



Equivalent: Jurnal Ilmiah Sosial Teknik

Volume 7, Issue 2, 78-96

e_ISSN: 2775-0833

<https://jurnalequivalent.id/index.php/jequi/index>

DOI: doi.org/10.59261/jequi.v7i2.230

Sistem Deteksi Masalah Gigi Menggunakan Algoritma YOLO Berbasis Web

***Syifa Nur'Afni Hidayat**

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

Rahman Takdir

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

Muchlis Polin

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

Lillyan Hadjaratie

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

Nikmasari Pakaya

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

Taufik R. L. Bau

Universitas Negeri Gorontalo,
Indonesia

*Corresponding author:

Syifa Nur'Afni Hidayat, Universitas Negeri
Gorontalo, Indonesia,

✉ hsyifa1703@gmail.com

Article Info :

Article history:

Received: June 25, 2025

Revised: August 27, 2025

Accepted: October 28, 2025

Keywords:

dental disease;
early detection;
mutation-based hyperparameter
tuning;
web-based system;
YOLOv11 algorithm;

Kata Kunci:

penyakit gigi;
deteksi dini;
hyperparameter berbasis mutasi;
sistem berbasis web;
algoritma YOLOv11.

Abstract

Background: Dental health problems such as gingivitis, dental calculus, and dental caries remain prevalent public health issues worldwide and often go undetected until they reach advanced stages. Limited access to dental services and low public awareness contribute to delays in early diagnosis and treatment.

Aims: This study aims to develop a web-based dental problem detection system using the YOLOv11 algorithm to identify three dental conditions gingivitis, dental calculus, and dental caries as an accessible tool for early detection.

Methods: The system was developed using the waterfall methodology. Users can upload dental images or perform real-time detection via a camera, supported by a dashboard and detection history feature. System testing was conducted using black-box testing to assess functionality from the user's perspective and white-box testing to verify program logic and execution flow. The YOLOv11 model was trained using data augmentation and mutation-based hyperparameter tuning to improve detection performance.

Result: Evaluation results indicate that the proposed system achieved an accuracy of 81.47%, with a precision of 0.935 and a recall of 0.871, demonstrating reliable detection performance across the evaluated dental conditions.

Conclusion: The proposed web-based dental problem detection system using YOLOv11 shows strong potential as an accessible early detection tool for dental health issues. The system can support public awareness and facilitate early intervention through easy-to-use digital technology.

Abstrak

Latar Belakang: Masalah kesehatan gigi seperti gingivitis, karang gigi, dan karies masih menjadi permasalahan kesehatan masyarakat yang umum terjadi baik secara global maupun nasional. Kondisi ini sering kali tidak terdeteksi sejak dini karena keterbatasan akses pemeriksaan dan rendahnya kesadaran masyarakat, sehingga penanganan baru dilakukan ketika penyakit telah berkembang ke tahap yang lebih parah.

Tujuan: Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi masalah gigi berbasis web menggunakan algoritma YOLOv11 yang mampu mendeteksi tiga kondisi gigi, yaitu gingivitis, karang gigi,

dan karies, sebagai upaya mendukung deteksi dini yang mudah diakses oleh masyarakat.

Metode: Pengembangan sistem dilakukan menggunakan metode waterfall. Sistem memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra gigi atau melakukan deteksi secara langsung melalui kamera, serta menyediakan dashboard dan riwayat hasil deteksi. Pengujian sistem dilakukan menggunakan pendekatan black-box testing untuk mengevaluasi fungsionalitas dari sisi pengguna dan white-box testing untuk memverifikasi logika serta alur eksekusi program. Model YOLOv11 dilatih dengan teknik augmentasi data dan hyperparameter tuning berbasis mutasi untuk meningkatkan performa deteksi.

Hasil: Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem deteksi yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 81,47%, dengan nilai precision sebesar 0,935 dan recall sebesar 0,871. Nilai tersebut menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mengidentifikasi dan membedakan kondisi gigi yang diuji.

Kesimpulan: Sistem deteksi masalah gigi berbasis web menggunakan algoritma YOLOv11 memiliki potensi yang besar sebagai alat bantu deteksi dini kesehatan gigi. Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan kesadaran masyarakat serta membantu pemantauan kondisi gigi secara mandiri dan berkelanjutan.

To cite this article: Hidayat, S. N., Takdir, R., Polin, M., Hadjaratie, L., Pakaya, N., & Bau, T. R. L. (2025). *Sistem deteksi masalah gigi menggunakan algoritma YOLO berbasis web. Equivalent: Jurnal Ilmiah Sosial Teknik*, 7(2), 78–97. <https://doi.org/10.59261/jequi.v7i2.230>

PENDAHULUAN

Kesehatan gigi dan mulut salah satu aspek penting yang tidak hanya berpengaruh pada kondisi lokal. Infeksi oral seperti karies gigi dan gingivitis dapat menjadi pemicu berbagai penyakit sistemik salah satunya penyakit kardiovaskular (Hartanto et al., 2024). Secara global, hampir 3.5 miliar orang menderita penyakit gigi dan mulut, termasuk 2 miliar dengan karies permanen dan 514 juta anak dengan karies gigi susu yang memengaruhi sekitar 45 % populasi dunia. Menyikapi hal ini, menganjurkan pergeseran dari pendekatan kuratif ke preventif melalui promosi kesehatan gigi dan perawatan inklusif. Masalah ini tidak hanya menjadi persoalan global, tetapi juga merefleksikan situasi yang serius di Indonesia (Istianah & Komalasari, 2023).

Masalah kesehatan gigi dan mulut turut memberikan beban besar di Indonesia, baik secara ekonomi maupun sosial (Suratri et al., 2021). Survei Kesehatan Indonesia oleh yang merujuk pada *Oral Health Country Profile* dari *World Health Organization* tahun 2022, melaporkan bahwa Indonesia menempati peringkat kedua di Asia Tenggara dalam hal pengeluaran untuk perawatan gigi, setelah Singapura. Beban ekonomi ini tidak hanya berasal dari biaya perawatan yang tinggi, tetapi juga akibat hilangnya produktivitas kerja karena masalah gigi yang tidak tertangani.

