

DETEKSI OBJEK KENDARAAN TANK DENGAN MODEL YOLO DALAM PENGAWASAN WILAYAH DARAT

Alvido Bintang Zaidan

Teknik Elektro Universitas Pertahanan Republik Indonesia
Correspondensi author email: novalon96@gmail.com

Muhammad Azka Firdaus

Teknik Elektro Universitas Pertahanan Republik Indonesia
muhammadazkafirdaus15@gmail.com

Ahmad Ilham Irianto

Teknik Elektro Universitas Pertahanan Republik Indonesia
dmonefour04@gmail.com

Paskaliya Seren Wesal

Teknik Elektro Universitas Pertahanan Republik Indonesia
serenwisal@gmail.com

Abstract

The land area of a country has a state border area that can occur threats and conflicts such as tank vehicles that can penetrate into the territory of another country. The threat is overcome by object detection technology to detect tanks in land surveillance using the YOLO model. This research aims to obtain the results of the tank detection system data parameters, determine the tank detection process, and determine the effectiveness of the YOLO model in detecting tanks. The YOLO model used in the research is YOLOv9 by collecting tank image datasets to serve as a training dataset that will produce data parameters in object detection and evaluating model testing in the form of images, videos, and detection devices in the form of embedded systems integrated with cameras. Evaluation of tank detection in the form of simulation is tested using three different confidence values and using a dark or night scenario to determine the effectiveness of the YOLOv9 model in detecting tanks in that scenario. The results of the evaluation of the YOLOv9 model in tank image detection get 99.3% accuracy in the form of images and videos. The evaluation results in the scenario of three different confidence values can sort out the low accuracy value of tank detection according to the confidence value used and the results of tank detection in dark or night conditions are less effective in detecting tanks. This research is concluded to be able to produce tank detection system data parameters in the form of precision and recall, can find out the tank detection process, and the YOLO model becomes an effective object detection model in detecting tanks from the detection simulation results obtained.

Keywords: Tank Detection, YOLOv9

Abstrak

Wilayah darat suatu negara memiliki wilayah perbatasan negara yang dapat terjadi ancaman dan konflik seperti kendaraan tank yang dapat menembus masuk ke wilayah negara lain. Ancaman tersebut diatasi dengan teknologi deteksi objek untuk mendeteksi tank dalam pengawasan wilayah darat menggunakan model YOLO. Penelitian ini memiliki tujuan untuk mendapatkan hasil parameter data sistem deteksi tank, mengetahui proses deteksi tank, dan

mengetahui keefektifan model YOLO dalam mendeteksi tank. Model YOLO yang digunakan dalam penelitian adalah YOLOv9 dengan dilakukannya pengumpulan dataset citra tank untuk dijadikan sebagai pelatihan dataset yang akan menghasilkan parameter data dalam deteksi objek serta dilakukan evaluasi pengujian model dalam bentuk citra, video, dan alat deteksi berupa sistem tertanam yang terintegrasi dengan kamera. Evaluasi deteksi tank dalam bentuk simulasi diuji dengan menggunakan tiga nilai *confidence* berbeda dan menggunakan skenario kondisi gelap atau malam hari untuk mengetahui keefektifan model YOLOv9 dalam mendeteksi tank pada skenario tersebut. Hasil evaluasi model YOLOv9 dalam deteksi citra tank mendapatkan hasil akurasi bernilai 99.3% dalam bentuk citra dan video. Hasil evaluasi deteksi tank dinilai dengan menggunakan tiga skenario berbeda berupa deteksi dengan nilai *confidence* berbeda, deteksi tank pada kondisi gelap, dan perbandingan hasil deteksi tank dengan deteksi objek lainnya. Penelitian ini disimpulkan dapat menghasilkan parameter data sistem deteksi tank berupa presisi dan *recall*, dapat mengetahui proses deteksi tank, dan model YOLO menjadi model deteksi objek yang efektif dalam mendeteksi tank dari hasil simulasi deteksi yang didapat.

Kata Kunci : Deteksi Tank, YOLOv9

PENDAHULUAN

Wilayah darat suatu negara merupakan konsep mendasar dalam hukum internasional dan geopolitik yang mencakup seluruh area geografis di bawah kedaulatan suatu negara, termasuk daratan, perairan, dan udara di atasnya (Sumardja, 2011). Wilayah ini meliputi seluruh permukaan bumi yang berada di bawah kedaulatan negara serta memiliki batas-batas wilayah dengan negara lain. Batas wilayah negara, atau wilayah perbatasan, adalah bagian dari wilayah negara yang terletak di sisi dalam sepanjang batas wilayah negara dengan negara lain (Mochtar, 2006).

