

Pengembangan Sistem Deteksi Otomatis FOD dengan YOLOv5 di Lingkungan Landasan Bandara

Widhi Winata Sakti^{1✉}, Muhammad Zainal Roisul², Charis Fathul Hadi³, Muhamad Khoirul Anam⁴, Siti Tsaniyatul Miratis Sulthoniyah⁵

^{1,3} Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas PGRI Banyuwangi, Jawa Timur, Indonesia

⁴ Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas PGRI Banyuwangi, Jawa Timur, Indonesia

⁵ Program Studi Teknologi Hasil Perikanan, Fakultas Pertanian, Universitas PGRI Banyuwangi, Jawa Timur, Indonesia

Alamat Email: mzainalra@unibabwi.ac.id², charis@unibabwi.ac.id³, anamkhoirulm@unibabwi.ac.id⁴, miratissulthoniyah@gmail.com⁵

✉ Email Korespondensi: wedexyz@gmail.com

Abstrak

FOD (*Foreign Object Debris*) merupakan aspek kritis dalam operasi penerbangan di landasan bandara. FOD merujuk pada segala jenis benda asing yang dapat ditemukan di landasan pacu, *taxiway*, dan area di sekitar bandara. Seiring berjalannya waktu, teknologi deteksi FOD terus ditingkatkan untuk memastikan keselamatan dan keamanan penerbangan yang lebih baik. Salah satu komponen utama dari sistem deteksi FOD yang canggih adalah kamera visual yang dapat mendeteksi benda-benda asing pada landasan pacu dengan tingkat akurasi yang tinggi sehingga memungkinkan tindakan pencegahan yang tepat waktu. Metode pendeteksian objek asing di landasan bandara menggunakan YOLOv5 (*You Only Look Once version 5*) adalah pendekatan yang menggabungkan kecerdasan buatan (AI) dengan teknologi visualisasi komputer untuk mendeteksi objek. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model deteksi FOD menggunakan *YoloV5* dalam upaya meningkatkan keamanan di landasan bandara. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan *action camera* untuk menangkap berbagai objek yang dapat ditemukan di landasan bandara. Kemudian, melatih model *YoloV5* menggunakan data yang didapatkan untuk mengidentifikasi dan melacak objek-objek tersebut secara otomatis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *YoloV5* memiliki tingkat akurasi yang tinggi sebesar 70% dalam mendeteksi objek-objek di landasan bandara tanpa terpengaruh oleh berbagai kondisi pencahayaan dan cuaca.

Kata kunci: Sistem Deteksi Otomatis, *YoloV5*, FOD, Landasan Bandara, Keamanan

Abstract

FOD (Foreign Object Debris) is a critical aspect of flight operations on airport runways. FOD refers to any type of foreign object that can be found on runways, taxiways, and areas around airports. As time goes by, FOD detection technology continues to improve to ensure greater aviation safety and security. One of the main components of an advanced FOD detection system is a visual camera that can detect foreign objects on the runway with a high degree of accuracy, thereby enabling timely counter measures. The method for detecting foreign objects on airport runways using YOLOv5 (You Only Look Once version 5) is an approach that combines artificial intelligence (AI) with computer visualization technology to detect objects, this research aims to implement a FOD detection model using YoloV5 in an effort to improve security on airport runways. Data collection was carried out using an action camera to capture various objects that can be found on the airport runway. Then, train the YoloV5 model using the obtained data to identify and track these objects automatically. The research results show that YoloV5 has a high level of accuracy of 70% in detecting objects on the airport runway without being by various lighting and weather conditions.

Keywords: Automatic Detection System, YoloV5, FOD, Airport Runway, Security

PENDAHULUAN

Deteksi FOD (*Foreign Object Debris*) merupakan aspek kritis dalam operasi penerbangan di landasan bandara. FOD merujuk pada segala jenis benda asing yang dapat ditemukan di landasan pacu, *taxiway*, dan area sekitar bandara. Benda-benda ini bisa berupa pecahan pesawat, alat, peralatan, atau bahkan sampah biasa yang dapat mengancam keselamatan penerbangan. Oleh karena itu, pentingnya deteksi FOD dalam operasi penerbangan di landasan bandara tidak dapat diabaikan (Bribe & Endrawijaya, 2018).

Deteksi FOD pada awalnya dilakukan dengan pengamatan visual oleh petugas bandara atau personel pemeliharaan. Namun, dengan perkembangan teknologi, sistem otomatis telah diperkenalkan untuk mengidentifikasi dan mendeteksi FOD secara lebih efektif dan akurat (Azis & Dewantari, 2022).

