

미분 가능한 공간-좌표 변환을 이용한 요추 X선 영상의 척추경 랜드마크 검출

최민호*, 장준수**

Lumbar Pedicle Landmark Detection in X-ray Images using a Differentiable Spatial-to-Numerical Transform

Minho Choi*, Jun-Su Jang**

본 연구는 보건복지부 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술연구개발사업 (RS-2023-KH139347) 지원에 의하여, 한국한의학연구원에서 수행되었음 (NHN2321080)

요 약

요추의 다양한 구조적 질환으로 추체 정렬이 어긋나는 회전 변위가 발생할 수 있다. 회전 변위를 진단하기 위하여 X선 영상 판독이 널리 활용되며, 의료진의 기존 육안 검사를 자동화하기 위한 인공지능 기반 알고리즘들이 제안되고 있다. 본 연구에서는 X선 영상을 통한 회전 변위 자동 판별 과정에서 필수적인 척추경 위치 검출을 위한 딥러닝 방법론을 제안한다. 제안하는 방법은 3단계의 X선 영상 분석을 통하여 추체 중심과 모서리 지점, 그리고 척추경을 순차적으로 검출하며, 척추경 검출 과정에서 미분 가능한 공간-좌표 변환 및 척추경의 임상 구조적 정보를 반영하는 손실함수를 활용하여 검출의 정확도와 강인성을 향상시키고자 하였다. 성능 검증을 위하여 2,000장의 X선 영상 데이터셋을 활용하였으며, 실험 결과를 통해 제안한 방법이 척추경 검출의 신뢰성을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

Abstract

Various structural disorders of the lumbar spine can cause rotational displacement. While X-ray interpretation is widely used for diagnosis, deep learning algorithms are being proposed to automate conventional visual inspections. This study presents a deep learning methodology for pedicle localization, an essential step in automated rotational displacement identification. The proposed method sequentially detects the vertebral center, corner points, and pedicle through a three-stage X-ray analysis. By integrating a differentiable spatial-coordinate transformation and a clinically-informed loss function, the model enhances detection accuracy and robustness. Validation on a dataset of 2,000 X-ray images confirmed that the proposed method improves the reliability of pedicle detection.

Keywords

deep learning, lumbar spine, pedicle detection, X-ray imaging, anatomical constraint loss

* 한국한의학연구원 선임연구원
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9162-9319>
** 한국한의학연구원 책임연구원(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7639-5884>

• Received: Jul. 22, 2026, Revised: Aug. 10, 2026, Accepted: Aug. 13, 2026
• Corresponding Author: Jun-Su Jang
Digital Health Research Division, Korea Institute of Oriental Medicine,
Republic of Korea
Tel.: +82-42-868-9320, Email: junsu.jang@kiom.re.kr

1. 서 론

요추는 신체의 척추 중 등 정중앙에서 허리 부분까지에 해당하며 L1부터 L5까지로 명명되는 다섯 개의 추체로 구성된다[1]. 요추는 상체의 하중을 지지하는 동시에 일상생활에서 필요한 다양한 운동을 가능하게 하는 중요한 역할을 수행하며, 이 때문에 디스크의 마찰 및 퇴행성 변화를 포함하는 손상에 노출되기 쉬워 척추의 구조적인 변위가 빈번하게 발생한다[2]. 구체적으로 대표적인 척추 질환 중 하나인 척추측만증은 소아 및 청소년 전체의 1.65%에서 나타나며 성인의 퇴행성 척추측만증의 유병률은 35% 이상으로 보고 되었다[3][4].

한의학의 추나의학에서 척추의 변위는 크게 척추 추체가 앞뒤로 기울어지거나 미끄러지며 어긋나는 굴곡/신전, 척추가 좌우로 기울어지는 측굴과 함께, 추체가 하부 추체 대비 일정 각도 이상 회전하는 형태로 정렬이 어긋나는 회전 변위로 구분된다[5]. 변위의 진단을 위해 추나의학에서는 수기요법인 촉진을 활용해 왔지만, 객관적이고 정량적인 진단을 위해 현재에는 X선 영상을 활용한 진단 방법이 보급되고 있다[6]. 변위 중 회전 변위 분석을 위해 정면 X선 영상에서 주로 추체 내 척추경의 위치를 기반으로 추체의 회전 여부를 판단하게 되며, 구체적으로 척추경의 내측 끝점을 기준으로 추체의 회전을 정량화하는 방법이 제안되었다[7].

