



Pendidikan Matematika Inklusif untuk Siswa Tunarungu: Pengembangan Model YOLO Ringan untuk Deteksi Operator Aritmetika Dua Tangan

Putu Nanditha Nayottama^{1*}, Made Gede Sunarya², Putu Hendra Suputra³

^{1,2}Pendidikan Teknik Informatika, Universitas Pendidikan Ganesha, Indonesia

³Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Pendidikan Ganesha, Indonesia

Email: nanditha@student.undiksha.ac.id¹, sunarya@undiksha.ac.id², hendra.suputra@undiksha.ac.id³

*Penulis Korespondensi: nanditha@student.undiksha.ac.id

Abstract. *This study presents a real-time recognition system for two-handed arithmetic operators (Plus, Minus, Multiply, Divide) to support inclusive mathematics education for deaf students. Utilizing the YOLO26 architecture, the research evaluates four configurations—Nano and Small variants at 640px and 720px resolutions—trained on a newly developed private dataset of 2,828 images. Experimental results demonstrate exceptional accuracy, with all configurations achieving mAP50 scores above 0.99. The YOLO26-s variant at 720px provided the highest precision (0.9842), while benchmarking on a local GTX 1650 GPU confirmed real-time viability with frame rates reaching up to 88 FPS. Even when deployed on a mobile CPU (i5-12500H), the lightweight Nano models maintained a functional execution speed of 23 FPS. These findings confirm that optimized deep learning models can accurately interpret complex mathematical gestures on consumer-grade hardware. Ultimately, this lightweight framework successfully bypasses heavy skeletal tracking overhead, providing a highly robust and accessible foundation for interactive digital educational media.*

Keywords: *Deaf Students; Inclusive Mathematics Education; Real-Time Recognition; Two-Handed Arithmetic Operators; YOLO26.*

Abstrak. Penelitian ini menyajikan sistem pengenalan waktu nyata untuk operator aritmetika dua tangan (Tambah, Kurang, Kali, Bagi) guna mendukung pendidikan matematika inklusif bagi siswa tunarungu. Menggunakan arsitektur YOLO26, penelitian ini mengevaluasi empat konfigurasi—varian Nano dan Small pada resolusi 640px dan 720px—yang dilatih menggunakan kumpulan data privat baru berisi 2.828 gambar. Hasil eksperimen menunjukkan akurasi yang luar biasa, dengan seluruh model mencapai skor mAP50 di atas 0,99. Varian YOLO26-s pada 720px menghasilkan presisi tertinggi (0,9842), sementara pengujian tolak ukur pada GPU lokal GTX 1650 mengonfirmasi viabilitas waktu nyata dengan kecepatan bingkai hingga 88 FPS. Bahkan saat diterapkan pada CPU seluler (i5-12500H), model Nano yang ringan tetap mempertahankan kecepatan eksekusi fungsional sebesar 23 FPS. Temuan ini mengonfirmasi bahwa model pembelajaran mendalam yang dioptimalkan dapat menginterpretasikan gestur matematika kompleks secara akurat pada perangkat keras tingkat konsumen. Pada akhirnya, kerangka kerja ini berhasil memangkas komputasi pelacakan kerangka yang berat, sehingga menyediakan fondasi kukuh untuk media pendidikan interaktif.

Kata kunci: Aritmetika Dua Tangan; Pendidikan Matematika Inklusif; Pengenalan Waktu Nyata; Siswa Tunarungu; YOLO26.

1. LATAR BELAKANG

Penciptaan lingkungan pendidikan yang inklusif memerlukan adaptasi model pembelajaran bagi siswa berkebutuhan khusus (Ni Made Rai Wisudariani et al., 2023). Guna membangun ekosistem matematika digital bagi siswa tunarungu, pengembangan model yang mampu mengenali simbol operator aritmetika menjadi sangat esensial (Cahya & Fazriyah, 2023). Media visual memiliki peran vital bagi kelompok tersebut, karena proses pembelajaran sehari-hari mereka sangat bergantung pada perhatian visual (Fitriyani, 2024; Khasawneh, 2023; Ridha et al., 2020).