Salah satu penyebab tingginya angka penderita masalah gigi di Indonesia adalah keterbatasan jumlah tenaga medis yang tersedia. WHO mencatat bahwa rasio dokter gigi di Indonesia adalah 0.6 per 10.000. Grafik rasio tersebut dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Rasio Tenaga Medis Gigi Per 10.000 Penduduk
Sumber: Data olahan

Angka ini menunjukkan bahwa ketersediaan tenaga medis gigi di Indonesia masih jauh dari standar kebutuhan nasional yaitu 0,2% per 1.000 penduduk. Selain itu, Menurut (Sinaga,

[Puspandari, & Marthias, 2022](#)) salah satu penyebab utamanya adalah keterbatasan dan distribusi tenaga medis gigi yang tidak merata, mengakibatkan ketidaksetaraan akses layanan kesehatan gigi baik secara geografis maupun sosial ekonomi. Selain faktor tenaga medis, kesadaran masyarakat terhadap pentingnya kesehatan gigi juga masih rendah. ([Tsabita, Dewi, Farani, & Paryontri, 2022](#)) menyebutkan bahwa rendahnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan gigi dan mulut tercermin dari perilaku yang cenderung menunda kunjungan ke dokter gigi hingga mengalami masalah serius.

Pemanfaatan teknologi *Artificial Intelligence* (AI) semakin dikembangkan dalam dunia kesehatan sebagai respons terhadap tantangan minimnya kesadaran masyarakat dalam pencegahan dan penanganan masalah kesehatan gigi ([Obasa & Palk, 2023; Powell, 2019; Yang et al., 2024](#)). AI memiliki kemampuan dalam analisis citra medis yang memungkinkan deteksi pola dan diagnosis dengan akurasi tinggi ([Ramezani et al., 2023; Senthilkumar et al., 2023; Trenggono & Bachtia, 2023](#)). Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam analisis citra medis adalah *You Only Look Once* (YOLO), yang berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk deteksi dan klasifikasi objek dalam satu kali pemindaian ([Ragab et al., 2024](#)). Dibandingkan dengan algoritma lain seperti *Single Shot MultiBox Detector* (SSD) dan *Faster R-CNN*, YOLO unggul dalam aplikasi *real-time* karena kecepatannya yang tinggi, tanpa mengorbankan akurasi signifikan ([Srivastava et al., 2021](#)). Keunggulan ini menjadikan YOLO sebagai algoritma yang populer dalam penelitian dan pengembangan teknologi deteksi objek di bidang medis ([Alfarizi et al., 2023](#)).

Berbagai penelitian telah menerapkan YOLO dalam dunia medis, termasuk untuk mendeteksi kondisi gigi dari citra intraoral. ([Makarim, Karlita, Sigit, Dewantara, & Brahmanta, 2023](#)) menggunakan YOLOv5 untuk mendeteksi lima kelas kondisi gigi normal, karies, tumpatan, sisa akar, dan impaksi dengan akurasi mencapai 84%. Penelitian lain oleh ([Makarim et al., 2023](#)) menggunakan YOLOv5 untuk mendeteksi karies gigi dengan nilai presisi sebesar 85%, yang bertujuan membantu dokter dalam diagnosis. Namun, penelitian sebelumnya masih terbatas pada penggunaan YOLOv5 yang memiliki keterbatasan dalam akurasi dan efisiensi komputasi, terutama pada objek kecil. Sebaliknya, YOLOv11 sebagai versi terbaru telah menunjukkan performa lebih baik dengan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi ([Putra, 2025](#)). Selain itu, penelitian sebelumnya juga belum mengembangkan implementasi dalam platform berbasis web atau mobile, sehingga aksesibilitas bagi pengguna masih terbatas ([Aisyah et al., 2025](#)).

Urgensi penelitian ini diperkuat oleh tingginya prevalensi tiga kondisi utama kesehatan gigi di Indonesia, yaitu karies, gingivitis, dan karang gigi, di mana data (Riset Kesehatan Dasar, 2018) menunjukkan bahwa 88,8% masalah gigi disebabkan oleh karies, 74% mengalami gingivitis, dan hanya 1,4% populasi yang melakukan pembersihan karang gigi, sedangkan Survei Kesehatan Indonesia (2023) melaporkan 56,9% penduduk berusia ≥ 3 tahun mengalami gangguan kesehatan gigi dan mulut dengan hanya 11,2% yang mengakses layanan kesehatan gigi. Kondisi ini diperburuk oleh keterbatasan tenaga medis gigi serta rendahnya literasi kesehatan masyarakat, sehingga deteksi dini berbasis AI terhadap ketiga kelas penyakit tersebut menjadi sangat krusial untuk meningkatkan akses dan kesadaran preventif. Penelitian ini mengusulkan pengembangan teknologi deteksi dini berbasis YOLOv11 untuk mendeteksi karies, karang gigi, dan gingivitis melalui citra intraoral, yang diintegrasikan dengan platform berbasis web agar masyarakat dapat mengakses layanan secara mandiri melalui kamera perangkat atau unggahan gambar, sehingga diharapkan mampu mendorong deteksi dini sebelum gejala menjadi parah.

METODE

Pengembangan sistem dalam penelitian ini menggunakan metode *waterfall*, yaitu salah satu model *System Development Life Cycle* (SDLC) yang menerapkan pendekatan sistematis dan berurutan, di mana setiap tahapan harus diselesaikan terlebih dahulu sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya (Widiyanto, 2018). Pemilihan metode *waterfall* didasarkan pada karakteristik proyek yang memiliki kebutuhan sistem yang telah terdefinisi dengan jelas sejak awal. Model ini dinilai sesuai untuk pengembangan sistem deteksi berbasis kecerdasan buatan yang bersifat kompleks, karena setiap fase pengembangan dilakukan secara terstruktur, terdokumentasi dengan baik, dan linier, sehingga proses evaluasi dan pengujian dapat dilakukan secara sistematis.