이러한 정량화 과정을 자동화하고자 추나의학을 포함한 의료 분야에서 의료인의 육안 검사를 통한 기존의 X선 영상 판독을 영상처리 기술을 기반으로 자동화하고자 하는 시도가 계속되고 있으며, 최근 인공지능 기술의 발달로 영상 판독 자동화의 흐름이 가속화되고 있다[8]. 회전 변위 진단을 자동화하기 위해서는 정면 X선 영상 내에서 각 추체별 척추경의 위치 검출이 필수적이며, 해당 과정에 활용 가능한 선행 연구들이 진행된 바 있다. Ebrahimi 등은 척추 곡선과 네 개의 지정된 추체의 상하연선분에 대한 초기값을 수기로 지정하였을 때, 영상에서 방향성 그래디언트 히스토그램과 문맥적 특징을 추출한 후에 이를 Random Forest 분류기에 적용하여 척추경을 검출하는 방법을 제안하였다[9]. 제안한 방법은 149명의 데이터를 기반으로 검증하였을 때

1.2 ± 1.2 mm의 평균 오차를 보였으나, 수기적으로 미리 지정된 초기값을 알고리즘에 제공해야 한다는 한계를 갖는다. 다른 연구에서는 고해상도 특징 맵의 지속적인 유지가 가능한 High-resolution Network에 유용한 특징을 강조하는 역할을 수행하는 Polarized Self-Attention을 결합하여 영상 내에서 척추경 영역을 분할하는 모델을 구성하였다[10]. 그리고 해당 모델의 영역 분할 성능은 dice coefficient를 기준으로 72.45%였다. Logithasan 등은 흉추부터 요추까지의 척추부와 개별 추체, 그리고 척추경을 차례로 세 단계의 영역 분할을 수행하는 U-Net 기반의 방법을 제안하였다[11]. 제안한 방법은 221개의 추체를 포함하는 17장의 영상을 기반으로 평가되었고, 분할한 척추경 영역을 통하여 산출한 추체 회전 각도를 의료진의 육안 검사 결과와 비교하였을 때 각도 5도 이내의 오차 비율이 81%였다.

하지만, 선행 연구들은 검증 데이터 수가 충분하지 않았거나 결과 값이 영역 분할의 형태이기 때문에 추나의학의 회전 변위 진단에 바로 활용하기 어렵다는 한계를 가지고 있다. 본 연구에서는 이러한 간극을 해결하기 위하여 추나의학에서 회전 변위 진단에 활용되는 척추경의 내측 끝점을 랜드마크로 지정하고 이를 X선 영상 내에서 검출하는 딥러닝 알고리즘을 제안한다. 해당 방법은 기존에 X선 영상 분석에 활용된 M-Net 구조에 기반하며[12], 랜드마크 검출 문제에서 히트맵 형태의 결과를 구성할 때 수치적인 좌표 정보를 추출하는 argmax 연산이 모델의 학습 최적화를 저해할 수 있고 히트맵 해상도가 결과에 영향을 미치는 양자화 문제가 발생할 수 있음을 고려하여 DSNT(Differentiable Spatial to Numerical Transform)를 모델 구조에 추가하였다[13]. 또한 DSNT를 통하여 실수 값의 형태로 척추경 위치를 산출할 수 있음에 착안하여 척추경의 형태적 위치 특성을 반영한 손실함수를 고안하여 모델 학습에 활용하였다. 제안한 방법은 2,000장의 영상을 기반으로 학습 및 검증되었으며, 이를 통하여 제안한 요소들이 척추경 검출 정확도와 안정성에 기여할 수 있음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 본 연구에서 제안되는 척추경 검출 모델에 대하여 기존 기술 대비 차별되는 요소를 중심으로 자세하게 기술하였

다. 그리고 제안한 방법의 검증 과정 및 결과는 3장에서 제시되며, 이를 통하여 제안한 방법의 우수성과 기여점에 대하여 논한다. 마지막으로 4장에서는 결론으로 본 연구의 의의를 요약하고 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 제안 방법

2.1 활용 데이터

본 연구에서 활용된 X선 영상은 18-80세 성인을 대상으로 촬영되었으며 2019-2022년에 걸쳐 가톨릭 관동대학교 국제성모병원에서 수집되었다(IRB No. 23-YEON-IRB-047). 모든 영상 데이터는 연구 목적으로 사용하기 위하여 익명화 처리를 거쳤으며 의료용 디지털 영상 및 통신 표준인 DICOM 형식으로 변환되어 저장되었다. 전체 획득 영상 중 영상 품질이 불량하여 랜드마크 판독이 불가능하거나 변위 진단에 영향을 줄 수 있는 척추 이상 환자의 영상을 제외하고 총 2,000장의 정면 X선 영상을 선별하여 활용하였다. 영상 데이터는 5년 이상의 임상 경력을 가진 한의사인 평가자들에게 균등하게 배분되었으며, 평가자들은 표준작업지침서로 교육을 받은 후, 영상 내 랜드마크를 육안 검사를 통하여 식별 및 표기하였다. 이때의 랜드마크는 5개 요추 각각에 대한 네 개의 모서리 지점과 두 개의 척추경 내측 끝점을 포함한다. 전체 데이터는 7:2:1의 비율로 무작위로 분할되어 학습, 검증, 그리고 평가 데이터셋으로 각각 활용되었다.