Penelitian terdahulu telah berhasil mengklasifikasikan digit bahasa isyarat menggunakan metode CNN (Ilmi & Suryoprayogo, 2022). Studi terbaru juga telah mengenali bahasa isyarat Kolok dan gestur BISINDO menggunakan LSTM dan MediaPipe (Gunaya et al., 2025; Made et al., 2025). Kendati demikian, operator matematika melibatkan interaksi dua tangan yang kompleks. Penelitian ini mengusulkan arsitektur deteksi YOLO26 satu tahap untuk mengklasifikasikan operator tersebut sebagai bukti konsep.

Penelitian ini berfokus pada pengembangan, pelatihan, dan pengujian keandalan model deteksi YOLO26 sebagai studi kelayakan. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah pembuatan kumpulan data privat yang dirancang secara khusus untuk gestur aritmetika dua tangan. Ruang lingkup ini tidak mencakup pembuatan antarmuka aplikasi, sistem situs web utuh, maupun integrasi robotik. Model ini sepenuhnya bergantung pada ekstraksi fitur visual makro dengan mengabaikan parameter rotasi serta kompleksitas konversi data bilangan pecahan ke bilangan bulat. Melalui validasi pendekatan yang disederhanakan ini, penelitian ini menetapkan fondasi untuk media pendidikan interaktif di masa depan.

2. KAJIAN TEORITIS

Pembuatan media pembelajaran digital yang berkualitas tinggi memerlukan kumpulan data yang andal dan sistem klasifikasi yang kuat yang disesuaikan untuk komunitas tunarungu (Muñoz Galindez et al., 2025). Penelitian menunjukkan bahwa stimulasi visual sangat krusial untuk mempertahankan keterlibatan mandiri di antara siswa tunarungu (Khasawneh, 2023). Studi terbaru telah merintis pengenalan bahasa isyarat dengan memanfaatkan pembelajaran mendalam untuk menjembatani kesenjangan komunikasi; sebagai contoh, Made et al. (2025) berhasil mengenali kata-kata bahasa isyarat Kolok, sedangkan Gunaya et al. (2025) menerapkan model sekuensial untuk gestur Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Guna memproses bahasa visual ini secara efektif, para peneliti sering menerapkan skema estimasi pose atau deteksi yang ringan pada perangkat edge seperti Jetson Nano (Liu et al., 2023; Natesan et al., 2023).

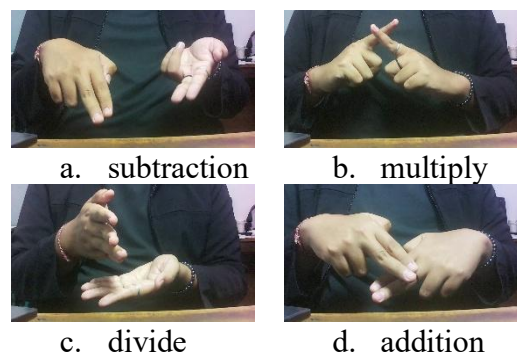
Convolutional Neural Networks (CNN) telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam mengekstraksi fitur spasial di berbagai domain. Para peneliti telah memanfaatkan CNN untuk memecahkan masalah kompleks, seperti mengklasifikasikan kualitas biji kopi (Hidayat et al., 2026), mengidentifikasi daun tanaman herbal Bali (Sukma Dewi et al., 2023), dan menganalisis diagnostik radiograf periapikal (Kesiman et al., 2024). Lebih lanjut, visi komputer telah digunakan untuk menganalisis urutan siluet tari tradisional Bali, yang membuktikan efektivitas pola visual makro dalam mengidentifikasi pose manusia tertentu (Kesiman et al., 2020). Selain

itu, model pembelajaran mendalam sekuensial yang digabungkan dengan ekstraksi marka pose telah berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan dan menilai kualitas latihan fisik berkelanjutan, seperti gerakan push-up (Artha et al., 2025). Pemahaman terhadap dinamika kedalaman juga krusial, sebagaimana terlihat pada penggunaan estimasi kedalaman untuk pemantauan rehabilitasi egosentris.

