

Identifikasi Penyakit Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Pengolahan Dataset *Spine X-ray* Menggunakan Algoritma LBP dan CNN

Handrie Noprisson

Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Indonesia

handrie.noprisson@dosen.undira.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2024-05-15

Revised, 2024-05-21

Accepted, 2024-06-07

Kata Kunci:

CNN,
LBP,
fitur ekstraksi,
spine x-ray

Keywords:

CNN,
LBP,
Extraction features,
spine x-ray

ABSTRAK

Penelitian ini akan menggunakan deep learning dalam melakukan analisis citra spine x-ray namun masalah waktu komputasi menjadi permasalahan dari penelitian ini. Komputasi pada deep learning di beberapa node dapat meningkatkan waktu pelatihan dan waktu komputasi yang lebih lama dibandingkan dengan model machine learning. Berdasarkan hasil eksperimen, hasil klasifikasi citra spine x-ray terbaik pada saat menggunakan model CNN dengan akurasi pada tahap pelatihan, tahap evaluasi dan tahap pengujian masing-masing sebesar 69.00%, 83.33% dan 81.16%. Model CNN yang dioptimasi dengan LBP mendapatkan akurasi terendah, dengan hasil pada tahap pelatihan sebesar 62.64%, tahap validasi sebesar 75.00% dan tahap pengujian sebesar 65.22%. Hasil ekstraksi fitur LBP ternyata memiliki beberapa kekurangan jika digabungkan dengan model CNN, alah satu kelemahan utama adalah ketidakmampuannya untuk memproses informasi spasial global sambil mempertahankan informasi tekstur lokal yang menyebabkan LBP tidak dapat menangkap keseluruhan struktur atau konteks gambar, hanya berfokus pada pola lokal sehingga banyak fitur dari citra yang hilang. Masalah lainnya adalah sensitivitas CNN terhadap data citra, yang dapat memengaruhi akurasi klasifikasi.

ABSTRACT

This research will use deep learning in conducting spinal x-ray image analysis but computational time problems are a problem of this study. Computations on deep learning across multiple nodes can increase training time and longer computation time compared to machine learning models. Based on experimental results, the best spine x-ray image classification results when using the CNN model with accuracy at the training stage, evaluation stage and test stage were 69.00%, 83.33% and 81.16% respectively. CNN models optimized with LBP get the lowest accuracy, with results at the training stage of 62.64%, validation stage of 75.00% and testing stage of 65.22%. LBP feature extraction turns out to have several drawbacks when combined with the CNN model, one major drawback is its inability to process global spatial information while retaining local texture information which causes LBP to be unable to capture the entire structure or context of the image, focusing only on local patterns so that many features of the image are lost. Another issue is the sensitivity of CNNs to image data, which can affect classification accuracy.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Handrie Noprisson,
Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Dian Nusantara, Indonesia
Email: handrie.noprisson@dosen.undira.ac.id

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa dekade terakhir, teknologi telah berkembang sangat cepat dan diimplementasikan untuk memecahkan beragam permasalahan [1]–[10]. Termasuk teknologi *machine learning* (ML) dan *deep learning* banyak digunakan untuk menganalisis citra telah medis, seperti citra retinopati diabetik dan citra paru-paru. Di antara berbagai metode yang telah diterapkan, metode convolutional neural networks (CNN) adalah metodologi memiliki potensi terbaik dalam penerapan di berbagai aplikasi. Potensi dari metode CNN adalah bahwa mereka tidak memerlukan ekstraksi fitur atau segmentasi, namun disisi lain waktu komputasi metode CNN akan meningkat jika tidak ada praproses mengenai citra yang akan dianalisis. Dalam beberapa studi, algoritma CNN digunakan untuk menganalisis citra sinar-X dan citra CT untuk mendeteksi patah tulang. Meskipun studi ini menunjukkan kinerja yang baik, masih ada kekurangan studi pada penurunan waktu komputasi. Oleh karena itu, penelitian ini akan bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra spine x-ray untuk identifikasi penyakit kelainan tulang belakang menggunakan Algoritma LBP dan CNN [11]–[13].

Penelitian ini akan menggunakan deep learning dalam melakukan analisis citra *spine x-ray* namun masalah waktu komputasi menjadi permasalahan dari penelitian ini. Komputasi pada deep learning di beberapa node dapat meningkatkan waktu pelatihan dan waktu komputasi yang lebih lama dibandingkan dengan model machine learning. Algoritma ekstraksi fitur dapat digunakan untuk mengurangi waktu komputasi dalam menyelesaikan sistem yang bergantung pada citra yang akan diteliti.

