



PROSIDING SEMINAR NASIONAL KUSUMA III
Kualitas Sumberdaya Manusia
“Refleksi Budaya Kemajapahitan: *SDM Unggul Menuju Indonesia Emas 2045 berbasis Sainstek Berwawasan Lingkungan dan Kewirausahaan*”

Deteksi Cacat Hasil Pengelasan *Shielded Metal Arc Welding* (Smaw) Berbasis *Image Processing* Menggunakan *Yolov8*

Retno Hestiningrum^{1*}, Agus Sasmito², Rima Tri Wahyuningrum³, Mohamad Imron Mustajib⁴, Nandiko Rizal⁵, Irfan Eko Sandjaja⁶, Totok Triputrastyo Murwatono⁷, Andik Machfudin⁸, Dian Purnama Sari⁹

Kelompok Riset Teknologi Rancang Bangun Perkapalan dan Bangunan Apung
Badan Riset dan Inovasi Nasional Surabaya, Indonesia^{1,2,5,6,7,8,9}
Fakultas Teknik Universitas Trunojoyo Madura^{1,3,4}

* email korespondensi penulis: retnohestiningrum01@gmail.com

Abstrak

Latar Belakang: Pengelasan adalah proses penggabungan antara dua material atau lebih menjadi satu sambungan dengan menggunakan energi panas untuk mencairkan bagian material yang akan disatukan. Pengelasan yang tidak sempurna dapat menyebabkan cacat las seperti *slag inclusion* dan *spatter* yang dapat mempengaruhi kekuatan sambungan las dan mengurangi kualitasnya. Saat ini, metode *Non-Destructive Test* (NDT) digunakan untuk inspeksi pengelasan, namun metode ini masih memiliki keterbatasan seperti ketergantungan pada inspeksi manual yang rawan subjektivitas, waktu penyelesaian yang lama, dan kemungkinan terjadinya *human error*. Oleh karena itu, diperlukan sistem pendeteksian cacat las secara otomatis. **Tujuan:** Penelitian ini bertujuan membangun aplikasi deteksi cacat las berbasis *image processing* menggunakan algoritma *YOLOv8* untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi inspeksi pengelasan. **Metode:** Pengembangan aplikasi menggunakan platform *Streamlit* memungkinkan deteksi cacat secara interaktif yang mendorong keterlibatan langsung SDM dalam evaluasi kualitas pengelasan. Algoritma yang digunakan melibatkan tahapan *image acquisition, labeling, splitting, preprocessing, dan augmentation*, menghasilkan *dataset* baru 290 citra dari 20 citra awal yang telah diaugmentasi menggunakan *Roboflow*. *Dataset* dilatih menggunakan arsitektur *YOLOv8* dalam varian *small, medium, dan large* dengan *epoch* 200. **Hasil:** *YOLOv8m* dengan kombinasi *batch size* 32, *learning rate awal* (lr0) dan *learning rate final* (lrf) 0.01 mendapatkan hasil evaluasi tertinggi dengan menggunakan *mean average precision* (mAP) sebesar 0.904 dengan waktu komputasi 0.929 *hours*. Dengan menggunakan kombinasi parameter yang sama *YOLOv8s* mampu memperoleh akurasi 0,903 dengan waktu komputasi yang lebih cepat sebesar 0.654 *hours*. **Kesimpulan:** Pemilihan varian model *YOLOv8* dan parameter yang tepat signifikan meningkatkan efisiensi dan akurasi deteksi cacat las.

Kata Kunci: Deteksi Objek, Cacat Las, SMAW, *Digital Image Processing*, *YOLOv8*

PENDAHULUAN

Dalam industri manufaktur, pengelasan adalah salah satu proses krusial yang sering digunakan untuk menyambungkan logam, terutama baja. Pengelasan (*welding*) merupakan proses menggabungkan beberapa potongan logam dengan memanfaatkan panas, di mana logam induk dan logam pengisi dilelehkan untuk



PROSIDING SEMINAR NASIONAL KUSUMA III

Kualitas Sumberdaya Manusia

“Refleksi Budaya Kemajapahitan: *SDM Unggul Menuju Indonesia Emas 2045 berbasis Sainstek Berwawasan Lingkungan dan Kewirausahaan*”

menciptakan sambungan (Park et al., 2019). Teknik ini diaplikasikan secara luas dalam pembuatan berbagai produk mulai dari kendaraan, struktur bangunan, hingga peralatan industri, yang merupakan bagian integral dari pembangunan infrastruktur dan peningkatan daya saing industri nasional.