Tahap awal pengembangan dimulai dengan komunikasi, yang mencakup studi pustaka terkait penerapan kecerdasan buatan dalam deteksi masalah kesehatan gigi, serta observasi

langsung di Klinik Deliyana Dental Care Gorontalo. Pada tahap ini juga dilakukan wawancara dengan dokter gigi dan perawat untuk memahami prosedur diagnosis klinis serta karakteristik visual dari permasalahan gigi yang menjadi fokus penelitian, yaitu gingivitis, karang gigi, dan karies. Informasi yang diperoleh digunakan sebagai dasar dalam menentukan kebutuhan sistem dan kriteria deteksi yang relevan secara medis.

Selanjutnya, pada tahap perencanaan dilakukan analisis kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung pengembangan sistem. Pengambilan data citra gigi dilakukan melalui observasi langsung di klinik serta pemanfaatan dataset publik dari platform Roboflow. Data citra yang diperoleh kemudian diproses dan dianotasi sesuai dengan kebutuhan sistem deteksi. Selain itu, perencanaan juga mencakup pembagian dataset ke dalam data pelatihan, validasi, dan pengujian agar proses pelatihan dan evaluasi model dapat dilakukan secara optimal.

Tahap pemodelan dilakukan dengan merancang arsitektur sistem secara keseluruhan, yang meliputi perancangan alur sistem, diagram alir data, struktur basis data, serta desain antarmuka pengguna berbasis web. Perancangan ini bertujuan untuk memastikan integrasi yang baik antara model deteksi berbasis YOLOv11 dengan sistem web, sehingga pengguna dapat melakukan unggah citra, deteksi secara langsung melalui kamera, serta mengakses dashboard dan riwayat hasil deteksi dengan mudah.

Pada tahap konstruksi, dilakukan implementasi sistem yang meliputi pelatihan model YOLOv11 dan pengkodean aplikasi web. Pelatihan model dilakukan menggunakan dataset yang telah dianotasi, dengan penerapan teknik augmentasi data dan penyesuaian parameter untuk meningkatkan performa deteksi. Pengujian pada tahap ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu evaluasi performa model dan pengujian aplikasi web. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP) untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi setiap kelas permasalahan gigi. Sementara itu, pengujian web dilakukan menggunakan pendekatan *white-box testing* untuk memverifikasi logika dan alur eksekusi program, serta *black-box testing* untuk memastikan seluruh fungsi aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Tahap akhir pengembangan adalah *deployment*, di mana sistem yang telah dibangun dan diuji diterapkan pada lingkungan operasional. Pada tahap ini dilakukan pemantauan terhadap kinerja sistem untuk memastikan bahwa model deteksi dapat memberikan hasil yang akurat, stabil, dan responsif saat digunakan oleh pengguna. Proses pemantauan ini juga bertujuan untuk mengidentifikasi potensi perbaikan dan pengembangan lanjutan.

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh melalui kerja sama dengan Klinik Deliyana Dental Care Gorontalo, berupa citra kondisi gigi pasien yang mencakup tiga kategori utama, yaitu karies, karang gigi, dan gingivitis, yang telah divalidasi oleh dokter gigi melalui proses verifikasi manual sesuai dengan diagnosis klinis. Data sekunder diperoleh dari dataset publik pada platform Roboflow, yang kemudian disesuaikan anotasinya agar selaras dengan dataset primer. Teknik pengumpulan data meliputi observasi langsung ke lokasi penelitian untuk memahami proses diagnosis dan penanganan masalah gigi, wawancara dengan tenaga medis untuk menggali karakteristik visual dan klinis dari data yang digunakan, serta studi literatur melalui peninjauan jurnal, artikel, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan deteksi masalah kesehatan gigi berbasis kecerdasan buatan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian Komunikasi

Berdasarkan hasil observasi langsung di Klinik Deliyana Kota Gorontalo, ditemukan bahwa sebagian besar pasien datang ketika kondisi gigi sudah cukup parah, seperti nyeri akibat karies atau gusi berdarah akibat gingivitis. Pasien umumnya tidak memiliki kebiasaan melakukan pemeriksaan gigi secara rutin, dan sering kali terlambat menyadari adanya masalah kesehatan gigi.

Selain itu permasalahan dari berbagai studi Pustaka ditemukan bahwa kesehatan gigi, seperti karies dan gingivitis, dapat memicu penyakit sistemik (Hartanto et al., 2024) dan masalah ini cukup serius di Indonesia, dengan banyaknya masyarakat yang kesulitan mengakses layanan

dokter gigi (Sinaga et al., 2022). Data Kementerian kesehatan menunjukkan tingginya prevalensi masalah kesehatan gigi di Indonesia, namun hanya sebagian kecil yang melakukan pemeriksaan gigi secara rutin (Kementerian Kesehatan Indonesia, 2023).

Perencanaan

Batasan Sistem

Penelitian ini memiliki beberapa batasan, yaitu model YOLOv11 yang digunakan hanya diimplementasikan untuk inferensi tanpa pelatihan ulang atau fine-tuning di dalam sistem. Modul manajemen pengguna terbatas pada registrasi, login, dan logout tanpa otorisasi peran lanjutan atau integrasi dengan EMR. Akses aplikasi hanya tersedia melalui platform web berbasis desktop tanpa pengembangan aplikasi mobile atau mode offline. Selain itu, sistem hanya menampilkan hasil deteksi berupa bounding box, label klasifikasi, dan confidence score tanpa memberikan interpretasi medis atau rekomendasi perawatan, yang sepenuhnya menjadi tanggung jawab tenaga kesehatan profesional.

