



Sistem Inspeksi Visual Berbasis *Web-camera* Menggunakan YOLO untuk Deteksi *Real-time Spaghetti defect* pada 3D Printing FDM

I Gusti Agung Made Yoga Mahaputra^{1*}, Putri Alit Widyastuti Santiary², I Ketut Swardika³

^{1,2,3}Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Bali, Indonesia

Email author : yogamahaputra@pnb.ac.id¹, putrialit@pnb.ac.id², swardika@pnb.ac.id³

Article Info

Article history:

Received July9, 2026

Revised July11, 2026

Accepted July 13, 2026

Available July 14, 2026

Published July 30, 2026

Keywords:

FDM 3D Printing

Raspberry Pi

Spaghetti Defect

Visual Inspection

YOLO

ABSTRACT

Print failure remains a major challenge in fused deposition modeling (FDM) 3D printing because it may lead to material waste, production delays, and potential damage to printer components. One frequent failure mode is the *spaghetti defect*, in which extruded filament forms irregular strands due to poor bed adhesion, object displacement, or extrusion outside the intended printing path. This study develops a low-cost visual inspection system based on a *web-camera* and Raspberry Pi for *real-time* detection of *spaghetti defect* using a YOLO object detection model. The proposed system captures visual data from the printing area, processes image frames locally on the edge device, and displays the detected *defect* location using a *bounding box*, class label, and *confidence score*. The dataset consisted of 100 images, including 50 normal printing images and 50 *spaghetti defect* images, divided into training, validation, and testing sets using a 70:20:10 ratio. *Defect* images were annotated using *bounding boxes* to enable location-based *defect* detection. The evaluation results show that the model achieved a *precision* of 91.30%, *recall* of 88.24%, *F1-score* of 89.74%, *mAP@0.5* of 92.10%, and *mAP@0.5:0.95* of 87.30%. *Real-time* testing also demonstrated that the system could detect *spaghetti defect* with *confidence scores* ranging from 0.87 to 0.90. These results indicate that the integration of a *web-camera*, Raspberry Pi, and YOLO has potential as an economical and portable early monitoring system for FDM 3D printing failures.

Corresponding Author:

Name of Corresponding Author,

Politeknik Negeri Bali

Jl. Kampus Bukit, Jimbaran, South Kuta, Badung Regency, Bali 80364

Email: join@stekom.ac.id



1. INTRODUCTION

Perkembangan teknologi manufaktur digital melalui *additive manufacturing*, khususnya metode *fused deposition modeling*, telah membawa transformasi signifikan pada berbagai sektor industri maupun skala rumahan (Priatiansyah dkk., 2025). Teknik ini diimplementasikan secara luas karena menawarkan efisiensi tinggi dalam pembuatan prototipe, fleksibilitas geometri desain yang kompleks,

serta reduksi biaya operasional yang kompetitif jika dibandingkan dengan metode manufaktur subtraktif konvensional (Pramanda dkk., 2025). Kendati memiliki berbagai keunggulan, stabilitas proses cetak masih menjadi tantangan krusial akibat interaksi kompleks antara fluktuasi kontrol suhu, dinamika ekstrusi material, dan akurasi pergerakan mekanis yang terjadi secara simultan (Suwandi, 2025).

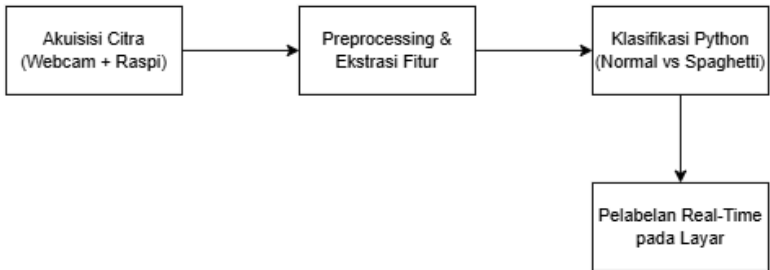
Anomali utama yang kerap mengganggu kontinuitas proses ini adalah tingginya risiko kegagalan cetak secara struktural, di mana salah satu bentuk kegagalan paling merugikan adalah fenomena *spaghetti failure* atau *filamentous defect* (Yean & Chew, 2024). Kegagalan tersebut terjadi ketika material filamen yang diekstrusi kehilangan daya rekat pada *print bed*, sehingga mesin terus mengekstrusi material di udara kosong dan menghasilkan akumulasi untaian plastik tak beraturan (Yadav dkk., 2023). Jika tidak diintervensi secara dini, kerusakan ini tidak hanya membuang-buang bahan baku (*waste material*) serta waktu produksi secara sia-sia, melainkan juga berpotensi memicu kerusakan fatal pada komponen perangkat keras printer, seperti obstruksi total (*clogging*) pada *hotend nozzle* (Antić dkk., 2023).