Pengenalan teknologi otomatis untuk deteksi FOD dimulai pada tahun 1990-an dan terus berkembang sejak saat itu. Berbagai sistem deteksi FOD telah dikembangkan, termasuk penggunaan sensor canggih seperti radar dan kamera, serta perangkat lunak cerdas untuk menganalisis data dan memberikan peringatan kepada petugas bandara. Penerapan teknologi ini telah membantu mengurangi risiko kecelakaan akibat FOD, meningkatkan efisiensi operasional bandara, dan mengurangi biaya perawatan pesawat. Seiring berjalannya waktu, teknologi deteksi FOD terus ditingkatkan untuk memastikan keselamatan dan keamanan penerbangan yang lebih baik (Rahmandhani, 2023).

Selama tahun 2022 hingga 2023, berbagai inovasi dan teknologi baru telah diperkenalkan untuk meningkatkan kemampuan deteksi FOD. Sensor-sensor canggih, seperti sensor radar. Hal ini membantu dalam meminimalkan risiko insiden dan memastikan operasi bandara tetap aman. Beberapa sensor radar mungkin memiliki keterbatasan resolusi, terutama saat mendeteksi objek yang sangat kecil (Widagdo & Finndarsih, 2023)

FOD sering kali terdiri dari potongan-potongan kecil seperti paku, sekrup, atau pecahan plastik, yang sulit dideteksi oleh radar dengan resolusi rendah. Hal ini dapat mengakibatkan FOD yang tidak terdeteksi, meningkatkan risiko kerusakan pada pesawat. Interferensi elektromagnetik dari peralatan atau sinyal lain di bandara dapat mengganggu sinyal radar, mengakibatkan kesalahan deteksi atau alarm palsu. Pemasangan dan pemeliharaan sistem radar yang canggih memerlukan investasi finansial yang signifikan. Bagi bandara kecil atau daerah dengan anggaran terbatas, ini dapat menjadi hambatan untuk mengadopsi teknologi deteksi FOD radar. Pengolahan data radar yang kompleks memerlukan perangkat keras dan perangkat lunak yang canggih. Kesalahan dalam pengolahan data dapat mengurangi akurasi deteksi (Fatimah & Fauziah, 2023).

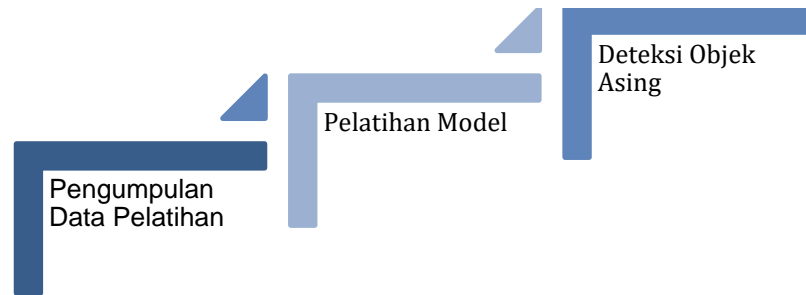
Sistem cerdas telah memainkan peran yang semakin penting dalam meningkatkan efisiensi dan keamanan di berbagai sektor, termasuk dalam deteksi FOD. Salah satu komponen utama dari sistem deteksi FOD yang canggih adalah kamera visual. Kamera visual dapat mendeteksi benda-benda asing pada landasan pacu dengan tingkat akurasi yang tinggi sehingga memungkinkan tindakan pencegahan yang tepat waktu. Salah satu kendala utama dalam mengadopsi teknologi deteksi FOD yang canggih adalah biaya. Sensor cerdas, sistem penglihatan, dan perangkat drone yang berkualitas tinggi seringkali mahal untuk diperoleh dan dipelihara. Hal ini dapat menjadi hambatan bagi bandara yang memiliki anggaran terbatas (Edrus & Awan, 2023).