Analisis Kebutuhan Sistem

- 1) Spesifikasi perangkat keras (*hardware*)
 - a) Tipe laptop: Asus X455LN
 - b) RAM: 8 GB
 - c) Tipe Sistem: 64-bit
 - d) Processor: Intel(R)Core (TM) i7-4510U CPU @ 2.00GHz (2 Core(s), 4 Logical Processor(s))
- 2) Spesifikasi perangkat lunak (*software*)
 - a) *Labeling tool*: Roboflow
 - b) Platform pelatihan model: Google Colaboratory
 - c) Bahasa pemrograman: Python 3.12.4
 - d) Framework web: Django
 - e) *Library* pendukung: OpenCV, Ultralytics YOLOv11, Torch.
 - f) Text editor/IDE: Visual Studio Code (VSCode)

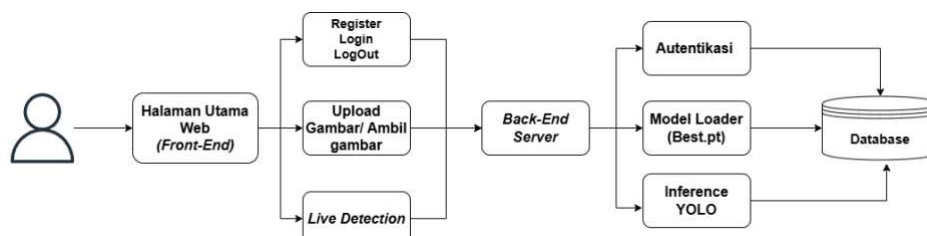
Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dua sumber utama, yaitu dataset publik dari Roboflow yang terdiri dari sekitar 6.244 gambar dan dataset internal dari Klinik Dental Care Deliyana yang mencakup sekitar 673 gambar.

Pemodelan (desain)

Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem terdiri atas dua jenis pengguna, yaitu user dan admin, dengan hak akses berbeda. User berinteraksi melalui front-end web yang menyediakan input citra. Data input dikirim ke back-end untuk diproses oleh model YOLO, menghasilkan bounding box dan label klasifikasi.

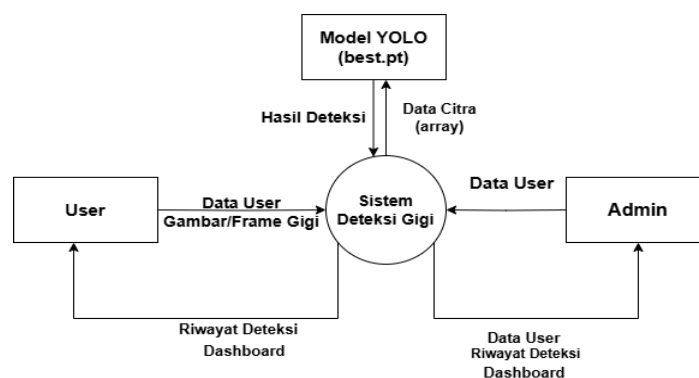


Gambar 2. Arsitektur Sistem

Sumber: Data olahan

Diagram Konteks

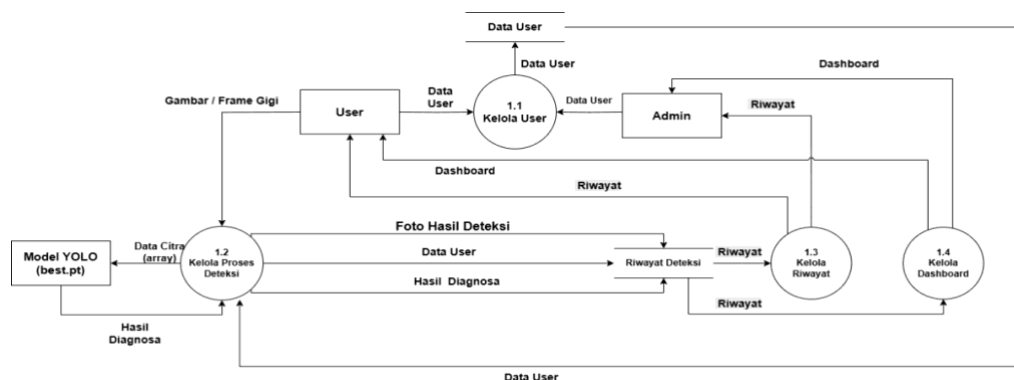
Diagram konteks menunjukkan hubungan sistem deteksi gigi berbasis YOLO dengan berbagai entitas yaitu, model yolo, user dan admin.



Gambar 3. Diagram Konteks
Sumber: Data olahan

Diagram Alir Data Level 0

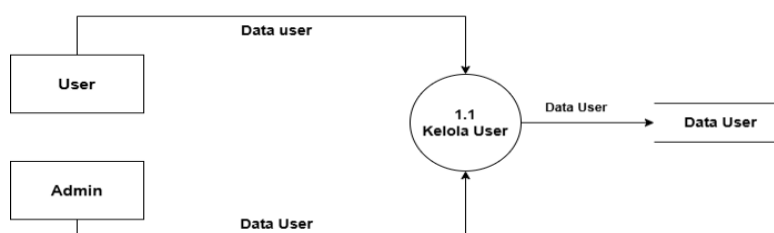
Diagram konteks Level 0 pada sistem ini menggambarkan tiga proses utama yang berinteraksi dengan entitas eksternal yaitu user dan admin. Dengan demikian, sistem ini memungkinkan proses deteksi masalah gigi yang terintegrasi dengan akun pengguna serta pencatatan hasil diagnosa untuk mendukung akses informasi kesehatan gigi secara mandiri.



