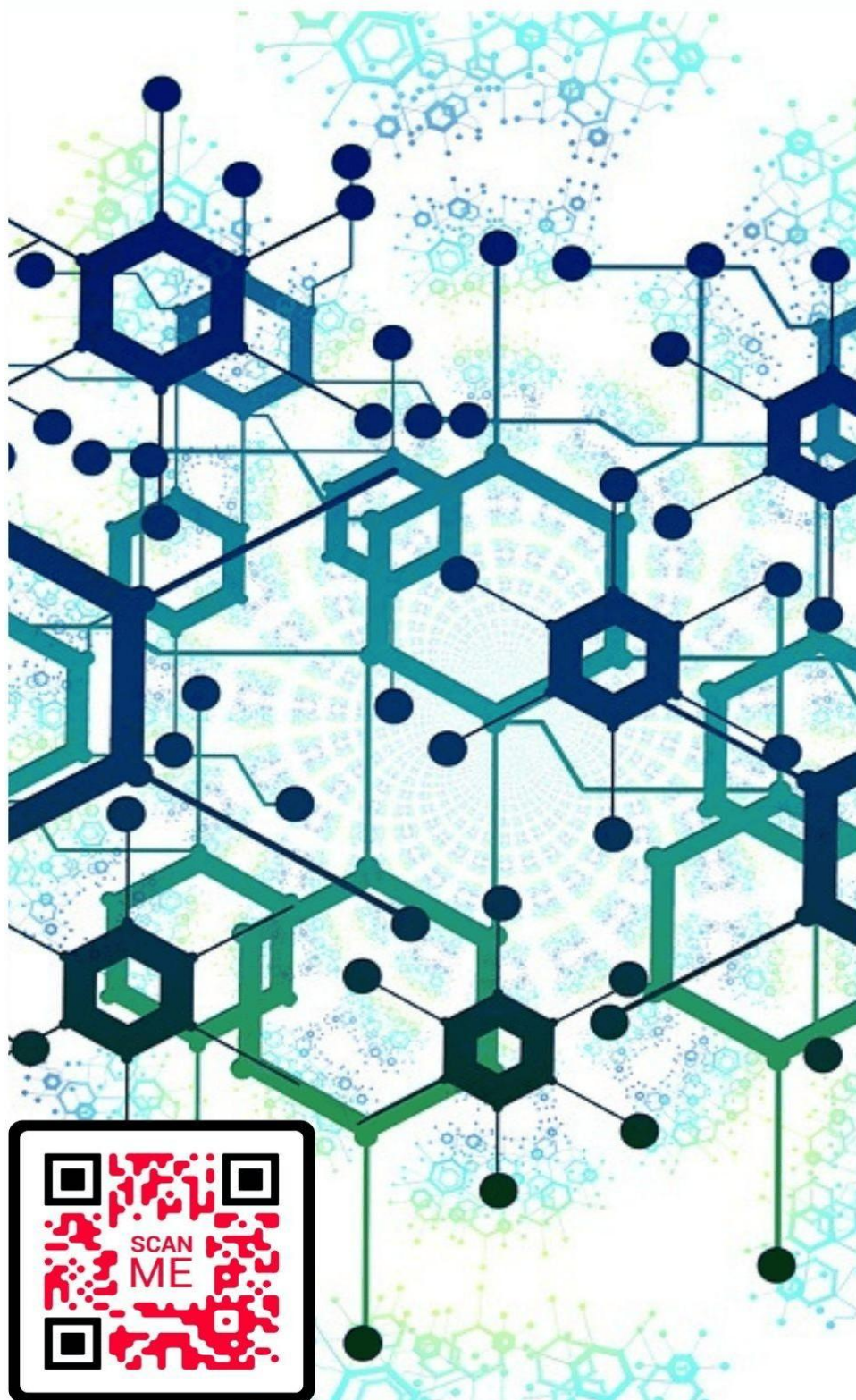


ISSN (ONLINE) 2598-9936



INDONESIAN JOURNAL OF INNOVATION STUDIES

**PUBLISHED BY
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SIDOARJO**

Table Of Contents

Journal Cover	1
Author[s] Statement	3
Editorial Team	4
Article information	5
Check this article update (crossmark)	5
Check this article impact.....	5
Cite this article.....	5
Title page	6
Article Title.....	6
Author information	6
Abstract	6
Article content	7

Originality Statement

The author[s] declare that this article is their own work and to the best of their knowledge it contains no materials previously published or written by another person, or substantial proportions of material which have been accepted for the published of any other published materials, except where due acknowledgement is made in the article. Any contribution made to the research by others, with whom author[s] have work, is explicitly acknowledged in the article.