2.2 3단계 X선 영상 분석

X선 영상에 기반한 회전 변위 진단 자동화를 위하여, 제안하는 방법은 입력되는 요추부 정면 X선 영상에서 각 요추 내 두 개의 척추경을 랜드마크로 검출한다. 그림 1은 제안된 방법의 3단계 X선 영상 분석 과정이다. 입력 영상은 우선 512x512 크기의 1 채널 그레이스케일 영상으로 변환된 후, PoseNet을 통하여 다섯 개 추체의 중심점이 검출된다. 그 뒤, 검출된 중심점을 기준으로 인접 추체 중심 간 거리의 1.25배의 오프셋을 상하좌우로 설정하여 각 추체의 부분 영상이 분할 및 추출되며, 이는 다시 256x256 크기의 영상으로 변환되어 M-Net의 입력으로 활용된다. M-Net은 입력되는 추체의 부분 영상을 여러 크기로 재구성 및 분석하고 그 결과를 통합함으로써 국소적인 영상 특징과 전체 형태에 대한 문맥 정보를 동시에 파악할 수 있다. 그리고 결과로 각 추체의 네 모서리 지점에 대한 위치를 산출한다. 사용된 PoseNet과 M-Net은 기존에 제안된 방법론을 활용하였으며, 보다 구체적인 내용은 관련 연구 논문에서 확인할 수 있다[12][14]. 각 추체 부분 영상에서 검출된 모서리 지점을 통하여 각 추체의 중심점이 다시 산출되며, 이를 기준으로 M-Net 입력을 위한 부분 영상보다 작은 크기의 추체별 부분 영상이 재구성된다. 구체적으로 해당 영상 분할에서는 중심부터 각 모서리 지점까지의 거리 중 최댓값을 영상 분할을 위한 오프셋으로 설정한다. 분할 영상은 M-Net에 DSNT가 추가된 MWD (M-Net with DSNT)로 분석되며, MWD의 구조 및 학습 방법은 이후 절들에서 자세히 기술된다.

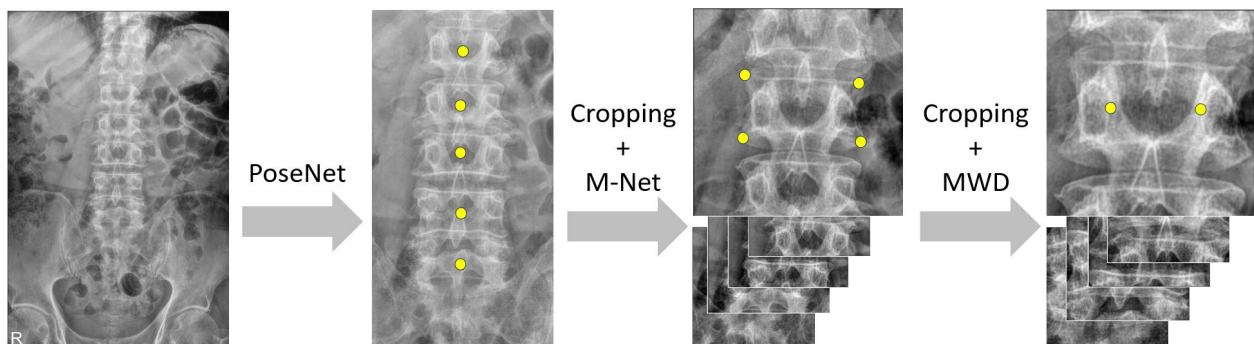


그림 1. 3단계 분석을 통한 요추부 정면 X선 영상의 랜드마크 검출

Fig. 1. Landmark detection in antero-posterior lumbar X-ray images via 3-stage analysis