Kemajuan dalam teknologi sistem cerdas telah membawa dampak yang luar biasa dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Sistem cerdas, seperti kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), *machine learning*, dan *deep learning*, telah merevolusi cara kita bekerja, berkomunikasi, dan berinteraksi dengan lingkungan (Sakti et al., 2021). Metode yang paling populer dalam deteksi objek adalah menggunakan teknik *deep learning* (Utomo et al., 2021). *YOLO (You Only Look Once)* adalah salah satu model *deep learning* yang telah menjadi sangat terkenal dalam deteksi objek. Model *YOLO* adalah salah satu yang paling efisien dalam hal waktu pemrosesan dan mampu mendeteksi objek dalam waktu nyata (Sakti, et al., 2022). Pada saat ini, *YOLO* telah mencapai versi kelima, yang dikenal sebagai *YoloV5*. *YoloV5* adalah salah satu model deteksi objek terbaru dan paling canggih yang tersedia. Model ini memiliki kemampuan yang luar biasa dalam mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kecepatan yang mengesankan (Sakti, et al., 2022).

Pada penelitian ini, akan dijelaskan tentang penggunaan *YoloV5* dalam deteksi FOD pada landasan pacu bandara. Proses pelatihan model, implementasi deteksi FOD secara praktis, serta manfaat dari penggunaan teknologi dalam meningkatkan keamanan penerbangan akan dijelaskan. Pengenalan deteksi FOD menggunakan *YoloV5*, diharapkan dapat meningkatkan keamanan penerbangan dan risiko kerusakan pesawat dapat dikurangi secara signifikan. Selain itu, teknologi ini juga dapat membantu mengoptimalkan operasi bandara dan memastikan bahwa landasan pacu tetap aman dan bebas dari benda-benda asing yang berpotensi berbahaya.

METODE

Metode pendeteksian objek asing di landasan bandara menggunakan *YOLOv5 (You Only Look Once version 5)* adalah pendekatan yang menggabungkan kecerdasan buatan (AI) dengan teknologi penglihatan komputer untuk mendeteksi objek asing atau potensi ancaman di sekitar landasan bandara (Diwan et al., 2022).



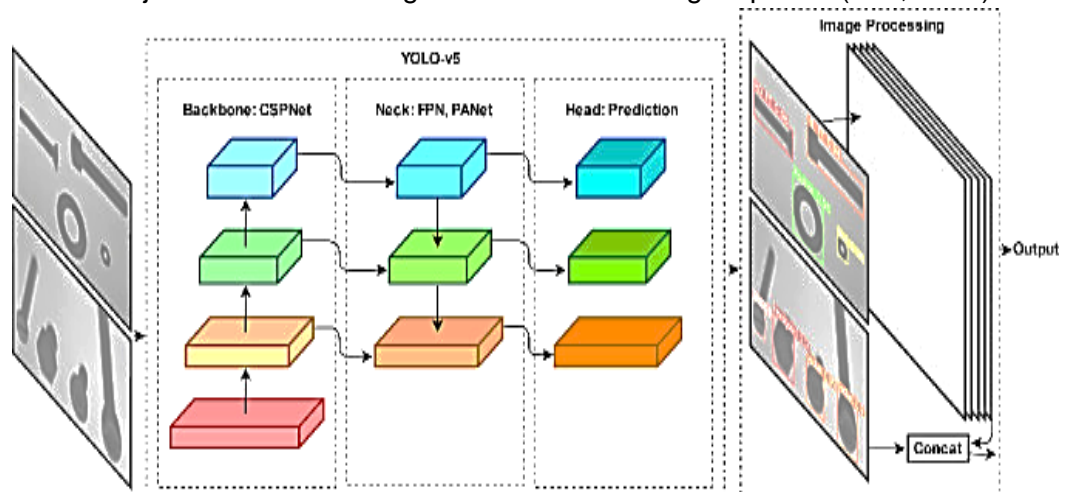
Gambar 1. Tahapan deteksi objek *YoloV5*

Berikut adalah penjelasan tentang bagaimana metode ini dapat diimplementasikan:

1. **Pengumpulan Data Pelatihan:** pertama, mengumpulkan dataset yang berisi gambar-gambar dari landasan bandara yang mencakup berbagai situasi dan kondisi cuaca (Li et al., 2018).
2. **Pelatihan Model:** model YOLOv5 dapat diunduh dan dilatih menggunakan dataset yang telah dipersiapkan. Pelatihan model melibatkan proses pengoptimalan bobot (*weights*) untuk mengidentifikasi objek asing dengan akurasi tinggi (Huang et al., 2018).
3. **Deteksi Objek Asing:** setelah pelatihan selesai, model YOLOv5 siap untuk mendeteksi objek asing di landasan bandara (He et al., 2016).