Secara konvensional, mitigasi kegagalan cetak ini masih bertumpu pada pengawasan manual oleh operator secara berkala (Omiyale dkk., 2025). Metode pemantauan konvensional tersebut dinilai tidak efisien, memiliki dependensi tinggi terhadap kelengahan manusia, serta tidak aplikatif untuk siklus produksi berdurasi panjang yang sering kali berjalan tanpa supervisi langsung (He dkk., 2024). Oleh karena itu, riset mengenai standarisasi pemantauan otomatis berbasis visi komputer (*computer vision*) mulai banyak dikembangkan guna memitigasi isu ini secara dini (Al Ahad Khan dkk., 2026). Meskipun studi terkait sistem deteksi cacat telah dipublikasikan, mayoritas arsitektur yang dikembangkan saat ini memiliki ketergantungan pada komputasi performa tinggi dengan spesifikasi PC yang besar atau penggunaan kamera industri (*industrial grade*) yang mahal (Liu dkk., 2025).

Sebagai solusi atas keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan nilai kebaruan melalui pengembangan sistem pemantauan ekonomis namun tetap andal yang diimplementasikan langsung di sisi mesin printer (*edge computing*) menggunakan mikrokomputer *Raspberry Pi*. Penggunaan kombinasi *web-camera* standar dan perangkat komputasi tersemat (*embedded system*) ini diintegrasikan dengan algoritma klasifikasi berbasis Python untuk menyediakan sistem inspeksi visual secara langsung (*real-time processing*). Sistem yang dirancang berfokus pada optimasi perangkat lokal berspesifikasi terbatas untuk melakukan klasifikasi serta pelabelan kondisi visual ada atau tidaknya *spaghetti defect* tanpa membebani memori komputasi secara berlebih.

2. METHOD

Penelitian ini menerapkan metodologi rekayasa sistem tersemat (*embedded system*) yang memadukan perangkat keras berbiaya rendah dengan algoritma visi komputer berbasis Python (Dewi & Ramadhan, 2025). Desain penelitian difokuskan pada pemrosesan tepi (*edge computing*) untuk melakukan klasifikasi citra secara *real-time* langsung dari unit cetak (Özsoy & Aksoy, 2022). Alur Proses pelaksanaan penelitian secara menyeluruh ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses

2.1. Desain Sistem dan Perangkat Keras

Arsitektur perangkat keras berpusat pada penggunaan mikrokomputer Raspberry Pi sebagai unit pemrosesan utama yang terhubung langsung dengan *web-camera* standar melalui antarmuka USB. Kamera ditempatkan secara statis pada sudut pandang tetap (*fixed angle*) yang mengarah langsung ke area kerja *print bed* untuk memastikan area ekstrusi filamen terpantau sepenuhnya. Batasan spesifikasi perangkat yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum pada Tabel 1.

Table 1. Spesifikasi dan Fungsi Utama Komponen Penelitian

Komponen	Spesifikasi / Parameter	Fungsi Utama
Single Board Computer	Raspberry Pi 5 (RAM 2Gb)	Unit pemrosesan pusat untuk komputasi algoritma visi komputer lokal, ekstraksi fitur citra, dan penentuan status klasifikasi objek secara <i>real-time</i> .
Sensor Visual	<i>Web-camera</i> 720p	Instrumen akuisisi data visual yang bertugas menangkap bingkai video (<i>video frame</i>) pada area kerja secara kontinu.
Perangkat Cetak	3D Printer FDM Creality Ender 3 V3 KE	Objek pengujian utama struktural yang menyediakan spesimen proses manufaktur untuk diinspeksi keandalan hasil cetaknya.

2.2 Akuisisi, Anotasi, dan Pra-Pemrosesan Data Citra

Tahap akuisisi data dilakukan dengan merekam proses pencetakan 3D FDM menggunakan *web-camera* yang terhubung langsung dengan Raspberry Pi. Data citra yang dikumpulkan terdiri atas dua kondisi, yaitu pencetakan normal dan pencetakan yang mengalami *spaghetti defect*. Kondisi normal ditandai dengan objek cetak yang masih melekat pada *print bed* dan alur ekstrusi yang mengikuti lintasan cetak, sedangkan *spaghetti defect* ditandai dengan terbentuknya untaian filamen tidak beraturan akibat kegagalan adhesi, pergeseran objek cetak, atau ekstrusi material pada area yang tidak sesuai.

Data diperoleh dari beberapa sesi pencetakan untuk menghasilkan variasi citra berdasarkan bentuk objek, sudut pandang kamera, pencahayaan, posisi objek, dan tingkat keparahan *defect*. Video hasil perekaman kemudian diekstraksi menjadi frame citra sebagai dataset pelatihan, validasi, dan pengujian. Karena penelitian ini menggunakan YOLO, proses pelabelan dilakukan dengan memberikan anotasi *bounding box* pada area yang menunjukkan *spaghetti defect* (Sani dkk., 2026). Citra normal tidak diberi anotasi apabila tidak terdapat indikasi *defect*. Sebelum proses pelatihan, citra melalui tahap pra-pemrosesan berupa penyesuaian ukuran citra, normalisasi nilai piksel, serta pembagian dataset (Tjahyanti & Pratama, 2025). Penyesuaian ukuran citra dilakukan agar sesuai dengan format input YOLO dan tetap mempertimbangkan keterbatasan komputasi Raspberry Pi. Tahap ini bertujuan untuk menghasilkan data yang konsisten sehingga model mampu mendeteksi *spaghetti defect* secara lebih stabil pada kondisi *real-time*.