2.3 척추경 검출을 위한 모델 구조

본 연구의 목적은 추나의학의 회전 변위 진단에 활용되는 척추경 랜드마크를 요추부 X선 영상에서 검출하는 것이다. 이를 위해 기존에 제안된 PoseNet과 M-Net 기반의 2단계 분석 방법을 확장하여, 추체 모서리 지점과 함께 각 추체에서 좌우 두 개의 척추경 랜드마크 위치를 검출하는 3단계 분석 방법을 제안하였다. 척추경 검출을 위한 모델인 MWD의 구조는 그림 2와 같으며, 추체 모서리 지점 검출에 활용된 M-Net 구조에 DSNT를 접목하였다. 기존 M-Net은 랜드마크 검출 결과를 히트맵 형태로 산출한다. 이러한 방식은 앞서 기술한 바와 같이, argmax 연산의 미분 불가능성으로 인해 좌표 오차를 직접 이용한 종단 간 최적화가 어렵고, 히트맵의 해상도에 따라 좌표 양자화 오차가 발생할 수 있다는 단점이 있다[13]. 본 연구에서는 이러한 한계를 보완하고 랜드마크 검출 성능을 향상시키기 위해 DSNT를 적용하여 척추경의 위치가 연속적인 실수 좌표값으로 산출되도록 하였다. DSNT는 히트맵의 공간적 정보를 유지하면서 정규화된 히트맵을 확률 분포로 해석하고, 해당 분포의 기댓값을 계산하여 랜드마크 위치를 실수 좌표로 산출한다. 또한 전체 연산 과정이 미분 가능하므로, 예측 좌표와 실제 좌표 간의 오차를 기반으로 모델을 종단 간 학습할 수 있다는 장점이 있다.

2.4 척추경의 구조적 정보를 반영한 손실함수

본 연구는 DSNT를 포함하는 모델 구조를 제안한 데 더하여, 척추경의 기하학적 배치 정보를 반영한 손실함수를 설계하여 적용하였다는 차별점을 갖는다. 그림 3은 전문가가 라벨링한 추체 모서리 위치를 통해 구성된 상·하연 선분과 두 척추경 랜드마크 위치이다. 일반적으로 두 척추경 랜드마크는 추체 상·하연 선분과 일정 수준 유사한 기울기를 유지하는 특성을 보이며, 이러한 랜드마크 분포 특성이 모델에 반영되도록 아래 식과 같은 손실함수 L_G 를 정의하였다.

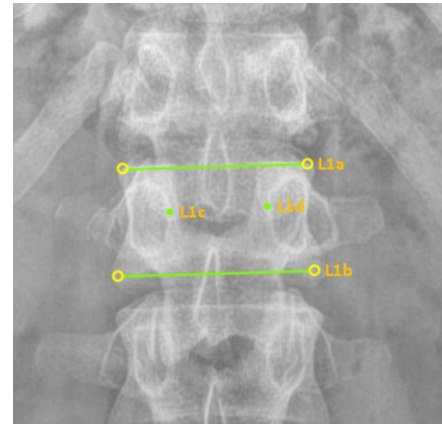


그림 3. 전문가의 L1 추체 랜드마크 라벨링 예시
Fig. 3. Example of expert annotation of L1 vertebral landmarks

