

Analisis Sistem Deteksi Citra untuk Optimalisasi Pengawasan Lalu Lintas Udara Menggunakan Algoritma YOLOv5

Astika Ayuningtyas ^{(1)*}, Imam Riadi ⁽²⁾, Anton Yudhana ⁽³⁾

¹ Departemen Informatika, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto, Yogyakarta, Indonesia

² Departemen Sistem Informasi, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia

³ Departemen Teknik Elektro, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia

e-mail : astika@stta.ac.id, imam.riadi@is.uad.ac.id, eyudhana@ee.uad.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 31 Oktober 2024, direvisi 21 Januari 2025, diterima 23 Januari 2025, dan dipublikasikan 30 September 2025.

Abstract

This study aims to develop an image detection system capable of identifying manned and unmanned aircraft objects to support air traffic surveillance. The increasing flight activity, both from commercial aircraft and drones, requires a more optimal surveillance system to connect the airspace efficiently. In this study, a Convolutional Neural Network (CNN) model utilizing the You Only Look Once version 5 (YOLOv5) method is employed to detect and classify objects in real-time from aircraft images. The methodology employed includes collecting aerial image data, labeling the data, and training object detection models using YOLOv5. The dataset used consists of 2,520 images of manned aircraft (warplanes) and 5,422 images of unmanned aircraft (drones). The experimental results demonstrate that the YOLOv5 model achieves high detection accuracy for both manned and unmanned aircraft, with a relatively fast inference time, thereby supporting the development of an effective air traffic surveillance system. This system is expected to be an integral part of a more sophisticated and responsive air traffic surveillance solution.

Keywords: Convolutional Neural Network, YOLOv5, Deep Learning, Aircraft Detection, Air Traffic Surveillance

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi citra yang mampu mengidentifikasi objek pesawat berawak dan tidak berawak guna mendukung pengawasan lalu lintas udara. Meningkatnya aktivitas penerbangan, baik dari pesawat komersial maupun drone, diperlukan sistem pengawasan yang lebih optimal untuk menghubungkan ruang udara secara efisien. Dalam penelitian ini, menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan metode You Only Look Once versi 5 (YOLOv5) diterapkan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dari citra pesawat secara *real-time*. Metodologi yang digunakan meliputi pengumpulan data citra udara, pelabelan data, dan pelatihan model deteksi objek dengan YOLOv5. Dataset yang digunakan sebesar 2.520 gambar dengan kelas pesawat berawak (*warplane*) dan 5.422 gambar dengan kelas pesawat tidak berawak (*drone*). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model YOLOv5 memiliki akurasi deteksi yang tinggi terhadap pesawat berawak dan tidak berawak, dengan waktu inferensi yang relatif cepat, sehingga dapat mendukung pengembangan sistem pengawasan lalu lintas udara secara efektif. Sistem ini diharapkan dapat menjadi bagian integral dari solusi pengawasan lalu lintas udara yang lebih canggih dan responsif.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, YOLOv5, Deep Learning, Deteksi Pesawat, Pengawasan Lalu Lintas Udara

1. PENDAHULUAN

Industri penerbangan mengalami perkembangan pesat dalam beberapa dekade terakhir. Menurut data Internasional Air transport Association (IATA), jumlah penumpang udara diperkirakan akan terus tumbuh sebesar 3,7 % per tahun hingga tahun 2037, mencapai 8,2 miliar penumpang (Wittmer & Müller, 2021). Pengawasan lalu lintas udara adalah salah satu aspek yang sangat penting dalam industri penerbangan untuk menjamin keselamatan dan efisiensi operasional. Dalam beberapa dekade terakhir, peningkatan jumlah penerbangan komersial dan



Artikel ini didistribusikan mengikuti lisensi Atribusi-NonKomersial CC BY-NC sebagaimana tercantum pada <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

penggunaan drone secara signifikan telah meningkatkan kompleksitas pengelolaan ruang udara. Otoritas penerbangan global menghadapi tantangan besar dalam memastikan bahwa seluruh objek udara, termasuk pesawat terbang dan drone, dapat dideteksi dan dipantau secara efektif untuk menghindari tabrakan, memastikan kelancaran alur lalu lintas udara, dan merespons ancaman keamanan potensial. Teknologi pengawasan yang ada saat ini, seperti radar, memiliki keterbatasan, baik dalam hal jangkauan, akurasi, maupun efisiensi dalam mendeteksi pesawat, terutama pada lingkungan yang kompleks dan penuh tantangan, seperti kondisi cuaca buruk atau wilayah udara yang padat.

