콜은 구조적 변위 진단에 초점을 두고 있어, 즉각적으로 통증, 기능, 삶의 질 등의 임상 Outcome과 연결되지는 않는다. 구조-증상 간의 상관성 연구가 추가로 수행되어야만, 진단 모델의 임상적 의의가 더 명확해질 것이다.

4) 향후 연구 방향

향후 연구에서는 다음과 같은 방향으로 확장이 필요하다.

- 추나치료 전후의 Longitudinal Dataset 구축: 추나치료 전·중·후의 연속적인 요추 X-ray와 임상결과(VAS, ODI 등)를 함께 수집하여, 구조적 정렬 변화와 증상 호전 정도 간의 관계를 규명한다.
- 다기관·다장비 데이터를 이용한 외부 검증 및 Real-world 적용 연구: 2차, 3차 의료기관의 PACS 데이터를 활용해 모델을 재검증하고, Domain shift 문제를 해결하기 위한 Domain adaptation/Transfer learning 전략을 실험한다.
- 3D 분석 및 Gait/Posture 데이터와의 융합: 3D Cobb angle, Body surface scan, Gait 분석 등의 정보를 통합하여, 추나치료가 전신 정렬과 기능에 미치는 입체적 영향을 평가하는 연구로 확장할 수 있다.

4. 결론

본 연구는 요추 X-ray 영상에서 해부학적 표지점(radiographic biomarkers)을 자동 검출하고, 이를 기반으로 추나의학적 요추 변위를 정량화하는 딥러닝 기반 진단 프로토콜을 제시하였다. 기존 추나 진단은 촉진과 영상 시진에 크게 의존하여 검사자 간 편차와 낮은 재현성이라는 구조적 한계를 지니고 있었으며, X-ray 기반 진단 기준이 일부 제시되었음에도 실제 임상에서 활용 가능한 표준화된 체계는 부재하였다. 본 프로토콜은 이러한 문제점을 해결하기 위해, 수기 라벨링을 기반으로 한 방사선학적 바이오마커 정의, landmark detection 모델의 구조 설계, 변위 유형의 정량화 방법, 그리고 성능 검증 절차를 포괄적으로 제시하였다.

선행 연구에서 보고된 척추 landmark 검출 및 Cobb angle 자동 산출 기법들을 기반으로, 요추부에 특화된 딥러닝 모델을 구축함으로써, 추나의학에서 요구되는 flexion, extension, lateral bending, rotation 등 세부 변위를 보다 높은 정밀도로 측정할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 본 프로토콜은 landmark 기반 연속형 지표를 활용하므로, 기존의 이분법적 진단 방식에서 벗어나 정량적·재현 가능한 요추 변위 평가체계를 확립하는 데 기여할 것이다.

또한, 본 연구에서 제안한 분석 절차는 실제 임상 데이터 기반의 외부 검증 및 치료 전후 longitudinal 분석으로 쉽게 확장될 수 있어, 향후 추나치료 효과 평가, 예후 예측 모델 개발, 환자 맞춤형 진단·치료 연계 시스템 구축 등 다양한 임상·연구 분야에서 응용 가능성이 높다. 궁극적으로 본 프로토콜이 구현된다면, 추나 진단의 표준화와 객관화에 기여함으로써, 한의 임상현장에서의 진단 신뢰도 향상은 물론, 추나치료의 근거기반화를 뒷받침하는 중요한 기반 기술로 자리매김할 것으로 기대된다.

감사의 글

딥러닝 기술에 관한 기술적 자문과 원고 교정에 도움을 주신 삼성종합기술원 광기원 박사께 감사를 표함.