Shielded Metal Arc Welding (SMAW) disebut sebagai pengelasan elektroda terbungkus atau pengelasan listrik, adalah salah satu teknik pengelasan yang paling umum digunakan, terutama di Indonesia. Teknik ini menyatukan dua atau lebih komponen logam dengan menggunakan sumber panas yang dihasilkan oleh listrik, serta memanfaatkan elektroda sebagai pengisi untuk menciptakan sambungan yang kuat (Arif Rochman Fachrudin et al., 2021). Kualitas hasil pengelasan sangat bergantung pada keahlian *welder*, pemilihan elektroda, serta parameter pengelasan lainnya.

Kualitas sambungan las yang dihasilkan sangat penting dalam memastikan keamanan dan keandalan produk akhir. Namun, proses pengelasan yang tidak sempurna dapat menyebabkan cacat las seperti *slag inclusion* dan *spatter*, yang dapat mengurangi kekuatan dan kualitas sambungan las (Adhitya et al., 2023). *Slag inclusion* merupakan proses yang terjadi pada area hasil lasan dimana partikel terak terperangkap pada logam las (Fitrah & Utami, 2023). Sedangkan *spatter* adalah percikan kecil logam cair yang terlempar dari busur las dan menempel pada permukaan sekitar lasan (Khatammi & Wasiur, 2022). Keberadaan cacat las ini tidak hanya berdampak pada kualitas produk tetapi juga dapat mengakibatkan peningkatan limbah industri dan penggunaan material yang tidak efisien, yang berlawanan dengan prinsip keberlanjutan lingkungan.

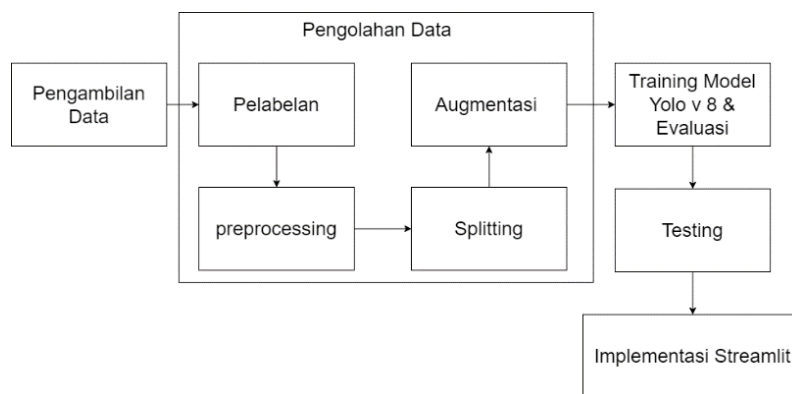
Teknik pemeriksaan hasil pengelasan dapat menggunakan *Destructive Test* (DT) atau pengujian dengan merusak dan *Non-Destructive Tests* (NDT) tanpa merusak sambungan las. Untuk mendeteksi cacat las metode yang tepat digunakan yaitu NDT supaya sambungan las masih aman dan belum melewati *damage tolerance* (Khumaidi & Pradana, 2022). Metode NDT dalam inspeksi pengelasan sering kali mengandalkan pemeriksaan visual manual oleh operator berpengalaman. Namun demikian, ada beberapa kekurangan dari pendekatan ini, termasuk subjektivitas dalam analisis dan waktu penyelesaian yang lama serta kemungkinan terjadinya *human error*. Untuk mengatasi masalah ini, teknik pengolahan citra digital dapat diterapkan sebagai solusi yang lebih akurat dan efisien untuk mendeteksi cacat pengelasan.