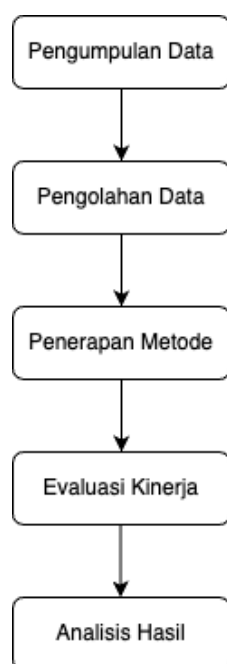
Seiring dengan kemajuan pesat dalam bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence atau AI) dan pembelajaran mendalam (*deep learning*), teknologi ini memberikan peluang baru untuk meningkatkan kemampuan deteksi objek (Akbar et al., 2022; Anne & Gueye, 2024; Argho et al., 2024; Arnia et al., 2024; Arooj et al., 2024; Asadi et al., 2024; Chowdhury et al., 2023; D L et al., 2024; Das & Baruah, 2023; Ellouze et al., 2024; Fahmi et al., 2023; Freitas et al., 2024; Giménez-Gallego et al., 2024; Inamullah et al., 2024; H. Liu et al., 2024; Oyedele et al., 2024; Peryanto et al., 2020a, 2020b; Ramakrishnan et al., 2024; Reddy et al., 2024; S et al., 2024; D. K. Saha et al., 2024; Saifullah et al., 2023; Sharma et al., 2024; Sileo et al., 2024; Sotoude et al., 2023; Tan & Liu, 2023; Ye et al., 2023; Yi et al., 2024; Zhang et al., 2024), termasuk pesawat. Salah satu algoritma deteksi objek yang sangat efisien dan telah banyak digunakan adalah You Only Look Once version 5 (YOLOv5). YOLOv5 merupakan salah satu model deteksi objek berbasis *deep learning* yang terkenal karena kemampuannya untuk melakukan deteksi objek secara *real-time* dengan kecepatan dan akurasi yang sangat tinggi (Aydin & Singha, 2023; Goud et al., 2023; Huang et al., 2023; Jung & Choi, 2022; Lian-suo et al., 2024; Murthy et al., 2022; Sapakova et al., 2024; Wang et al., 2023). Algoritma ini bekerja dengan cara membagi gambar menjadi grid dan memprediksi objek dalam setiap grid secara simultan. YOLOv5 sangat ideal untuk aplikasi pengawasan lalu lintas udara karena kemampuan mendeteksi objek dengan cepat (Ren et al., 2023; Xu et al., 2024), bahkan dalam kondisi lingkungan yang kompleks (Fransisca & Santoso, 2023; Karimah et al., 2024; Rishi et al., 2024). Dalam konteks deteksi pesawat, algoritma ini memungkinkan sistem untuk mendeteksi pesawat dalam berbagai kondisi, seperti jarak, sudut pandang, serta perubahan ukuran dan posisi. Hal ini menawarkan keunggulan signifikan dalam hal; 1) Kecepatan Inferensi: YOLOv5 dirancang untuk melakukan deteksi dalam waktu yang sangat singkat, menjadikannya pilihan yang sangat tepat untuk aplikasi yang membutuhkan respons cepat, seperti pengawasan *real-time*; 2) Akurasi Deteksi: Dengan kemampuan deteksi multi-objek (Ahmed et al., 2024; Qiu et al., 2024); 3) Efisiensi Komputasi: Algoritma ini dioptimalkan untuk dapat berjalan pada perangkat keras dengan spesifikasi yang bervariasi, mulai dari sistem berbasis GPU hingga perangkat kecil seperti *edge device* (Feng et al., 2024; G. Liu et al., 2023), yang menjadikannya fleksibel untuk diterapkan dalam sistem pengawasan lalu lintas udara di berbagai lokasi.

Penerapan YOLOv5 dalam sistem deteksi pesawat menawarkan solusi modern untuk mengatasi tantangan pengawasan lalu lintas udara, seperti deteksi objek kecil (drone), peningkatan jumlah pesawat, serta kebutuhan untuk merespons situasi kritis secara cepat dan tepat. YOLOv5 memungkinkan sistem untuk memantau lalu lintas udara secara lebih efektif dibandingkan dengan teknologi konvensional. Hal ini diharapkan dapat mengurangi risiko kecelakaan udara, meningkatkan efisiensi manajemen ruang udara, dan memperkuat sistem keamanan udara secara keseluruhan. Dalam penelitian ini, menganalisis bagaimana implementasi algoritma YOLOv5 dapat mengoptimalkan sistem deteksi pesawat. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan keamanan pengawasan lalu lintas udara global. Selain itu, ke depannya dapat mendukung inisiatif modernisasi pengelolaan lalu lintas udara global, yang diharapkan mampu meningkatkan efisiensi, keamanan, dan kelancaran penerbangan di masa depan. Penelitian dan pengembangan sistem deteksi pesawat berbasis YOLOv5 ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam menciptakan solusi pengawasan lalu lintas udara yang lebih cerdas dan efektif, serta mengantisipasi tantangan di masa depan dalam industri penerbangan.



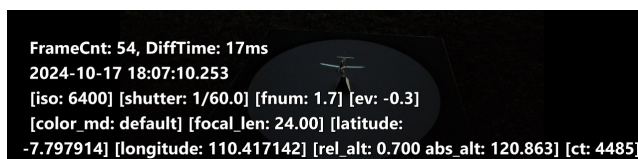
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja algoritma YOLOv5 dalam sistem deteksi pesawat. Metodologi penelitian ini mencakup beberapa tahap utama, yaitu pengumpulan data, pengolahan data, penerapan metode, evaluasi kinerja, dan analisis hasil. Gambar 1 menampilkan tahapan-tahapan metodologi yang dilakukan dalam penelitian. Pada tahap pertama dilakukan pengumpulan data citra berupa pesawat berawak dan tidak berawak yang diambil dari sumber data primer yaitu hasil eksperimen peneliti dengan menggunakan bantuan *drone* untuk menangkap objek berupa model pesawat berawak dan tidak berawak (*drone*). Data primer diambil menggunakan Drone DJI mini 4 Pro dengan *Effective Pixels*: 48 MP, pengambilan dilakukan pada Bulan Oktober 2024. Selain data primer, jenis data lainnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis sekunder yang didapatkan dari dataset *public* yaitu Kaggle. Data sekunder dikumpulkan dari Bulan September sampai dengan Oktober 2024. Data sekunder digunakan untuk mempersiapkan dataset untuk proses pelatihan.



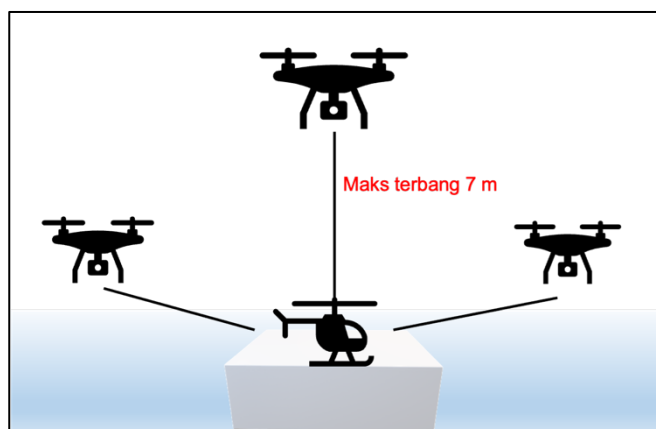
Gambar 1 Tahapan Metodologi Penelitian

Penggunaan jenis data yang berbeda ini memperkaya data pelatihan dan pengujian dalam proses deteksi, sehingga diharapkan mendapat akurasi yang semakin tinggi. Proses pengumpulan data yang dilakukan pertama adalah menyiapkan *drone* dan model pesawat yang akan digunakan untuk simulasi objek yang akan dideteksi. Pengambilan data citra ini dilakukan di Lapangan Utama Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto (ITDA) dengan batasan ketinggian pengambilan obyek adalah 7 (tujuh) meter. Jarak ketinggian ini masih dalam kategori yang diijinkan untuk terbang di kawasan Lanud Adisutjipto. Kondisi pengambilan objek dilakukan pada pagi, siang dan malam hari. Hal tersebut dimaksudkan untuk mendapatkan dataset yang lebih bervariasi dengan kondisi pencahayaan yang beragam dalam jumlah yang besar. Salah satu contoh detail informasi pengambilan citra ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Menunjukkan Ilustrasi Pengambilan Citra Pesawat Terbang