Metode Convolutional neural networks (CNN) telah menunjukkan kinerjanya dalam berbagai aplikasi yang terkait dengan pencitraan spine X-ray. Penelitian yang dilakukan oleh Zhang et al. (2022) mengusulkan penggunaan Mask R-CNN untuk pemodelan citra spine X-ray menggunakan segmentasi struktur tulang untuk radiografi frontal dan lateral [14]. Studi lain oleh Kurochka and Panarin menggunakan Mask R-CNN untuk melokalisasi spine X-ray dan menentukan parameter geometris dari citra spine X-ray untuk mendiagnosis osteochondrosis [15]. Penelitian oleh Chen et al. (2022) menerapkan Faster R-CNN dan ResNet untuk mengklasifikasikan gambar tulang belakang pasien [16]. Berdasarkan studi sebelumnya menunjukkan potensi CNN dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi analisis dan diagnosis berdasarkan citra spine X-ray.

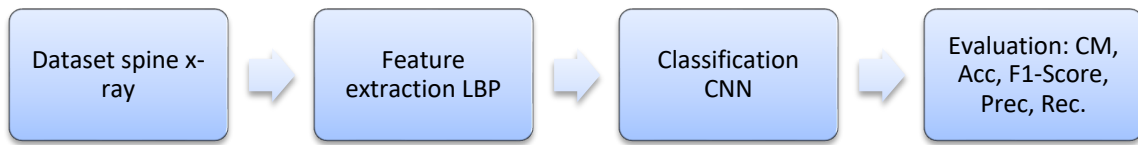
Masalah waktu komputasi dalam citra medis menjadi masalah utama kantung pemrosesan data dalam jumlah besar yang efisien. Analisis citra dengan komputasi tinggi membutuhkan bandwidth yang tinggi dan meningkatkan konsumsi daya. Untuk mengatasi masalah ini, para peneliti telah mengeksplorasi beberapa metode agar analisis citra dapat menghasilkan waktu komputasi yang cepat dan hemat daya. Selain itu, metode optimasi telah diterapkan untuk memecahkan masalah analisis citra medis. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu pemrosesan citra medis [17], [18].

Model *local binary pattern* (LBP) adalah metode fitur ekstraksi fitur yang digunakan untuk mengurangi waktu komputasi dalam berbagai aplikasi. Sebagai contoh, kombinasi metode Low Resolution Completed Local Binary Pattern telah diusulkan untuk meningkatkan akurasi pengenalan wajah manusia sekaligus mengurangi kompleksitas komputasi [19], [20].

Pada penelitian ini menggunakan *convolutional neural networks* (CNN) untuk mengklasifikasikan citra Spine X-ray. Selain itu, penelitian ini juga melakukan analisis kinerja kombinasi convolutional neural networks (CNN) dan Local Binary Pattern (LBP) untuk mengenai hasil kinerja algoritma tersebut dalam melakukan klasifikasi citra *spine x-ray*.

2. METODE PENELITIAN

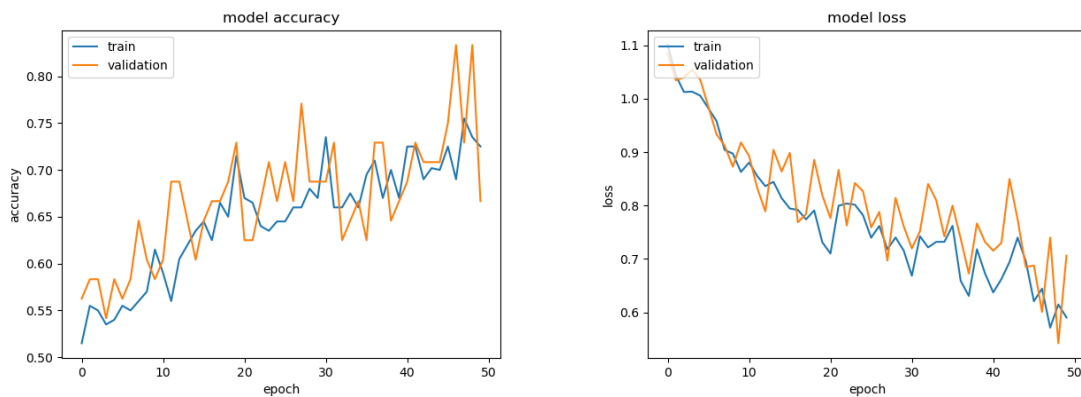
Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *local binary pattern* (LBP) pada *convolutional neural networks* (CNN) untuk mereduksi masalah waktu komputasi pada klasifikasi citra *spine x-ray* untuk identifikasi penyakit kelainan tulang belakang. Dataset terdiri dari dua kelas yaitu spondylolisthesis dan scoliosis. Citra diambil dari jumlah subjek yang didiagnosis dengan spondylolisthesis adalah 79 (49 wanita, 30 pria) dengan rentang usia 15-79 tahun dan jumlah subjek yang didiagnosis dengan skoliosis adalah 188 (151 wanita, 37 pria) dengan rentang usia 5-35 tahun. CNN umumnya terdiri dari beberapa jenis layer input (yaitu, gambar dengan baris N, kolom M, dan saluran warna 3 (RGB)). Pada penelitian ini sebelum diproses dengan CNN, dilakukan praproses menggunakan local binary pattern (LBP). Setelah diproses dengan oleh layer CNN, layer output terakhir dengan activation function akan mengklasifikasikan citra input menjadi kelas normal, spondylolisthesis atau scoliosis. Adapun tahap penelitian dapat dilihat pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahap Penelitian