Sebagai konsekuensi dari hidup berdampingan dengan negara lain yang berbatasan langsung dengan wilayah daratan, dapat muncul konflik perbatasan antar negara (Septarina, 2014). Contoh konflik ini termasuk upaya tank Israel memasuki wilayah Lebanon pada 2 Juni 2020 untuk menghancurkan pertahanan artileri, serta konvoi tank Rusia yang menembus perbatasan Ukraina dan Belarusia dan menghancurkan pertahanan pasukan Ukraina pada 24 Februari 2022. Ancaman semacam ini menjadi serius jika tank dibiarkan masuk ke wilayah perbatasan negara, karena tank dilengkapi dengan senjata meriam yang mampu menghancurkan target darat seperti bangunan dan manusia. Oleh karena itu, kendaraan tank menjadi prioritas penting untuk deteksi dalam pengawasan perbatasan wilayah darat.

Ancaman tersebut memerlukan penguatan dan peningkatan pengawasan terhadap perbatasan wilayah darat. Pengawasan wilayah darat dilakukan oleh personel militer yang dilengkapi dengan persenjataan untuk mencegah personel militer asing masuk ke wilayah negara. Karena perbatasan wilayah antar dua negara memiliki jarak yang sangat panjang, pengawasan ini memerlukan banyak pos pengawasan dan sumber daya militer yang dikerahkan sepanjang perbatasan.

Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan sistem pengawasan yang efektif dan efisien dalam mendeteksi tank yang berbahaya dan dapat menembus wilayah perbatasan antar negara. Pengawasan perbatasan wilayah membutuhkan teknologi deteksi otomatis yang dapat mengurangi sumber daya militer yang dikerahkan. Salah satu teknologi yang dapat digunakan untuk meningkatkan kemampuan pengawasan wilayah darat adalah teknologi deteksi objek yang didukung oleh

kecerdasan buatan. Deteksi objek dengan kecerdasan buatan dapat bekerja secara otomatis dengan menggunakan computer vision yang mampu menganalisis dan memahami informasi visual (Lin et al., 2020). Objek visual seperti tank dapat dideteksi oleh computer vision, yang akan menampilkan citra visual tank pada komputer, sehingga pengawasan wilayah darat dapat dilakukan secara jarak jauh tanpa harus mengerahkan sumber daya militer (Stefen, 2022).

Deteksi objek kendaraan tank menggunakan model deep learning memungkinkan jaringan saraf tiruan untuk mempelajari data, membuat prediksi, dan melatih komputer agar dapat menemukan dan mengidentifikasi objek visual, seperti YOLO (You Only Look Once). Penggunaan YOLO dalam deteksi objek memiliki keunggulan dalam memunculkan dan memprediksi kotak pembatas (bounding box) dan probabilitas kelas objek dalam sekali proses, sehingga YOLO dapat mendeteksi objek dengan cepat, yang sangat berguna untuk deteksi tank yang sedang bergerak (You et al., 2019). Arsitektur YOLO yang menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) lebih sederhana dibandingkan algoritma deteksi objek lainnya, sehingga lebih efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi, yang sangat berguna dalam mempersiapkan teknologi deteksi pengawasan wilayah dalam waktu singkat (You et al., 2019).

Data yang diperoleh dari deteksi tank dengan algoritma YOLO akan menunjukkan tingkat akurasi deteksi, yang menjadi penentu efektivitas pengawasan wilayah darat. Penelitian ini akan mengeksplorasi penggunaan algoritma YOLO dalam deteksi objek kendaraan tank untuk meningkatkan pengawasan wilayah darat, dengan tujuan meningkatkan keamanan dan efisiensi pengawasan perbatasan.

METODE PENELITIAN

Jenis metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian kuantitatif. Metode ini bertujuan untuk mengukur data secara objektif dengan menggunakan analisis metrik evaluasi, seperti *precision*, *recall*, dan *mAP (mean Average Precision)*, untuk menilai kinerja model dalam mendeteksi objek. Penelitian ini dirancang dengan pendekatan komputasi dan pengolahan data, yang melibatkan pengumpulan, pemrosesan, dan analisis data dalam jumlah besar melalui komputer. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *website* Roboflow berupa citra tank berjumlah 1489 citra yang terdiri dari citra warna (true color) dan citra keabuan (grayscale), yang kemudian didefinisikan ke dalam 1 kelas yakni tank. Dataset citra tank diunduh dari Roboflow dan kemudian diekstraksi ke Google Colab, yang kemudian digunakan untuk pelatihan model machine learning dalam mendeteksi objek tank.