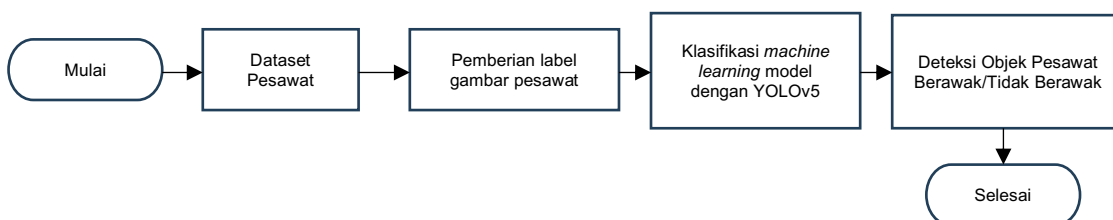
Gambar 3 Ilustrasi Pengambilan Citra Pesawat

Gambar 3 menunjukkan ilustrasi pengambilan citra pesawat terbang. Data yang dikumpulkan berupa gambar dan video objek pesawat. Penelitian ini berfokus pada keberhasilan metode YOLOv5 untuk deteksi objek pesawat. Oleh karena itu, penelitian ini mempertimbangkan kualitas gambar yang dihasilkan oleh kedua jenis dataset yang digunakan. Dataset yang dikumpulkan dari sumber data sekunder untuk kelas pesawat berawak sebanyak 2.520 gambar yang terdiri 2205 *train*, 210 *valid*, dan 105 *test*. Dataset untuk kelas pesawat tidak berawak untuk sumber data primer dan sekunder jumlah keseluruhannya adalah 5.422 gambar dengan 4.717 *train*, 470 *valid*, dan 235 *test*; secara lengkapnya tersaji pada Tabel 1.

Tabel 1 Kelas Dataset

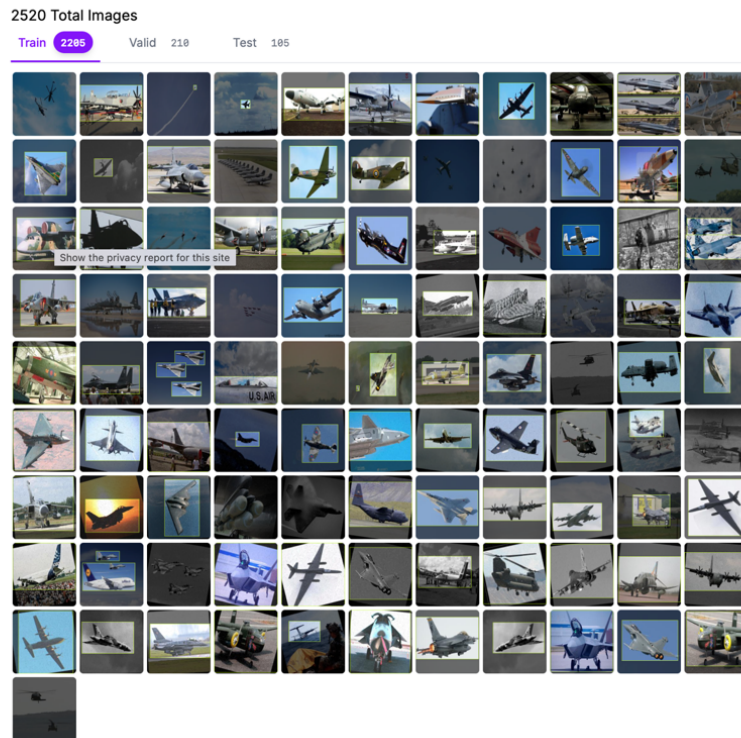
No.	Sumber Data	Kelas	Train	Valid	Test	Definisi Kelas
1	Primer	Pesawat Tidak Berawak (drone)	2593	267	134	Citra Drone
2	Sekunder	Pesawat Berawak	2205	210	105	Citra Pesawat Tempur/Militer
3	Sekunder	Pesawat Tidak Berawak (drone)	2124	203	101	Citra Drone

Selanjutnya pada pengumpulan citra berupa gambar yang didapatkan dari sumber pribadi dan *public* dilakukan pengolahan yaitu diberikan pelabelan untuk memuat kelas objeknya. Proses pelabelan dilakukan dengan cara membuat nama kelas dan *bounding box* pada setiap objek gambar. Tahapan selanjutnya, dilakukan proses *pre-processing* dan *augmentations* untuk meningkatkan akurasi metode YOLOv5 dalam pendeteksian. Secara lengkap ditampilkan pada Gambar 4 yang dijelaskan melalui blok diagram dengan poin berupa *input*, proses dan *output* (klasifikasi dengan YOLOv5). Arsitektur YOLOv5 akan diproses berdasarkan dataset yang sebelumnya telah dimasukkan ke arsitektur tersebut dengan sebelumnya melewati proses *training*. Hasil deteksi berupa pesawat berawak (misalnya: *warplane*) dan pesawat tidak berawak (*drone*). Dataset yang siap dilatih merupakan dataset yang sudah melalui tahap sebelumnya dan sudah diberikan label pada setiap citra.