2.3 Deteksi Real-time Spaghetti defect Menggunakan YOLO

Tahap deteksi pada penelitian ini menggunakan algoritma YOLO sebagai model deteksi objek berbasis deep learning. YOLO dipilih karena mampu melakukan deteksi objek secara cepat dalam satu tahap pemrosesan citra (Agustina & Sukron, 2022), sehingga sesuai untuk kebutuhan inspeksi visual *real-time* pada proses 3D printing FDM. Selain menghasilkan label kelas, YOLO juga memberikan nilai confidence dan koordinat *bounding box* pada area yang terdeteksi sebagai *spaghetti defect*.

Model YOLO dilatih menggunakan dataset citra hasil akuisisi *web-camera* yang telah diberi anotasi *bounding box*. Selama proses pelatihan, model mempelajari karakteristik visual *spaghetti defect*, seperti bentuk filamen yang tidak beraturan, akumulasi material pada area yang tidak sesuai, serta struktur cetakan yang mengalami kegagalan. Setelah pelatihan selesai, model diimplementasikan pada Raspberry Pi untuk melakukan inferensi secara langsung dari input video *web-camera*. Pada tahap *real-time*, sistem mengambil frame video secara berurutan, kemudian memproses setiap frame menggunakan model YOLO. Apabila terdeteksi objek dengan label “*spaghetti defect*” dan nilai confidence melebihi ambang batas yang ditentukan, maka sistem mengidentifikasi kondisi cetak sebagai *defect*. Untuk meningkatkan kestabilan hasil deteksi, keputusan dapat ditentukan berdasarkan

kemunculan *defect* secara konsisten pada beberapa frame berurutan, sehingga mengurangi kesalahan akibat blur, bayangan, perubahan pencahayaan, atau noise visual.

Evaluasi sistem dilakukan menggunakan parameter *precision*, *recall*, *F1-score*, mean Average *Precision*, nilai confidence, waktu inferensi per frame, dan frame per second (Sobirin & Wijonarko, 2025). Parameter tersebut digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi *spaghetti defect* sekaligus mengukur kelayakan implementasinya pada perangkat *edge computing* berspesifikasi terbatas. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya berfokus pada akurasi deteksi, tetapi juga pada performa *real-time* dan efisiensi implementasi menggunakan Raspberry Pi.

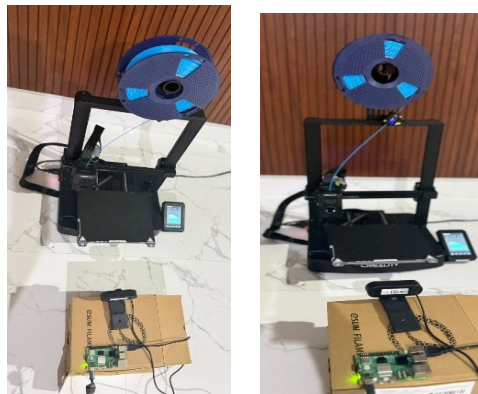
3. RESULT DAN ANALISIS

Analisis dilakukan untuk mengetahui sejauh mana sistem yang dikembangkan mampu membedakan kondisi pencetakan normal dan kondisi pencetakan yang mengalami *spaghetti defect*. Selain itu, evaluasi juga diarahkan untuk menilai kelayakan penggunaan perangkat berbiaya rendah dalam mendukung inspeksi visual otomatis pada lingkungan 3D printing FDM. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya menekankan aspek akurasi deteksi, tetapi juga mempertimbangkan efisiensi pemrosesan, kestabilan sistem, dan potensi implementasi praktis pada perangkat komputasi tersema.

3.1 Hasil Implementasi Sistem Inspeksi Visual

Sistem inspeksi visual yang dikembangkan terdiri atas *web-camera*, Raspberry Pi, dan unit 3D printer FDM. *Web-camera* digunakan sebagai sensor visual untuk menangkap kondisi area *print bed* selama proses pencetakan berlangsung. Raspberry Pi berfungsi sebagai perangkat pemrosesan utama untuk menjalankan program akuisisi frame, inferensi model YOLO, serta visualisasi hasil deteksi secara *real-time*.

Web-camera ditempatkan pada posisi yang menghadap area *print bed* dan nozzle printer agar area cetak dapat diamati secara jelas. Penempatan kamera dibuat tetap untuk menjaga konsistensi sudut pandang selama proses pengambilan data dan pengujian. Hasil implementasi perangkat menunjukkan bahwa sistem mampu menangkap objek cetak dan area *defect* dengan cukup jelas pada kondisi pencahayaan stabil.



Gambar 2. Implementasi sistem inspeksi visual pada 3D printer FDM

Program deteksi dijalankan menggunakan Python dengan memanfaatkan pustaka pengolahan citra dan model YOLO. Sistem mengambil frame dari *web-camera* secara berurutan, kemudian setiap frame diproses untuk mendeteksi keberadaan *spaghetti defect*. Apabila model mendeteksi area *defect* dengan nilai confidence melebihi ambang batas yang ditentukan, sistem akan menampilkan *bounding box*, label kelas, dan nilai confidence pada tampilan visual.