Gambar 4. Diagram Alir Data Level 0
Sumber: Data olahan

Diagram Alir Data Level 1 Proses 1

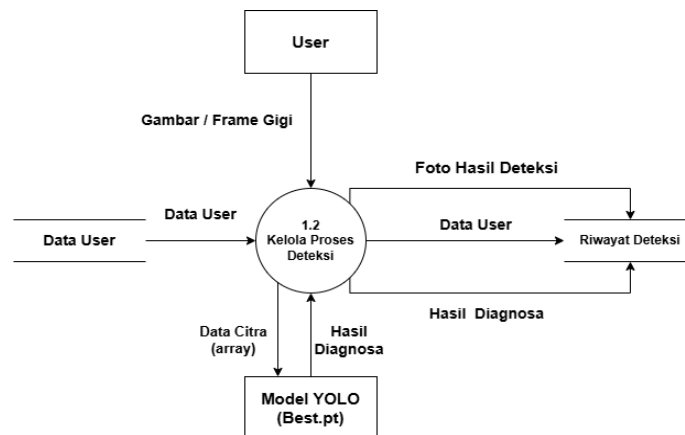
Pada diagram ini dijelaskan secara spesifik proses kelola pengguna. Entitas eksternal yang terlibat adalah user dan admin.



Gambar 5. Diagram Alir Data Level 1 Proses 1
Sumber: Data olahan

Diagram Alir Data Level 1 Proses 2

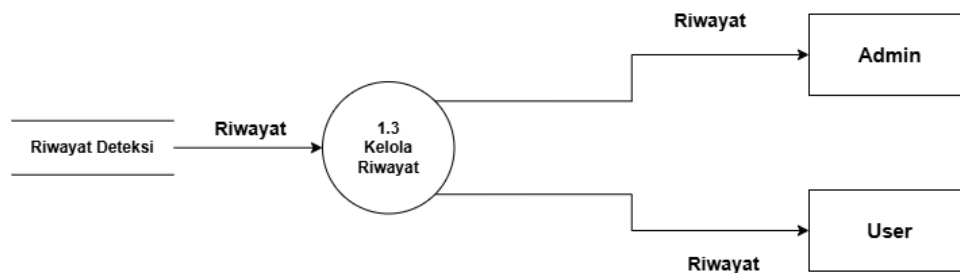
Pada diagram ini dijelaskan proses Kelola Proses Deteksi menggambarkan tahapan deteksi kondisi gigi menggunakan model YOLO.



Gambar 6. Diagram Alir Data Level 1 Proses 2
Sumber: Data olahan

Diagram Alir Data Level 1 Proses 3

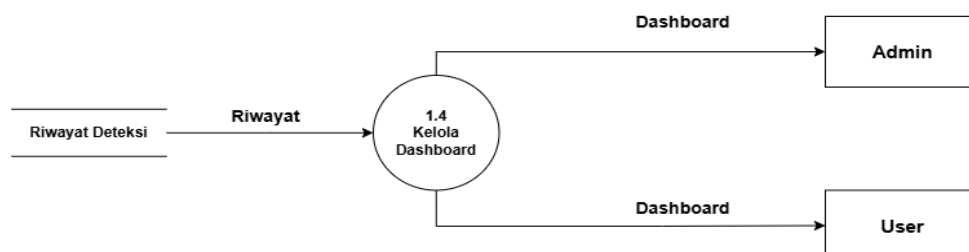
Diagram ini menjelaskan proses penyimpanan dan pengelolaan hasil deteksi.



Gambar 7. Diagram Alir Data Level 1 Proses 3
Sumber: Data olahan

Diagram Alir Data Level 1 Proses 4

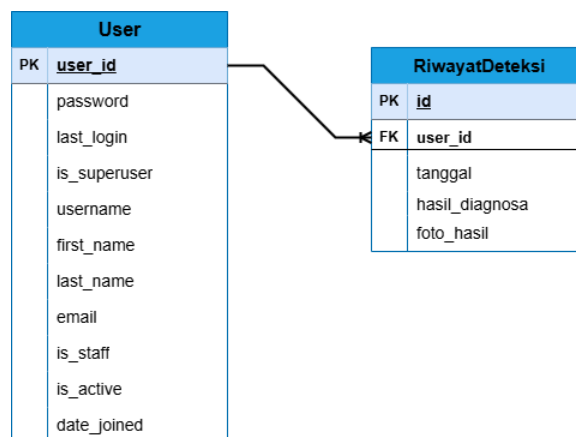
Diagram ini menjelaskan proses Kelola Dashboard yang berfungsi untuk mengelola dan menyajikan hasil deteksi yang divisualisasi.



Gambar 8. Diagram Alir Data Level 1 Proses 4
Sumber: Data olahan

Desain Database

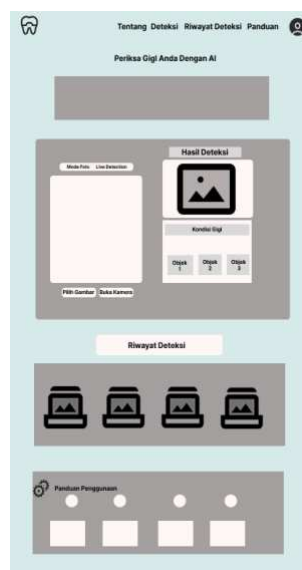
Diagram relasi ini menggambarkan hubungan antara tabel User dan Riwayat Deteksi dalam sistem basis data. Relasi antara keduanya bersifat *one-to-many*, satu pengguna (*user_id*) dapat memiliki banyak riwayat deteksi.



Gambar 9. Desain Database
Sumber: Data olahan

Desain Antarmuka

Desain antarmuka dirancang dalam satu halaman utama (*one-page interface*) yang memuat beberapa komponen utama yaitu, *profile*, tombol kamera, tombol pilih gambar, tombol *live detection*, panduan penggunaan, tampilan hasil deteksi, riwayat deteksi.