References

1. Lee JH, Choi M, Kim JI, Jang JS, Park TY. Radiograph-based diagnostic methods for thoracic and lumbar spine malposition in Chuna manual therapy using biomarkers. *Korean Soc Chuna Manual Med Spine Nerves*. 2023; 18(2):1-8.
<https://doi.org/10.30581/jcmm.2023.18.2.1>
2. Kim D, Baek GG, Shin BC. An umbrella review of systematic reviews for Chuna (or Tuina) manual therapy on musculoskeletal disorders. *Perspect Integr Med*. 2023; 2(3):142-54.
<https://doi.org/10.56986/pim.2023.10.002>
3. Ju MS, Park TY, Choi M, Ko Y, Na YC, Jeong YH, Jang JS, Lee JH. A study on the diagnosis of lumbar spinal malposition in Chuna manual therapy using X-ray images based on digital markers. *Diagnostics*. 2025;15(14):1748.
<https://doi.org/10.3390/diagnostics15141748>
4. Lee JH, Woo HJ, Lee JH, Kim JI, Jang JS, Na YC, Kim KR, Park TY. Comparison of concordance between Chuna manual therapy diagnosis methods (palpation, X-ray, artificial intelligence program) in lumbar spine: An exploratory, cross-sectional, prospective observational study protocol. *Medicine*. 2021;100(51):e28177.
<https://doi.org/10.1097/MD.00000000000028177>
5. Lee JH, Kim CG, Jo DC, Moon SJ, Park TY, Ko YS, Nam HW, Lee JH. Diagnostic X-ray from the perspective of Chuna manual medicine, based on the listing system of spinal and pelvic subluxation. *J Chuna Manual Med Spine Nerves*. 2014;9(1):1-14.
6. Lee JW, Ju MS, Ko YS, Lim YG, Hwang HH. Correlation analysis about subluxation diagnosis using lumbar X-ray and body shape analysis system. *J Korean Med Rehabil*. 2023;33(4):195-201.
<https://doi.org/10.18325/jkmr.2023.33.4.195>
7. Jang JS. A study on lumbar vertebrae landmark detection using convolutional neural networks. *J Next-Generation Converge Inf Serv Technol*. 2020;9(3):263-72.
<https://doi.org/10.29056/jncist.2020.09.07>
8. Cina A, Bassani T, Panico M, Luca A, Masharawi Y, Brayda-Bruno M, Galbusera F. Two-step deep learning model for landmarks localization in spine radiographs. *Sci Rep*. 2021;11:9482.
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-89102-w>
9. Noh SH, Lee G, Bae HJ, Han JY, Son SJ, Kim D, Park JY, Choi SK, Cho PG, Kim SH, Yuh WT, Lee SH, Park B, Kim KR, Kim KT, Ha Y. Deep learning method for precise landmark identification and structural assessment of whole-spine radiographs. *Bioengineering*. 2024;11(5):481.
<https://doi.org/10.3390/bioengineering11050481>
10. Choi SH, Yoon J, Park YS. A narrative review on the application of artificial intelligence on the diagnosis and outcome prediction for spinal diseases. *J Korean Orthop Assoc*. 2022;57(2):95-105.
<https://doi.org/10.4055/jkoa.2022.57.2.95>
11. Horng MH, Kuok CP, Fu MJ, Lin CJ, Sun YN. Cobb angle measurement of spine from X-ray images using convolutional neural network. *Comput Math Methods Med*. 2019;2019:6357171.
<https://doi.org/10.1155/2019/6357171>
12. Maeda Y, Nagura T, Nakamura M, Watanabe K. Automatic measurement of the Cobb angle for adolescent idiopathic scoliosis using convolutional neural network. *Sci Rep*. 2023;13(1):14576.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-41821-y>
13. Mushtaq M, Akram MU, Alghamdi NS, Fatima J, Masood RF. Localization and edge-based segmentation of lumbar spine vertebrae to identify deformities using deep learning models. *Sensors*. 2022;22(4):1547.
<https://doi.org/10.3390/s22041547>
14. Zhu Y, Yin X, Chen Z, Zhang H, Xu K, Zhang J, Wu N. Deep learning in Cobb angle automated measurement on X-rays: A systematic review and meta-analysis. *Spine Deform*. 2025;13(1):19-27.
<https://doi.org/10.1007/s43390-024-00954-4>
15. Caesarendra W, Rahmian W, Mathew J, Thien A. Automated Cobb angle measurement for adolescent idiopathic scoliosis using convolutional neural network. *Diagnostics*. 2022;12(2):396.
<https://doi.org/10.3390/diagnostics12020396>
16. Lee JH, Woo H, Jang JS, Kim JI, Na YC, Kim KR, Cho E, Lee JH, Park TY. Comparison of concordance between Chuna manual therapy diagnostic methods (palpation, X-ray, artificial intelligence program) in lumbar spine: An exploratory, cross-sectional clinical study. *Diagnostics*. 2022;12(11):2732.
<https://doi.org/10.3390/diagnostics12112732>

ORCID

김경록 <https://orcid.org/0000-0003-1371-0979>