

다항 곡선과 합성곱 신경망을 이용한 요추 전위 정량화 방법

A Quantification method of Lumbar Vertebral Displacement using Polynomial Curves and Convolutional Neural Networks

장준수¹

Jun-Su Jang¹

요약

요추 통증의 주요 원인이 되는 전위는 X-ray 영상 분석을 통하여 진단될 수 있는데, 주로 사람의 수작업에 의해서 전위 정도가 정량화되어 왔다. 따라서 수작업에 의한 정량화 과정을 개선하기 위해서 본 연구에서는 요추의 전위 정도를 정량화할 수 있는 자동화 알고리즘을 제안한다. 추체의 꼭지점 자동 추출을 위해서는 합성곱 신경망 기반의 두 단계 네트워크를 활용하였고, 꼭지점 위치의 평균을 이용하여 추체 중심선 특징점을 계산하였다. 중심선 특징점에 3차 다항 곡선 적합을 수행하여 중심선 식을 얻었다. 각 추체 중심점에서 다항 곡선까지의 최소 거리값을 계산함으로써 전위 정량화를 수행하였다. 요추 X-ray 영상 1000장에 제안하는 방법을 적용하여 자동 전위 정량화가 성공적으로 수행됨을 확인하였다. 특징점에 대한 참값을 이용한 정량화와 비교하여, 정량화 오차는 약 2.47 픽셀로 나타났다. 본 연구에서 실험결과는 요추에 한정되어 있지만, 제안하는 방법을 전신 척추에도 적용이 가능할 것이다.

핵심어 : 추체 전위, 요추 진단, 합성곱 신경망, 다항 곡선

Abstract

Lumbar vertebral displacement, which is the main cause of lumbar pain, can be diagnosed by X-ray image analysis, and the degree of displacement has been quantified mainly by human labeling. Therefore, in order to improve the manual quantification process, this study proposes an automated algorithm that can quantify the degree of lumbar vertebral displacement. For automatic extraction of vertebral corner points, a two-stage network based on convolutional neural networks was used, and vertebral midline feature points were calculated using the average positions of corner points. The vertebral midline equation was obtained by performing cubic polynomial curve fitting on the midline feature points. Vertebral displacement quantification was performed by calculating the minimum distance from each vertebral centroid to the polynomial curve. The automatic quantification was successfully performed by applying the proposed method to 1000 lumbar X-ray images. Compared with the quantification using the ground truth of the feature point, the quantification error was about 2.47 pixels. Although the experimental results in this study are limited to the lumbar spine, the proposed method can be applicable to the whole spine.

Keyword : Vertebral displacement, Lumbar vertebrae diagnosis, Convolutional neural networks, Polynomial curve

¹ Digital Health Research Division, Korea Institute of Oriental Medicine, Daejeon, Korea [Principal Researcher]
e-mail: junsu.jang@kiom.re.kr

* 본 연구는 한국한의학연구원 “AI 한의사 개발을 위한 임상 빅데이터 수집 및 서비스 플랫폼 구축(KSN2013110)” 과제의 지원을 받아 수행되었습니다.

Received(August 31, 2021), Review Result(1st: September 24, 2021), Accepted(October 8, 2021), Published(October 31, 2021)



© 2021 The Authors. Published by NCISS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

1. 서론

척추 전위증은 하부 추체에 대해서 상부 추체가 정상적인 위치에 있지 않고 미끄러져 나오는 증상을 말하는데, 전방으로 전위 되었을 때를 척추전방전위증(spondylolisthesis 혹은 anterolisthesis)이라고 하고, 후방으로 전위 되었을 때를 척추후방전위증(reverse spondylolisthesis 혹은 retrolisthesis)이라고 한다. 전위의 정도를 정량화하기 위해서 Meyerding의 기준을 많이 사용하는데, 상부 추체가 하부 추체 전후방경계를 기준으로 어느 정도 미끄러져 나왔는지에 따라서, 25% 미만일 때 grade I, 25~49% 일 때 grade II, 50~75% 일 때 grade III, 75~100% 까지를 grade IV, 100% 이상 나왔을 경우를 grade V 로 나눌 수 있다 [1].