Arsitektur YOLO dan Deteksi Waktu Nyata Algoritma telah berkembang menjadi kerangka kerja mutakhir untuk deteksi waktu nyata, dengan YOLOv11 yang terdahulu mengoptimalkan kecepatan dan presisi melalui peningkatan mekanisme perhatian (Hussain, 2023; Terven et al., 2023). YOLO telah berhasil diterapkan pada berbagai tugas, termasuk deteksi kendaraan udara (Lin et al., 2020) dan pemantauan kebakaran hutan (Casas et al., 2023). Dalam komputasi lokal, varian YOLO yang dioptimalkan telah diuji untuk estimasi hasil kelapa (Natih et al., 2025) dan deteksi penipuan QRIS (Saputra et al., 2026). Meskipun alat pemetaan sendi kerangka seperti MediaPipe sangat berharga, model YOLO sering kali lebih efisien untuk tugas deteksi objek berbasis gambar secara langsung.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengikuti alur eksperimental sistematis yang dirancang untuk menguji kelayakan pengenalan operator aritmetika waktu nyata. Proses dimulai dengan akuisisi kumpulan data privat yang baru dikembangkan, yang berisi 2.828 gambar statis dan dikategorikan ke dalam empat kelas: Tambah (706), Kurang (707), Kali (723), dan Bagi (692). Untuk memastikan evaluasi yang ketat, gambar-gambar tersebut dipartisi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan rasio 70:20:10, sehingga menyediakan 1.980 gambar untuk pembelajaran awal model dan 282 gambar untuk pengujian akhir secara independen.



Gambar 1. Dataset Operator Matematika.

Pengaturan eksperimental menggunakan lingkungan hibrida untuk mendemonstrasikan pelatihan daya tinggi sekaligus penyebaran portabel. Pelatihan dilakukan pada infrastruktur

berbasis cloud yang didukung oleh CPU AMD EPYC dan GPU NVIDIA RTX 4000 Ada. Empat konfigurasi berbeda dari YOLO26 yang memanfaatkan varian Nano dan Small pada resolusi 640px dan 720px dilatih selama 100 epoch dengan ukuran batch 8 dan pengoptimasi Adam. Metodologi ini menekankan ekstraksi fitur visual makro melalui kotak pembatas deteksi standar, serta secara sengaja mengabaikan pelacakan sendi yang kompleks demi mempertahankan efisiensi.

Tabel 1. Jumlah dan Pembagian Dataset.

Train	Test	Val	Total
2007	674	284	2965

Pada tahap akhir, model disebarkan dan diuji tolok ukurnya pada workstation portabel lokal (Intel i5-12500H, GTX 1650, RAM 16GB) guna memverifikasi kinerja dan latensinya pada perangkat keras tingkat konsumen, sehingga dapat memastikan kelayakan model untuk penggunaan nyata di dalam kelas.

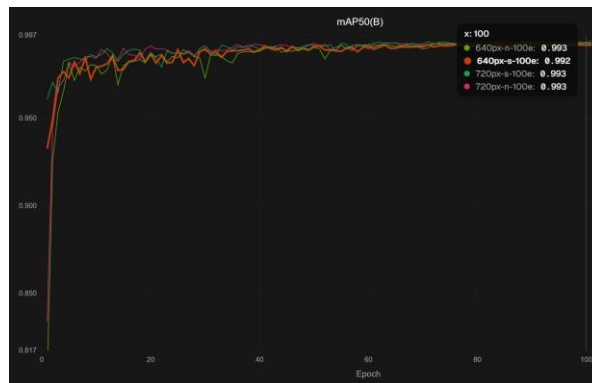
Tabel 2. Hyper Parameter.

No	Hyperparameter	Value
1	Epoch	100
2	Batch	8
3	Optimizer	Adam
4	Learning Rate	0.01

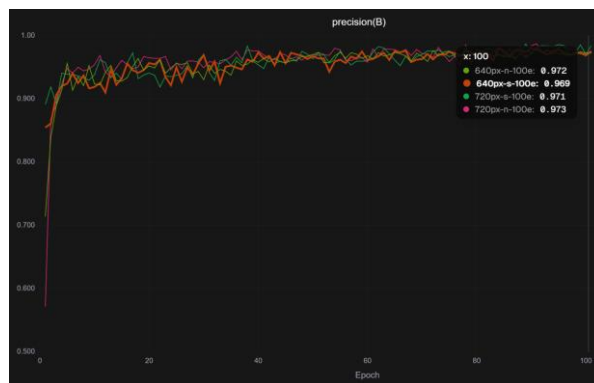
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan

Tahap pelatihan melibatkan evaluasi terhadap empat konfigurasi YOLO26 yang berbeda varian Nano dan Small pada resolusi 640px dan 720px untuk mengidentifikasi model optimal dalam pengenalan tanda aritmetika. Setiap konfigurasi dilatih selama 100 epoch menggunakan pengoptimasi Adam guna memastikan konvergensi yang stabil di seluruh kumpulan data privat. Perbedaan utama di antara model-model ini terletak pada kedalaman arsitektur dan kerapatan pikselnya, yang secara langsung berdampak pada kemampuan ekstraksi fitur. Model Small menawarkan parameter yang lebih banyak untuk pengenalan gestur kompleks, sedangkan varian Nano menyediakan alternatif yang lebih ringan untuk perangkat keras dengan spesifikasi terbatas. Pendekatan multi-model ini memungkinkan perbandingan komprehensif mengenai pengaruh penskalaan terhadap akurasi dan kecepatan.



Gambar 2. Hasil mAP50.



Gambar 3. Hasil Precision.

Dalam aspek metrik kinerja, seluruh model mencapai hasil yang luar biasa dengan skor mAP50 yang konsisten melebihi 0,99. Model YOLO26-s pada 720px menjadi penampil terbaik karena berhasil mencapai presisi tertinggi (0,9842) dan mAP50 (0,9942) dengan memanfaatkan resolusi yang lebih tinggi untuk membedakan jari-jari yang saling tumpang tindih. Sebaliknya, model YOLO26-n pada 640px secara teknis berada di peringkat terendah dalam hal presisi, namun menghasilkan recall terbaik (0,9899), sehingga sangat efektif dalam mengidentifikasi gestur meskipun dengan detail yang lebih sedikit. Secara keseluruhan, capaian metrik yang tinggi pada seluruh versi memvalidasi kelayakan penggunaan deteksi YOLO standar untuk tugas khusus ini. Hasil tersebut mengonfirmasi bahwa detektor satu tahap sudah memadai untuk mengenali operator dua tangan yang kompleks.

Analisis loss lebih lanjut mengonfirmasi keandalan pelatihan, ditandai dengan Box, Class, dan DFL loss yang menunjukkan tren penurunan stabil pada seluruh konfigurasi. YOLO26-s pada 720px menunjukkan kinerja loss terbaik dengan mencapai Class Loss akhir terendah, yakni sekitar 0,11. Model YOLO26-n menunjukkan nilai loss akhir yang sedikit lebih tinggi, yang merupakan fenomena wajar bagi arsitektur dengan parameter lebih sedikit saat mencoba memetakan fitur spasial yang kompleks. Terlepas dari variasi tersebut, setiap model mampu mencapai status konvergensi yang memuaskan tanpa menunjukkan indikasi overfitting

yang signifikan. Stabilitas matematis ini memberikan fondasi yang diperlukan bagi skor akurasi tinggi yang dilaporkan dalam analisis presisi-recall.

Analisis Tolok Ukur

Tahap pengujian tolok ukur melibatkan pengujian terhadap keempat konfigurasi model YOLO26 varian Nano dan Small pada resolusi pelatihan asli 640px dan 720px di dua lingkungan perangkat keras yang berbeda. Model-model tersebut dievaluasi pada GPU khusus (GTX 1650) dan CPU seluler (i5-12500H), dengan masing-masing diuji pada ukuran inferensi 640px dan 736px. Beberapa faktor yang kemungkinan memengaruhi hasil ini meliputi total jumlah parameter model Small sebesar 19,4 MB dibandingkan dengan varian Nano sebesar 5,1 MB, serta kemampuan pemrosesan paralel dari GPU. Selain itu, overhead komputasi yang diperlukan untuk memproses kerapatan piksel 736px secara signifikan memengaruhi latensi pada perangkat keras tanpa akselerasi. Pengujian ini memberikan gambaran komprehensif mengenai kemampuan adaptasi sistem terhadap berbagai kendala perangkat keras yang umum ditemukan di lingkungan pendidikan.