3.2 Hasil Akuisisi dan Anotasi Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari hasil perekaman proses pencetakan 3D FDM menggunakan *web-camera*. Data yang dikumpulkan terdiri atas dua kondisi utama, yaitu kondisi pencetakan normal dan kondisi pencetakan dengan *spaghetti defect*. Frame citra diekstraksi dari video perekaman, kemudian dipilih berdasarkan kejelasan objek, variasi kondisi pencetakan, serta tingkat keterlihatan *defect*(Gamage dkk., 2026).

Dataset yang digunakan terdiri atas 100 citra, dengan 50 citra kondisi normal dan 50 citra kondisi *spaghetti defect*. Citra dengan kondisi *spaghetti defect* diberi anotasi berupa *bounding box* pada area filamen tidak beraturan, sedangkan citra normal tidak diberi anotasi apabila tidak terdapat indikasi *defect*. Proses anotasi dilakukan agar model YOLO dapat mengenali lokasi *defect* secara spesifik pada area pencetakan.

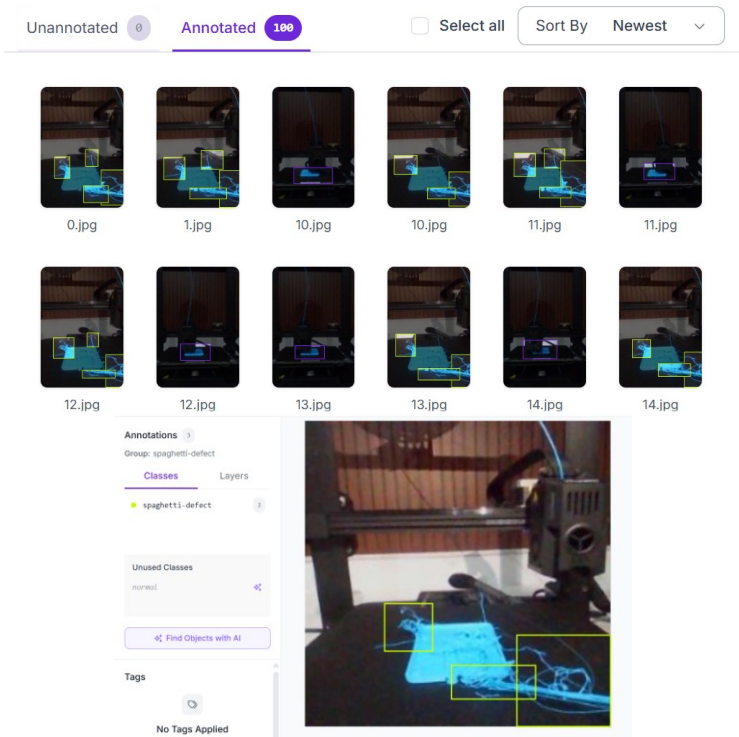
Table 2. Distribusi Dataset

Jenis Data	Jumlah Citra	Keterangan
Normal	50	Objek cetak melekat pada <i>print bed</i> dan proses ekstrusi mengikuti lintasan cetak Instrumen akuisisi data visual yang bertugas Terdapat untai filamen tidak beraturan atau akumulasi material di luar area cetak Dataset Keseluruhan
<i>Spaghetti defect</i>	50	
Total	100	

Dataset kemudian dibagi menjadi data latih, validasi, dan pengujian dengan rasio 70:20:10(Nasikhin dkk., 2025). Pembagian ini dilakukan untuk menyediakan data yang cukup bagi proses pelatihan, memantau performa model selama validasi, serta mengevaluasi kemampuan model pada data uji yang tidak digunakan dalam proses pelatihan(Mahendra dkk., 2026; RICO, 2026).

Table 3. PembagianDataset

Jenis Dataset	Persentase	Jumlah Citra
Training	70%	70
Validation	20%	20
Testing	10%	10
Total	100%	100



Gambar 3. Contoh hasil anotasi *spaghetti defect* menggunakan *bounding box*

Hasil anotasi menunjukkan bahwa pola *spaghetti defect* umumnya muncul dalam bentuk filamen acak, tumpukan material tipis, atau gumpalan plastik yang tidak mengikuti geometri objek cetak. Variasi bentuk *defect* ini menjadi tantangan bagi model karena ukuran, bentuk, dan posisi *defect* dapat berubah pada setiap proses pencetakan.