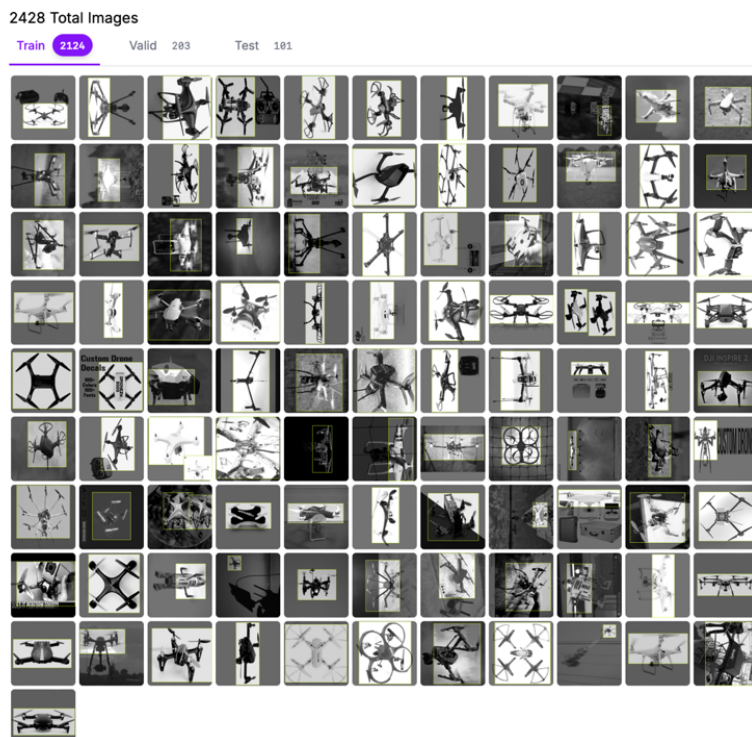


Gambar 4 Blok Diagram Proses Deteksi





Gambar 5 Proses Pembuatan Dataset Pesawat Berawak



Gambar 6 Proses Pembuatan Dataset Pesawat Tidak Berawak

Gambar 5 adalah proses pembuatan dataset dari jenis objek yang akan dideteksi yaitu pesawat berawak yang didapatkan dari dataset *public* yaitu Kaggle (Adam, 2022; Bilel, 2022), cuplikan yang ditampilkan contoh untuk proses anotasi pada pesawat berawak jenis *warplane*. Dataset



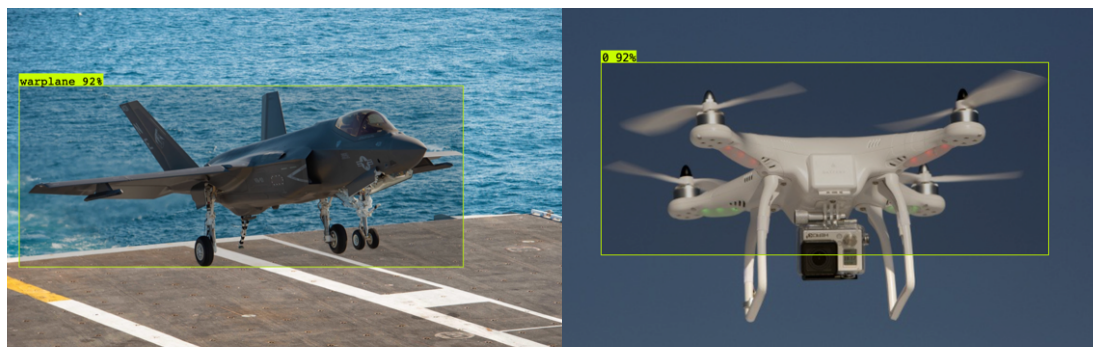
Artikel ini didistribusikan mengikuti lisensi Atribusi-NonKomersial CC BY-NC sebagaimana tercantum pada <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

berupa citra *drone* yang digunakan berjumlah 2520 (dua ribu lima ratus dua puluh). Pada Gambar 6 merupakan dataset dari jenis objek yang akan dideteksi yaitu pesawat tidak berawak yang didapatkan dari dataset *public* yaitu Kaggle (Aksoy et al., 2019; B. Saha, 2022). Dataset berupa citra *drone* yang digunakan berjumlah 2428 (dua ribu empat ratus dua puluh delapan), dimana akan dibagi 3 (tiga) kelompok yaitu data *train*, *valid* dan *test*. Saat proses anotasi menggunakan *platform* Roboflow sehingga pengumpulan data menjadi lebih mudah saat *pre-processing*. Proses anotasi adalah tahapan untuk pemberian label pada setiap objek gambar (Saifullah et al., 2023; Sunardi et al., 2017; Surya et al., 2019; Yudhana et al., 2017). Selanjutnya setiap gambar yang telah dianotasi dapat dikonversi ukurannya atau menambahkan variasi fitur pada gambar untuk meningkatkan akurasi YOLOv5 saat proses deteksi.

Pada tahap ketiga adalah penerapan Metode YOLOv5 dengan melakukan proses pelatihan model menggunakan data yang telah dipersiapkan sebelumnya. Setelah proses pelatihan selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian untuk menilai kemampuan model dalam mengenali objek sesuai dengan tujuan penelitian. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, dilakukan evaluasi kinerja untuk mengukur performa model melalui berbagai metrik yang relevan, sehingga dapat diperoleh gambaran mengenai efektivitas metode yang digunakan. Tahapan akhir dari proses ini adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi, yang kemudian menjadi dasar untuk memberikan rekomendasi atau pengembangan lebih lanjut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian menggunakan *platform* Roboflow dan menerapkan metode YOLOv5. Tujuan menggunakan metode ini untuk menentukan tempat sebuah citra pada objek yang hadir dan mengelompokkan berdasarkan jenis objeknya yaitu pesawat berawak (misalnya: *warplane*) atau pesawat tidak berawak (misalnya: *drone*). Gambar 7 menunjukkan dua contoh hasil deteksi pesawat berawak jenis *warplane* dan *drone* dengan akurasi 92%.