Conflict of Interest Statement

The author[s] declare that this article was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright Statement

Copyright © Author(s). This article is published under the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0) licence. Anyone may reproduce, distribute, translate and create derivative works of this article (for both commercial and non-commercial purposes), subject to full attribution to the original publication and authors. The full terms of this licence may be seen at <http://creativecommons.org/licences/by/4.0/legalcode>

Indonesian Journal of Innovation Studies

Vol. 27 No. 1 (2026): January

DOI: 10.21070/ijins.v27i1.1855

EDITORIAL TEAM

Editor in Chief

Dr. Hindarto, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Managing Editor

Mochammad Tanzil Multazam, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Editors

Fika Megawati, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Mahardika Darmawan Kusuma Wardana, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Wiwit Wahyu Wijayanti, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Farkhod Abdurakhmonov, Silk Road International Tourism University, Uzbekistan

Bobur Sobirov, Samarkand Institute of Economics and Service, Uzbekistan

Evi Rinata, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

M Faisal Amir, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Dr. Hana Catur Wahyuni, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

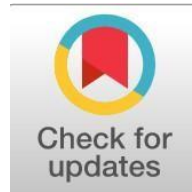
Complete list of editorial team ([link](#))

Complete list of indexing services for this journal ([link](#))

How to submit to this journal ([link](#))

Article information

Check this article update (crossmark)



Check this article impact (*)



Save this article to Mendeley



(*) Time for indexing process is various, depends on indexing database platform

Evaluation of YOLOv8n, YOLOv10n, and YOLOv11n for Early Detection of Seizures in Infants

Evaluasi YOLOv8n, YOLOv10n, dan YOLOv11n untuk Deteksi Dini Kejang pada Bayi

Muhammad Zulfiqar Rafi, muhammad.zulfiqar.2205356@students.um.ac.id, (1)

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Malang, Indonesia

Muis Muhtadi, muis.muhtadi.ft@um.ac.id, ()

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Malang, Indonesia

Nofri Ramadan, nofri.ramadan.2205356@students.um.ac.id, ()

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Malang, Indonesia

Rinakit Estu Waluyo, rinakitestu@gmail.com, ()

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Negeri Malang, Indonesia

⁽¹⁾ Corresponding author

Abstract

Background: Infant epilepsy is a serious neurological condition that is difficult to recognize visually because seizure manifestations often resemble normal infant reflexes. **Specific background:** Advances in computer vision and deep learning have enabled image-based seizure detection as a non-invasive approach for early identification in infants. **Knowledge gap:** Comparative evaluations of different YOLO model generations under identical experimental settings for infant seizure detection remain limited. **Aims:** This study evaluates and compares the performance of YOLOv8n, YOLOv10n, and YOLOv11n in detecting seizure activity from infant image data. **Results:** Using a dataset of 645 images across seizure and neutral classes, YOLOv11n achieved the highest precision, recall, and mean average precision at stricter localization thresholds, while YOLOv10n demonstrated the fastest inference time. **Novelty:** This study provides a systematic cross-generation evaluation of YOLO nano variants for infant seizure detection using uniform training parameters. **Implications:** The findings support informed selection of YOLO architectures for non-invasive, image-based early seizure detection systems in clinical and real-time monitoring contexts.

Highlights

- YOLOv11n shows the most stable detection performance for infant seizure images.
- YOLOv10n achieves the fastest inference time under identical training settings.
- Cross-version evaluation reveals clear trade-offs between detection stability and processing speed.