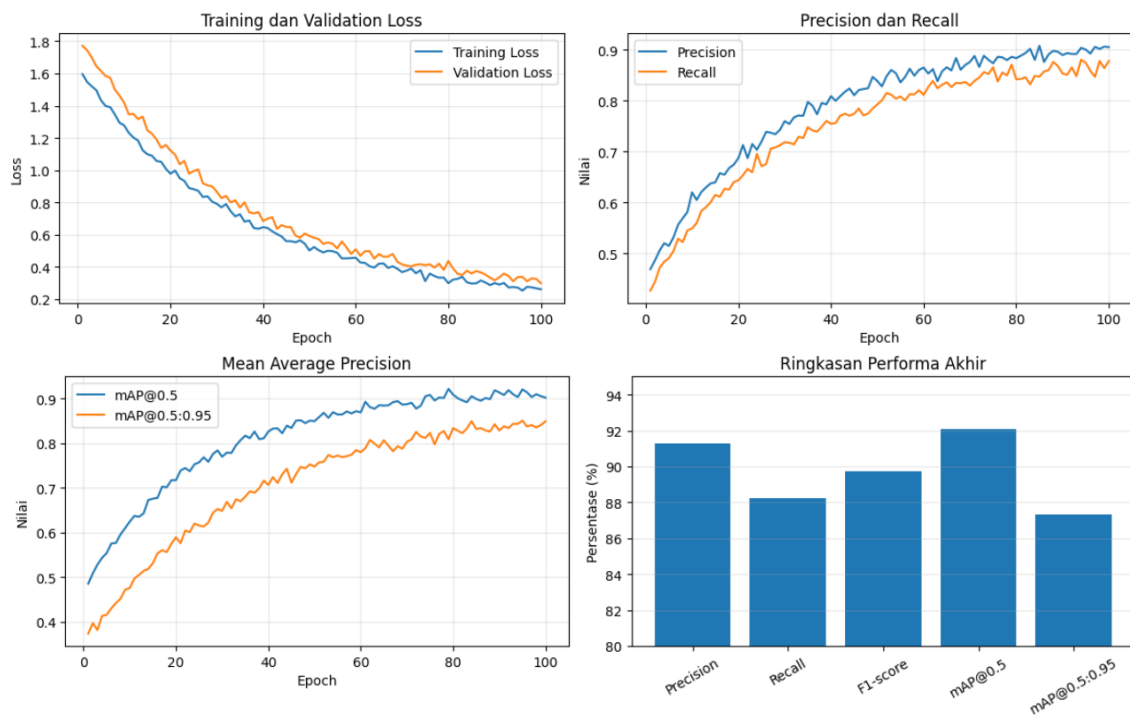
3.3 Hasil Pelatihan Model YOLO

Model YOLO dilatih menggunakan dataset yang telah melalui proses anotasi. Sebelum pelatihan, seluruh citra disesuaikan ke ukuran input 640×640 piksel agar sesuai dengan format masukan model. Pelatihan dilakukan untuk mengenali satu kelas objek, yaitu *spaghetti defect*. Parameter pelatihan yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.

Table 4. Parameter Training Model Yolo

Jenis Dataset	Persentase
Ukuran Input	640 x 640
Jumlah Class	1 Kelas
Class Object	<i>Spaghetti defect</i>
Epoch	100
Batch Size	16
Optimizer	SGD/Adam
Confidence Threshold	0,50
IoU Threshold	0,50

Selama proses pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa yang ditandai dengan penurunan nilai loss dan peningkatan nilai *precision*, *recall*, serta mean Average *Precision*. Nilai loss yang semakin rendah menunjukkan bahwa model semakin mampu mempelajari pola visual *spaghetti defect* pada dataset pelatihan.



Gambar 4. Grafik training loss, validation loss, *precision*, *recall*, dan mAP model YOLO

Berdasarkan Gambar 4, nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan secara bertahap selama proses pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model YOLO mampu mempelajari pola visual *spaghetti defect* dengan cukup baik. Selisih antara *training loss* dan *validation loss* yang tidak terlalu besar juga menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan.

Grafik *precision* dan *recall* menunjukkan peningkatan performa deteksi seiring bertambahnya epoch. Nilai *precision* mencapai 91,30%, sedangkan *recall* mencapai 88,24%. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup akurat dalam mendeteksi area *spaghetti defect*, meskipun masih terdapat beberapa *defect* kecil atau kurang jelas yang belum terdeteksi. Nilai mAP@0.5 mencapai 92,10%, sedangkan mAP@0.5:0.95 mencapai 87,30%. Perbedaan nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi *defect* dengan baik, tetapi ketepatan posisi *bounding box* masih dipengaruhi oleh bentuk *spaghetti defect* yang acak, tipis, dan tidak beraturan. Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa model YOLO memiliki performa yang layak untuk digunakan dalam sistem inspeksi visual *spaghetti defect* secara *real-time*.

3.4 Hasil Evaluasi Model Deteksi

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan pada proses pelatihan maupun validasi. Parameter evaluasi yang digunakan meliputi *precision*, *recall*, *F1-score*, mAP@0.5, mAP@0.5:0.95, dan rata-rata *confidence score*. Hasil evaluasi model YOLO ditunjukkan pada Tabel 4.