Gambar 10. Desain Tampilan Web
Sumber: Data olahan

Konstruksi (Code & Test)

Pemodelan YOLO

Pemodelan dilakukan melalui tiga tahap utama, *data preprocessing*, *modelling* dan evaluasi performa model.

a. Data *preprocessing*

Pemodelan YOLO pada penelitian ini dilakukan melalui tiga tahap utama, yaitu data preprocessing, pemodelan, dan evaluasi performa model. Pada tahap data preprocessing, dilakukan pembersihan data terhadap dataset publik dan data klinis dari Klinik Deliyana dan diperoleh sebanyak 3.972 gambar yang layak digunakan untuk pelatihan. Seluruh gambar dilakukan anotasi dengan 3 kategori utama kelas 0 = Gingivitis, Kelas 1 = Karang Gigi, Kelas 2 = Karies. Selanjutnya,

gambar diubah ukurannya menjadi 640 x 640 piksel dan dilakukan augmentasi dengan parameter flip horizontal, crop sebesar 0–20%, serta rotasi antara -15° hingga +15°. Hasil augmentasi meningkatkan jumlah citra menjadi 6.790 gambar dengan rata-rata 3–4 bounding box per gambar. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga subset untuk *training*, *valid* dan *test* dengan rasio 80:10:10.

Tabel 1. Distribusi Dataset

Kelas	Total Anotasi	Jumlah Anotasi Pada Dataset		
		Train (80%)	Valid (10%)	Test (10%)
Gingivitis	12222	8509	2355	1358
Karang Gigi	9796	6802	2026	968
Karies	6242	4351	1242	649

Sumber: Data olahan

Selain itu, proses pembagian data ini juga mempertimbangkan keseimbangan jumlah data (*balancing*) antar kelas



Gambar 11. Balacing Data

Sumber: Data olahan

b. Modelling

Proses pemodelan dimulai dengan mengunduh model YOLOv11 pralatih (*pretrained*). Selanjutnya dilakukan proses secara berkala antara pelatihan awal dilakukan menggunakan parameter default, kemudian dilanjutkan dengan penyetelan hyperparameter menggunakan metode mutasi untuk mengoptimalkan akurasi model secara bertahap.

1.) Training Parameter Default

Training dengan parameter default ini dilakukan dengan konfigurasi sebagai berikut:

Tabel 2. Konfigurasi Training Default

No.	Parameter	Konfigurasi
1.	<i>Epoch</i>	300
2.	<i>Optimizer</i>	AdamW
3.	<i>Early Stopping</i>	100

Sumber: Data olahan

Pelatihan model YOLOv11 berhenti pada epoch ke-232 dari total 300 epoch karena mekanisme early stopping setelah 100 epoch tanpa peningkatan signifikan. Hasil evaluasi menunjukkan nilai rata-rata mAP50 sebesar 0.628 dan mAP50 95 sebesar 0.376. Performa terbaik ditunjukkan oleh kelas karies dengan mAP50 sebesar 0.749 dan mAP50-95 sebesar 0.468. Nilai presisi dan recall keseluruhan tercatat sebesar 0.669 dan 0.611, yang menunjukkan keseimbangan model dalam mendeteksi objek dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

```
Validating /content/drive/MyDrive/skripsi-gigi/yolov11s9/weights/best.pt...
Ultralytics 8.3.94 Python-3.11.11 torch-2.6.0+cu124 CUDA:0 (NVIDIA L4, 22693MiB)
YOLO11s summary (fused): 100 layers, 9,413,961 parameters, 0 gradients, 21.3 GFLOPs
```

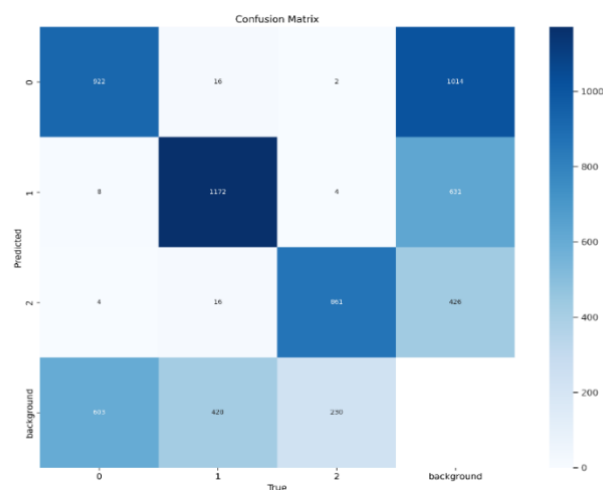
Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95):
all	945	4258	0.669	0.611	0.628	0.376
0	325	1537	0.533	0.484	0.444	0.185
1	393	1624	0.733	0.651	0.692	0.475
2	371	1097	0.742	0.698	0.749	0.468

Speed: 0.2ms preprocess, 2.5ms inference, 0.0ms loss, 1.3ms postprocess per image

Gambar 12. Hasil *Training* Parameter Default
Sumber: Data olahan

2.) Evaluasi Performa *Training* Parameter Default

a.) *Confusion Matrix*



Gambar 13. Confusion Matrix Parameter Default
Sumber: Data olahan

Untuk menghitung akurasi *Confusion Matrix* dilakukan dengan menerapkan perhitungan persamaan 1 pada rumus berikut ini:

$$Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{total prediksi}} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{922 + 1172 + 861}{2955 + 1656 + 1307 + 1253} \times 100\%$$

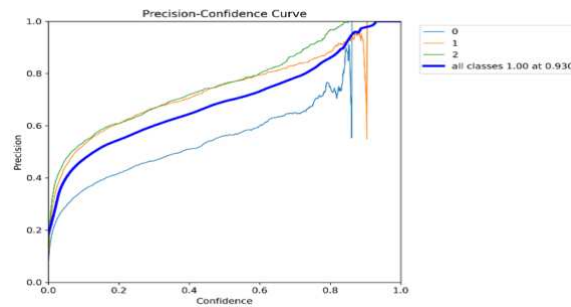
$$Accuracy = 0.4120 \times 100\%$$

$$Accuracy \approx 41.2\%$$

Evaluasi menggunakan confusion matrix menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 41,2%, dengan sebagian besar kesalahan berupa prediksi objek sebagai background, terutama pada kelas gingivitis dan karang gigi.