Analisis data dilakukan dengan menggunakan metode evaluasi metrik untuk menilai kinerja model YOLO dalam mendeteksi objek tank. Metrik utama yang digunakan dalam analisis ini adalah *mAP (mean Average Precision)*, yang memberikan gambaran tentang akurasi model dalam mendeteksi objek pada berbagai tingkat kepercayaan (*confidence*). Selain itu, *precision* dan *recall* juga digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi objek yang relevan dan menghindari deteksi palsu (*false positives*).

Mean Average Precision (*mAP*) dihitung dengan menghitung rata-rata Average Precision (*AP*) untuk setiap kelas objek. *AP* sendiri dihitung dengan mengukur presisi dan *recall* model pada berbagai ambang batas Intersection over Union (*IoU*). Untuk setiap kelas, *AP* dapat dihitung sebagai area di bawah kurva presisi-*recall* (*Precision-Recall Curve*) yang diperoleh dengan memplot presisi

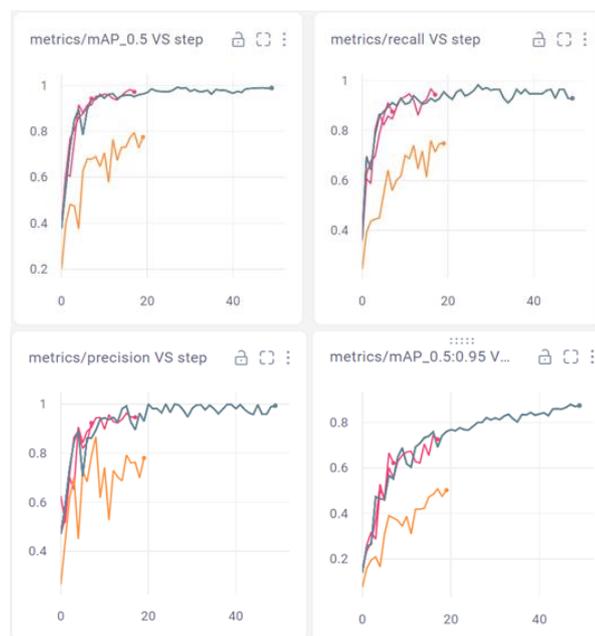
versus recall pada berbagai ambang batas IoU. mAP kemudian dihitung dengan merata-ratakan nilai AP dari semua kelas objek. Precision dihitung dengan membagi jumlah deteksi yang benar (true positives) dengan jumlah total deteksi yang dibuat oleh model (true positives + false positives). Sedangkan, recall dihitung dengan membagi jumlah deteksi yang benar (true positives) dengan jumlah total objek yang sebenarnya ada dalam gambar atau video (true positives + false negatives).

Pelatihan dataset dilakukan dengan mengimpor dataset citra ke dalam Google Colaboratory, kemudian membuat konfigurasi data yang diperlukan untuk pelatihan model YOLO. Proses pelatihan melibatkan iterasi melalui dataset untuk mengoptimalkan parameter model sehingga dapat mendeteksi objek dengan akurasi tinggi. Hasil dari pelatihan ini kemudian dianalisis untuk mengevaluasi kinerja model.

Selain itu, penelitian ini juga mencakup pengujian model dalam kondisi atau skenario yang berbeda, seperti berbagai tingkat kepercayaan (confidence) untuk deteksi objek yakni dengan mengubah confidence dari 0,25, 0,5, dan 0,75. Hal ini dilakukan untuk mengidentifikasi kondisi optimal di mana model dapat beroperasi dengan efisiensi dan akurasi tertinggi. Hasil dari pengujian ini dibandingkan dengan hasil penelitian terdahulu untuk menilai peningkatan kinerja yang dicapai oleh model YOLO yang digunakan dalam penelitian ini.