Waktu inferensi menunjukkan perbedaan drastis antara perangkat keras yang diakselerasi dan yang tidak diakselerasi, di mana GPU memberikan latensi yang jauh lebih rendah pada seluruh konfigurasi yang diuji. Pada GPU, hasil tercepat dicatat oleh model Nano 640px pada 11,32 ms, sedangkan konfigurasi yang paling menuntut (Small 720px pada 736px) mencatat waktu 25,71 ms. Sebaliknya, lingkungan CPU menunjukkan lonjakan latensi yang substansial, berkisar antara 41,97 ms untuk konfigurasi paling ringan hingga mencapai 116,73 ms untuk model Small 640px pada ukuran inferensi 736px. Data mengindikasikan bahwa peningkatan ukuran gambar dari 640 ke 736 secara konsisten menambah penundaan sekitar 1 ms hingga 4 ms pada GPU, sedangkan pada CPU bertambah hingga 19 ms. Hal ini menunjukkan bahwa penskalaan resolusi merupakan variabel yang jauh lebih sensitif untuk perangkat yang hanya mengandalkan prosesor dalam mengeksekusi tugas visi komputer.

Analisis kinerja melalui metrik Frames Per Second (FPS) menyoroti viabilitas waktu nyata dari arsitektur YOLO26 untuk deteksi tanda aritmetika. Pengujian GPU membuahkan hasil yang mengesankan, di mana model Nano 640px mampu mencapai puncak 88,35 FPS dan bahkan konfigurasi Small terberat tetap mempertahankan aliran fluida sebesar 38,89 FPS. Tingkat kinerja ini memastikan bahwa gestur matematika dapat ditangkap dengan resolusi temporal yang tinggi, sehingga secara efektif mencegah hilangnya data selama gerakan tangan yang cepat. Namun, pada CPU, kecepatan bingkai turun di bawah ambang batas ideal 30 FPS untuk seluruh model; model Nano memuncak pada 23,83 FPS dan model Small merosot hingga 8,57 FPS. Meskipun kecepatan bingkai CPU ini tetap berfungsi untuk pengenalan statis, hal

tersebut menunjukkan bahwa pembelajaran interaktif berkecepatan tinggi yang kompleks berpotensi mengalami jeda yang nyata tanpa adanya chip grafis khusus.

Singkatnya, model optimal untuk implementasi harus dicocokkan secara strategis dengan perangkat keras yang tersedia demi memastikan pengalaman pengguna yang terbaik. Untuk workstation kelas atas atau integrasi sisi server yang memiliki akses GPU, model Small 720px pada ukuran inferensi 640px merupakan pilihan optimal karena menawarkan skor mAP50-95 tertinggi (0,9357) sekaligus tetap menghasilkan 47,15 FPS yang mulus. Dalam skenario di mana siswa menggunakan laptop standar dengan CPU saja, model Nano 640px pada ukuran inferensi 640px menjadi satu-satunya implementasi yang praktis karena mampu mempertahankan kecepatan bingkai yang layak hingga hampir 24 FPS. Resolusi inferensi 736px umumnya harus dihindari pada perangkat keras tingkat rendah, karena sedikit peningkatan mAP tidak sebanding dengan penurunan responsivitas yang signifikan. Pada akhirnya, arsitektur YOLO26 membuktikan keserbagunaannya, memungkinkan deteksi presisi tinggi pada mesin yang kuat serta operasi yang efisien dan ringan pada perangkat yang sederhana.

Tabel 3. Hasil Uji Pada GPU.

Model	Image Size	mAP50-95	Inference (ms)	FPS
640px-n-100e.pt	640	0.9293	11.32	88.35
640px-n-100e.pt	736	0.9327	12.21	81.89
640px-s-100e.pt	640	0.9311	21.57	46.37
640px-s-100e.pt	736	0.9303	25.27	39.57
720px-n-100e.pt	640	0.9310	11.47	87.20
720px-n-100e.pt	736	0.9341	11.95	83.66
720px-s-100e.pt	640	0.9357	21.21	47.15
720px-s-100e.pt	736	0.9301	25.71	38.89

Tabel 4. Hasil Uji Pada CPU.