Gambar 7 Contoh Cuplikan Hasil Deteksi Objek

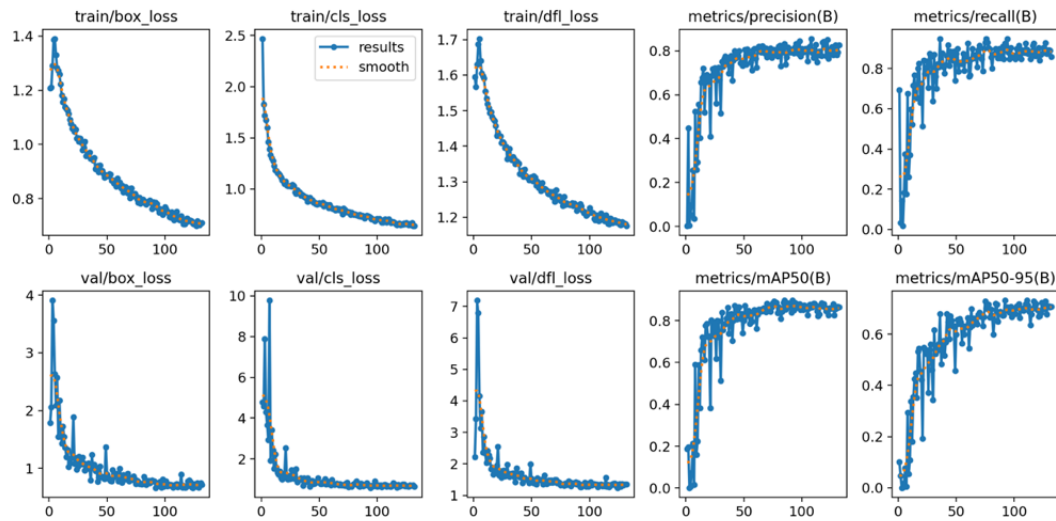
Pada Tabel 2 menunjukkan contoh pengaplikasian Metode YOLOv5 yang telah diterapkan dalam penelitian ini. Diambil sampel cuplikan 2% dari total 4% data *testing* (yang berjumlah 105 data). Hasil secara keseluruhan untuk deteksi objek pesawat tidak berawak pada set validasi memiliki tingkat presisi untuk model pesawat berawak (jenis *warplane*) yaitu 89,6% dengan nilai *precision* 80,4%, ini berarti hanya 19,6% prediksi yang salah (*false positive*), sedangkan untuk model pesawat tidak berawak (*drone*) yaitu 93,5% dengan nilai *precision* 93,2%, artinya hampir semua prediksi tersebut benar, dengan 6,8% kesalahan. Dalam penelitian, akurasi merupakan faktor penting dalam mengevaluasi kinerja suatu sistem deteksi (Akbar et al., 2022; Fahmi et al., 2023; Muis et al., 2023; Sulistyo et al., 2018; Sunardi et al., 2022; Tjahyanto & Atletiko, 2022; Umar et al., 2018). Pada penelitian ini diperoleh hasil bahwa model *warplane* dengan akurasi lebih rendah mampu memberikan nilai kebenaran deteksi lebih tinggi dibandingkan model *drone* yang memiliki akurasi 93,5%. Hal ini dapat disebabkan oleh satu faktor yaitu ketidakseimbangan data (Molnar, 2020; Pramanik et al., 2021; Schenk & Kern, 2024). Faktor lain yang mempengaruhi akurasi pada deteksi objek adalah kompleksitas latar belakang dan variasi pencahayaan seperti pada penelitian (Khairunisa et al., 2024; Pratama et al., 2024; Wahyudi et al., 2024).



Tabel 2 Cuplikan Hasil Deteksi Objek Pesawat

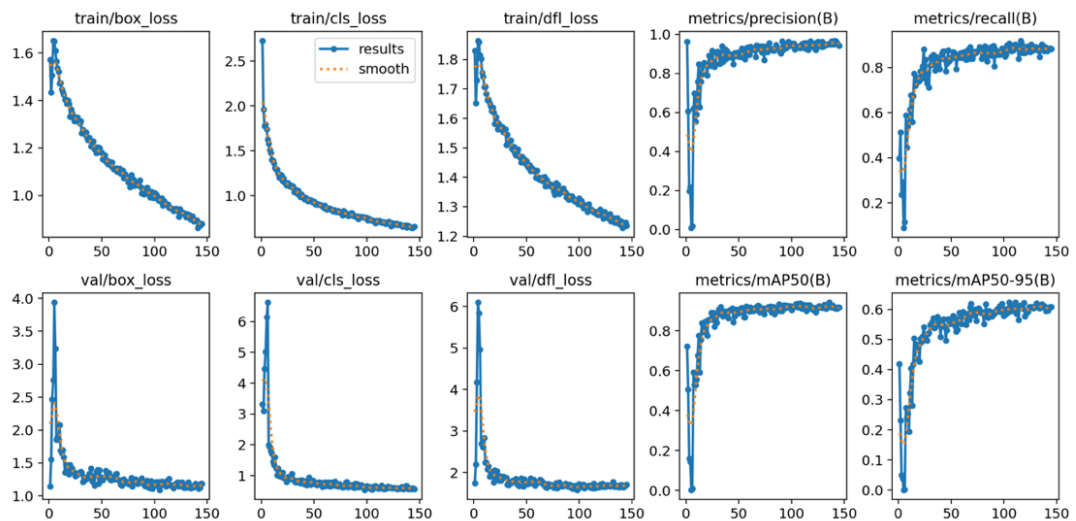
Kode Citra	Kelas	Definisi Kelas	Hasil Deteksi	Akurasi
10007	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	91%
10017	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	92%
10033	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	88%
10043	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	53%
10046	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	94%
10055	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	70%
10063	Pesawat Berawak	Warplane	Tidak Terdeteksi	0%
10076	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	82%
10087	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	88%
10097	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	92%
10104	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	85%
10114	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	93%
10127	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	85%
10132	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	66%
10142	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	90%
10146	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	93%
10161	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	87%
10254	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	76%
10166	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	74%
10353	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	75%
10472	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	83%
10001	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	88%
10002	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	68%
10003	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	73%
10004	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	92%
10005	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	82%
10006	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	83%
10007	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10008	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	72%
10009	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	75%
10010	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10011	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	74%
10012	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	82%
10013	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	75%
10014	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	86%
10015	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10016	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10017	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10018	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10019	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10020	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	69%
10021	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10022	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	87%
10023	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	83%
10024	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	69%
10025	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	90%
10026	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	86%
10254	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	76%
10166	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	74%
10353	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	75%
10472	Pesawat Berawak	Warplane	Terdeteksi	83%
10027	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	75%
10028	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%
10029	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Terdeteksi	72%
10030	Pesawat Tidak Berawak	Drone	Tidak Terdeteksi	0%





Gambar 8 Hasil Evaluasi Data Training Objek Warplane

Pada Gambar 8 menunjukkan nilai box loss selama proses pelatihan. Box loss mengukur seberapa baik model menggambarkan kotak pembatas (*bounding box*) yang mengelilingi objek dalam gambar. Nilai box loss menurun seiring dengan peningkatan *epoch*, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi lokasi kotak pembatas. Penurunan yang konsisten pada semua jenis loss (baik pada pelatihan maupun validasi) terlihat pada Gambar 9 yang mengindikasikan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan deteksi secara keseluruhan. Ini berarti bahwa model tidak hanya belajar dengan baik dari pelatihan data, tetapi juga dapat melakukan generalisasi yang baik terhadap validasi data, yang merupakan indikator penting untuk memastikan bahwa model dapat digunakan dalam situasi nyata.