Keywords

YOLO, Epilepsy, Computer Vision, Object Detection, Infant Seizure Detection

Published date: 2025-12-19

I. Pendahuluan

International League Against Epilepsy (ILAE) telah mengusulkan kerangka klasifikasi sindrom epilepsi dengan onset pada periode neonatal dan bayi [1]. Epilepsi pada usia ini membutuhkan perhatian khusus karena gejalanya sulit dikenali dan dapat berdampak serius terhadap perkembangan neurologis bila tidak terdeteksi sejak dini. Secara global, epilepsi mempengaruhi sekitar 51,7 juta orang dengan prevalensi 658 per 100.000 penduduk, di mana 80% penderitanya berada di negara berpenghasilan rendah dan menengah. Sekitar 70% pasien dapat bebas kejang bila diagnosis dan pengobatan dilakukan tepat waktu [2], menegaskan pentingnya sistem deteksi dini yang akurat [3].

Bayi menjadi kelompok paling rentan karena gejala kejang sering menyerupai refleks normal, sehingga sulit dikenali. Keterlambatan diagnosis dapat mengakibatkan gangguan perkembangan jangka panjang. Kemajuan teknologi visi komputer dan pembelajaran mendalam kini berperan besar dalam membantu deteksi dini kondisi medis, termasuk kejang pada bayi [4], [5]. Algoritma You Only Look Once (YOLO) menjadi salah satu metode yang sering diterapkan karena mampu mendeteksi objek dengan cepat dan akurat dalam waktu nyata. Pendekatan ini berpotensi digunakan untuk deteksi kejang otomatis sebagai pilihan non invasif dibandingkan metode konvensional seperti EEG [6]. Meski demikian, penelitian yang membahas perbandingan kinerja antar versi YOLO dalam mendeteksi kejang pada bayi masih relative sedikit. Pemanfaatan deep learning di bidang ini muncul seiring meningkatnya kebutuhan klinis untuk mengenali aktivitas neurologis cepat dan tepat. Kerangka diagnostik dari ILAE [7] menjadi dasar bagi pengembangan sistem deteksi otomatis berbasis citra medis. Pemilihan arsitektur YOLO harus mampu menyesuaikan standar diagnostik medis dan bekerja secara real time.

Perkembangan YOLO terus berlanjut dari versi v8 hingga v11. YOLOv8n [8] menggunakan yang terinspirasi dari Efficient Net [9] serta NAS-FPN untuk ekstraksi fitur multi-skala. Peningkatan seperti Focal Loss dan Mixup augmentation meningkatkan kemampuan generalisasi, dengan evaluasi berbasis Mean Average Precision (mAP) [10]. Hasil penelitian menunjukkan akurasi deteksi tertinggi 25%, 6%, dan 28% pada tiap kelas [11], sejalan dengan hasil lain yang mencatat akurasi 86% [12].

Sementara itu, YOLOv10 telah menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan pendahulunya [13], dalam efisiensi melalui penyempurnaan decoupled head dan pengurangan redundansi fitur, yang bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi. Versi terbaru, YOLOv11n [14], menghadirkan kemajuan arsitektural melalui desain backbone dan neck yang dioptimalkan, integrasi dynamic convolution, serta adaptive anchor boxes yang meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi objek berukuran kecil dan kompleks. Model ini juga mendukung berbagai tugas seperti deteksi, klasifikasi, segmentasi, dan estimasi pose secara real time, baik di perangkat edge maupun cloud.

Secara umum, YOLO terbukti efisien untuk berbagai aplikasi, termasuk pengelolaan objek [15], [16], dengan performa realtime yang unggul [17]. YOLOv11n terbukti akurat mendeteksi objek kecil di berbagai kondisi pencahayaan, namun perbandingan langsung dengan YOLOv8n dan YOLOv10n dalam deteksi kejang bayi masih terbatas. Peningkatan arsitektur seperti dynamic convolution dan adaptive anchor boxes membuat YOLOv11n lebih stabil dan efektif mengenali kejang kecil dan beragam. Penelitian ini adalah evaluasi sistematis terhadap perkembangan efisiensi dan akurasi antar-generasi YOLO (v8n, v10n, v11n) dengan parameter yang seragam. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membandingkan performa YOLOv8n, YOLOv10n, dan YOLOv11n dalam mendeteksi aktivitas kejang pada bayi, guna mengidentifikasi model paling optimal sebagai solusi non-invasif untuk sistem deteksi dini epilepsi.