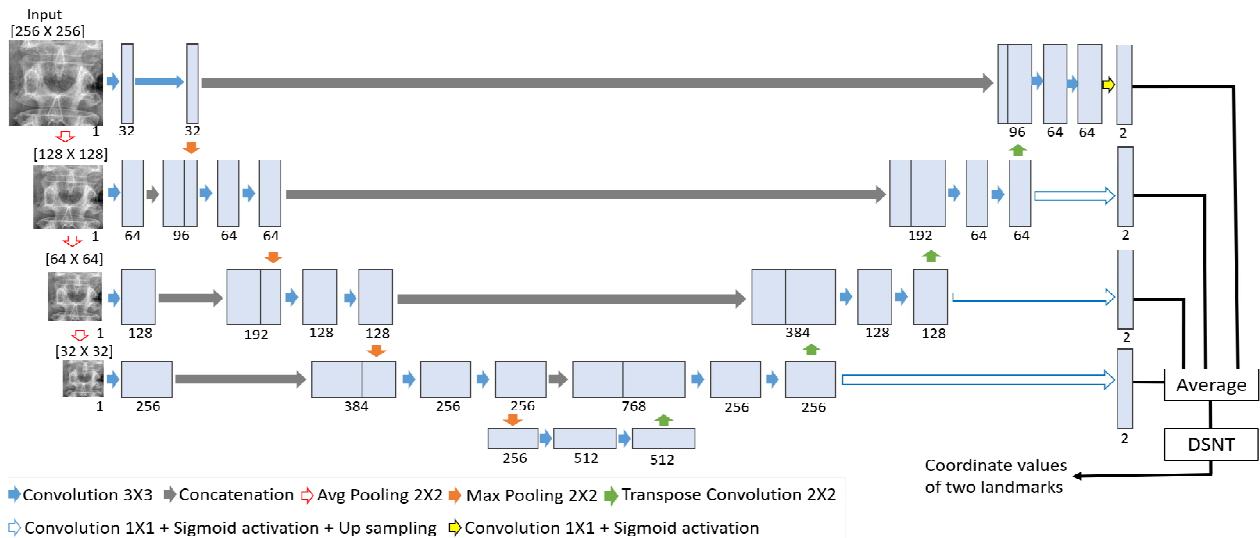


그림 2. 척추경 검출을 위해 제안된 MWD 구조
Fig. 2. Proposed MWD architecture for pedicle detection

$$d = \left| a_p - \frac{(a_u + a_l)}{2} \right| \quad (1)$$

$$L_G = \alpha \cdot \log(1 + \exp(d - \tau)) \quad (2)$$

여기서 d 는 식 (1)과 같이 두 척추경 랜드마크 간의 기울기인 a_p 와 상연 및 하연선의 기울기인 a_u 와 a_l 의 평균과의 절대 오차이다. 식 (2)에 의해 L_G 는 d 가 임계 값인 τ 보다 클 때에 한하여 손실 값을 부드럽게 증가시키며, α 는 손실 값의 전체적인 가중치를 조절한다. 그리고 이를 통해 두 척추경 랜드마크를 연결한 선분이 추체 상·하연선과 허용 범위 내에서 사한 방향성을 갖도록 MWD를 학습한다.

DSNT를 적용한 모델의 학습에서 일반적으로 DSNT를 통해 산출된 좌표 값과 정답 좌표 값 간의 유클리디안 거리에 관한 손실 L_U 가 사용된다. 그러나 서로 다른 형태의 확률 히트맵이 동일하거나 유사한 좌표를 산출할 수 있으므로, L_U 만으로는 히트맵의 분포를 충분히 제한하기 어렵다. 이에 예측 히트맵이 정답 위치를 중심으로 집중된 가우시안 분포를 학습하도록, 예측 확률 히트맵과 정답 좌표로 구성된 가우시안 분포 사이의 Jensen - Shannon divergence를 계산한 히트맵 정규화 손실 L_H 가 추가로 활용될 수 있다 [13]. 따라서 본 연구에서는 고안한 L_G 와 L_U 및 L_H 를 함께 고려하여 최종 손실함수 L 를 세 가지 손실함수의 합으로 정의하였고, 이를 MWD의 학습에 적용하여 제안하는 모델을 구성하였다.

III. 실험 및 결과

3.1 실험 환경 및 성능 지표

실험은 Intel Core i9-12900KS CPU, 128 GB RAM 및 NVIDIA GeForce RTX 3090 Ti GPU가 탑재된 컴퓨터 환경에서 수행되었다. 제안한 모델의 학습 시에 Adam optimizer를 이용하였으며, 배치 크기와 학습률은 그리드 탐색을 통하여 각각 32와 0.01로 설정하였다. 학습은 최대 300 epoch 동안 수행되었으며, 검증 손실이 25 epoch 동안 개선되지 않을 경우 학습을 조기에 종료하였다. 학습 데이터의 다양

성을 확보하기 위하여 입력 영상을 증강하였으며, 해당 과정에서 영상을 200~300 픽셀 범위로 무작위 절단한 후 256×256 의 동일한 입력 영상 크기로 재조정하였다. 또한, 최대 $\pm 30^\circ$ 의 무작위 회전과 밝기 및 대비 변환을 데이터 증강에 함께 적용하였다. 손실함수 L_G 에 포함되는 매개변수 α 와 τ 는 실험적으로 0.5와 0.1024로 결정하였다. 여기에서 τ 은 학습 데이터의 d 를 계산 및 사분위수 범위를 분석하여, 상위 25% 지점에서 사분위수 폭의 3배만큼 더 큰 극단적 이상치의 기준값으로 설정하였다. 이는 실제 존재하기 힘든 척추경 랜드마크 분포를 보이는 검출 결과에 패널티를 부여하기 위함이다. 랜드마크 검출 성능을 정량화하기 위하여 검출 위치와 정답 랜드마크 위치 간의 유클리디안 거리의 평균과 최댓값을 식 (3)와 (4)와 같이 계산하였다. 여기에서 e_{ij} 는 영상 i 에서 j 번째 척추경 랜드마크에 대한 거리 오차를 의미하며, E_a 와 E_m 의 단위는 모두 mm이다.