Dalam upaya mendukung SDM unggul menuju Indonesia Emas 2045, pengembangan teknologi yang mampu meningkatkan kualitas dan efisiensi dalam inspeksi pengelasan menjadi sangat penting. Algoritma deteksi objek seperti *YOLOv8* menawarkan potensi besar dalam mendeteksi cacat las dengan akurasi tinggi dan waktu komputasi yang cepat. Dengan memanfaatkan kemampuan

YOLOv8, aplikasi ini tidak hanya berkontribusi pada peningkatan kualitas produk dan efisiensi proses industri, tetapi juga mendukung terciptanya SDM yang kompeten dalam teknologi mutakhir serta berwawasan lingkungan. Penerapan teknologi ini sejalan dengan visi untuk menciptakan produk industri yang lebih ramah lingkungan, efisien, dan berkualitas tinggi, yang merupakan pilar penting dalam pembangunan menuju Indonesia Emas 2045.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini terdiri dari sejumlah langkah yang diselesaikan dari awal hingga akhir penelitian. Urutan tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

1. Pengambilan Data

Dataset yang digunakan bersumber dari Pusat Teknologi Rekayasa Hidrodinamika (PRTH) Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) Surabaya yang diambil dari hasil pengelasan SMAW. Proses pengambilan *dataset* dilakukan dengan menggunakan kamera *HP Redmi Note 11* dengan menggunakan 5 spesimen las yang memiliki cacat las. Pengambilan citra dilakukan pada bagian depan dan belakang dengan membagi menjadi 2 bagian, sehingga dari 5 spesimen las dapat memperoleh 20 citra.



Gambar 2. Proses Pengambilan Foto

2. Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan untuk menyiapkan *dataset* yang siap digunakan untuk deteksi objek. Proses pengolahan data dilakukan dengan menggunakan aplikasi *Roboflow*, data akan dilakukan *anotasi* atau pelabelan citra yang divalidasi oleh seorang inspektor las. Setelah dianotasi, data akan dilakukan *splitting* dengan rasio 80:10:10. Data awal yang digunakan sebanyak 20 citra akan terbagi menjadi 16 citra untuk data *training* 2 citra untuk data *validation* dan 2 citra untuk data *testing*. Selanjutnya mengolah data tersebut dengan melakukan *pre-processing*.

Tabel 1. *Pre-processing*

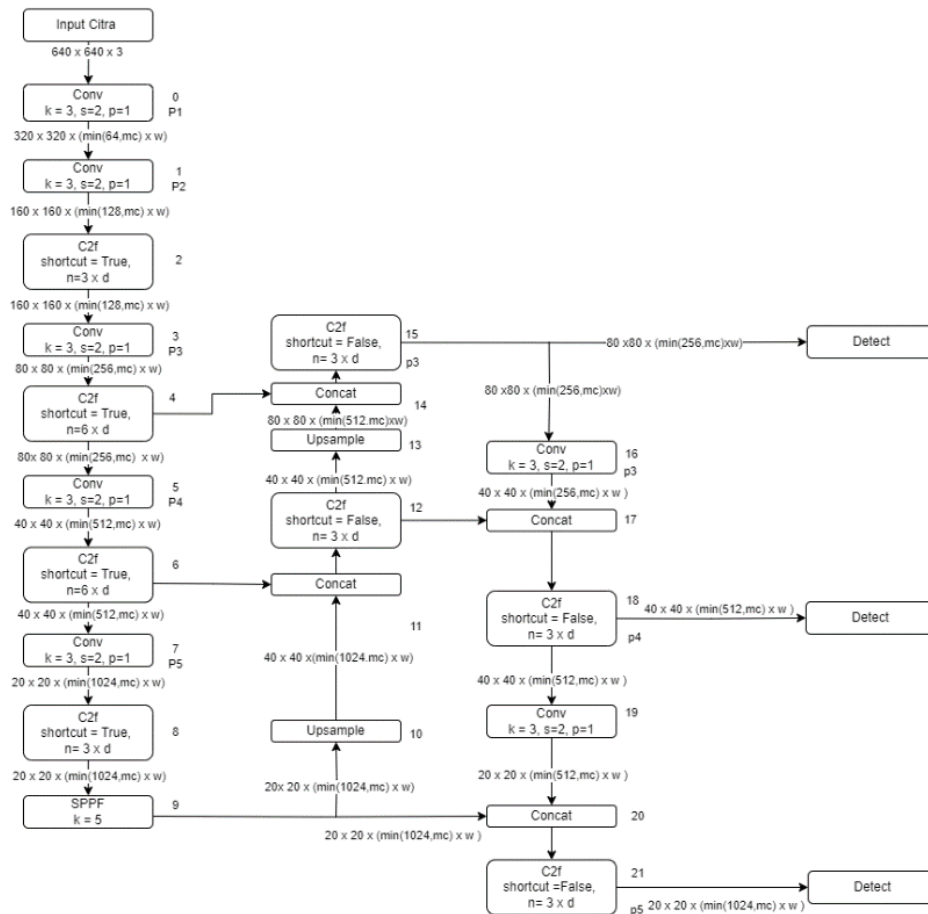
Metode	Keterangan
<i>Auto-Orient</i>	<i>Applied</i>
<i>Resize</i>	<i>Stretch to 640x640</i>
<i>Grayscale</i>	<i>Applied</i>
<i>Tile</i>	<i>5 rows x 5 columns</i>
<i>Filter Null</i>	<i>Require all images to contain annotations</i>