II. Metode

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa tiga model deteksi objek berbasis deep learning, yaitu YOLOv8n, YOLOv10n, dan YOLOv11n, dalam mendeteksi aktivitas kejang pada citra pasien bayi. Ketiga model tersebut dilatih menggunakan dataset yang sama serta parameter pelatihan yang seragam, sehingga hasil yang diperoleh dapat dibandingkan secara objektif dan adil. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Roboflow, yang berisi total 645 citra dengan 552 instance yang terbagi ke dalam dua kelas, yaitu Seizure dan Neutral. Seluruh citra tersebut merupakan hasil rekaman pasien bayi yang menunjukkan kondisi kejang maupun normal. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, dilakukan proses augmentasi data berupa rotasi, flipping, dan penyesuaian tingkat kecerahan (brightness). Dataset disusun dalam format YOLO dan dilengkapi dengan berkas konfigurasi data.yaml yang berisi path menuju data pelatihan, validasi, serta label kelas.

Setiap versi YOLO yang digunakan memiliki karakteristik arsitektur yang berbeda. YOLOv8n memakai backbone C2F dan decoupled head yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi sekaligus akurasi deteksi. Pada generasi berikutnya, YOLOv10n menawarkan peningkatan berarti dalam kecepatan inferensi dan penggunaan memori melalui optimasi speed accuracy trade off, sehingga model berjalan lebih cepat tanpa menurunkan akurasi. Adapun YOLOv11n, sebagai versi terbaru dari Ultralytics, menghadirkan perbaikan pada komponen neck, penggabungan fitur, serta struktur deteksi yang telah dioptimalkan sehingga model menjadi ringan, stabil, dan efisien, dibandingkan versi sebelumnya.

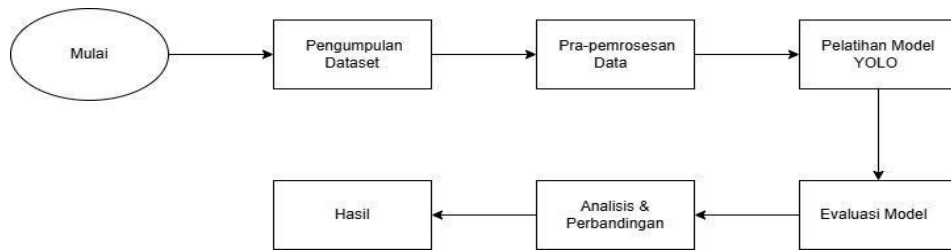


Figure 1. Tahapan Penelitian

Dilihat dari Gambar 1, Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan dataset lalu lanjut ke proses pra-pemrosesan data, yang mencakup konversi dataset ke format YOLO, augmentasi data, serta pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 70:20:10. Pembagian ini menghasilkan: 452 citra untuk pelatihan (70%), 129 citra untuk validasi (20%), dan 64 citra untuk pengujian (10%). Setelah data siap, dilakukan pelatihan model menggunakan parameter dasar yang sama, yaitu 50 epoch, ukuran batch 8, dan ukuran citra 640 piksel. Pelatihan ketiga model dilakukan menggunakan laptop MSI GF63 Thin 11UC yang dilengkapi prosesor Intel Core i5-11400H (2.70 GHz, 12 CPU) dan GPU NVIDIA GeForce RTX 3050 (VRAM 4 GB). Proses pelatihan berjalan dengan baik meskipun terdapat kendala berupa peningkatan suhu (overheat) pada perangkat. Oleh karena itu, disarankan penggunaan perangkat dengan spesifikasi yang lebih tinggi untuk hasil pelatihan yang lebih optimal. Lalu Evaluasi model dan analisis perbandingan.

Evaluasi performa model deteksi dilakukan menggunakan beberapa metrik utama, yaitu Accuracy, Precision, dan Recall. Ketiga metrik ini digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengenali aktivitas kejang (Seizure) dan kondisi normal (Neutral) secara tepat. Rumus perhitungannya ditunjukkan pada Persamaan (1)–(3).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Dengan keterangan: TP (True Positive) adalah jumlah instance Seizure yang berhasil terdeteksi dengan benar sebagai Seizure. TN (True Negative) merupakan jumlah instance Neutral yang benar terdeteksi sebagai Neutral. FP (False Positive) adalah jumlah instance yang salah terdeteksi sebagai Seizure, padahal sebenarnya Neutral. FN (False Negative) menunjukkan jumlah instance yang salah diklasifikasikan sebagai Neutral, padahal sebenarnya Seizure.