Dengan demikian, metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini mencakup pengumpulan data dari sumber-sumber yang relevan, analisis data kuantitatif menggunakan metrik evaluasi, dan pengujian model dalam berbagai kondisi untuk mengevaluasi kinerja deteksi objek tank. Pendekatan ini memberikan gambaran komprehensif tentang efektivitas model YOLO dalam pengawasan wilayah darat.

HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 3.1 Hasil training dataset tank dengan model YOLO dalam grafik

Berdasarkan Gambar 3.1 parameter yang dihasilkan dari *training* dataset citra tank berupa *precision*, *recall*, *mAP50* (*IoU* bernilai 0.5), dan *mAP95* (*IoU* bernilai 0.95). Dataset tank dilatih dengan 50 iterasi dengan iterasi pertama menghasilkan presisi dengan nilai 0.47, *mAP* dengan nilai 0.376, dan *mAP95* dengan nilai 0.14. Pada training dataset iterasi pertama, data training memunculkan hasil presisi yang rendah dikarenakan model *YOLOv9* masih baru melatih citra tank yang akan dideteksi dengan melihat parameter visual objek yang akan dideteksi. Seiring berjalannya iterasi, nilai data training yang dihasilkan oleh model *YOLOv9* meningkat hingga iterasi ke-10 dengan nilai presisi 0.944. Pada iterasi selanjutnya, nilai presisi yang dihasilkan pada data training menyesuaikan hasil data training pada iterasi training ke-10 dimana nilai presisi setelah iterasi ke-10 dapat naik dan turun sesuai dengan percobaan dataset tank yang dilatih oleh model *YOLOv9*. Model *YOLOv9* melatih dataset objek sebaik mungkin agar dapat menghasilkan nilai presisi yang maksimum pada iterasi terakhir. Pada iterasi terakhir, yaitu iterasi ke-50 mendapatkan nilai presisi sebesar 0.988 atau 98.8%, nilai *recall* sebesar 0.928 atau 92.8%, nilai *mAP* sebesar 0.987 atau 98.7%, dan nilai *mAP95* sebesar 0.873 atau 87.3%

Setelah dataset dilatih, terdapat hasil model dari pelatihan dataset berupa *weight best.pt*. Model ini digunakan untuk menjalankan deteksi objek dengan media foto, video, dan kamera (*webcam*). Pada langkah ini, akan dijalankan simulasi deteksi objek berupa tank menggunakan citra dan video seperti pada Gambar 3.

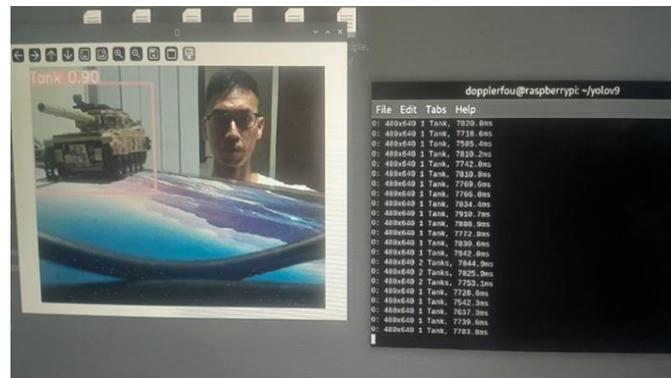
Gambar 3.2 Deteksi tank dengan YOLO dalam citra / gambar



Berdasarkan pada Gambar 3. Salah satu citra yang dideteksi oleh YOLO mempunyai presisi bernilai 0.94 atau 94%. Hasil nilai presisi yang didapatkan jika dibandingkan dengan penilaian evaluasi metrik presisi maka nilai 94% berada di antara 90%-100% yang artinya performa deteksi tank dengan YOLO bekerja sangat baik.

Penelitian selanjutnya dilakukan dengan hardware yaitu menggunakan Raspberry Pi yang dihubungkan dengan webcam dan menghasilkan kinerja deteksi pada tank seperti pada Gambar 3. berikut

Gambar 3.3 Deteksi tank menggunakan *Raspberry Pi*



Deteksi objek menggunakan raspberry pi dapat mendeteksi tank dengan nilai presisi 0.90 atau 90% yang artinya kinerja deteksi tank dalam hardware juga bekerja sangat baik. Namun, kinerja *Raspberry Pi* dalam mendeteksi tank membutuhkan waktu 7 detik untuk memperbarui tangkapan layar kamera pada saat deteksi.