Gambar 9 Hasil Evaluasi Data Training Objek Drone

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi pengujian sangat baik: 89,6% untuk citra *warplane* dan 93,5% untuk citra drone. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa akurasi yang tinggi tidak menjamin tingginya tingkat pengenalan yang benar. Beberapa variabel independen yang mempengaruhi nilai akurasi antara lain kualitas gambar, kualitas dataset, dan lokasi pengambilan



gambar dari berbagai sudut. Semakin beragamnya model kumpulan data, nilai akurasi yang dihasilkan pun bisa semakin meningkat. Banyaknya daerah pada gambar juga mempengaruhi nilai akurasi. Ini karena ketika objek ditumpuk satu sama lain, objek di belakangnya tidak akan dikenali. Penelitian ke depannya dapat menambah dataset dengan berbagai variasi seperti melakukan pengolahan citra pada dataset yang dikumpulkan untuk meningkatkan kualitas gambar yang lebih jelas dan mempunyai banyak sudut pandang pengambilan. Penelitian ini hanya menggunakan metode YOLOv5 dalam mendeteksi objek, perlu diperinci kembali untuk penelitian ke depannya mengembangkan metode tersebut untuk mendeteksi objek (pesawat) dengan menggunakan kumpulan dataset yang lebih banyak dan beragam kondisi. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan mempertimbangkan faktor eksternal mengenai kualitas gambar yang dihasilkan untuk dideteksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Adam, G. (2022). *Aerospace Images*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/gatewayadam/aerospace-images>
- Ahmed, M. W., Almujally, N. A., Alazeb, A., Algarni, A., & Park, J. (2024). Enhanced Object Detection and Classification via Multi-Method Fusion. *Computers, Materials & Continua*, 79(2), 3315–3331. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.046501>
- Akbar, S. A., Ghazali, K. H., Hasan, H., Mohamed, Z., Aji, W. S., & Yudhana, A. (2022). Rapid Bacterial Colony Classification Using Deep Learning. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 26(1), 352–361. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v26.i1.pp352-361>
- Aksoy, M. Ç., Orak, A. S., Özkan, H. M., & Selimoğlu, B. (2019). *Amateur Unmanned Air Vehicle Detection*. Kaggle. <https://doi.org/10.34740/kaggle/dsv/1019970>
- Anne, S., & Gueye, A. D. (2024). CNN and XGBoost for Automatic Segmentation of Stroke Lesions Using CT Data. *Procedia Computer Science*, 237, 72–79. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.05.081>
- Argho, A. G., Maswood, M. M. S., Mahmood, Md. I., & Mondol, N. (2024). EfficientCovNet: A CNN-Based Approach to Detect Various Pulmonary Diseases Including COVID-19 Using Modified EfficientNet. *Intelligent Systems with Applications*, 21, Article ID: 200315. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2023.200315>
- Arnia, F., Saddami, K., Roslidar, R., Muharar, R., & Munadi, K. (2024). Towards Accurate Diabetic Foot Ulcer Image Classification: Leveraging CNN Pre-Trained Features and Extreme Learning Machine. *Smart Health*, 33, Article ID: 100502. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2024.100502>
- Arooj, S., Altaf, S., Ahmad, S., Mahmood, H., & Mohamed, A. S. N. (2024). Enhancing Sign Language Recognition Using CNN and SIFT: A Case Study on Pakistan Sign Language. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36(2), Article ID: 101934. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.101934>
- Asadi, R., Queguineur, A., Wiikinkoski, O., Mokhtarian, H., Aihkisalo, T., Revuelta, A., & Ituarte, I. F. (2024). Process Monitoring by Deep Neural Networks in Directed Energy Deposition: CNN-Based Detection, Segmentation, and Statistical Analysis of Melt Pools. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 87, Article ID: 102710. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2023.102710>
- Aydin, B., & Singha, S. (2023). Drone Detection Using YOLOv5. *Eng*, 4(1), 416–433. <https://doi.org/10.3390/eng4010025>
- Bilel, K. (2022). *Military Aircraft Recognition Dataset*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/khlaifiabilel/military-aircraft-recognition-dataset>
- Chowdhury, A. A., Hasan Mahmud, S. M., Shahjalal Hoque, K. K., Ahmed, K., Bui, F. M., Lio, P., Moni, M. A., & Al-Zahrani, F. A. (2023). StackFBAs: Detection of Fetal Brain Abnormalities Using CNN with Stacking Strategy from MRI Images. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 35(8), Article ID: 101647. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.101647>
- D L, S., K, V., N, A., & Vashistha, S. (2024). Tomato Leaf Disease Detection Using CNN. *Procedia Computer Science*, 235, 2975–2984. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.281>