Setelah melalui tahap *pre-processing*, citra di augmentasi untuk memperbanyak jumlah data. Hal ini sangat penting dilakukan sebelum pelatihan model *deep learning* supaya dapat menghindari *overfitting* dan meningkatkan akurasi. Berikut teknik augmentasi yang dilakukan pada penelitian ini.

Tabel 2. Augmentasi

Metode	Keterangan
<i>Flip</i>	<i>Horizontal, Vertical</i>
<i>90° Rotate</i>	<i>Clockwise, Counter-Clockwise, Upside Down</i>
<i>Grayscale</i>	<i>Apply to 15% of images</i>
<i>Hue</i>	<i>Between -180° and +180°</i>
<i>Saturation</i>	<i>Between -99% and +99%</i>
<i>Brightness</i>	<i>Between -15% and +15%</i>
<i>Exposure</i>	<i>Between -10% and +10%</i>
<i>Bounding Box Flip</i>	<i>Horizontal, Vertical</i>
<i>Bounding Box Brightness</i>	<i>Between -15% and +15%</i>
<i>Bounding Box Exposure</i>	<i>Between -10% and +10%</i>

3. Training Model YOLOv8 & Evaluasi



Gambar 3. Arsitektur YOLOv8

Dalam penelitian ini, tiga varian dari arsitektur YOLOv8, yaitu *small*, *medium*, dan *large*, dimodifikasi untuk mendeteksi cacat pada hasil pengelasan *Shielded Metal Arc Welding* (SMAW). Modifikasi dilakukan untuk menyesuaikan model dengan karakteristik *dataset* yang digunakan, serta untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam tugas deteksi objek.

Evaluasi akan dilakukan dengan menggunakan mAP (*mean Average Precision*) dengan melakukan beberapa skenario uji coba. Berdasarkan hasil uji coba, model dengan performa terbaik akan dipilih sebagai model untuk pengujian lebih lanjut. Tiga varian model YOLOv8 yang diuji adalah YOLOv8s, YOLOv8m, dan YOLOv8l. Semua model dilatih selama 200 *epoch* dengan variasi *batch size* dan *learning rate*. Empat skenario uji coba yang dilakukan:

1. *Batch Size* 16, *Learning Rate Awal* (lr0) dan *Learning Rate Final* (lrf) 0.001
2. *Batch Size* 16, *Learning Rate Awal* (lr0) dan *Learning Rate Final* (lrf) 0.01



PROSIDING SEMINAR NASIONAL KUSUMA III

Kualitas Sumberdaya Manusia

“Refleksi Budaya Kemajapahitan: *SDM Unggul Menuju Indonesia Emas 2045 berbasis Sainstek Berwawasan Lingkungan dan Kewirausahaan*”

3. *Batch Size 32, Learning Rate Awal (lr0) dan Learning Rate Final (lrf) 0.001*
4. *Batch Size 32, Learning Rate Awal (lr0) dan Learning Rate Final (lrf) 0.01*

4. *Testing*

Dalam pengujian ini, model *YOLOv8* terbaik dipilih dengan akurasi yang tinggi dan waktu pemrosesan yang lebih cepat untuk memenuhi kebutuhan deteksi cacat pengelasan secara efektif dalam lingkungan interaktif. Pengujian ini memanfaatkan pustaka *OpenCV* dan *Ultralytics* untuk membaca citra dari *folder* yang ditentukan, menerapkan deteksi objek menggunakan model *YOLOv8* terbaik, dan menggambar kotak pembatas serta label pada setiap objek yang terdeteksi. Citra yang telah terdeteksi kemudian disimpan di *folder* hasil yang ditentukan.