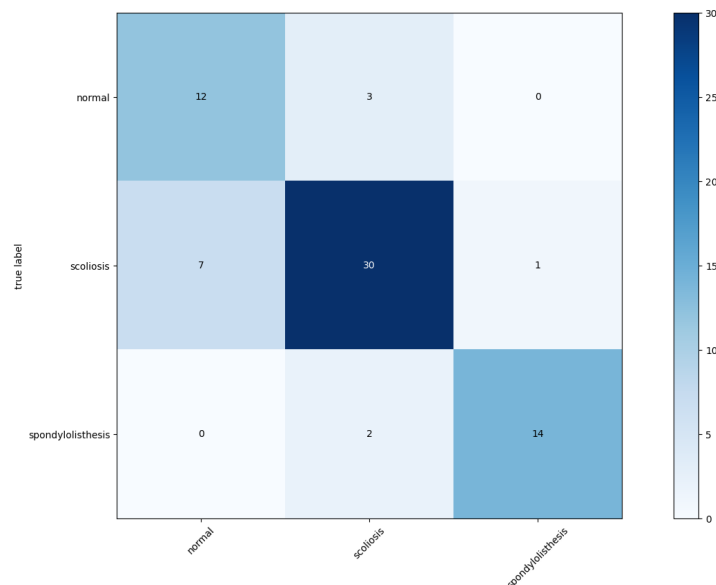
3. HASIL DAN ANALISIS

Pada tahap pelatihan dan pengujian, model CNN akan memproses dataset citra *spine x-ray* dan menyimpan hasilnya dalam bentuk model yang berisi nilai learning rate, num negative, num positives, target assignment, dan total loss pada setiap epoch. Pada eksperimen menggunakan model CNN, model loss berkurang secara signifikan pada epoch ke-50. Hasil dari model akurasi dan loss pada tahap pelatihan dan validasi menggunakan model CNN dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Grafik Akurasi dan Loss Model CNN

Berdasarkan confusion matrix, model CNN untuk dari citra untuk kelas "normal" diprediksi benar dengan sejumlah 12 data dan diprediksi salah dengan jumlah 3 data. Pada klasifikasi untuk kelas "scoliosis", model CNN mampu memprediksi data secara benar sebanyak 30 data dan memprediksi data secara salah sebanyak 8 data. Pada klasifikasi untuk kelas "spondylolisthesis", model CNN mampu memprediksi data secara benar sebanyak 14 data dan memprediksi data secara salah sebanyak 2 data. Adapun confusion matrix dari model CNN untuk klasifikasi citra *spine x-ray* dapat dilihat pada **Gambar 3**.