Model	Image Size	mAP50-95	Inference (ms)	FPS
640px-n-100e.pt	640	0.9293	41.97	23.83
640px-n-100e.pt	736	0.9327	52.62	19.00
640px-s-100e.pt	640	0.9311	97.37	10.27
640px-s-100e.pt	736	0.9303	116.73	8.57
720px-n-100e.pt	640	0.9310	44.45	22.50
720px-n-100e.pt	736	0.9341	49.50	20.20
720px-s-100e.pt	640	0.9357	87.64	11.41
720px-s-100e.pt	736	0.9301	111.32	8.98

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menetapkan kerangka kerja kelayakan penggunaan YOLO26 dalam mengenali tanda aritmetika dua tangan, dengan capaian akurasi yang hampir sempurna ($mAP50 > 0,99$) di seluruh konfigurasi yang diuji. Penelitian ini membuktikan bahwa deteksi

presisi tinggi dari gestur kompleks dapat dicapai melalui ekstraksi fitur visual makro, sehingga mampu melewati overhead komputasi dan sensitivitas lingkungan dari pelacakan kerangka tradisional. Lebih lanjut, data pengujian tolok ukur mengungkapkan adanya "ambang batas aksesibilitas" yang kritis: meskipun sistem berkemampuan GPU menyediakan pengalaman paling lancar (hingga 88 FPS), optimalisasi model Nano 640px tetap memungkinkan fungsi sebesar 23 FPS pada perangkat keras CPU standar. Temuan ini sangat penting karena memastikan bahwa alat pendidikan yang dihasilkan dapat disebar di berbagai kondisi sekolah tanpa terhambat oleh keterbatasan perangkat keras lokal. Ke depan, transisi dari status "bukti konsep" menjadi alat yang siap digunakan di dalam kelas memerlukan beberapa kemajuan utama. Penelitian di masa depan harus berfokus pada penyebaran model-model ini melalui kerangka kerja web yang ringan guna memfasilitasi aksesibilitas lintas platform. Selain itu, perluasan kumpulan data privat untuk mencakup cakupan derau lingkungan dan morfologi tangan yang lebih luas akan meningkatkan ketahanan sistem dalam kondisi pencahayaan yang bervariasi. Akhirnya, eksplorasi konversi model-model ini ke format komputasi edge khusus (seperti ONNX atau TensorRT) dapat lebih lanjut menjembatani kesenjangan kinerja pada perangkat yang hanya berbasis CPU, sehingga membawa sistem selangkah lebih dekat menuju ekosistem matematika digital waktu nyata yang benar-benar inklusif bagi siswa tunarungu.

Saran

Untuk penelitian masa depan, perkembangan berikut disarankan: Integrasi Sistem: Mengembangkan antarmuka aplikasi seluler atau situs web utuh untuk menyebarkan model di kelas. Ekspansi Perangkat Keras: Menguji kinerja model pada perangkat edge berdaya ultra-rendah dan mengeksplorasi integrasi robotik. Penskalaan Ketahanan: Meningkatkan kumpulan data untuk mencakup parameter rotasi dan lingkungan latar belakang yang beragam. Optimasi: Menyelidiki konversi data bilangan pecahan ke bilangan bulat demi pengurangan latensi lebih lanjut.

DAFTAR REFERENSI

- Artha, I. K. B. D., Arthana, I. K. R., & Suputra, P. H. (2025). Pengembangan model long short-term memory berbasis MediaPipe Pose untuk klasifikasi dan penilaian gerakan *push-up*. *JUTISI: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 14(3), 2106. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v14i3.3363>
- Cahya, N., & Fazriyah, R. (2023). Learning methods based on deaf children's learning styles. *ALACRITY: Journal of Education*, 3. <http://lppppublishing.com/index.php/alacrity>
- Casas, E., Ramos, L., Bendek, E., & Rivas-Echeverria, F. (2023). Assessing the effectiveness of YOLO architectures for smoke and wildfire detection. *IEEE Access*, 11, 108451–108469. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3312217>