Desain Penelitian

Arsitektur *YoloV5* (*You Only Look Once version 5*) adalah salah satu model deteksi objek berbasis deep learning yang dikembangkan untuk mendeteksi objek dalam gambar dan video secara *real-time*. *YoloV5* merupakan perkembangan dari YOLO (*You Only Look Once*) sebelumnya dengan beberapa perbaikan dan peningkatan kinerja. Model ini telah digunakan dalam berbagai aplikasi (Zou, 2019).



Gambar 2. Arsitektur klasifikasi *YoloV5*

Backbone Network: *YoloV5* menggunakan arsitektur EfficientNet sebagai bagian utama dari jaringan. EfficientNet adalah model Convolutional Neural Network (CNN) yang

telah dioptimalkan secara intensif untuk mencapai kinerja tinggi dalam tugas-tugas visi komputer seperti deteksi objek (Tang et al., 2018).

Head Detection: Di bagian akhir jaringan, terdapat layer deteksi yang bertanggung jawab untuk menghasilkan kotak pembatas (bounding box) dan label untuk setiap objek yang terdeteksi. *YoloV5* menggunakan anchor boxes (kotak pembatas dengan ukuran dan aspek rasio yang telah ditentukan) untuk melakukan prediksi yang lebih baik terkait lokasi objek (Strbac et al., 2020).

Neck: bertugas untuk menggabungkan informasi dari berbagai tingkat resolusi dalam feature maps agar model dapat dengan lebih baik mendeteksi objek dengan berbagai ukuran dan tingkat kompleksitas. Dalam *YoloV5*, neck terdiri dari beberapa komponen, termasuk *PANet* (*Path Aggregation Network*) dan *SPP* (*Spatial Pyramid Pooling*). *PANet* (*Path Aggregation Network*) digunakan untuk menggabungkan informasi dari feature maps dengan tingkat resolusi yang berbeda. Hal ini membantu model untuk mendeteksi objek kecil dan besar dengan lebih baik. *PANet* bekerja dengan menggabungkan informasi dari feature maps yang lebih rendah resolusinya ke dalam feature maps yang lebih tinggi resolusinya (Diwan et al., 2022).

Populasi dan Sampel

Pengolahan citra digital dengan *YoloV5* dapat merujuk pada sekumpulan seluruh gambar yang akan dianalisis. Ini bisa berupa dataset besar yang terdiri dari berbagai jenis citra.



Gambar 3. Sampel yang diambil di landasan bandara Blimbingsari

Dataset yang mencakup berbagai variasi gambar objek yang ingin dideteksi. Populasi ini digunakan untuk melatih model *YoloV5* agar dapat mengenali berbagai objek dengan akurasi yang tinggi (Takase et al., 2018).

Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan pada landasan bandara Blimbingsari setelah jadwal inspeksi dilakukan jam 16.00 WIB. Proses pengambilan data FOD dilakukan pada jarak 1 hingga 3 meter dengan menggunakan *Action Camera* dengan BePro5. Proses ini bertujuan untuk menentukan kedalaman fokus atau jarak di mana objek atau subjek dalam gambar agar terlihat tajam (Kokorian et al., 2015).



Gambar 4. Teknik pengambilan sampel di landasan bandara Blimbingsari dengan *Action Cam*

Spesifikasi Kamera yang digunakan adalah BPro 5 degan:

1. **Resolusi** Video: kamera tipe ini memiliki kemampuan merekam video dalam resolusi tinggi, seperti 4K atau 1080p.
2. **Stabilisasi** Gambar: *Action Cam* dilengkapi dengan teknologi stabilisasi gambar untuk mengurangi getaran dan guncangan saat merekam video.
3. **Lensa *Wide-Angle***: *Action Cam* dilengkapi dengan lensa *wide-angle* yang memungkinkan untuk pengambilan gambar yang luas dan mendalam.
4. **Konektivitas**: BPro5 memiliki konektivitas nirkabel seperti Wi-Fi atau *Bluetooth* untuk menghubungkannya ke perangkat lain atau mengendalikannya secara jarak jauh melalui aplikasi.