$$E_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} e_{ij} \right) \quad (3)$$

$$E_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_j(e_{ij}) \quad (4)$$

또한, 척추 크기에 따른 상대적인 오차를 비교하기 위하여 각 영상의 정답 위치를 기준으로 5개 추체의 네 모서리를 이은 선분들의 평균 길이를 l_i 로 정의하고, 이를 활용하여 상대적인 오차들을 식 (5) 및 (6)과 같이 산출하였다. 따라서 nE_a 와 nE_m 의 단위는 모두 %이다.

$$nE_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} \frac{e_{ij}}{l_i} \right) \times 100 \quad (5)$$

$$nE_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_j \left(\frac{e_{ij}}{l_i} \right) \times 100 \quad (6)$$

3.2 척추경 검출 성능 비교

제안한 방법의 척추경 랜드마크 검출 성능을 확

인하기 위하여, 기존 M-Net 구조를 사용하였을 때와 MWD를 사용하되 L_G 를 최종 손실함수에 포함하지 않은 경우를 제안 방법과 비교한 결과는 표 1과 같다. M-Net과 MWD를 비교하였을 때, MWD가 평균이나 최댓값 측면에서 척추경 랜드마크 검출 오차가 모두 낮았다. 이는 상기 기술한 DSNT의 효과로 척추경 검출의 정확도와 안정성이 모두 향상되었음을 의미한다. 본 연구에서 제안한 바와 같이 MWD에 척추경의 구조적 분포 특성을 반영한 손실함수 L_G 를 적용하였을 때, 랜드마크 검출 오차는 추가로 개선되었다. 개선 폭은 M-Net과 MWD 간의 차이보다는 작았지만 평균과 최대 오차 모두 일관되게 감소하여, 기존 방법들 대비 제안 방법의 우수성을 보여주었다. 기존 M-Net 대비 성능 차이의 통계적 유의성을 확인하기 위하여, 비대칭적인 오차 분포와 이상치를 고려한 Wilcoxon 부호순위 검정을 수행하였으며, 그 결과를 표 1에 함께 제시하였다. 산출된 p값을 기준으로 통계적 유의수준 0.05와 0.01을 만족하는 결과를 각각 *와 **로 표기하였다. MWD는 E_a 와 nE_a 에서 M-Net 대비 통계적으로 유의한 차이를 보였다. 반면, 제안 방법은 모든 성능 지표에서 통계적으로 유의한 차이를 보였으며, 평균 오차뿐만 아니라 최대 오차에서도 M-Net 대비 유의미한 개선을 나타냈다.

표 1. 척추경 랜드마크 검출 성능 비교

Table 1. Comparison of landmark detection performance

Method	E_a	E_m	nE_a	nE_m
M-Net	2.05	5.28	4.99	12.90
MWD	1.97**	5.13	4.82**	12.60
Proposed	1.94**	5.03*	4.73**	12.34*

선행 연구에서는 본 연구와 유사한 정면 요추부 X선 영상에서 12명의 전문가가 추체 모서리 랜드마크를 라벨링한 결과, 1.469 - 3.430 mm의 평가자 간 위치 변이가 보고되었다[15]. 본 연구와 선행 연구의 랜드마크는 각각 척추경과 추체 모서리로 서로 다르므로 두 결과를 직접적인 임상적 허용 기준으로 비교하는 데에는 한계가 있다. 그러나 제안한 방법의 평균 위치 오차는 1.94 mm로, 선행 연구에서 보고된 전문가 간 수동 라벨링 변이의 범위 내에

있는 비교 가능한 수준으로 나타났다.

표 2는 랜드마크 검출 성능 지표를 각 추체별로 산출한 결과이다. 오차는 L2에서 가장 낮았고, 추체의 중간 부분인 L2-L4에서는 유사한 수준의 오차를 보였다. 가장 큰 오차는 L5에서 발생했으며, 이는 L5가 요천추 접합부에 위치하여 다른 요추에 비해 해부학적 형태와 기울기의 변이가 크고, 장골이나 천골 등 주변 골 구조와 중첩으로 인하여 발생했을 수 있다.

표 2. 요추별 척추경 랜드마크 검출 오차

Table 2. Pedicle landmark detection errors for each lumbar vertebra

Vertebra	E_a	E_m	nE_a	nE_m
L1	1.80	2.13	4.33	5.14
L2	1.36	1.66	3.31	4.02
L3	1.39	1.68	3.38	4.09
L4	1.59	1.98	3.85	4.82
L5	3.55	4.20	8.77	10.34

본 연구의 영상 분석 과정은 총 3단계로 구성되며, 제안한 방법은 3단계인 척추경 검출 성능을 개선하는 데 초점을 두었다. 따라서 1단계와 2단계에서 발생한 오차가 최종 성능에 영향을 미칠 수 있으며, 해당 단계의 성능을 개선함으로써 최종 오차를 추가로 줄일 가능성이 있다. 본 연구에서 적용한 1단계와 2단계의 오차는 표 3과 같다.