과거에는 추체의 전위 정도를 정량화하기 위해서는 X-ray, CT 등 방사선 영상에서 사람의 수작업에 의해 기준 점, 선을 설정하고 이를 바탕으로 추체의 미끄러진 정도를 계산하는 것이 일반적이었다 [2][3]. 사람의 수작업에 의한 정량화 작업은 작업자의 피로도에서 오는 반복성 등의 문제로 인하여 객관성을 확보하기가 어려운 문제가 있는 것이 사실이다. 따라서 현대에는 이를 보완하기 위해서 컴퓨터 보조 진단(Computer-Aided Diagnosis, CAD)이 필수적일 것이다. 특히 최근 깊은 신경망(Deep Neural Networks, DNN)의 발전으로 의료영상 분석에 있어서 CAD 를 활용하는 응용분야가 많아지고 있는 추세이다 [4].

정량적인 추체 전위 정도 계산을 위한 사전 연구는 찾기가 어려웠으나, 유사한 연구는 주로 Cobb 각도 추정 분야에서 활발하게 이루어지고 있다. Cobb 각도 추정을 위해서는 추체의 특징점 자동 검출 및 척추 곡선의 수식화 방법이 필요하다. 추체 특징점 자동 검출을 위해서는 주로 DNN 을 활용하는 연구들이 현재 최고 수준 성능으로 인정받고 있으며 [5-7], 추체의 상연, 하연 혹은 중심에 정의된 특징점을 검출하여 추체의 기울어진 정도를 자동 계산할 수 있다. 또한 추체 정렬상태를 정량적으로 분석하기 위해서 척추 곡률 분석 연구가 이루어져 왔다 [8]. 곡률을 분석하기 위해서는 주로 스플라인(spline) 보간법 [9][10] 이나 다항 곡선 적합(polynomial curve fitting)을 활용하였다 [11-13]. 추체의 중심점을 매끄럽게 연결할 수 있는 스플라인이나 다항곡선을 구함으로써, 척추의 휨 정도를 정량화할 수 있었다.

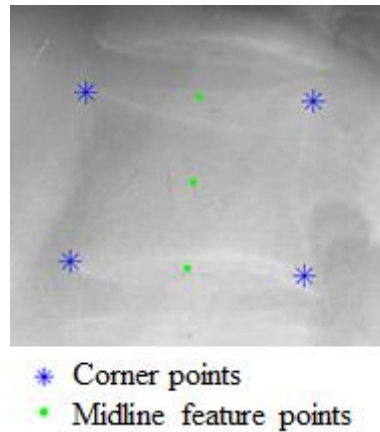
앞에서 소개한 연구들은 추체들이 이루는 곡선의 각도를 정량화하기 위해서 곡선 적합을 활용하였지만, 본 연구에서는 적합된 다항 곡선과 특정 추체의 중심점과의 거리를 계산하여 전위 정도를 정량화 하는 방법을 제안한다. 다항 곡선 적합을 위해서 필요한 추체의 특징점을 자동으로 추출하기 위해서 사전 연구로 수행되었던 합성곱 신경망(Convolutional Neural Networks, CNN) 기반의 두 단계 검출 네트워크를 활용한다 [14]. 자동 추출된 추체의 특징점 위치를 활용하여 다항 곡선 적합을 수행하고, 각각의 추체 중심점에서 다항 곡선까지의 최소 거리를 계산함으로써 전위 정도

를 정량화할 수 있음을 보인다.

2. 요추 특징점 검출 및 다항 곡선 적합을 통한 전위 정량화

2.1 합성곱 신경망을 이용한 요추 특징점 검출

요추의 특징점 검출은 합성곱 신경망 중 널리 활용되고 있는 ResNet-50 [15]을 이용한 두 단계 네트워크 구조를 활용하였다 [14]. 검출 네트워크는 coarse-to-fine 접근 방식으로 동작하여 요추의 특징점 위치를 정밀하게 검출할 수 있다. 요추의 특징점은 추체의 형태를 사각형으로 근사시킬 때 4개의 꼭지점으로 정의된다. 본 연구에서는 추체의 중심선(midline)을 다항 곡선으로 모사할 것이므로 4개의 꼭지점 위치의 평균을 활용하여, 3층 개의 중심선 특징점인 추체의 중심점, 추체 상연 선분의 중심점, 추체 하연 선분의 중심점을 계산할 수 있다. [그림 1]에 특징점의 위치 관계 예시를 보였다.