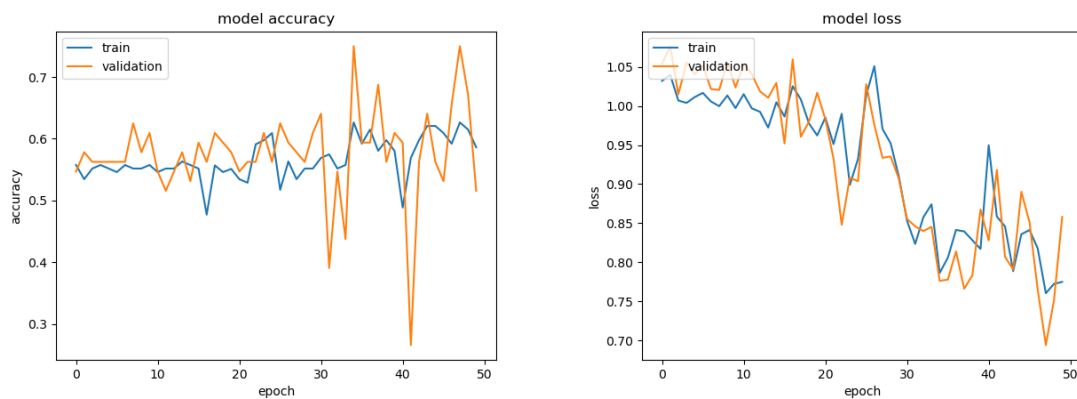
Gambar 3 Confusion Matrix CNN

Berdasarkan nilai parameter yang ada pada model confusion matrix, akan dihitung nilai akurasi, presisi, recall dan f1-score untuk klasifikasi citra *spine x-ray*. Setiap nilai pada kota yang ada pada confusion matrix menunjukkan jumlah kebenaran atau kesalahan data prediksi oleh CNN dalam mengklasifikasikan data citra *spine x-ray*. Parameter kinerja sistem yang akan ditinjau dalam penelitian ini adalah akurasi, presisi, recall dan f1-score dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Nilai Precision, Recall dan F1-Score CNN

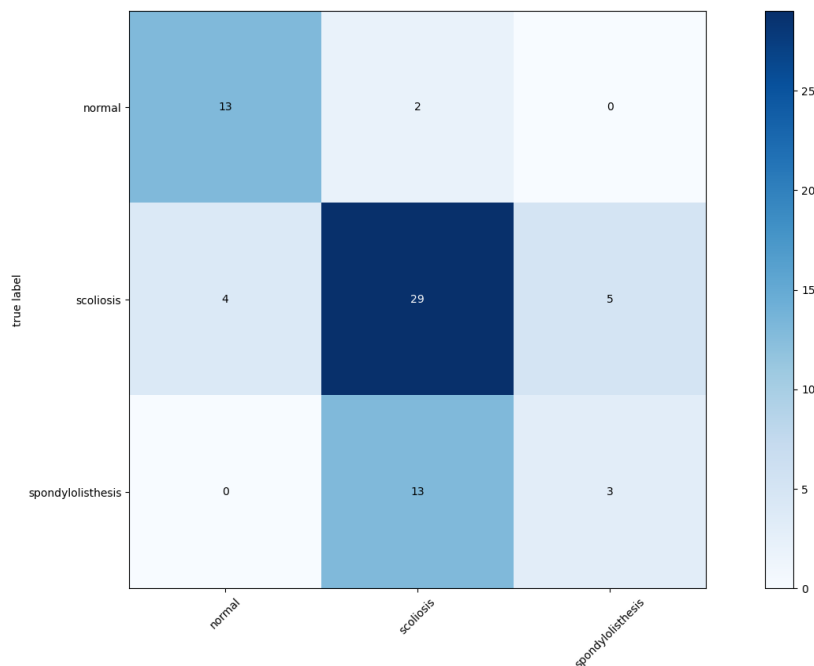
	precision	recall	f1-score	support
normal	0.63	0.80	0.71	15
scoliosis	0.86	0.79	0.82	38
spondylolisthesis	0.93	0.88	0.90	16
accuracy			0.81	69
macro avg	0.81	0.82	0.81	69
weighted avg	0.83	0.81	0.82	69

Pada tahap pelatihan dan pengujian, model LBP-CNN akan memproses dataset citra *spine x-ray* dan menyimpan hasilnya dalam bentuk model yang berisi nilai learning rate, num negative, num positives, target assignment, dan total loss pada setiap epoch. Pada eksperimen menggunakan model LBP-CNN, model loss berkurang secara signifikan pada epoch ke-50. Hasil dari model akurasi dan loss pada tahap pelatihan dan validasi menggunakan model LBP-CNN dapat dilihat pada **Gambar 4**.