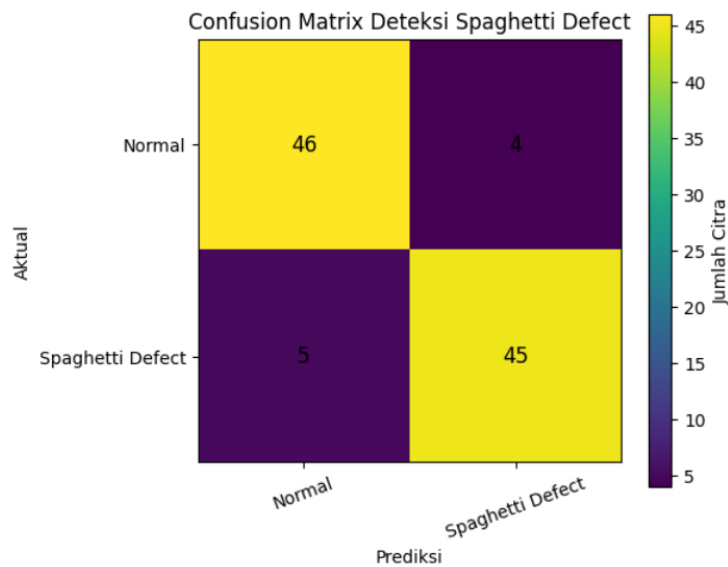
Tabel 4. Hasil Evaluasi Model YOLO

	Parameter Evaluasi	Nilai
0	Precision	91,30%
1	Recall	88,24%
2	F1-score	89,74%
3	mAP@0.5	92,10%
4	mAP@0.5:0.95	87,30%
5	Rata-rata confidence	90,60%

Gambar 4. Grafik training loss, validation loss, *precision*, *recall*, dan mAP model YOLO

Berdasarkan Tabel 4, model memperoleh nilai *precision* sebesar 91,30%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar area yang terdeteksi sebagai *spaghetti defect* benar-benar merupakan area *defect*. Nilai *recall* sebesar 88,24% menunjukkan bahwa model mampu menemukan sebagian besar *defect* yang terdapat pada data uji, meskipun masih terdapat beberapa kondisi *defect* yang belum terdeteksi secara optimal.

Nilai *F1-score* sebesar 89,74% menunjukkan keseimbangan yang cukup baik antara *precision* dan *recall*. Sementara itu, nilai mAP@0.5 sebesar 92,10% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi yang baik pada ambang batas IoU 0,5. Nilai mAP@0.5:0.95 sebesar 87,30% menunjukkan bahwa kualitas prediksi *bounding box* tetap cukup stabil meskipun dievaluasi pada ambang IoU yang lebih ketat. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi lokasi *spaghetti defect*, meskipun bentuk *defect* yang cenderung tipis, acak, dan tidak beraturan masih menjadi tantangan dalam penentuan batas objek secara presisi.



Gambar 4. Grafik training loss, validation loss, *precision*, *recall*, dan mAP model YOLO

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, terdapat 46 citra normal yang berhasil dikenali sebagai normal dan 45 citra *spaghetti defect* yang berhasil dideteksi sebagai *defect*. Kesalahan deteksi terdiri atas 4 *false positive* dan 5 *false negative*. *False positive* terjadi ketika model mendeteksi bayangan, sisa filamen kecil, atau tekstur objek sebagai *defect*. Sementara itu, *false negative* terjadi ketika *defect* masih berukuran kecil, filamen terlalu tipis, atau area *defect* tertutup sebagian oleh nozzle maupun objek cetak.

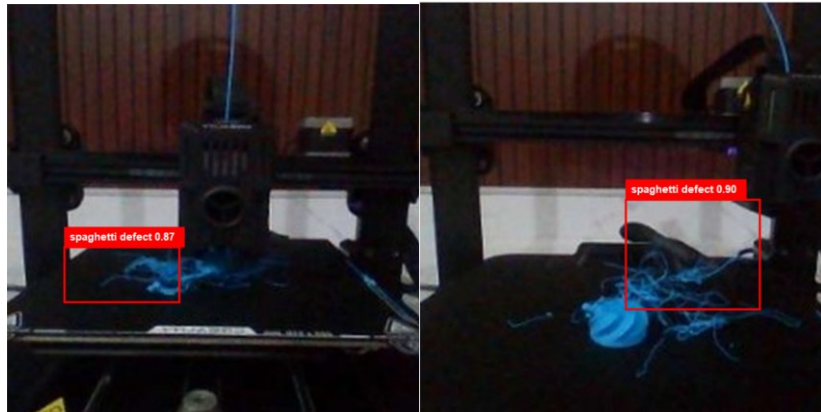
Secara umum, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model YOLO mampu mendeteksi *spaghetti defect* dengan performa yang cukup baik. Nilai evaluasi yang berada pada rentang 87–93% menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan deteksi yang layak untuk diterapkan sebagai sistem inspeksi visual *real-time* pada proses 3D printing FDM.

3.5 Hasil Deteksi Real-time pada Raspberry Pi

Setelah proses pelatihan selesai, model YOLO diimplementasikan pada Raspberry Pi untuk melakukan inferensi secara *real-time* menggunakan input video dari *web-camera*. Pengujian dilakukan dengan menjalankan sistem secara langsung pada proses pencetakan 3D FDM. Setiap frame yang ditangkap oleh kamera diproses oleh model untuk mengidentifikasi keberadaan *spaghetti defect* pada area pencetakan.