Pada penelitian ini juga akan dibandingkan dengan perbedaan nilai confidence yaitu confidence bernilai 0.25, 0.5, dan 0.75

Simulasi deteksi objek yang dilakukan di dalam video dengan *confidence* di atas nilai 0.25 menghasilkan *bounding box* yang dapat mendeteksi tank yang terdapat dalam video yang ditunjukkan pada Gambar 3.

Gambar 3. Deteksi tank dengan confidence 0.25



Berdasarkan hasil deteksi tank pada Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa model YOLOv9 dapat mendeteksi dua tank yaitu tank bagian depan dengan nilai *confidence* 0.61, dan tank bagian belakang dengan nilai confidence 0.37. Penggunaan deteksi objek dengan nilai *confidence* 0.25 mempunyai keunggulan yang dapat mendeteksi objek dengan ukuran kecil tetapi mempunyai nilai *confidence* yang lebih kecil. *Confidence* 0.25 mempunyai kelemahan mendeteksi objek yang bukan objek yang dilatih dari dataset seperti kapal dengan bentuk seperti tank dapat terdeteksi oleh YOLOv9.

Simulasi deteksi objek dilakukan di dalam video dengan *confidence* di atas nilai 0.50. Hasil simulasi mengeluarkan *bounding box* yang dapat mendeteksi tank yang terdapat dalam video yang ditunjukkan pada Gambar 4.11. Berdasarkan hasil deteksi tank pada gambar 4.11 dapat dilihat bahwa model YOLOv9 dapat mendeteksi satu tank posisi depan dengan nilai *confidence* 0.63. Namun, tank pada posisi belakang tidak dapat terdeteksi dengan model deteksi yang mempunyai *confidence* di atas 0.50 dikarenakan mempunyai ukuran yang sangat kecil.

Gambar 3. Deteksi tank dengan *confidence* 0.5



Terakhir, simulasi deteksi objek dilakukan di dalam video dengan *confidence* di atas nilai 0.75. Berdasarkan hasil deteksi tank pada Gambar 4.12 dapat dilihat bahwa tidak ada tank yang terdeteksi dengan nilai *confidence* 0.75.

Gambar 3. Deteksi tank dengan *confidence* 0.75



1. Analisis/Diskusi (1000-1500 kata)

Pada penelitian ini didapatkan hasil parameter deteksi tank dengan model YOLOv9 yang sesuai dengan metrik evaluasi sebagai metode analisis penelitian deteksi tank, yaitu precision dengan nilai 98.8%, mAP (*Average Precision*) bernilai 87.3%, dan recall bernilai 92.8%.

Dalam penilaian evaluasi metrik, parameter precision yang bernilai 98.8% berada diantara nilai 90%-100% yang artinya performa deteksi objek sangat baik dengan model menghasilkan sangat sedikit kotak prediksi yang salah, dan sebagian besar kotak prediksi yang dihasilkan benar.

Parameter recall bernilai 92.8% berada di antara 90%-100% yang artinya performa deteksi objek bekerja sangat baik dengan model yang tidak melewatkan objek, dan semua objek yang ada berhasil dideteksi. Parameter mAP bernilai 87.3% berada di antara 70%-90% yang artinya performa deteksi objek bekerja dengan baik dikarenakan hasil precision dan recall yang tinggi.