Teknik Analisis Data

1. **Akurasi (*Accuracy*)**: Akurasi mengukur sejauh mana model berhasil memprediksi dengan benar keseluruhan data (Katoch et al., 2020).

$$\text{Akurasi} = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$$

2. **Presisi (*Precision*)**: Presisi mengukur sejauh mana prediksi positif model adalah benar (Mortaz, 2020).

$$\text{Presisi} = TP / (TP + FP)$$

3. **Sensitivitas (*Recall*)**: Sensitivitas mengukur sejauh mana model berhasil mendeteksi semua kasus positif yang sebenarnya (Tayeb et al., 2019).

$$\text{Sensitivitas} = TP / (TP + FN)$$

4. **Spesifisitas (*Specificity*)**: Spesifisitas mengukur sejauh mana model berhasil menghindari kesalahan memprediksi negative (Xu et al., 2019).

$$\text{Spesifisitas} = TN / (TN + FP)$$

5. **Nilai F1 (*F1 Score*)**: Nilai F1 adalah ukuran gabungan dari presisi dan sensitivitas (Chicco et al., 2021).

$$\text{F1 Score} = 2 * (\text{Presisi} * \text{Sensitivitas}) / (\text{Presisi} + \text{Sensitivitas})$$

Keterangan:

- A. *True Positives* (TP): Ini adalah jumlah sampel positif yang benar-benar diklasifikasikan dengan benar oleh model. Artinya, model dengan benar mengidentifikasi sampel yang sebenarnya positif.

- B. *True Negatives* (TN): Ini adalah jumlah sampel negatif yang benar-benar diklasifikasikan dengan benar oleh model. Artinya, model dengan benar mengidentifikasi sampel yang sebenarnya negatif.
- C. *False Positives* (FP): Ini adalah jumlah sampel negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model. Ini juga disebut sebagai kesalahan tipe I.
- D. *False Negatives* (FN): Ini adalah jumlah sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model. Ini juga disebut sebagai kesalahan tipe II.

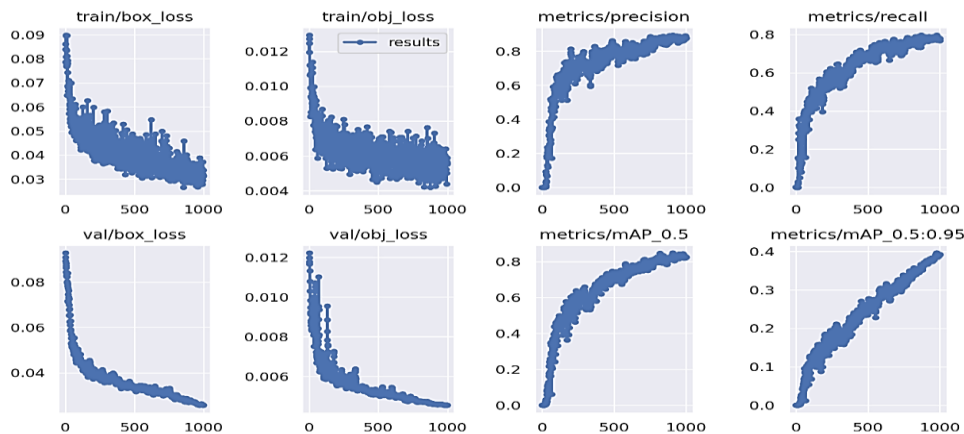
HASIL

Evaluasi pelatihan *YoloV5* (*You Only Look Once version 5*) adalah proses untuk mengukur sejauh mana model deteksi objek *YoloV5* bekerja dengan baik. Dalam evaluasi ini, kita ingin memahami sejauh mana model dapat mendeteksi objek dengan benar, dan seberapa akuratnya dalam mengidentifikasi objek dalam gambar atau video.