[그림 1] 추체 꼭지점과 중심선 특징점 예시

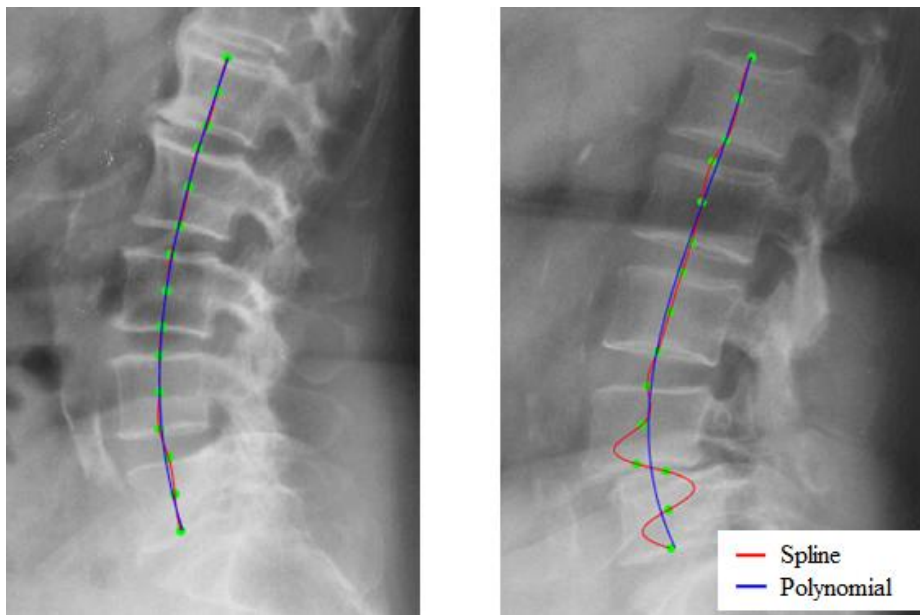
[Fig. 1] Example of vertebral corner points and midline feature points

2.2 다항 곡선 적합을 이용한 전위 정량화

추체의 특징점들을 연결하는 곡선을 추정할 때 곡선의 차수가 높을수록 적합 오차(fitting error)는 줄어들게 된다. 따라서 전체 척추를 모사하기 위해서 삼차 스플라인을 사용하거나 [9], 6차 다항식을 사용한 연구가 있었다 [12]. 곡선 적합의 목적이 적합 오차를 줄이는 데 있다면, 스플라인이나 높은 차수의 다항 곡선을 활용하는 것이 바람직할 것이다. 하지만 특정 추체에서 전위가 발

생했을 때 이러한 방법은 자칫 왜곡된 추체 곡선을 생성할 수 있다. 본 연구에서는 5개의 요추(L1 ~ L5)가 이루는 곡선을 잘 표현해 줄 수 있을 뿐 아니라, 특정 추체에서 전위가 발생했을 때에 적합한 곡선과 전위가 발생한 추체의 중심선 특징점 사이의 거 N리오차가 발생하여 전위 정도를 잘 표현할 수 있도록 3차 다항곡선을 활용하기로 한다.

3차 스플라인과 다항 곡선 적합의 예시를 [그림 2]에 나타내었다. 전위가 거의 없는 정상 요추의 경우 3차 스플라인이 추체 중심선을 잘 표현하고 있으나, 특정 추체에서 전위가 크게 발생한 경우 3차 스플라인이 추체 중심선을 제대로 나타내 주지 못함을 알 수 있다. 반면 3차 다항 곡선은 두 경우 모두 평균적인 추체 중심선을 잘 모사하고 있다.