Berdasarkan ketiga hasil parameter deteksi tank dari *training* dataset tersebut. Parameter yang didapat memiliki nilai deteksi yang tinggi dan jika dibandingkan dengan hasil *training* dataset citra tank pada penelitian terdahulu dapat mengungguli kemampuan akurasi deteksi tank dengan model YOLOv9. Pada uji coba hardware dengan Raspberry Pi dan webcam juga menghasilkan nilai presisi yang tinggi sehingga deteksi objek dengan model YOLO bekerja sangat baik dalam mendeteksi tank, tetapi membutuhkan waktu 7 detik untuk memperbarui layar kamera pada saat deteksi. Hal tersebut terjadi dikarenakan program deteksi objek mengeluarkan banyak performa CPU yang mengakibatkan sistem *Raspberry Pi* berjalan sangat lambat sehingga deteksi tank dengan raspberry pi tidak dapat bekerja secara real-time. Jika *Raspberry Pi* dipakai sebagai deteksi tank dalam pengawasan wilayah darat, hal tersebut kurang efektif karena tidak dapat mendeteksi tank secara *real-time*.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa model YOLO menghasilkan data parameter deteksi yang sangat baik, seperti mAP (Mean Average Precision), precision, dan recall, dalam mendeteksi tank. Namun, kinerja deteksi tank dengan menggunakan rancang bangun alat Raspberry Pi dan webcam membutuhkan waktu yang lama untuk memperbarui tangkapan layar pada saat deteksi sehingga model YOLO kurang efektif dalam mendeteksi tank dalam pengawasan wilayah dikarenakan Untuk meningkatkan kinerja dan performa deteksi tank dengan model YOLO, beberapa saran diberikan. Peneliti merekomendasikan penggunaan hardware selain Raspberry Pi karena waktu pembaruan layar kamera yang lama menghambat deteksi real-time. Selain itu, peneliti menyarankan untuk mencoba model deteksi lainnya sebagai pembanding dengan YOLO dalam mendeteksi tank di berbagai kondisi atau skenario, guna menemukan solusi yang lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, Ani (2020). "YOLO Explained". Medium. Retrieved from <https://medium.com/analytics-vidhya/yolo-explained-5b6f4564f31>
- Brownlee, Jason (2021). "A Gentle Introduction to Object Recognition with Deep Learning". Machine Learning Mastery. Retrieved from <https://machinelearningmastery.com/object-recognition-with-deep-learning/>
- Keita, Zoumana (2022). "YOLO Object Detection Explained". Datacamp. Retrieved from <https://www.datacamp.com/blog/yolo-object-detection-explained>
- Khatami, Sauqi. (2022). "Deteksi Kendaraan Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO) V3". Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia. <https://dspace.uii.ac.id/>
- Kundu, Rohit. (2023). "YOLO: Algorithm for Object Detection Explained". V7 Labs. Retrieved from <https://www.v7labs.com/blog/yolo-object-detection>

- Lin, Hanhe, Jeremiah D. Deng, Deike Albers, and Felix Wilhelm Siebert. 2020. "Helmet Use Detection of Tracked Motorcycles Using CNN-Based Multi-Task Learning." *IEEE Access* 8(3): 162073–84.
- Mochtar Kusumaatmadja (2006). "Hukum Internasional dan Politik Luar Negeri Indonesia". Pustaka Sinar Harapan, Jakarta.
- Sumardja (2011). "Hukum Internasional: Perkembangan dan Penerapannya di Indonesia". PT RajaGrafindo Persada, Jakarta.
- Ogorkiewicz, R. Marian (2022). tank. *Encyclopedia Britannica*.
<https://www.britannica.com/technology/tank-military-vehicle>
- Rahma, L., Syaputra, H., Mirza, H., Purnamasari, D. (2021). "Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (*You Only Look Once*)."
Jurnal Nasional Ilmu Komputer, Fakultas Teknik Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma.
- Redmon, J. et al. (2016) "You only look once: Unified, real-time object detection," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- Septarina, M. (2014). "Sengketa-Sengketa Perbatasan Di Wilayah Darat Indonesia." ISSN 1979-4940. Retrieved from <https://ojs.uniska-bjm.ac.id/>
- Stefen, Dion. (2022). "Implementasi Sistem Cerdas Pada Otomatisasi Pendeteksian Jenis Kendaraan di Simpang Empat Kampung Lalang." *Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia Medan*.
- Sulistyo, B., Toruan, L., Surryanto, D. (2020). "Penataan Wilayah Pertahanan Darat Aspek Dinamis Dalam Mewujudkan Strategi Pertahanan Berlapis Di Wilayah Propinsi Kalimantan Barat." *Jurnal Strategi Pertahanan Semesta* (2020). Retrieved from <https://jurnalprodi.idu.ac.id/>
- Liu, H.; Yu, Y.; Liu, S.; Wang, W. "A Military Object Detection Model of UAV Reconnaissance Image and Feature Visualization." *Appl. Sci.* 2022, 12, 12236. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/app122312236>
- Wibawa, I. (2023). "Deteksi Objek Berbasis Citra Alat Musik Tradisional Jawa Barat Dengan Berbagai Skenario Pre-Processing Pada Metode *Convolutional Neural Network*." Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Zou, Z., Shi, Z., Guo, Y., & Ye, J. (2019). "Object Detection in 20 Years: A Survey." 1–39. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1905.05055>
- Zvornicanin, Enes. (2023). "What Is YOLO Algorithm?". *Baeldung*. Retrieved from <https://www.baeldung.com/cs/yolo-algorithm>