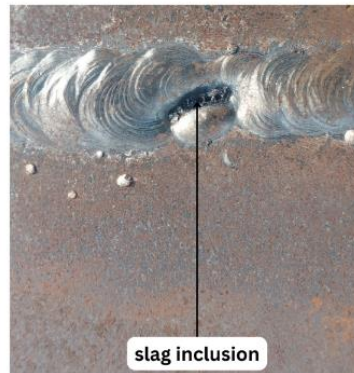
5. Implementasi *Streamlit*

Implementasi *Streamlit* dalam penelitian ini melibatkan pengembangan aplikasi berbasis web yang memungkinkan pengguna untuk secara interaktif mendeteksi cacat pada hasil pengelasan SMAW. Proses ini dimulai dengan instalasi paket-paket yang diperlukan, termasuk *Streamlit* dan pustaka pendukung lainnya. Model *YOLOv8* yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi, memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar hasil pengelasan melalui antarmuka web yang *user-friendly*. Aplikasi ini memproses gambar tersebut menggunakan model deteksi yang ada, menampilkan hasil deteksi secara visual dengan penandaan cacat, serta menyediakan informasi rinci terkait setiap cacat yang terdeteksi. Implementasi ini mempermudah pengguna akhir seperti teknisi atau inspektur untuk melakukan deteksi cacat secara cepat dan efisien tanpa memerlukan pengetahuan teknis yang mendalam.

HASIL DAN PEMBAHASAN

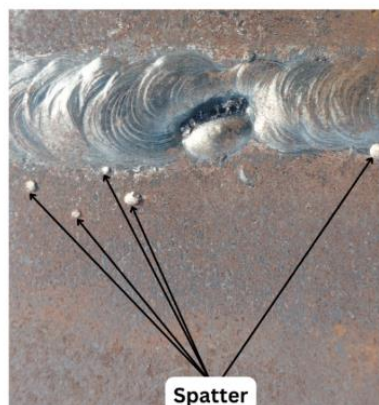
1. Hasil Pengambilan Data

Dari proses pengambilan data, citra yang diperoleh yaitu 20 citra yang memiliki cacat las seperti *slag Inclusion* pada Gambar 3 dan *spatter* pada Gambar 4. *Slag inclusion* adalah suatu cacat yang timbul pada sambungan logam las akibat terak yang terperangkap dalam logam las. Terak adalah suatu material yang dihasilkan oleh proses pengelasan yang dapat melemahkan sambungan dan mengurangi kekuatan logam las (Fitrah & Utami, 2023).



Gambar 4. *Slag Inclusion*

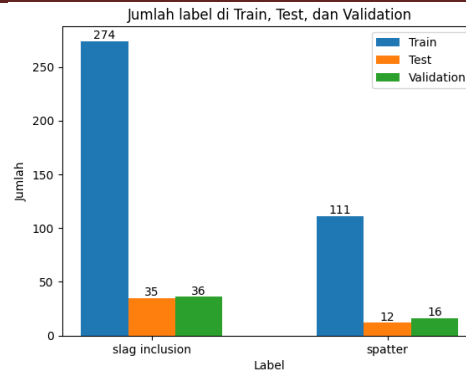
Spatter (percikan las) adalah jenis cacat pada proses pengelasan yang terjadi ketika percikan-percikan logam cair menempel pada daerah sekitar lasan yang sedang dibuat (Khatammi & Wasiur, 2022). *Spatter* dapat mempengaruhi kualitas akhir dari pengelasan dengan cara yang berbeda, seperti meningkatkan waktu pembersihan dan mempengaruhi estetika permukaan lasan. Dalam industri pengelasan, mengurangi *spatter* dapat menjadi fokus penting untuk meningkatkan efisiensi proses dan hasil akhir yang lebih konsisten dan berkualitas.