Gambar 5. Hasil deteksi kondisi normal pada proses 3D printing FDM



Gambar 6. Hasil deteksi *spaghetti defect* dengan *bounding box* dan *confidence score*

Berdasarkan hasil deteksi pada Gambar 6, model YOLO mampu mengidentifikasi area *spaghetti defect* pada proses pencetakan 3D FDM dengan menampilkan *bounding box* pada area filamen yang tidak beraturan. Pada contoh pertama, sistem menghasilkan nilai *confidence score* sebesar 0,87, sedangkan pada contoh kedua nilai *confidence score* meningkat menjadi 0,90. Kedua nilai tersebut berada di atas ambang batas deteksi yang ditetapkan, yaitu 0,50, sehingga hasil deteksi dapat dikategorikan valid. Area yang terdeteksi memperlihatkan karakteristik visual *spaghetti defect*, yaitu adanya untai filamen yang menyebar secara acak dan tidak mengikuti pola geometri objek cetak. Pada kondisi tersebut, filamen tampak terakumulasi di area *print bed* akibat kegagalan adhesi atau pergeseran hasil cetak. Kemampuan model dalam memberikan *bounding box* menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mampu mengenali keberadaan *defect*, tetapi juga dapat menentukan lokasi visual dari area kegagalan cetak secara spesifik.

Hasil pada kedua gambar juga menunjukkan bahwa model tetap dapat melakukan deteksi meskipun citra memiliki pencahayaan yang relatif rendah dan latar belakang *print bed* berwarna gelap. Hal ini mengindikasikan bahwa model telah mempelajari pola visual utama dari *spaghetti defect*, khususnya bentuk filamen tipis, acak, dan menyebar. Namun, kondisi pencahayaan, bayangan komponen printer, serta kemiripan warna antara filamen dan latar belakang tetap berpotensi memengaruhi ketepatan deteksi. Secara keseluruhan, hasil deteksi *real-time* menunjukkan bahwa sistem inspeksi visual berbasis *web-camera* dan Raspberry Pi memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mendeteksi *spaghetti defect* pada area pencetakan. Nilai *confidence score* sebesar 0,87 hingga 0,90 menunjukkan tingkat keyakinan model yang cukup tinggi, sehingga sistem berpotensi digunakan sebagai mekanisme pemantauan dini terhadap kegagalan cetak pada 3D printing.

4. DISCUSSION/CONCLUSION

Penelitian ini mengembangkan sistem inspeksi visual berbasis *web-camera* dan Raspberry Pi untuk mendeteksi *spaghetti defect* pada proses 3D printing FDM secara *real-time* menggunakan model YOLO. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan akuisisi citra, pemrosesan frame, dan deteksi area *defect* secara langsung pada area *print bed*. Dengan demikian, rancangan sistem yang diajukan telah berhasil direalisasikan sebagai sistem inspeksi visual berbasis edge computing. Hasil pelatihan dan evaluasi menunjukkan bahwa model YOLO mampu mengenali karakteristik visual *spaghetti defect* dengan cukup baik. Model memperoleh nilai *precision* sebesar 91,30%, *recall* sebesar 88,24%, *F1-score* sebesar 89,74%, *mAP@0.5* sebesar 92,10%, dan *mAP@0.5:0.95* sebesar 87,30%. Pengujian *real-time* juga menunjukkan bahwa sistem dapat menampilkan *bounding box*, label kelas, dan *confidence score* sebesar 0,87 hingga 0,90 pada area filamen tidak beraturan. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mampu membedakan kondisi normal dan *defect*, tetapi juga dapat menunjukkan lokasi kegagalan cetak secara visual. Secara umum, penelitian ini telah menjawab permasalahan yang diuraikan pada bagian pendahuluan, yaitu kebutuhan terhadap sistem pemantauan otomatis yang ekonomis, portabel, dan *real-time*. Integrasi *web-camera*, Raspberry Pi, dan YOLO berpotensi menjadi alternatif pemantauan dini terhadap kegagalan cetak tanpa memerlukan kamera industri atau komputer berperforma tinggi. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki

keterbatasan, terutama pada jumlah dataset yang masih terbatas serta pengaruh pencahayaan, posisi kamera, bayangan komponen printer, dan kontras antara filamen dengan *print bed*. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah variasi dataset, menerapkan augmentasi citra, mengoptimalkan model YOLO agar lebih ringan, serta menambahkan fitur peringatan otomatis atau penghentian proses cetak ketika *defect* terdeteksi secara konsisten.