- Das, K., & Baruah, A. K. (2023). Object Detection on Scene Images: A Novel Approach. *Procedia Computer Science*, 218, 153–163. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.411>
- Ellouze, A., Kadri, N., Alaerjan, A., & Ksantini, M. (2024). Combined CNN-LSTM Deep Learning Algorithms for Recognizing Human Physical Activities in Large and Distributed Manners: A Recommendation System. *Computers, Materials & Continua*, 79(1), 351–372. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.048061>
- Fahmi, M., Yudhana, A., & Sunardi, S. (2023). Pemilahan Sampah Menggunakan Model Klasifikasi Support Vector Machine Gabungan dengan Convolutional Neural Network. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(1), 76–81. <https://mti.uad.ac.id/download/pemilahan-sampah-menggunakan-model-klasifikasi-support-vector-machine-gabungan-dengan-convolutional-neural-network/>
- Feng, C., Wang, C., Zhang, D., Kou, R., & Fu, Q. (2024). Enhancing Dense Small Object Detection in UAV Images Based on Hybrid Transformer. *Computers, Materials & Continua*, 78(3), 3993–4013. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.048351>
- Fransisca, V., & Santoso, H. (2023). Penerapan Gamma Correction dalam Peningkatan Pendeteksian Objek Malam pada Algoritma YOLOv5. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(1), 59–69. <https://doi.org/10.47065/bits.v5i1.3553>
- Freitas, N. R., Vieira, P. M., Tinoco, C., Anacleto, S., Oliveira, J. F., Vaz, A. I. F., Laguna, M. P., Lima, E., & Lima, C. S. (2024). Multiple Mask and Boundary Scoring R-CNN with cGAN Data Augmentation for Bladder Tumor Segmentation in WLC Videos. *Artificial Intelligence in Medicine*, 147, Article ID: 102723. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2023.102723>
- Giménez-Gallego, J., Martínez-del-Rincon, J., González-Teruel, J. D., Navarro-Hellín, H., Navarro, P. J., & Torres-Sánchez, R. (2024). On-Tree Fruit Image Segmentation Comparing Mask R-CNN and Vision Transformer Models. Application in a Novel Algorithm for Pixel-Based Fruit Size Estimation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 222, Article ID: 109077. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109077>
- Goud, P. A. K., Raj, G. M., Rahul, K., & Lakshmi, A. V. (2023). Military Aircraft Detection Using YOLOv5. In *Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks* (pp. 865–878). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-1767-9_63
- Huang, M., Yan, W., Dai, W., & Wang, J. (2023). EST-YOLOv5s: SAR Image Aircraft Target Detection Model Based on Improved YOLOv5s. *IEEE Access*, 11, 113027–113041. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3323575>
- Inamullah, I., Hassan, S., Belhaouari, S. B., & Amin, I. (2024). Deciphering the Impact of Diversity in CNN-Based Ensembles on Overcoming Data Imbalance and Scarcity in Medical Datasets: A Case Study on Diabetic Retinopathy. *Informatics in Medicine Unlocked*, 49, Article ID: 101557. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2024.101557>
- Jung, H.-K., & Choi, G.-S. (2022). Improved YOLOv5: Efficient Object Detection Using Drone Images Under Various Conditions. *Applied Sciences*, 12(14), Article ID: 7255. <https://doi.org/10.3390/app12147255>
- Karimah, S., Pangestu, R. T., Febriansyah, A., & Irwan, I. (2024). Implementasi Metode YOLOv5 pada Sistem Pendeteksi Jentik Nyamuk Berbasis IoT. *Jurnal Inovasi Teknologi Terapan*, 2(2), 417–425. <https://doi.org/10.33504/jitt.v2i2.184>
- Khairunisa, N., Carudin, C., & Jamaludin, A. (2024). Analisis Perbandingan Algoritma CNN dan YOLO dalam Mengidentifikasi Kerusakan Jalan. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3), 1756–1768. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4434>
- Lian-suo, W. E. I., Shen-hao, H., & Long-yu, M. (2024). MTD-YOLOv5: Enhancing Marine Target Detection with Multi-Scale Feature Fusion in YOLOv5 Model. *Heliyon*, 10(4), Article ID: e26145. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26145>
- Liu, G., Hu, Y., Chen, Z., Guo, J., & Ni, P. (2023). Lightweight Object Detection Algorithm for Robots with Improved YOLOv5. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123, Article ID: 106217. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106217>
- Liu, H., Wang, W., Liu, H., Yi, S., Yu, Y., & Yao, X. (2024). A Degradation Type Adaptive and Deep CNN-Based Image Classification Model for Degraded Images. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 138(1), 459–472. <https://doi.org/10.32604/cmes.2023.029084>
- Molnar, C. (2020). *Interpretable Machine Learning* (3rd ed.). Lean Publishing.



- Muis, A., Sunardi, S., & Yudhana, A. (2023). Comparison Analysis of Brain Image Classification Based on Thresholding Segmentation with Convolutional Neural Network. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(2), 664–673. <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i2.1583>
- Murthy, J. S., Siddesh, G. M., Lai, W.-C., Parameshachari, B. D., Patil, S. N., & Hemalatha, K. L. (2022). ObjectDetect: A Real-Time Object Detection Framework for Advanced Driver Assistant Systems Using YOLOv5. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022(1), Article ID: 9444360. <https://doi.org/10.1155/2022/9444360>
- Oyedeji, O. A., Khan, S., & Erkoyuncu, J. A. (2024). Application of CNN for Multiple Phase Corrosion Identification and Region Detection. *Applied Soft Computing*, 164, Article ID: 112008. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.112008>
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020a). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020b). Rancang Bangun Klasifikasi Citra dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network. *Format: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 8(2), 138–147. <https://doi.org/10.22441/format.2019.v8.i2.007>
- Pramanik, P. K. D., Pal, S., Mukhopadhyay, M., & Singh, S. P. (2021). Big Data Classification: Techniques and Tools. In *Applications of Big Data in Healthcare* (pp. 1–43). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820203-6.00002-3>
- Pratama, B. K., Sri Lestanti, & Yusniarsi Primasari. (2024). Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk Mendeteksi Bahasa Isyarat SIBI. *ProTekInfo (Pengembangan Riset dan Observasi Teknik Informatika)*, 11(2), 7–14. <https://doi.org/10.30656/protekinfo.v11i2.9105>
- Qiu, K., Poon, P.-L., Zhao, S., Towey, D., & Yu, L. (2024). Improving the Validation of Multiple-Object Detection Using a Complex-Network-Community-Based Relevance Metric. *Knowledge-Based Systems*, 299, Article ID: 112027. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.112027>
- Ramakrishnan, A. B., Sridevi, M., Vasudevan, S. K., Manikandan, R., & Gandomi, A. H. (2024). Optimizing Brain Tumor Classification with Hybrid CNN Architecture: Balancing Accuracy and Efficiency Through oneAPI Optimization. *Informatics in Medicine Unlocked*, 44, Article ID: 101436. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2023.101436>
- Reddy, S. P. K., Harikiran, J., & Chandana, B. S. (2024). Deep CNN Based Multi Object Detection and Tracking in Video Frames with Mean Distributed Feature Set. *Procedia Computer Science*, 235, 723–734. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.069>
- Ren, Z., Zhang, H., & Li, Z. (2023). Improved YOLOv5 Network for Real-Time Object Detection in Vehicle-Mounted Camera Capture Scenarios. *Sensors*, 23(10), Article ID: 4589. <https://doi.org/10.3390/s23104589>
- Rishi, G. H., Kumar, P. R., Varshit, N. C., & Sailaja, K. (2024). Real-Time Military Aircraft Detection Using YOLOv5. *2024 Second International Conference on Data Science and Information System (ICDSIS)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICDSIS61070.2024.10594590>
- S, V., M, B., & V, K. (2024). Satellite Image Classification Using CNN with Particle Swarm Optimization Classifier. *Procedia Computer Science*, 233, 979–987. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.287>
- Saha, B. (2022). *Drone-Bird Classification*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/imbikramsaha/drone-bird-classification>
- Saha, D. K., Joy, A. M., & Majumder, A. (2024). YoTransViT: A Transformer and CNN Method for Predicting and Classifying Skin Diseases Using Segmentation Techniques. *Informatics in Medicine Unlocked*, 47, Article ID: 101495. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2024.101495>
- Saifullah, S., Drezewski, R., Yudhana, A., Pranolo, A., Kaswijanti, W., Suryotomo, A. P., Putra, S. A., Khaliduzzaman, A., Prabuwo, A. S., & Japkowicz, N. (2023). Nondestructive Chicken Egg Fertility Detection Using CNN-Transfer Learning Algorithms. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, 9(3), 854–871. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v9i3.26722>