표 3. 1단계 및 2단계의 랜드마크 검출 오차

Table 3. Landmark detection errors in stages 1 and 2

Stage	E_a	E_m	nE_a	nE_m
1	3.34	6.34	8.15	15.54
2	2.58	7.42	6.30	18.17

그림 4는 M-Net과 제안된 방법의 랜드마크 검출 결과 예시로, 척추경 정답 위치가 노란색 원, M-Net 결과가 붉은색 별, 그리고 제안된 방법의 결과가 파란색 별로 각각 표기되어 있다. 해당 예시에서 장내 가스나 다른 장기와의 중첩으로 M-Net에서는 L2의 영상 기준 우측 척추경 검출에서 큰 오차가 발생하였다. 하지만 제안된 방법은 DSNT의 장점을 활용하면서도 척추경 상호간의 구조적인 제약을 고려하

여 보다 오차를 감소시킬 수 있었으며, 복잡한 영상 환경에서도 우수한 강건성을 보였다.

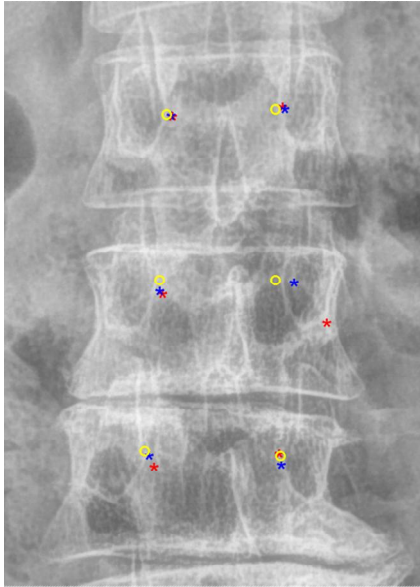


그림 4. L1-L3에 대한 척추경 검출 예시
Fig. 4. Example of pedicle detection for L1 - L3

IV. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 한의학적 요추부 회전 변위 진단 자동화를 위해 X선 영상에서 척추경 랜드마크를 보다 정확하고 강인하게 검출하는 방법을 제안하였다. 제안 방법은 기존 히트맵 출력이 가진 단점을 보완하기 위해 DSNT를 활용하였으며, 척추경의 구조적인 특징을 반영하는 전용 손실함수를 설계하여 적용하였다. 그리고 전문가 라벨링을 포함하는 2,000장의 영상 데이터를 기반으로 한 결과에서 기존 방법 대비 우수한 성능을 확인하였다.

본 연구에서는 제안 방법의 성능을 M-Net 및 제안 요소의 제거 실험을 중심으로 평가하였으며, 다양한 구조의 모델과의 비교가 충분히 이루어지지 못했다는 한계가 있다. 향후에는 보다 다양한 모델 구조에 동일한 평가 조건을 적용 및 비교함으로써 제안 방법의 상대적 우수성을 보다 엄밀하게 검증할 예정이다. 또한 랜드마크 검출 오차의 감소가 회전 변위 진단 성능에 미치는 영향을 정량적으로 분석하고, 이를 통해 회전 변위 진단 자동화의 타당성을 검증할 예정이다. 이를 위해 신뢰성 높은 진단

라벨 획득 방안을 마련하고, 복수의 전문가가 평가한 데이터를 추가로 수집할 예정이다. 아울러 현재 개별적으로 분석하고 있는 부분 영상을 통합하여 전역적 영상 분석이 가능한 프레임워크를 개발하는 것도 향후 과제 중 하나이다.