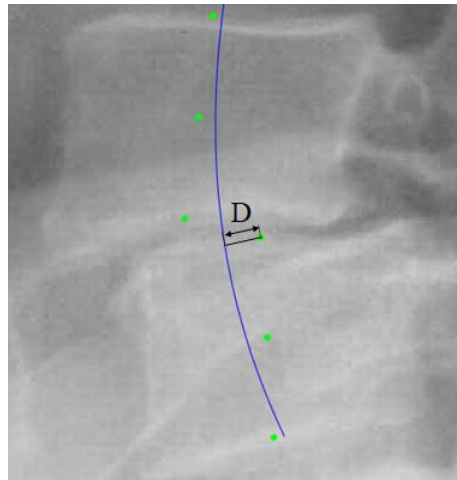


[그림 2] 3차 스플라인과 다항 곡선 적합 비교

[Fig. 2] Comparison between cubic spline and polynomial fitting

다항 곡선 적합이 완료되면 추체 중심선 특징점들과 곡선 사이의 최소 거리를 계산하여 전위 정도 정량화를 수행할 수 있다. 즉, 각 추체 중심선 특징점에서 다항 곡선과의 최소 거리값(D)은 해당 추체의 전위 정도를 정량적으로 나타내 줄 수 있다. [그림 3]은 추체 중심선 특징점과 적합 곡선간의 거리 예시를 보여준다. 전위가 발생한 위치에서 최소 거리값은 상대적으로 크게 나타나며, 인접한 두 추체에서 곡선을 기준으로 특징점이 반대 방향으로 존재한다. 즉, [그림 3]에서 상부 추체 중심점은 곡선의 왼쪽에 위치하며, 하부 추체 중심점은 곡선의 오른쪽에 위치한다. 따라서 최소 거리값과 곡선 기준 좌우 방향을 활용하여, 전위 발생 추체 검출 및 전위 정도를 정량화할 수 있다. 즉, 곡선의 왼쪽에 위치하는 중심점과의 거리를 음수값(-D), 오른쪽에 위치하는 중심점과의

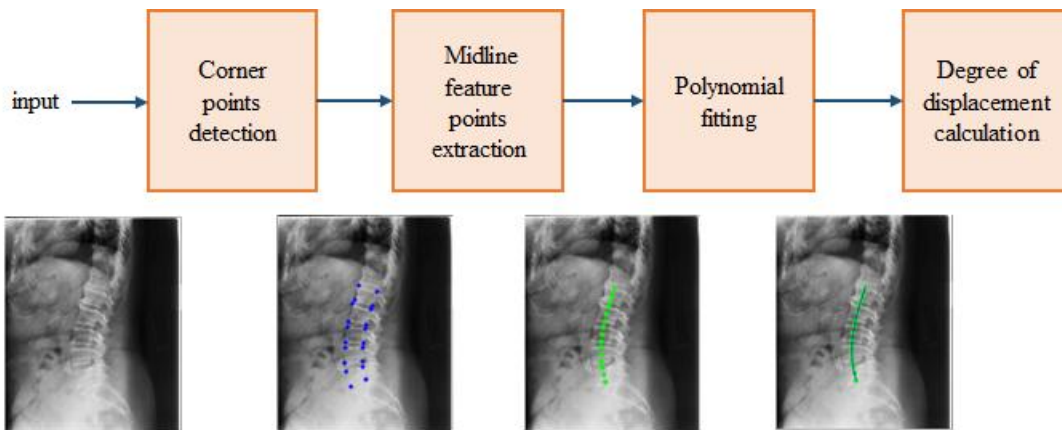
거리를 양수값(D)으로 정하고, 인접한 두 개 추체에 대한 최소 거리값의 차이를 구하면, 하부 추체 기준으로 상부 추체의 전위 정도가 정량화 된다.



[그림 3] 추체 중심선 특징과 적합 곡선사이의 거리

[Fig. 3] Distance between a vertebral midline feature point and fitted curve

[그림 4]는 제안하는 요추 전위 정량화 방법의 과정을 보여준다. 입력 요추 영상에서 합성곱 신경망 기반의 추체의 꼭지점 검출을 수행한 후, 꼭지점 정보를 이용하여 중심선 특징점을 추출한다. 중심선 특징점을 모사하는 3차 다항 곡선 적합을 통해 다항 곡선 방정식을 얻은 후, 각 중심선 특징점과 곡선간의 최소거리값을 계산함으로써 각 추체의 전위 정도를 정량화 할 수 있다.