- Fitriyani, F. N. C. R. F. (2024). Learning methods based on deaf children's learning styles. *ALACRITY: Journal of Education*. <https://doi.org/10.52121/alacrity.v3i3.202>
- Gunaya, I. W., Kesiman, M. W. A., & Suputra, P. H. (2025). Indonesian sign language (BISINDO) recognition using long short-term memory method. *Proceedings of the 2025 International Conference on Computer System, Information Technology, and Electrical Engineering (COSITE 2025)*, 256–261. <https://doi.org/10.1109/COSITE68330.2025.11414365>
- Hidayat, A. T., Sunarya, I. M. G., Andisana, S. P. G., Smrti, E. N., Wahyu Erlangga, G. A. S., & lainnya. (2026). Perbandingan performa model CNN pada klasifikasi biji kopi dengan citra berbasis conditional lightweight GAN. *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, 23(1).
- Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection. *Machines*, 11(7), 677. <https://doi.org/10.3390/machines11070677>
- Ilmi, N., & Suryoprayogo, H. (2022). Pengenalan angka bahasa isyarat dengan menggunakan local directional pattern dan klasifikasi *k-nearest neighbour*. *Journal of Informatics and Communication Technology (JICT)*, 4(1). https://doi.org/10.52661/j_ict.v4i1.103
- Kesiman, M. W. A., Maysanjaya, I. M. D., Pradnyana, I. M. A., Sunarya, I. M. G., & Suputra, P. H. (2020). Profiling Balinese dances with silhouette sequence pattern analysis. *Proceedings of the International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia (CENIM 2020)*, 423–428. <https://doi.org/10.1109/CENIM51130.2020.9297893>
- Kesiman, M. W. A., Sunarya, I. M. G., & Sumantara, I. G. L. T. (2024). Comparative analysis of CNN methods for periapical radiograph classification. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 13(2), 204–214. <https://doi.org/10.23887/janapati.v13i2.71664>
- Khasawneh, M. A. S. (2023). The use of video as media in distance learning for deaf students. *Contemporary Educational Technology*, 15(2). <https://doi.org/10.30935/cedtech/13012>
- Lin, H. Y., Tu, K. C., & Li, C. Y. (2020). VAID: An aerial image dataset for vehicle detection and classification. *IEEE Access*, 8, 212209–212220. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040290>
- Liu, L., Blancaflor, E. B., & Abisado, M. (2023). A lightweight multi-person pose estimation scheme based on Jetson Nano. *Applied Computer Science*, 19(1). <https://doi.org/10.35784/acs-2023-01>
- Made, I. P. P., Indradewi, I. G. A. A. D., & Suputra, P. H. (2025). Pengenalan kata Kolok secara *real time* menggunakan MediaPipe dan algoritma long short-term memory (LSTM). *SINTECH Journal*. <https://doi.org/10.31598>
- Muñoz Galindez, J. A., Villota Coral, L. V., & Vargas Cañas, R. (2025). The dynamic Colombian sign language dataset for basic conversation LSC70. *Data in Brief*, 58, 111213. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2024.111213>
- Natesan, B., Liu, C. M., Ta, V. D., & Liao, R. (2023). Advanced robotic system with keypoint extraction and YOLOv5 object detection algorithm for precise livestock monitoring. *Fishes*, 8(10), 524. <https://doi.org/10.3390/fishes8100524>

- Natih, I. D. G. A. W., Kesiman, M. W. A., & Sunarya, I. M. G. (2025). Analisis perbandingan arsitektur dan optimizer YOLOv11 untuk estimasi buah kelapa. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(4), 12–19. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3329>
- Ni Made Rai Wisudariani, Sriasih, S. A. P., Adnyani, N. L. P. S., Suarcaya, P., & Saputra, N. P. H. (2023). *Papalisi sebagai wahana edukasi literasi di SD Negeri 2 Bengkulu*. Prosiding Senadimas 2023. <https://conference.undiksha.ac.id/senadimas/2023/prosiding/file/138.pdf>
- Ridha, S., Ngasimurrohman, M., Ulfaini, R., Ekarini, A., & Ibrahim. (2020). Problematika siswa difabel rungu dalam pembelajaran matematika di sekolah inklusi. *JPM UIN Antasari*, 7(1), 8–18.
- Sukma Dewi, N. P. D. A., Kesiman, M. W. A., Sunarya, I. M. G., & Indradewi, I. G. A. A. D. (2023). Classification of Balinese herbal plant leaf using convolutional neural network. *2023 10th International Conference on Advanced Informatics: Concept, Theory and Application (ICAICTA 2023)*. <https://doi.org/10.1109/ICAICTA59291.2023.10390503>
- Terven, J., Córdova-Esparza, D. M., & Romero-González, J. A. (2023). A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(4), 1680–1716. <https://doi.org/10.3390/make5040083>