REFERENCES

- [1] F. Agustina and M. Sukron, "Deteksi Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Algoritma YOLO Berbasis Android," *Jurnal Ilmiah Infokam*, vol. 18, no. 2, pp. 70–78, 2022.
- [2] A. Al Ahad Khan, M. S. Islam, L. Li, L. Jiang, and N. Ghaffari, "Automated Pore Detection from In-Situ FDM 3D Printing Video: A Comparative Evaluation of Modern Segmentation Models," in *Proc. IEEE/CVF Winter Conf. Appl. Comput. Vis. (WACV)*, 2026, pp. 4673–4681.
- [3] J. Antić, Ž. Mišković, R. Mitrović, Z. Stamenić, and J. Antelj, "The Risk assessment of 3D printing FDM technology," *Procedia Struct. Integr.*, vol. 48, pp. 274–279, 2023.
- [4] I. R. Dewi and F. Ramadhan, "Analisis Komparatif Pendekatan Rekayasa Sistem Embedded Berbasis Mikrokontroler dalam Optimalisasi Kinerja Real-Time dan Efisiensi Energi," *J. Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 48–53, 2025.
- [5] U. G. Gamage, X. Huo, L. Zanatta, T. Delbruck, C. Cadena, M. Fumagalli, and S. Tolu, "Event-based civil infrastructure visual defect detection: ev-CIVIL dataset and benchmark," *Struct. Health Monit.*, p. 14759217251411320, 2026.
- [6] H. He, Z. Zhu, Y. Zhang, Z. Zhang, T. Famakinwa, and R. Yang, "Machine condition monitoring for defect detection in fused deposition modelling process: a review," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 132, no. 7, pp. 3149–3178, 2024.
- [7] Z. Liu, J. Han, S. Wang, J. Li, H. Yi, and T. Long, "Research Progress and Future Perspectives of 3D Printing Polymer-Based Materials Whole Life Cycle Frameworks: Material Genetic Design–Intelligent Manufacturing–Recycling," *Adv. Eng. Mater.*, vol. 27, no. 22, p. e202501538, 2025.
- [8] B. Mahendra, D. Pratama, A. Faqih, and R. Kurniawan, "Evaluasi Pengaruh Kualitas Data Terhadap Performa Model Machine Learning Menggunakan Pendekatan Data-Centric AI," *J. Sist. Inf. dan Teknol. (SINTEK)*, vol. 6, no. 1, pp. 107–113, 2026.
- [9] Y. I. Nasikhin, B. Rahmat, and C. A. Putra, "Pengaruh Rasio Pembagian Dataset pada Kinerja CNN Klasifikasi Tuberkulosis," in *Pros. Semin. Sos. Politik, Bisnis, Akunt. dan Tek.*, vol. 7, 2025, pp. 303–311.
- [10] B. O. Omiyale, I. I. Ogedengbe, J. Odeyemi, A. Ogbeyemi, F. Olorunsogbon, and W. C. Zhang, "Mitigating 3D printing defects via cyber-physical systems: a process for fabricating defect-free components," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 139, no. 7, pp. 3175–3196, 2025.
- [11] K. Özsoy and B. Aksoy, "Real-time data analysis with artificial intelligence in parts manufactured by FDM printer using image processing method," *J. Test. Eval.*, vol. 50, no. 1, pp. 629–645, 2022.
- [12] W. Pramanda, S. Y. B. Zaqi, and S. D. Utama, "Inovasi media pembelajaran alat berat: Prototipe simulator excavator hidrolik air berbiaya rendah menggunakan teknologi fused deposition modeling (FDM)," *J. Inovator*, vol. 8, no. 2, pp. 139–144, 2025.
- [13] P. Priatiansyah, H. Hasdiansah, M. Subhan, S. Sukanto, F. Aswin, M. Masdani, and A. Ariansyah, "Optimization of FDM 3D Printing Parameters on the Tensile Strength of Food-Grade PLA Filament Using the Taguchi Method," *J. Rekayasa Mesin*, vol. 16, no. 3, pp. 1169–1181, 2025.
- [14] A. Rico, "Evaluasi Kinerja Deep Learning untuk Identifikasi Spesies Kupu-Kupu Sumatra Berbasis Augmentasi Data," M.S. thesis, Univ. [Institution Name], 2026. [Note: Adjust institution if known; otherwise, keep as "unpublished" or "M.S. thesis".]

- [15] A. R. Sani, A. Z. Kouzani, and A. Zolfagharian, “Real-time defect monitoring in material extrusion 3D printing using optimized YOLO models,” *Prog. Addit. Manuf.*, vol. 11, no. 1, pp. 1115–1137, 2026.
- [16] M. Sobirin and P. Wijonarko, “Pemantauan Keamanan Real-Time pada Base Transceiver Station (BTS) Menggunakan YOLOv8 dan Integrasi Telegram: Optimasi Model dan Evaluasi Performa,” *ILKOMNIKA*, vol. 7, no. 3, pp. 533–547, 2025.
- [17] D. A. S. Suwandi, “Otomatisasi Pengendalian Kualitas Ketahanan Filamen PET Menggunakan Fuzzy Logic Berbasis IoT,” *Final Project, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya*, 2025.
- [18] L. P. A. S. Tjahyanti and P. A. Pratama, “Deteksi Objek Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Pengolahan Citra Digital,” *KOMTEKS*, vol. 4, no. 2, pp. 35–40, 2025.
- [19] A. Yadav, P. Rohru, A. Babbar, R. Kumar, N. Ranjan, J. S. Chohan, R. Kumar, and M. Gupta, “Fused filament fabrication: A state-of-the-art review of the technology, materials, properties and defects,” *Int. J. Interact. Des. Manuf. (IJIDeM)*, vol. 17, no. 6, pp. 2867–2889, 2023.
- [20] F. P. Yean and W. J. Chew, “Detection of spaghetti and stringing failure in 3D printing,” in *Proc. Int. Conf. Green Energy, Comput. Sustain. Technol. (GECOST)*, 2024, pp. 293–298.