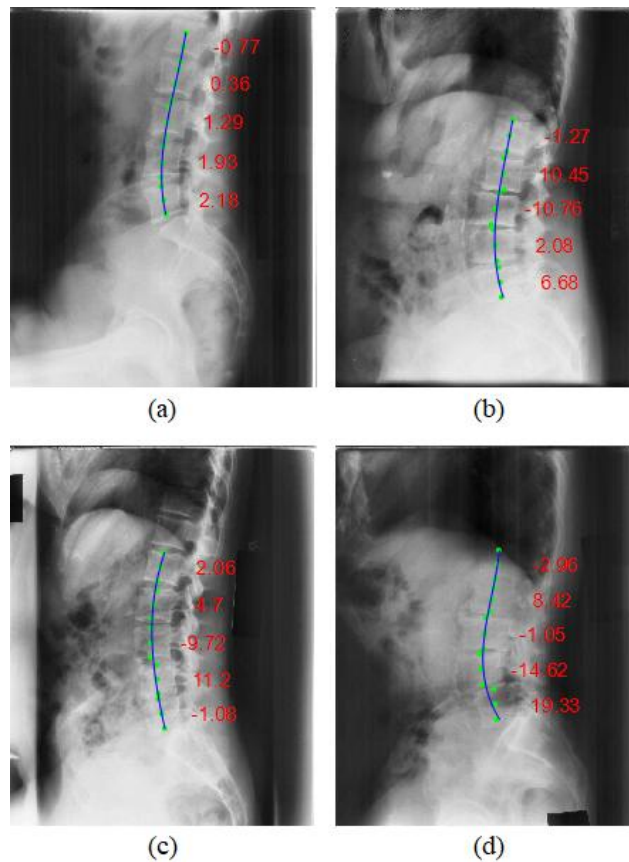
[그림 4] 제안하는 요추 전위 정량화 방법의 과정

[Fig. 4] Process of the proposed lumbar vertebral displacement quantification method

3. 실험 결과

제안하는 전위 정량화 방법을 NHANES II(the second National Health and Nutrition Examination Surveys) 의 요추 X-ray 데이터를 활용하여 검증하였다 [16]. 총 1,000장의 측면(lateral view) 요추 영상에 대해서 수작업으로 참값(Ground Truth, GT)를 준비하였다.

특징점 검출 네트워크의 출력인 추체 당 4개의 꼭지점 위치를 이용하여 중심선 특징점 3개의 위치를 계산하였다. 총 15개의 중심선 특징점 위치를 활용하여 3차 다항 곡선 적합을 수행하였으며, 적합된 추체 중심선으로부터 추체 중심점까지의 최소 거리값을 계산하였다.



[그림 5] 요추 전위 정량화 결과 예시

[Fig. 5] Examples of lumbar vertebral displacement quantification result

[그림 5]는 요추 전위 정량화 결과 예시를 보여준다. 중심선 특징점은 녹색 점으로 표기하였고, 적합된 곡선은 푸른색 실선으로 나타내었다. 각 추체 우측에 전위 정도를 의미하는 최소 거리값을

픽셀 단위로 표기하였다. 최소 거리값은 항상 양수이지만 곡선 기준으로 해당 중심점의 방향을 표현하기 위해서 각 추체의 중심점이 곡선의 왼쪽에 있을 경우에는 음수, 오른쪽에 있을 경우 양수로 표기하였다. [그림 5]의 (a)는 전위가 거의 없는 정상적인 추체 배열을 보여주므로 최소 거리값들은 작은 값을 가진다. 반면 최소 거리값이 큰 값을 가질 때는 육안으로도 쉽게 관측 가능한 정도의 전위가 발생했음을 알 수 있다. [그림 5]의 (d)에서 L4는 -14.62, L5는 19.33 의 최소 거리값을 가진다. 즉, 5번째 요추를 기준으로 4번째 요추가 전방으로 전위가 일어났음을 알 수 있고, 그 정도는 두 최소 거리값의 차이 33.95로 정량화 되었다.