- Sapakova, S., Sapakov, A., & Yilibule, Y. (2024). A YOLOv5-Based Model for Real-Time Mask Detection in Challenging Environments. *Procedia Computer Science*, 231, 267–274. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.202>
- Schenk, P. O., & Kern, C. (2024). Connecting Algorithmic Fairness to Quality Dimensions in Machine Learning in Official Statistics and Survey Production. *AStA Wirtschafts- und Sozialstatistisches Archiv*, 18(2), 131–184. <https://doi.org/10.1007/s11943-024-00344-2>
- Sharma, V., Kannan, S., Tanya, S., & Panda, N. (2024). Detecting Plant Diseases at Scale: A Distributed CNN Approach with PySpark and Hadoop. *Procedia Computer Science*, 235, 1044–1057. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.099>
- Sileo, M., Capece, N., Gruosso, M., Nigro, M., Bloisi, D. D., Pierri, F., & Erra, U. (2024). Vision-Enhanced Peg-in-Hole for Automotive Body Parts Using Semantic Image Segmentation and Object Detection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 128, Article ID: 107486. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107486>
- Sotoude, D., Hoseinkhani, M., & Amiri Tehranizadeh, A. (2023). Context-Aware Fusion of Transformers and CNNs for Medical Image Segmentation. *Informatics in Medicine Unlocked*, 43, Article ID: 101396. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2023.101396>
- Sulistyo, W. Y., Riadi, I., & Yudhana, A. (2018). Analisis Deteksi Keaslian Citra Menggunakan Teknik Error Level Analysis dengan Forensicallybeta. *Seminar Nasional Informatika 2018 (SEMNASIF 2018)*, 1(1), 154–159. <https://jurnal.upnyk.ac.id/index.php/semnasif/article/view/2632>
- Sunardi, S., Yudhana, A., & Saifullah, S. (2017). Identity Analysis of Egg Based on Digital and Thermal Imaging: Image Processing and Counting Object Concept. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 7(1), 200–208. <https://doi.org/10.11591/ijece.v7i1.pp200-208>
- Sunardi, S., Yudhana, A., & WindraPutri, A. R. (2022). Mass Classification of Breast Cancer Using CNN and Faster R-CNN Model Comparison. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 243–250. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v7i3.1462>
- Surya, R. A., Fadlil, A., & Yudhana, A. (2019). Identification of Pekalongan Batik Images Using Backpropagation Method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1373(1), Article ID: 012049. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1373/1/012049>
- Tan, G., & Liu, Y. (2023). Picture Processing Optimization Technology Based on Mask R-CNN Algorithm. *Procedia Computer Science*, 228, 647–654. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.11.075>
- Tjahyanto, A., & Atletiko, F. J. (2022). Peningkatan Kinerja Pengklasifikasi Objek Bawah Laut dengan Deep Learning. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 753–760. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1466>
- Umar, R., Riadi, I., & Miladiah, M. (2018). Sistem Identifikasi Keaslian Uang Kertas Rupiah Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Techno.Com*, 17(2), 179–185. <https://doi.org/10.33633/tc.v17i2.1681>
- Wahyudi, A. A., Khumaidi, A., Rahmat, M. B., Riananda, D. P., Syai'in, M., & Endrasmono, J. (2024). Implementasi Robot Operating System (ROS) untuk Meningkatkan Akurasi Deteksi Bola Menggunakan YOLO V5 pada KRSBI-Beroda. *Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri*, 11(2), 648–661. <https://doi.org/10.33795/elkolind.v11i2.5234>
- Wang, M., Yang, W., Wang, L., Chen, D., Wei, F., KeZiErBieKe, H., & Liao, Y. (2023). FE-YOLOv5: Feature Enhancement Network Based on YOLOv5 for Small Object Detection. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 90, Article ID: 103752. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2023.103752>
- Wittmer, A., & Müller, A. (2021). The Environment of Aviation. In *Aviation Systems* (pp. 79–117). Management of the Integrated Aviation Value Chain, 79–117. https://doi.org/10.1007/978-3-030-79549-8_3
- Xu, S., Zhang, M., Chen, J., & Zhong, Y. (2024). YOLO-HyperVision: A Vision Transformer Backbone-Based Enhancement of YOLOv5 for Detection of Dynamic Traffic Information. *Egyptian Informatics Journal*, 27, Article ID: 100523. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2024.100523>



- Ye, Z., Yang, K., Lin, Y., Guo, S., Sun, Y., Chen, X., Lai, R., & Zhang, H. (2023). A Comparison Between Pixel-Based Deep Learning and Object-Based Image Analysis (OBIA) for Individual Detection of Cabbage Plants Based on UAV Visible-Light Images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 209, Article ID: 107822. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107822>
- Yi, D., Ahmedov, H. B., Jiang, S., Li, Y., Flinn, S. J., & Fernandes, P. G. (2024). Coordinate-Aware Mask R-CNN with Group Normalization: A Underwater Marine Animal Instance Segmentation Framework. *Neurocomputing*, 583, Article ID: 127488. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.127488>
- Yudhana, A., Sunardi, S., & Saifullah, S. (2017). Segmentation Comparing Eggs Watermarking Image and Original Image. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 6(1), 47–53. <https://doi.org/10.11591/eei.v6i1.595>
- Zhang, J., Hou, C., Yang, X., Yang, X., Yang, W., & Cui, H. (2024). Advancing Face Detection Efficiency: Utilizing Classification Networks for Lowering False Positive Incidences. *Array*, 22, Article ID: 100347. <https://doi.org/10.1016/j.array.2024.100347>