Gambar 4 Grafik Akurasi dan Loss LBP-CNN

Berdasarkan confusion matrix, model LBP-CNN untuk dari citra untuk kelas” normal” diprediksi benar dengan sejumlah 13 data. Pada klasifikasi untuk kelas “scoliosis”, model LBP-CNN mampu memprediksi data secara benar sebanyak 29 data. Pada klasifikasi untuk kelas “spondylolisthesis”, model LBP-CNN mampu memprediksi data secara benar sebanyak 3 data. Adapun confusion matrix dari model CNN untuk klasifikasi citra *spine x-ray* dapat dilihat pada **Gambar 5**.



Gambar 5 Confusion Matrix LBP-CNN

Berdasarkan nilai parameter yang ada pada model confusion matrix, akan dihitung nilai akurasi, presisi, recall dan f1-score untuk klasifikasi citra *spine x-ray*. Setiap nilai pada kota yang ada pada confusion matrix menunjukkan jumlah kebenaran atau kesalahan data prediksi oleh LBP-CNN dalam mengklasifikasikan data citra *spine x-ray*. Parameter kinerja sistem yang akan ditinjau dalam penelitian ini adalah akurasi, presisi, recall dan f1-score dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2 Nilai Precision, Recall dan F1-Score LBP-CNN

	precision	recall	f1-score	support
normal	0.76	0.87	0.81	15
scoliosis	0.66	0.76	0.71	38
spondylolisthesis	0.38	0.19	0.25	16
accuracy			0.65	69
macro avg	0.60	0.61	0.59	69
weighted avg	0.62	0.65	0.62	69

Berdasarkan hasil eksperimen, hasil klasifikasi citra *spine x-ray* terbaik pada saat menggunakan model CNN dengan akurasi pada tahap pelatihan, tahap evaluasi dan tahap pengujian masing-masing sebesar 69.00%, 83.33% dan 81.16%. Model CNN yang dioptimasi dengan LBP mendapatkan akurasi terendah, dengan hasil pada tahap pelatihan sebesar 62.64%, tahap validasi sebesar 75.00% dan tahap pengujian sebesar 65.22%. Adapun hasil dari eksperimen dari penelitian ini dapat dilihat pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Perbandingan Hasil Model CNN

Model	Train Acc	Val Acc	Test Acc
1. CNN	69.00%	83.33%	81.16%
2. LBP + CNN	62.64%	75.00%	65.22%

Berdasarkan hasil penelitian, LBP memang dapat mampu mengurangi waktu komputasi namun menyebabkan fitur pada citra *spine x-ray* menjadi berkurang sehingga kerja CNN tidak dapat maksimal. Hasil ekstraksi fitur LBP ternyata memiliki beberapa kekurangan jika digabungkan dengan model CNN, alah satu kelemahan utama adalah ketidakmampuannya untuk memproses informasi spasial global sambil mempertahankan informasi tekstur local yang menyebabkan LBP tidak dapat menangkap keseluruhan struktur atau konteks gambar, hanya berfokus pada pola lokal sehingga banyak fitur dari citra yang hilang. Masalah lainnya adalah sensitivitas CNN terhadap data citra, yang dapat memengaruhi akurasi klasifikasi. Kekurangan ini menyoroti perlunya memilih algoritma lain yang dapat digunakan untuk mengurangi waktu komputasi dari klasifikasi menggunakan CNN namun dapat meningkatkan kinerja ekstraksi fitur dan akurasi klasifikasi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen, hasil klasifikasi citra spine x-ray terbaik pada saat menggunakan model CNN dengan akurasi pada tahap pelatihan, tahap evaluasi dan tahap pengujian masing-masing sebesar 69.00%, 83.33% dan 81.16%. Model CNN yang dioptimasi dengan LBP mendapatkan akurasi terendah, dengan hasil pada tahap pelatihan sebesar 62.64%, tahap validasi sebesar 75.00% dan tahap pengujian sebesar 65.22%. Hasil ekstraksi fitur LBP ternyata memiliki beberapa kekurangan jika digabungkan dengan model CNN, alah satu kelemahan utama adalah ketidakmampuannya untuk memproses informasi spasial global sambil mempertahankan informasi tekstur local yang menyebabkan LBP tidak dapat menangkap keseluruhan struktur atau konteks gambar, hanya berfokus pada pola lokal sehingga banyak fitur dari citra yang hilang. Masalah lainnya adalah sensitivitas CNN terhadap data citra, yang dapat memengaruhi akurasi klasifikasi. Kekurangan ini menyoroti perlunya memilih algoritma lain yang dapat digunakan untuk mengurangi waktu komputasi dari klasifikasi menggunakan CNN namun dapat meningkatkan kinerja ekstraksi fitur dan akurasi klasifikasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Lembaga Riset dan Pengabdian kepada Masyarakat (LRPM) Universitas Dian Nusantara (UNDIRA) yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian internal dengan No. Kontak: 11/77/H-SPK/II/2024.