Selain itu, digunakan metrik mAP@50 dan mAP@50–95. mAP (Mean Average Precision) adalah metrik agregat yang mengukur akurasi deteksi dan lokalisasi objek. mAP@50 mengukur performa dengan IoU (Intersection over Union) threshold minimal 50%, sedangkan mAP@50–95 adalah rata-rata mAP di seluruh threshold IoU dari 50% hingga 95% dengan langkah 5%. mAP@50–95 menjadi indikator kemampuan generalisasi model terhadap akurasi lokalisasi yang lebih ketat.

Sebagai contoh, hasil pelatihan awal pada YOLOv8n menunjukkan nilai Precision sebesar 0.915, Recall 0.906, mAP50 0.966, dan mAP50–95 0.789. Sementara itu, hasil pelatihan pada YOLOv10n menghasilkan nilai Precision sebesar 0.893, Recall 0.964, mAP50 0.981, dan mAP50–95 0.833. Adapun hasil pelatihan pada YOLOv11n menunjukkan peningkatan pada sebagian besar metrik evaluasi, dengan Precision sebesar 0.945, Recall 0.927, mAP50 0.984, dan mAP50–95 0.837.

III. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan tiga varian model deteksi objek berbasis YOLO, yaitu YOLOv8n, YOLOv10n, dan YOLOv11n. Ketiga model dilatih menggunakan dataset citra pasien bayi yang terdiri atas dua kelas utama, yaitu Seizure (kejang) dan Neutral (normal). Pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan parameter pelatihan yang seragam agar hasil perbandingan antar model bersifat objektif.

Model.	Image	instance	Precision	Recall	mAP@50	mAP@50-	Speed
--------	-------	----------	-----------	--------	--------	---------	-------

es			95				
Yolov8n	645	552	0.915	0.966	0.966	0.789	0.2 ms
Yolov10n	645	552	0.893	0.981	0.981	0.833	0.1 ms
Yolov11n	645	552	0.945	0.927	0.984	0.837	0.3 ms

Table 1. Perbandingan

Berdasarkan Tabel 1, model YOLOv8n menunjukkan nilai Precision sebesar 0.915, Recall 0.966, mAP₅₀ sebesar 0.966, dan mAP₅₀₋₉₅ sebesar 0.789. Model ini memiliki kecepatan deteksi rata-rata 0.2 ms pada tahap preprocess, 2.7 ms pada tahap inference, 0.0 ms pada tahap loss computation, dan total waktu pemrosesan 1.2 ms. Meskipun performa YOLOv8n cukup baik, model ini masih menunjukkan sedikit ketidakseimbangan dalam mendeteksi objek pada kelas Seizure yang cenderung lebih kompleks.

Selanjutnya, model YOLOv10n menunjukkan performa yang kompetitif dengan Precision 0.893, Recall 0.981, mAP₅₀ sebesar 0.981, dan mAP₅₀₋₉₅ 0.833. Kecepatan deteksi YOLOv10n lebih tinggi dibandingkan YOLOv8n, dengan waktu preprocess 0.1 ms, inference 1.9 ms, loss 0.0 ms, dan total waktu rata-rata 0.7 ms. Hasil ini menandakan bahwa YOLOv10n lebih efisien dalam mengenali pola visual dengan kompleksitas tinggi serta memberikan respon yang lebih cepat terhadap citra input.

Sementara itu, model YOLOv11n menghasilkan performa terbaik diantara ketiganya. Berdasarkan hasil validasi dengan 50 epoch, model ini mencapai Precision 0.945, Recall 0.927, mAP₅₀ 0.984, dan mAP₅₀₋₉₅ 0.837. untuk kelas Neutral, model memperoleh precision 0.921 dan recall 0.973, sedangkan pada kelas Seizure nilai precision mencapai 0.969 dan recall 0.881. Dari sisi kecepatan, YOLOv11n memiliki waktu preprocess 0.3 ms, inference 2.8 ms, loss 0.0 ms, dan total waktu pemrosesan 1.3 ms. Meskipun sedikit lebih lambat dibanding YOLOv10n, model ini menunjukkan kestabilan yang lebih tinggi dalam mendeteksi aktivitas kejang dengan akurasi yang sangat baik.