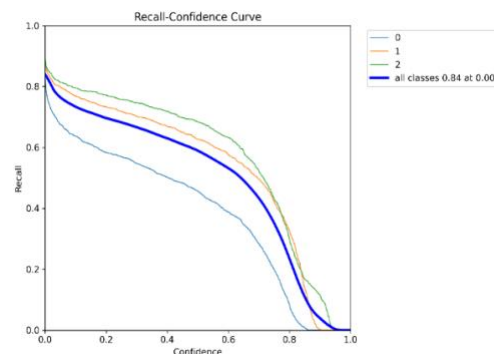
b.) *Precision-Confidence Curve*

Hasil analisis precision-confidence curve menunjukkan bahwa presisi tertinggi dicapai oleh kelas karies, sedangkan kelas gingivitis memiliki presisi yang rendah dan fluktuatif, mengindikasikan tingginya false positive.



Gambar 14. Precision-Confidence Curve Parameter Default
Sumber: Data olahan

c.) Recall-Confidence Curve



Gambar 15. Recall-Confidence Curve Parameter Default
Sumber: Data olahan

Pada kurva *recall-confidence*, pola yang muncul menunjukkan penurunan recall seiring peningkatan threshold confidence, dengan recall tertinggi pada kelas karies dan terendah pada gingivitis.

3.) Tuning Hyperparameter

Untuk optimasi hasil training, dilakukan proses pencarian *best hyperparameter* menggunakan metode *mutation-based hyperparameter search*. Proses tuning dilakukan dengan total 8 kali tuning dan total 207 iterasi dengan masing-masing 20 *epoch* pelatihan untuk setiap iterasi. Berdasarkan hasil tuning, diperoleh *best fitness* sebesar 0.46033. Metrik performa terbaik yang diamati adalah *Precision* sebesar 0.79473, *Recall* 0.68279, *mAP 50* 0.73929, *mAP 50-95* 0.42934, *Box Loss* 0.97592, *Classification Loss* 0.86302, *DFL Loss* 1.13487. *Hyperparameter* terbaik yang dihasilkan dari tuning dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 3. Hasil Tuning Hyperparameter

<i>Hyperparameter</i>	<i>Best Value</i>
<i>Lr0</i>	0.00027
<i>Lrf</i>	0.00717
Momentum	0.88417
<i>weight_decay</i>	0.00047
<i>warmup_epochs</i>	4.29147
<i>warmup_momentum</i>	0.29568
<i>box</i>	4.72213
<i>cls</i>	0.42363
<i>Dfl</i>	1.1536
<i>Translate</i>	0.08064
<i>Scale</i>	0.29727
<i>Fliplr</i>	0.39046

Sumber: Data olahan

4.) Training dengan hyperparameter based mutation

Tabel 4. Konfigurasi Training dengan Hyperparameter

No.	Parameter	Konfigurasi
1.	<i>Epoch</i>	516/1000
2.	<i>Optimizer</i>	AdamW
3.	<i>Early Stopping</i>	100
4.	<i>Hyperparameter</i>	Mutasi

Sumber: Data olahan

Adapun hasil pelatihan menghasilkan nilai precision sebesar 0.935, menandakan kemampuan yang tinggi dalam mengidentifikasi objek sesuai kategori, dengan minim kesalahan deteksi. Nilai recall sebesar 0.862 menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar kondisi gigi yang ada, dengan proporsi kasus terlewat relatif kecil. Selain itu, nilai mAP50 sebesar 0.917 menunjukkan akurasi deteksi objek yang tinggi pada threshold IoU 50%, sedangkan mAP50-95 sebesar 0.685 menunjukkan adanya ruang untuk perbaikan, terutama pada objek berukuran kecil atau model citra dengan kondisi sulit. Visualisasi dari hasil training dan validasi model dapat dilihat pada gambar 17.

```
Validating train-1000\train\weights\best.pt...
Ultralytics 8.3.105 Python-3.12.9 torch-2.5.1 CUDA:0 (NVIDIA GeForce RTX 3050, 6144MiB)
YOLO11s summary (fused): 100 layers, 9,413,961 parameters, 0 gradients
Class      Images  Instances  Box(P      R      mAP50  mAP50-95):
all         794      3423      0.935      0.862      0.917      0.685
0           386      1391      0.922      0.881      0.917      0.71
1           245      1186      0.926      0.803      0.888      0.647
2           254       846      0.957      0.901      0.946      0.698
Speed: 0.3ms preprocess, 13.0ms inference, 0.0ms loss, 1.0ms postprocess per image
Results saved to train-1000\train
```

Gambar 16. Hasil Training menggunakan Hyperparameter

Sumber: Data olahan

5.) Evaluasi Performa Training dengan Hyperparameter Mutation

a.) Confusion matrix

Untuk menghitung akurasi *Confusion Matrix* dilakukan dengan menerapkan perhitungan persamaan 1 pada rumus berikut ini:

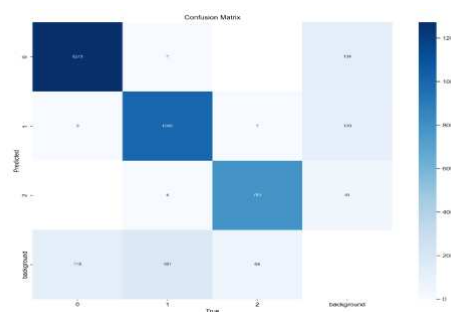
$$Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{total prediksi}} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{1255 + 989 + 774}{1401 + 1096 + 815 + 393} \times 100\%$$

$$Accuracy = 0.8147 \times 100\%$$

$$Accuracy \approx 81.47\%$$

Confusion matrix menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 81,47%, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi akibat kemiripan visual antar kelas.