References

- [1] B. A. Frost, S. C. Espinosa, and E. J. Foster, "Materials for the Spine: Anatomy, Problems, and Solutions", *Materials*, Vol. 12, No. 2, Art. no. 253, Jan. 2019. <https://doi.org/10.3390/ma12020253>.
- [2] F. Fu, et al., "Aberrant Spinal Mechanical Loading Stress Triggers Intervertebral Disc Degeneration by Inducing Pyroptosis and Nerve Ingrowth", *Scientific Reports*, Vol. 11, Art. no. 772, Jan. 2021. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80756-6>.
- [3] S. Wang, et al., "Global Prevalence and Associated Risk Factors of Scoliosis in Children and Adolescents: a Systematic Review and Meta-analysis", *BMC Public Health*, Vol. 25, Art. no. 3640, Oct. 2025. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-24905-4>.
- [4] S. Zhao, et al., "Prevalence, Distribution Characteristic and Risk Factors of Lumbar Vertebral Axial Rotation in Patients with Lumbar Disc Herniation: a Retrospective Study", *Scientific Reports*, Vol. 14, Art. no. 7909, Apr. 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55826-8>.
- [5] J. Lee, M. Choi, J. I. Kim, J. Jang, and T. Park., "Radiograph-based Diagnostic Methods for Thoracic and Lumbar Spine Malposition in China Manual Therapy Using Biomarkers", *Korean Society of China Manual Medicine Spine and Nerves*, Vol. 18, No. 2, pp. 1-8, Dec. 2023. <https://doi.org/10.30581/jcmm.2023.18.2.1>.
- [6] J. Jo, et al., "The Effectiveness of China Manual Therapy based on Radiographic Malposition Diagnosis in Patients with Non-acute Low Back Pain: a Study Protocol for a Randomized, Assessor-blind, Parallel-group, Controlled Trial",

- Plos One, Vol. 21, No. 5, Art. no. e0347321, May 2026. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0347321>.
- [7] M. Ju, et al., "Diagnosis of Lumbar Spinal Malposition in Chuna Manual Therapy Using X-Ray Images Based on Digital Markers", *Diagnostics*, Vol. 15, Art. no. 1748, Jul. 2025. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15141748>.
- [8] M. Kim, C. Son, and H. Choo, "Deep Feature Fusion Based on Contrast Enhancement and Superpixels for Bone Age Diagnosis", *Journal of KIIT*, Vol. 18, No. 3, pp. 127-137, Mar. 2020. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2020.18.3.127>.
- [9] S. Ebrahimi, L. Gajny, C. Vergari, E. D. Angelini, and W. Skalli, "Vertebral Rotation Estimation from Frontal X-rays using a Quasi-automated Pedicle Detection Method", *European Spine Journal*, Vol. 28, pp. 3026-3034, Dec. 2019. <https://doi.org/10.1007/s00586-019-06158-z>.
- [10] Y. Zhao, J. Zhang, H. Li, and Q. Wang, "Automatic Axial Vertebral Rotation Estimation on Radiographs for Adolescent Idiopathic Scoliosis by Deep Learning", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 88, Art. no. 105711, Feb. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105711>.
- [11] V. Logithasan, J. Wong, M. Reformat, and E. Lou, "Using machine learning to automatically measure axial vertebral rotation on radiographs in adolescents with idiopathic scoliosis", *Medical Engineering and Physics*, Vol. 107, No. 1, Art. no. 103848, Jul. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2022.103848>.
- [12] C. An, J. Lee, J. Jang, and H. Choi, "Part Affinity Fields and CoordConv for Detecting Landmarks of Lumbar Vertebrae and Sacrum in X-ray Images", *Sensors*, Vol. 22, Art. no. 8628, Nov. 2022. <https://doi.org/10.3390/s22228628>.
- [13] A. Nibali, Z. He, S. Morgan, and L. Prendergast, "Numerical coordinate regression with convolutional neural networks", *arXiv preprint, arXiv:1801.07372*, May 2018. <https://doi.org/10.48>

550/arXiv.1801.07372.

- [14] M. Choi and J. Jang, "Heatmap-Based Active Shape Model for Landmark Detection in Lumbar X-ray Images", *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, Vol. 38, pp. 291-308, Feb. 2025. <https://doi.org/10.1007/s10278-024-01210-x>.
- [15] J. Jang, J. I. Kim, B. Ku, and J. Lee, "Reliability Analysis of Vertebral Landmark Labelling on Lumbar Spine X-ray Images", *Diagnostics*, Vol. 13, Art. no. 1411, Apr. 2023. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13081411>.

저자소개

최 민 호 (Minho Choi)



2012년 2월 : 중앙대학교
전자전기공학부(공학사)
2019년 2월 : 포항공과대학교
IT융합공학과(공학박사)
2022년 5월 ~ 현재 :
한국한의학연구원 선임연구원
관심분야 : 생체신호처리,
영상처리, 인공지능

장 준 수 (Jun-Su Jang)



1999년 2월 : KAIST 전기 및
전자공학과(공학사)
2001년 2월 : KAIST 전기 및
전자공학과(공학석사)
2006년 2월 : KAIST 전기 및
전자공학과(공학박사)
2011년 3월 ~ 현재 :
한국한의학연구원 책임연구원
관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 의료영상처리