Selain metrik evaluasi di atas, confusion matrix dari ketiga model juga digunakan untuk menilai tingkat kesalahan klasifikasi. Pada YOLOv8n, sebagian kecil citra Seizure masih diklasifikasikan sebagai Neutral, sedangkan pada YOLOv10n tingkat kesalahan tersebut menurun. YOLOv11n menampilkan prediksi stabil dengan minim false negative, unggul dibanding YOLOv10n dan YOLOv8n dalam mendeteksi kejang bayi, meski sedikit lebih lambat dari YOLOv10n yang lebih efisien untuk realtime. YOLOv8n masih kompetitif, tetapi kurang akurat untuk pola kejang cepat. Secara keseluruhan, YOLOv11n direkomendasikan karena presisi tinggi, stabil, dan konsisten. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Jumlah data yang digunakan belum terlalu luas sehingga belum mencakup seluruh variasi kondisi nyata di lingkungan klinis, misalnya kondisi oenahayaan exterm atau posisi tubuh bayi yang tidak umum. Selain itu, penelitian hanya memuat dua kategori klasifikasi sehingga performa model terhadap aktivitas lain yang mirip kejang belum dapat dievaluasi secara komprehensif. Pengujian yang dilakukan pun hanya menggunakan satu jenis perangkat keras, sehingga kinerja model pada perangkat berbeda belum dapat dipastikan. Keterbatasan-keterbatasan ini membuka peluang untuk penelitian lanjutan, seperti perluasan dataset, penambahan kategori aktivitas, serta uji voba pada perangkat edge computing.

IV. Kesimpulan

Penelitian perbandingan performa model deteksi objek YOLOv8n, YOLOv10n, dan YOLOv11n pada tugas deteksi aktivitas kejang bayi menunjukkan bahwa YOLOv11n merupakan model paling optimal, dibuktikan melalui capaian mAP₅₀₋₉₅ sebesar 0.837, precision 0.945, dan recall 0.927 yang menandai peningkatan signifikan dari arsitektur sebelumnya. Selain memberikan akurasi dan stabilitas deteksi yang lebih baik, YOLOv11n juga menunjukkan kemampuan generalisasi yang lebih kuat terhadap variasi visual pada citra pasien. Temuan ini menegaskan bahwa pengembangan arsitektur dari YOLOv8 ke YOLOv11 bukan hanya meningkatkan metric performa, tetapi juga memperluas potensi penerapannya pada system deteksi dini non invasive, khususnya di lingkungan klinis yang membutuhkan keandalan tinggi. Meskipun demikian, penelitian ini juga menegaskan bahwa YOLOv10n tetap menjadi model paling efisien dari sisi kecepatan (0.7 ms), sehingga sangat relevan untuk implemenyasi real time pada perangkat dengan keterbatasan komputasi. Dengan demikian, kontribusi utama studi ini tidak hanya membandingkan performa antarmodel, tetapi juga memberikan arah pemilihan arsitektur yang tepat berdasarkan kebutuhan aplikasi—yakni akurasi maksimal (YOLOv11n) atau efisiensi pemrosesan (YOLOv10n).

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyelesaian penelitian ini. Ucapan terima kasih khusus disampaikan kepada para pembimbing akademik atas arahan, bimbingan, dan wawasan berharga yang telah membantu selama proses penelitian berlangsung. Penulis juga berterima kasih kepada pihak-pihak yang turut berkontribusi dalam pengumpulan data, pengolahan hasil, serta pelaksanaan pengujian sistem. Setiap bantuan dan kerja sama yang diberikan sangat mendukung kelancaran penelitian ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan teknologi serta menjadi pijakan bagi studi selanjutnya di bidang terkait.