[표 1] 전위 정량화 오차

[Table 1] Errors of displacement quantification

L1	L2	L3	L4	L5	전체
1.68 ± 1.40	2.53 ± 2.13	3.15 ± 2.57	2.98 ± 2.32	1.99 ± 1.60	2.47 ± 2.13

전위 정량화 결과의 오차를 분석하기 위해서 특징점 참값을 사용하여 정량화 했을 때와 결과를 비교하여 [표 1]에 정리하였다. 5개 요추에 대해서 전위 정량화 오차의 평균과 표준편차는 유사하게 나타났는데, L1에서 가장 작은 오차 1.68 ± 1.40 을 보였으며, L3에서 3.15 ± 2.57 로 가장 큰 오차를 보였다. 전체 추체에 대해서는 2.47 ± 2.13 로 나타났다. 실험에 사용한 영상에서 추체 상연, 하연의 길이가 약 200 ~ 250 픽셀임으로, 위 오차는 우수한 수준으로 생각된다.

4. 결론

본 연구에서는 요추 추체의 전위를 자동으로 정량화 할 수 있는 방법을 제안하였다. 추체의 전위 정도를 정량적으로 측정하기 위해서 과거에는 전문의의 수작업에 의한 특징점 지정이 필요했으나, 제안하는 방법에 의해서 자동화가 가능함을 보였다.

추체 중심선 적합을 위한 특징점 추출을 위해서 합성곱 신경망 기반의 특징점 검출 네트워크를 활용하였다. 검출 네트워크의 결과로 얻어지는 추체 꼭지점 위치의 평균을 활용하여, 중심선 특징점인 추체의 중심점, 추체 상연 선분의 중심점, 추체 하연 선분의 중심점을 계산하였고, 상기 중심선 특징점들에 3차 다항 곡선 접합을 수행하여 중심선 식을 얻었다. 추체의 중심점과 중심선까지의 최소 거리값을 계산하여 전위 정도의 정량화를 할 수 있음을 보였다. 또한, 스플라인에 비해서 3차 다항 곡선이 전위 정량화에 적합함을 보였다. 본 연구는 요추에 한정되어 3차 다항 곡선을 활용하였지만, 전신 척추에 적용하기 위해서는 3차 보다 더 높은 차수의 다항식 혹은 전신 척추를 몇 부분으로 나눠서 분석하는 등의 변경이 필요할 것이다.

제안하는 정량화 방법을 NHANES II 데이터에 적용하여 각 추체별로 전위 정도를 정량화한 결

과를 제시하였으며, 합성곱 신경망 기반의 자동 검출 네트워크를 사용했을 때에 전위 정량화 오차 2.47 ± 2.13 픽셀로 우수한 결과를 보였다.

본 연구에서는 중심선 적합을 위해서 추체 중심점, 추체 상/하연 선분의 중심점들을 모두 사용하였지만, 중심선까지 최소 거리값 계산을 위해서는 추체의 중심점 정보만 사용하였다. 추후 추체 상/하연 선분의 중심점 정보를 같이 사용하면 더욱 정밀하고 다양한 분석도 가능할 것이다. 또한, 특징점 추출 네트워크의 정확도가 전위 정량화 오차를 결정하기 때문에, 특징점 추출 네트워크의 성능 향상을 위한 연구가 꾸준히 지속되어야 할 것이다.