Tabel 1. Rata- rata perolehan pelatihan

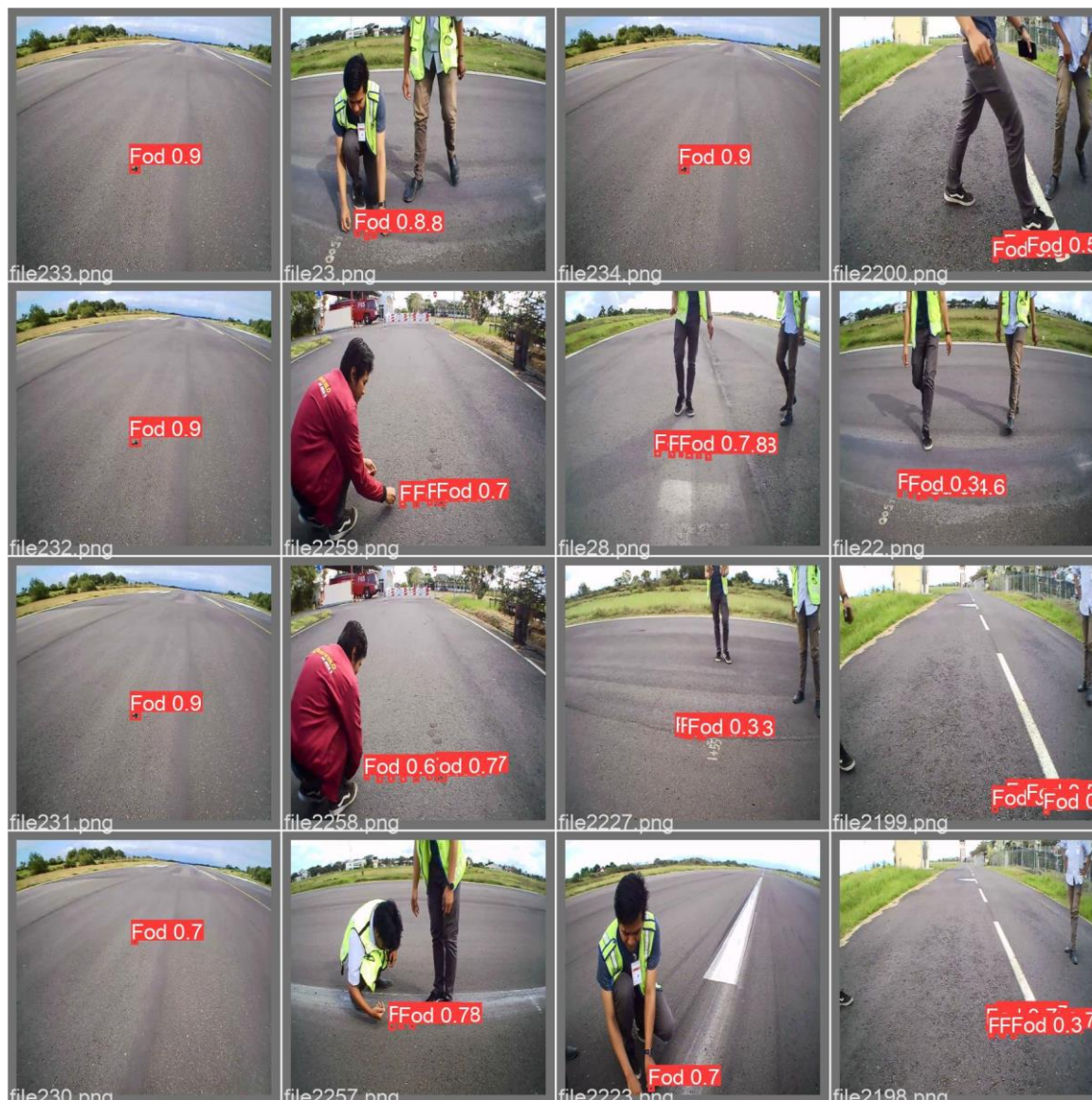
<i>Epoch</i>	<i>Train/box loss</i>	<i>Train/object loss</i>	<i>Metrics/precision</i>
mean	0.040445707	0.00622171	0.731119266
std	0.009333953	0.00109597	0.181978382

Precision model dengan rata – rata 0.73 rasio antara jumlah deteksi yang benar (*true positives*) dengan total deteksi positif yang dilakukan oleh model dengan simpangan tiap *epoch* nya diangkan 0.18.



Gambar 5. Grafik evaluasi model *Yolo v5*

Pergerakan nilai *train/box loss* turun secara signifikan diangka 0.03 hal ini menyatakan bahwa model dapat mengurangi kesalahan prediksi, diperkuat dengan nilai dikisaran dirata 0.95 mAP.



Gambar 6. Hasil prediksi model Yolo V5

YoloV5 memberikan hasil prediksi dengan nilai 0.9, itu berarti model memiliki tingkat keyakinan sekitar 90% bahwa objek yang terdeteksi adalah objek yang sebenarnya ada di dalam gambar.

PEMBAHASAN

Model YoloV5 memiliki tingkat kepresisian sekitar 70%. Dalam konteks deteksi objek, ini berarti bahwa model akan berusaha untuk meminimalkan jumlah *false positives* sehingga sebanyak mungkin objek yang terdeteksi adalah objek yang benar-benar ada dalam kelas yang diinginkan. Analisis Tingkat Kepresisian YOLOv5 sebagai berikut:
Kelebihan Tingkat Kepresisian 70%:

1. Tingkat kepresisian 70% adalah pencapaian yang bagus dalam deteksi objek, terutama mengingat kompleksitas tugas ini.

2. Model YOLOv5 berusaha untuk meminimalkan *false positives*, yang berarti bahwa sebagian besar objek yang terdeteksi oleh model adalah objek yang benar-benar ada dalam kelas yang diinginkan.
3. Tingkat kepresisian yang tinggi dapat sangat berguna dalam aplikasi nyata, seperti pengawasan lalu lintas, keamanan, dan visi komputer lainnya.