REFERENSI

- [1] U. Rusmawan and I. Mulya, "Sistem Informasi Koperasi Menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD)," *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [2] G. Purnama and D. Ramayanti, "Aplikasi ChatBot Sistem Parental Control berbasis IoT," *Arcitech J. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 2, pp. 127–138, 2021.
- [3] D. Ramayanti, Y. Jumaryadi, D. M. Gufron, and D. D. Ramadha, "Sistem Keamanan Perumahan Menggunakan Face Recognition," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 3, no. 12, pp. 486–496, 2023.
- [4] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, "Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.
- [5] V. Ayumi, "Performance Evaluation of Support Vector Machine Algorithm for Human Gesture Recognition," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 6, pp. 204–210, 2020.
- [6] A. Ratnasari, Y. Jumaryadi, and G. Gata, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Ginekologi Menggunakan Metode Forward Chaining," *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 3, no. 5, pp. 321–327, 2023.
- [7] B. Y. Geni, A. Supriyadi, H. Khotimah, and W. I. Yanti, "Rancang Bangun Company Profile Berbasis Web Menggunakan Metode Waterfall (Studi Kasus: APM Frozen Food)," *J. RESTIKOM Ris. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 75–85, 2024.
- [8] B. Yuliadi and A. Nugroho, "Integration between management capability and relationship capability to boost supply chain project performance," *Int. J. Supply Chain Manag.*, vol. 8, no. 2, pp. 241–252, 2019.
- [9] S. Hesti, "The effects of relational social capital and technological factors on knowledge sharing in an online community," *Int. J. Innov. Creat. Chang.*, vol. 13, no. 4, 2020.
- [10] I. Kamil, M. Ariani, and I. A. Irawan, "The influence of lifestyle and financial literacy on online paylater system and its impact on spending behavior," *J. Econ. Bus. Lett.*, vol. 4, no. 2, pp. 51–62, 2024.
- [11] Z. Zhou, J. Zhu, and C. Yao, "Vertebral center points locating and Cobb angle measurement based on deep learning," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 6, p. 3817, 2023.
- [12] L. Alzubaidi *et al.*, "Trustworthy deep learning framework for the detection of abnormalities in X-ray shoulder images," *PLoS One*, vol. 19, no. 3, p. e0299545, 2024.
- [13] S. F. Qadri *et al.*, "CT-based automatic spine segmentation using patch-based deep learning," *Int. J. Intell. Syst.*, vol. 2023, pp. 1–14, 2023.
- [14] L. Zhang, J. Zhang, and S. Gao, "Region-Based Convolutional Neural Network-Based Spine Model Positioning of X-Ray Images," *Biomed Res. Int.*, vol. 2022, 2022.
- [15] K. S. Kurochka and K. A. Panarin, "An algorithm of segmentation of a human spine X-ray image with the help of Mask R-CNN neural network for the purpose of vertebrae localization," in *2021 56th International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies (ICEST)*, 2021, pp. 55–58.
- [16] Z. Chen, J. Zhao, H. Yu, Y. Zhang, and L. Zhang, "Multi-Scale Context-Guided Lumbar Spine Disease Identification with Coarse-to-Fine Localization and Classification," in *2022 IEEE 19th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2022, pp. 1–5.
- [17] K. Pamidimukkala, K. K. Kim, Y.-B. Kim, and M. Choi, "Time-Efficient Approximate Stochastic Computing for Medical Imaging Applications," in *2022 19th International SoC Design Conference (ISOCC)*, 2022, pp. 314–315.
- [18] V. Chang, "Computational Intelligence for Medical Imaging Simulations," *J. Med. Syst.*, vol. 42, no. 1,

p. 10, Jan. 2018.

- [19] W. Li, N. Ma, and Z. Wang, "An Improved LBP Method for Face Recognition," *J. Inf. Comput. Sci.*, vol. 11, no. 11, pp. 3825–3833, 2014.
- [20] K. Avgerinakis, P. Giannakeris, A. Briassouli, A. Karakostas, S. Vrochidis, and I. Kompatsiaris, "LBP-Flow and Hybrid Encoding for Real-Time Water and Fire Classification," in *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 2017, pp. 412–418.