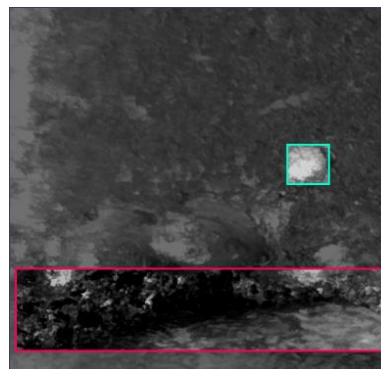
Gambar 5. *Spatter*

2. Hasil pengolahan data

Output tahap ini adalah *dataset* yang siap digunakan seperti Gambar 6 dengan meng-export *dataset* berformat *YOLOv8*. Jumlah *dataset* dari 20 citra menjadi 290 citra, yang terdiri dari data *training* sebanyak 232, data *validation* 29 dan data *testing* 29 citra. Setiap citra dapat memiliki lebih dari 1 cacat las. Pada penelitian ini terdapat dua jenis cacat las yaitu *slag inclusion* dan *spatter*, seperti ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 6. Jumlah Label



Gambar 7. Contoh Hasil Pengolahan Data

3. Hasil Training Model YOLOv8 & Evaluasi

- 1) Uji Coba *Bach Size 16 Learning Rate Awal (lr0)* dan *Learning Rate Final (lrf)* 0.001

Tabel 3. Skenario 1

Varian	mAP	Time(hours)
<i>YOLOv8s</i>	0.88	0.691 hours
<i>YOLOv8m</i>	0.849	0.902 hours
<i>YOLOv8l</i>	0.885	1.074 hours

mAP (*mean Average Precision*) adalah metrik yang mengukur akurasi deteksi objek model. Nilai mAP yang lebih tinggi menunjukkan performa yang lebih baik. Sedangkan waktu menunjukkan durasi pelatihan untuk setiap varian model. Pengukuran waktu tergantung dari kebutuhan sistem, jika menginginkan sistem secara *real time* pertimbangan kecepatan waktu sangat penting untuk dilakukan. Berdasarkan Tabel 3, *YOLOv8s* memiliki mAP tertinggi dan waktu pelatihan terpendek, *YOLOv8m* memiliki mAP sebesar 0.849, yang sedikit lebih rendah dibandingkan *YOLOv8s*, menunjukkan performa yang masih baik namun tidak



PROSIDING SEMINAR NASIONAL KUSUMA III
Kualitas Sumberdaya Manusia
“Refleksi Budaya Kemajapahitan: *SDM Unggul Menuju Indonesia Emas 2045* berbasis Sainstek Berwawasan Lingkungan dan Kewirausahaan”

optimal. Sedangkan *YOLOv8l* memiliki mAP yang paling tinggi tetapi juga waktu pelatihan terpanjang.

- 2) Uji Coba *Bach Size 16 Learning Rate Awal (lr0) dan Learning Rate Final (lrf) 0.01*

Tabel 4. Skenario 2

Varian	mAP	Time(hours)
<i>YOLOv8s</i>	0.884	0.677 hours
<i>YOLOv8m</i>	0.864	0.904 hours
<i>YOLOv8l</i>	0.883	0.942 hours

Berdasarkan Tabel 4 dengan menggunakan *learning rate* yang lebih tinggi (0.01) menghasilkan mAP yang lebih baik untuk *YOLOv8s* dan *YOLOv8m*. Namun mengalami penurunan pada *YOLOv8l* dibandingkan dengan lr0 dan lrf 0.001 pada skenario 1. *YOLOv8s* menunjukkan performa terbaik dalam hal mAP dan waktu pelatihan yang lebih cepat.

- 3) Uji Coba *Bach Size 32 Learning Rate Awal (lr0) dan Learning Rate Final (lrf) 0.001*

Tabel 5. Skenario 3

Varian	mAP	Time(hours)
<i>YOLOv8s</i>	0.873	0.680 hours
<i>YOLOv8m</i>	0.878	0.893 hours
<i>YOLOv8l</i>	0.887	0.949 hours

Berdasarkan Tabel 5 dengan *batch size* yang lebih besar (32), *YOLOv8l* mencapai mAP tertinggi, tetapi waktu pelatihannya juga meningkat. *YOLOv8s* tetap memiliki waktu pelatihan yang lebih pendek dibandingkan varian lain, meskipun mAP-nya sedikit menurun dibandingkan dengan *batch size 16* pada skenario 1. *YOLOv8m* meningkat menjadi 0.878, menunjukkan peningkatan akurasi dengan *batch size* yang lebih besar.