References

- [1] E. Koslosky, D. Gendelberg, "Classification in Brief: The Meyerding Classification System of Spondylolisthesis", *Clinical Orthopaedics and Related Research*, vol. 478, no. 5, April 2020, pp. 1125-1130, doi: 10.1097/CORR.0000000000001153.
- [2] E. J. Kim, K. N. Ryu, S. U. Lee, W. S. Choi, S. W. Lee, "MR Imaging of Spondylolisthesis", *Journal of Korean Radiological Society*, vol. 29, no. 4, July 1993, pp 826-832.
- [3] S. Kim, H. J. Bahn, H. S. Yoon, S. M. Kim, B. C. Jun, "A Clinical Analysis of Intervertebral Disc Change on Magnetic Resonance Imaging(MRI) Scan of the Patients Who were Diagnosed as Spondylolisthesis", *Journal of Oriental Rehabilitation Medicine*, vol. 21, no. 4, October 2011, pp. 119-130.
- [4] M. Kim, J. Yun, Y. Cho, K. Shin, R. Jang, H.-J. Bae, N. Kim, "Deep learning in medical imaging", *Neurospine*, vol. 16, no. 4, December 2019, pp. 657-668, doi: 10.14245/ns.1938396.198.
- [5] H. Wu, C. Bailey, P. Rasoulinejad, S. Li, "Automatic landmark estimation for adolescent idiopathic scoliosis assessment using boostNet", *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, September 11-13, 2017, Quebec City, Quebec, Canada, pp. 127-135, doi: 10.1007/978-3-319-66182-7_15.
- [6] Y. C. Yeh, C. H. Weng, Y. J. Huang, C. J. Fu, T. T. Tsai, C. Y. Yeh, "Deep learning approach for automatic landmark detection and alignment analysis in whole-spine lateral radiographs", *Scientific Reports*, vol. 11, April 2021, doi: 10.1038/s41598-021-87141-x.
- [7] C. Zhang, J. Wang, J. He, P. Gao, G. Xie, "Automated Vertebral Landmarks and Spinal Curvature Estimation using Non-directional Part Affinity Fields", *Neurocomputing*, vol. 438, January 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2020.05.120.
- [8] T. Vrtovec, F. Pernus, B. Likar, "A review of methods for quantitative evaluation of spinal curvature", *European Spine Journal*, vol. 18, no. 5, May 2009, pp. 593-607, doi: 10.1007/s00586-009-0913-0.
- [9] B. Yang, C. Yang, S. Ondra, "A novel mathematical model of the sagittal spine", *Spine*, vol. 32 no. 4, February 2007, pp. 466-470, doi: 10.1097/01.brs.0000255207.44141.e9.
- [10] E. Berthounaud, J. Dimnet, "Analysis of structural features of deformed spines in frontal and sagittal projections", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, no. 1, January 2007, pp. 9-16, doi: 10.1016/j.compmedimag.2006.09.016.

- [11] A. M. Briggs, T. V. Wrigley, E. A. Tully, P. E. Adams, A. M. Greig, K. L. Bennell, "Radiographic measures of thoracic kyphosis in osteoporosis: Cobb and vertebral centroid angles", *Skeletal Radiology*, vol. 36, April 2007, pp. 761-767, doi: 10.1007/s00256-007-0284-8.
- [12] K. P. Singer, T. J. Jones, P. D. Breidahl, "A comparison of radiographic and computer-assisted measurements of thoracic and thoracolumbar sagittal curvature", *Skeletal Radiology*, vol. 19, January 1990, pp. 21-26, doi: 10.1007/BF00197923.
- [13] M. H. Horng, C. P. Kuok, M. J. Fu, C. J. Lin, Y. N. Sun, "Cobb Angle Measurement of Spine from X-Ray Images Using Convolutional Neural Network", *Computational and mathematical methods in medicine*, vol. 2019, February 2019, pp. 1-18, doi: 10.1155/2019/6357171.
- [14] J. S. Jang, "A Study on Lumbar Vertebrae Landmark Detection using Convolutional Neural Networks", *Journal of Next-generation Convergence Information Services Technology*, vol. 9, no. 3, September 2020, pp. 263-272, doi: 10.29056/jncist.2020.09.07.
- [15] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition", *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 26-July 1, 2016, Las Vegas, Nevada, USA, pp. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [16] National Library of Medicine, "Download Digitized NHANES II X-ray Films", [nml.nih.gov, https://www.nlm.nih.gov/databases/download/nhanes.html](https://www.nlm.nih.gov/databases/download/nhanes.html), (accessed December 11, 2018).