Batasan Tingkat Kepresisian:

1. Tingkat kepresisian yang mencapai 70% masih meninggalkan ruang untuk perbaikan. Terkadang, tugas-tugas deteksi objek yang lebih kritis memerlukan tingkat kepresisian yang lebih tinggi.
2. Tingkat kepresisian tidak memberikan gambaran lengkap tentang kinerja model. Penting juga untuk mempertimbangkan metrik lain seperti *recall*, *F1-score*, atau IoU (*Intersection over Union*) untuk evaluasi yang lebih holistik.

Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kepresisian:

1. Tingkat kepresisian model YOLOv5 dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti dataset pelatihan yang digunakan, arsitektur model, proses pelatihan, dan hiperparameter yang dikonfigurasi.
2. Performa model juga dapat bervariasi tergantung pada kelas objek yang diinginkan dan kondisi lingkungan (misalnya, pencahayaan, latar belakang, dan skala objek).

Evaluasi yang Komprehensif:

Untuk mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang kinerja YOLOv5, perlu melakukan evaluasi yang lebih luas termasuk menganalisis *recall* (sensitivitas), *F1-score* (keseimbangan antara *precision* dan *recall*), dan visualisasi hasil deteksi.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan model *YoloV5* mengidentifikasi objek-objek di landasan bandara, sekitar 70% dari identifikasi sesuai dan akurat. Namun, 30% sisanya mungkin masih memerlukan verifikasi manual atau pemrosesan tambahan untuk memastikan ketepatan yang lebih tinggi.

Dalam konteks operasi di landasan bandara, ketepatan yang tinggi adalah kunci untuk menjaga keamanan dan kelancaran penerbangan. *YoloV5* dapat menjadi alat yang sangat berguna untuk membantu dalam mengidentifikasi objek-objek seperti pesawat, kendaraan, dan peralatan di landasan bandara, sehingga memungkinkan pengelola bandara untuk mengambil tindakan yang tepat waktu dan menghindari potensi kecelakaan atau masalah operasional. Namun, selalu penting untuk mengkombinasikan hasil dari model ini dengan pengawasan manusia dan protokol keamanan yang ketat untuk memastikan keberhasilan dan keamanan operasi di landasan bandara.

DAFTAR PUSTAKA

- Azis, M., & Dewantari, A. (2022). Analisis Kinerja Petugas Apron Movement Control (AMC) dalam Penanganan Foreign Object Debris (FOD) di Bandar Udara Trunojoyo Sumenep. *Jurnal Kewarganegaraan*, 6(2), 3525–3529.
- Bribe, M. M. F., & Endrawijaya, I. (2018). Rancangan Receiver Pendeteksi Foreign Object Debris (Fod) Untuk Membantu Petugas Teknik Umum Di Bandar Udara Sam Ratulangi Manado. *Jurnal Ilmiah Aviasi Langit Biru*, 11(2), 40–46.