- 4) Uji Coba *Bach Size 32 Learning Rate Awal (lr0) dan Learning Rate Final (lrf) 0.01*.

Tabel 6. Skenario 4

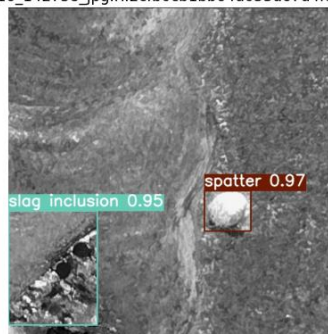
Varian	mAP	Time(hours)
<i>YOLOv8s</i>	0.903	0.654 hours
<i>YOLOv8m</i>	0.904	0.929 hours
<i>YOLOv8l</i>	0.853	0.985 hours

Berdasarkan Tabel 6, *YOLOv8s* memiliki mAP tertinggi sebesar 0.903, menunjukkan bahwa kombinasi *batch size* 32 dan *learning rate* 0.01 memberikan hasil yang optimal untuk *YOLOv8s*. *YOLOv8m* mengalami peningkatan mAP menjadi 0.904, menunjukkan performa yang baik dengan *learning rate* yang lebih tinggi. *YOLOv8l* meskipun *batch size* 32 dan *learning rate* yang lebih tinggi meningkatkan waktu pelatihan, mAP menurun menjadi 0.853, menunjukkan bahwa konfigurasi ini mungkin kurang optimal untuk *YOLOv8l*.

4. Hasil Testing

Dalam pengujian ini, model *YOLOv8s* pada Tabel 6 dipilih karena menawarkan keseimbangan terbaik antara akurasi dan waktu komputasi, yang merupakan faktor penting untuk implementasi *real time* pada aplikasi *Streamlit*. Berdasarkan hasil eksperimen, *YOLOv8s* mencapai akurasi mAP 0.903 dengan waktu komputasi 0.654 *hours*, yang lebih efisien dibandingkan *Yolov8m* dengan akurasi 0.904 namun waktu komputasi yang lebih lama 0.929 *hours*. Dengan akurasi yang tinggi dan waktu pemrosesan yang lebih cepat, *YOLOv8s* mampu memenuhi kebutuhan deteksi cacat pengelasan secara efektif dalam lingkungan interaktif.

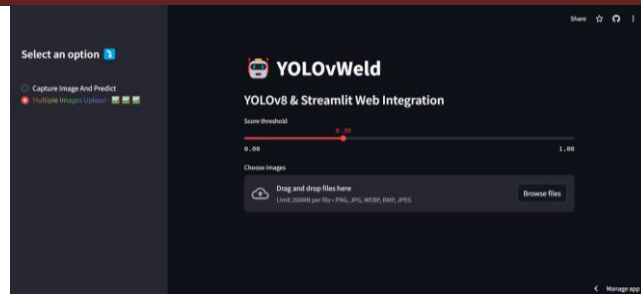
IMG_20240516_142758.jpg.rf.2cfb0cb1bb64d053d67d4f84749708fd.jpg



Gambar 8. Contoh Hasil *Testing*

5. Implementasi *Streamlit*

Setelah berhasil melakukan pelatihan model dan *testing*, selanjutnya model akan diimplementasikan tampilan GUI nya dengan menggunakan *streamlit*. Aplikasi ini dapat digunakan untuk mendeteksi cacat las *slag inclusion* dan *spatter* dengan *input* berupa citra, dari direktori *device* maupun dari pengambilan kamera. Hasil dari implementasi *streamlit* dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 9. Tampilan Streamlit