References

1. S. M. Zuberi *et al.*, “ILAE classification and definition of epilepsy syndromes with onset in neonates and infants: Position statement by the ILAE Task Force on Nosology and Definitions,” *Epilepsia*, vol. 63, pp. 1349–1397, 2022, doi: 10.1111/epi.17239.
2. GBD Epilepsy Collaborators, “Global, regional, and national burden of epilepsy, 1990 –2021: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021,” *The Lancet Public Health*, vol. 10, no. 3, pp. e203–e227, Mar. 2025, doi: 10.1016/S2468-2667(24)00302-5.
3. Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan, “Survey Kesehatan Indonesia,” Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2023. [Online]. Available: <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/hasil-ski-2023/>.
4. F. Yenila, S. Wahyuni, E. Rianti, H. Marfalino, and D. Gusmita, “Sistem Pakar Deteksi Hemangioma pada Batita menggunakan Metode Hybrid,” *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 4, no. 4, pp. 265–270, Dec. 2022, doi: 10.37034/jidt.v4i4.250.
5. R. Ansyah *et al.*, “Aplikasi Deteksi Penyakit Tuberculosis (TB) Pada Balita Menggunakan Metode Pengolahan Citra Matlab,” *JEKIN – Jurnal Teknik Informatika*, vol. 1, no. 3, 2021, doi: 10.58794/jekin.v1i3.354.
6. U. R. Acharya, A. Shoeibi, M. Khodatars, N. Ghassemi, M. Jafari, P. Moridian, R. Alizadehsani, M. Panahiazar, F. Khozimeh, A. Zare, H. Hosseini-Nejad, A. Khosravi, A. F. Atiya, D. Aminshahidi, S. Hussain, M. Rouhani, and S. Nahavandi, “Epileptic seizures detection using deep learning techniques: A review,” *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 18, no. 11, Art. no. 5780, 2021, doi: 10.3390/ijerph18115780.
7. R. M. Pressler *et al.*, “The ILAE classification of seizures and the epilepsies: Modification for seizures in the neonate. Position paper by the ILAE Task Force on Neonatal Seizures,” *Epilepsia*, vol. 62, no. 3, pp. 615–628, Mar. 2021, doi: 10.1111/epi.16815.
8. R. Varghese and S. M., “YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness,” in *Proc. 2024 Int. Conf. on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS)*, 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/ADICS57850.2024.10533619.
9. N. Mehla, I. Shita, R. Talukdar, and D. K. Sharma, “Object detection in autonomous maritime vehicles: Comparison between YOLO V8 and EfficientDet,” in *Data Science and Network Engineering, Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 726, S. Namasudra, M. C. Trivedi, R. G. Crespo, and P. Lorenz, Eds. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 125–141, doi: 10.1007/978-981-99-6755-1_10.
10. A. Ratu, L. Kusneti, T. Filikano, and A. G., “Implementasi dan Evaluasi Sistem Pencarian Informasi Ulasan Restoran India Menggunakan Algoritma VSM,” *Journal of Informatics and Business*, vol. 2, no. 4, pp. 529–538, Jan.–Mar. 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.itc.web.id/index.php/jibs/article/view/2128/1914>.
11. A. Salam, R. Y. Bakti, Lukman, and F. I. Rachman, “Penerapan Algoritma Mobilenet Single Shot Detector Untuk Deteksi Api dan Asap Berpotensi Kebakaran Pada Citra Hutan,” *Arus Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 2, no. 2, pp. 502–510, Oct. 2024, doi: 10.57250/ajst.v2i2.663.
12. N. J. Hayati, D. Singasatia, and M. R. Muttaqin, “Object tracking menggunakan algoritma You Only Look Once (YOLO)v8 untuk menghitung kendaraan,” *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 12, no. 2, pp. 91–99, Nov. 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i2.10654.
13. H. B. Amor, S. Bouallegue, A. Bohli, and R. Bouallègue, “Development of a new dynamic approach for facial recognition and emotion detection,” in *Proc. 2023 Int. Conf. on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM)*, 2023, pp. 1–6, doi: 10.23919/SoftCOM58365.2023.10271655.
14. R. Khanam and M. Hussain, “YOLOv11: An overview of the key architectural enhancements,” *arXiv*, Art. no. 2410.17725, 2024. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2410.17725>.
15. E. Z. Kuang, K. R. Bhandari, and J. Gao, “Optimizing waste management with advanced object detection for garbage classification,” *arXiv*, 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2410.09975>.
16. B. D. Prasetya, E. P. Amalia, P. D. Juliana, and R. K. Niswatin, “Implementasi object detection berbasis web untuk klasifikasi jenis sampah menggunakan YOLO,” *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, vol. 4, no. 1, pp. 60–65, Jan. 2025, doi: 10.29407/m7yxsp77.
17. N. Crasto, “Class imbalance in object detection: An experimental diagnosis and study of mitigation strategies,” *arXiv*, 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2403.07113>.