- Chicco, D., Tötsch, N., & Jurman, G. (2021). The matthews correlation coefficient (Mcc) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation. *BioData Mining*, 14, 1–22. <https://doi.org/10.1186/s13040-021-00244-z>
- Diwan, T., Anirudh, G., & Tembhrne, J. V. (2022). Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications. *Multimedia Tools and Applications*, 9243–9275. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y>
- Edrus, R. F., & Awan, A. (2023). Optimization of Monitoring of Apron Cleanliness from Foreign Object Debris (FOD) by the Apron Movement Control Unit (AMC) at Supadio Pontianak International Airport. *QISTINA: Jurnal Multidisiplin Indonesia*, 2(1), 334–345. <https://doi.org/10.57235/qistina.v2i1.458>
- Fatimah, N., & Fauziah, S. (2023). Analysis of Factors Affecting the Performance of Apron Movement Control (AMC) Officers in Improving Monitoring of Foreign Object Debris (FOD) on the Air Side of Adi Soemarmo International Airport Solo. *Formosa Journal of Science and Technology*, 2(3), 847–860. <https://doi.org/10.55927/fjst.v2i3.3216>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016-Decem, 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Huang, L., Yang, D., Lang, B., & Deng, J. (2018). Decorrelated batch normalization. *ArXiv*, 791–800.
- Katoch, S., Chauhan, S. S., & Kumar, V. (2020). A review on genetic algorithm: past, present, and future. In *Multimedia Tools and Applications*. *Multimedia Tools and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10139-6>
- Kokorian, J., Buja, F., & Van Spengen, W. M. (2015). In-plane displacement detection with picometer accuracy on a conventional microscope. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 24(3), 618–625. <https://doi.org/10.1109/JMEMS.2014.2335153>
- Li, W., Yen, C., Lin, Y., Tung, S., & Huang, S. (2018). *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Smart Manufacturing, Industrial and Logistics Engineering, SMILE 2018. Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Smart Manufacturing, Industrial and Logistics Engineering, SMILE 2018, 2018-Janua*, 43–47.
- Mortaz, E. (2020). Imbalance accuracy metric for model selection in multi-class imbalance classification problems. *Knowledge-Based Systems*, 210, 106490. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106490>
- Rahmandhani, L. (2023). Analisis Penanganan Foreign Object Debris (FOD) Oleh Petugas Apron Movement Control (AMC) Dalam Menjaga Keamanan Dan Keselamatan Penerbangan Di Bandara Udara Internasional Adi Soemarmo Boyolali. 1(3), 49–61.
- Sakti, W. W., Abhiyaksa, M., & Arif, R. (2022). FOD Detection Camera Pada Object Landasan Bandara. *SKYHAWK: Jurnal Aviasi Indonesia*, 2(1), 11–14.

<https://doi.org/10.52074/skyhawk.v2i1.23>

- Sakti, W. W., Anam, K., Pratama, M., Bukhori, S., Hanggara, F. S., & Liswanto, B. (2022). Brain-Computer Interface based on Neural Network with Dynamically Evolved for Hand Movement Classification. 2022 FORTEI-International Conference on Electrical Engineering (FORTEI-ICEE), 72–75. <https://doi.org/10.1109/FORTEI-ICEE57243.2022.9972909>
- Sakti, W. W., Anam, K., Utomo, S. B., Marhaenanto, B., & Nahela, S. (2021). Artificial Intelligence IoT based EEG Application using Deep Learning for Movement Classification. 2021 8th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), 192–196. <https://doi.org/10.23919/EECSI53397.2021.9624269>
- Strbac, B., Gostovic, M., Lukac, Z., & Samardzija, D. (2020). YOLO Multi-Camera Object Detection and Distance Estimation. 2020 Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference, ZINC 2020, 26–30. <https://doi.org/10.1109/ZINC50678.2020.9161805>
- Takase, T., Oyama, S., & Kurihara, M. (2018). Effective neural network training with adaptive learning rate based on training loss. *Neural Networks*, 101, 68–78. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.01.016>
- Tang, J., Liu, Y., Hu, D., & Zhou, Z. T. (2018). Towards BCI-actuated smart wheelchair system. *BioMedical Engineering Online*, 17(1), 1–22. <https://doi.org/10.1186/s12938-018-0545-x>
- Tayeb, Z., Fedjaev, J., Ghaboosi, N., Richter, C., Everding, L., Qu, X., Wu, Y., Cheng, G., & Conradt, J. (2019). Validating Deep Neural Networks for Online Decoding of Motor Imagery Movements from EEG Signals. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 19(1). <https://doi.org/10.3390/s19010210>
- Utomo, S. B., Irawan, J. F., Sakti, W. W., & Faizah, F. (2021). Control of object prediction using smart optimized water indication (sonic) algorithm for flood detection. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1034(1), 012002. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1034/1/012002>
- Widagdo, D., & Finndarsih, T. (2023). PENGARUH KINERJA APRON MOVEMENT CONTROL (AMC) DALAM PENANGANAN FOREIGN OBJECT DEBRIS (FOD) TERHADAP KESELAMATAN DAN KEAMANAN PENERBANGAN DI. 5(1), 38–47.
- Xu, B., Zhang, L., Song, A., Wu, C., Li, W., Zhang, D., Xu, G., Li, H., & Zeng, H. (2019). Wavelet Transform Time-Frequency Image and Convolutional Network-Based Motor Imagery EEG Classification. *IEEE Access*, 7(Mi), 6084–6093. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2889093>
- Zou, X. (2019). A Review of object detection techniques. *Proceedings - 2019 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation, ICSGEA 2019*, 251–254. <https://doi.org/10.1109/ICSGEA.2019.00065>