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan aplikasi deteksi cacat hasil pengelasan *Shielded Metal Arc Welding* (SMAW) berbasis *image processing* menggunakan algoritma *YOLOv8*. Dengan menggunakan *deep learning*, aplikasi ini secara efektif mampu mendeteksi cacat las seperti *slag inclusion* dan *spatter* dengan akurasi yang tinggi. Penggunaan *YOLOv8* dalam berbagai skenario pengujian menunjukkan bahwa model ini dapat mencapai performa deteksi yang optimal, dengan *mean Average Precision* (mAP) tertinggi sebesar 0.904 dan tertinggi kedua dengan mAP 0.903. Implementasi aplikasi ini melalui platform *Streamlit* memungkinkan inspeksi cacat las dilakukan secara interaktif, yang berkontribusi pada peningkatan efisiensi dan kualitas dalam proses pengelasan. Penelitian ini tidak hanya menawarkan solusi teknis untuk industri manufaktur, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan Sumber Daya Manusia (SDM) unggul yang kompeten dalam teknologi mutakhir. Dengan memperkuat keterampilan dan pengetahuan SDM dalam penerapan teknologi *deep learning* untuk inspeksi pengelasan, penelitian ini mendukung visi Indonesia Emas 2045, di mana SDM yang unggul dan berwawasan lingkungan diharapkan menjadi pilar utama dalam pembangunan nasional. Aplikasi ini juga memiliki potensi untuk mendukung produksi yang lebih ramah lingkungan, dengan mengurangi risiko cacat pada struktur baja, yang pada gilirannya dapat meminimalisir penggunaan sumber daya dan energi. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya relevan dari segi teknologi, tetapi juga sejalan dengan prinsip keberlanjutan dan pembangunan SDM unggul untuk masa depan Indonesia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan Pusat Teknologi Rekayasa Hidrodinamika (PRTH) Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) Surabaya yang telah menyediakan dataset untuk uji coba metode pada penelitian ini. Dosen pembimbing dan rekan penelitian atas bimbingan, dukungan, dan masukan yang berharga selama



PROSIDING SEMINAR NASIONAL KUSUMA III
Kualitas Sumberdaya Manusia
“Refleksi Budaya Kemajapahitan: *SDM Unggul Menuju Indonesia Emas 2045* berbasis Sainstek Berwawasan Lingkungan dan Kewirausahaan”

proses penelitian. Saran dan kritik konstruktif dari Anda sangat membantu dalam memperbaiki dan menyempurnakan hasil penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhitya, R. yudha, Al Amin, M. K., Munir, M. M., Wahyudi, M. T., Anggara, D., Septian, E. C., Septian, E. C., Yaqin, M. A., Safrudin, M. I., Annisa, A. R., & Ahmad Putra, Z. M. (2023). Rancang Bangun Aplikasi Intelligent Visual Scanner berbasis CNN untuk identifikasi cacat pada hasil pengelasan. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 4(2), 1–11. <https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.393>
- Arif Rochman Fachrudin, Fina Andika Frida Astuti, Mira Esculenta Martawati, & Ahmad Hanif. (2021). Pelatihan Pengelasan Smaw Bagi Karang Taruna Kelurahan Temas Kecamatan Batu Kota Batu. *Jurnal Abdimas Bina Bangsa*, 2(1), 14–19. <https://doi.org/10.46306/jabb.v2i1.56>
- Fitrah, M. A., & Utami, H. H. (2023). Detection Of Slag Inclusions and Degree of Roughness In Welded Joints By Application Approach. *Jurnal Sains Dan Teknik Terapan*, 1(1), 91–98.
- Khatammi, A., & Wasiur, A. R. (2022). Analisis Kecacatan Produk Pada Hasil Pengelasan Dengan Menggunakan Metode FMEA (Failure Mode Effect Analysis). *Jurnal Serambi Engineering*, 7(2), 2922–2928. <https://doi.org/10.32672/jse.v7i2.3853>
- Khumaidi, A., & Pradana, R. L. (2022). Identifikasi Penyebab Cacat Pada Hasil Pengelasan Dengan Image Processing Menggunakan Metode Yolo. *Jurnal Teknik Elektro Dan Komputer TRIAC*, 9(3), 107–112. <https://doi.org/10.21107/triac.v9i3.15997>
- Park, J. K., An, W. H., & Kang, D. J. (2019). Convolutional Neural Network Based Surface Inspection System for Non-patterned Welding Defects. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 20(3), 363–374. <https://doi.org/10.1007/s12541-019-00074-4>