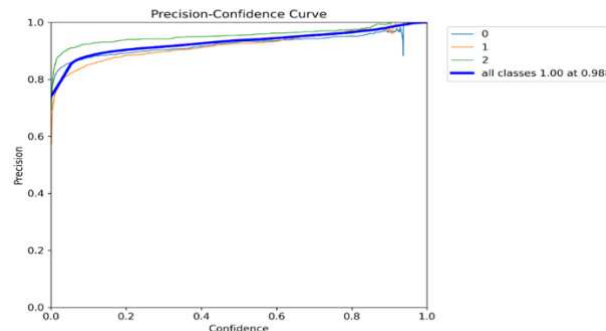


Gambar 17. Confusion Matrix

Sumber: Data olahan

b.) *Precision-confidence curve*

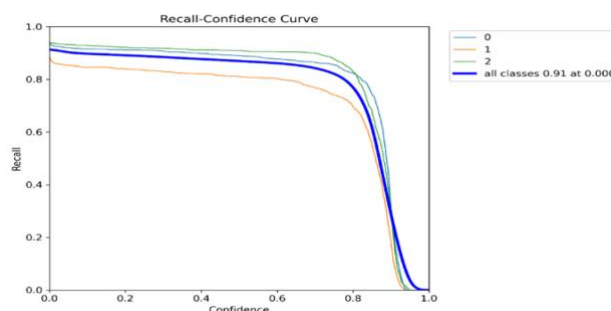
Hasil evaluasi Precision-confidence curve menunjukkan bahwa precision meningkat seiring confidence, dengan performa stabil pada sebagian besar kelas, meskipun terjadi penurunan precision pada kelas gingivitis pada threshold di atas 0.9.



Gambar 19. *Precision-confidence Curve*
Sumber: Data olahan

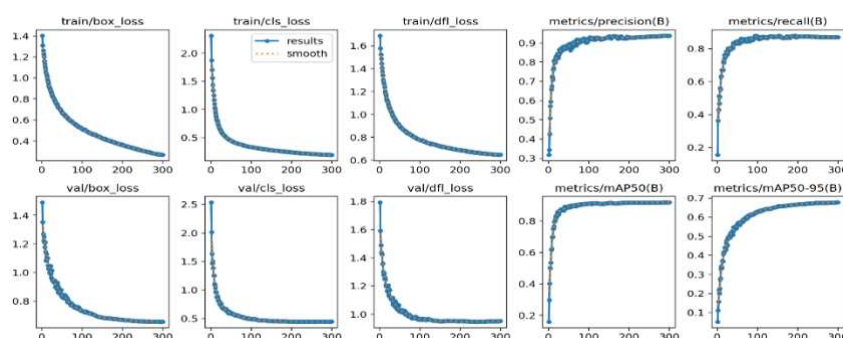
c.) *Recall-confidence curve*

Berdasarkan kurva Recall-confidence curve menunjukkan nilai recall rata-rata yang tinggi pada confidence rendah, tetapi menurun tajam mendekati confidence maksimum, menandakan trade-off antara precision dan recall.



Gambar 20. *Recall-confidence Curve*
Sumber: Data olahan

6.) *Analisis Overfitting*



Gambar 21. *Grafik Pelatihan*
Sumber: Data olahan

Berdasarkan Gambar 4.26 Grafik Pelatihan, menunjukkan grafik kurva train loss dan validation loss yang mengalami penurunan secara stabil selama proses pelatihan. Tidak terdapat stagnasi pada grafik, sehingga tidak ditemukan indikasi overfitting pada model.

a. Testing model

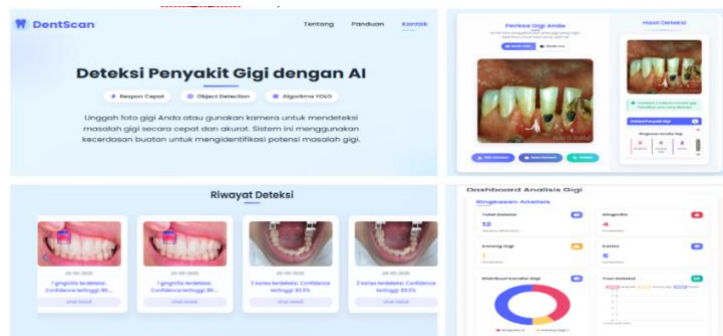
Uji akhir model menggunakan metode hold-out testing pada dataset uji berisi 400 citra dan 1665 objek menunjukkan nilai precision sebesar 90,8%, recall sebesar 84,3%, mAP50 sebesar 89,1%, dan mAP50-95 sebesar 68%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan membedakan ketiga kondisi gigi dengan tingkat akurasi dan sensitivitas yang baik, serta memiliki potensi kuat untuk diimplementasikan pada sistem pendukung diagnosis kesehatan gigi.

```

Ultralytics 8.3.148 Python-3.11.12 torch-2.6.0+cu124 CUDA:0 (Tesla T4, 15095MiB)
YOLO11s summary (fused): 180 layers, 9,413,961 parameters, 0 gradients, 21.3 GFLOPs
Downloading https://ultralytics.com/assets/Arial.ttf to '/root/.config/Ultralytics/Arial.ttf'.
100%|██████████| 755k/755k [00:00<00:00, 111MB/s]
val: Fast image access ✓ (ping: 0.7±0.3 ms, read: 0.0±0.0 MB/s, size: 42.1 KB)
val: Scanning /content/gdrive/MyDrive/skripsiie/test/labels.cache... 400 images, 0 backgrounds
      Class  Images  Instances  Box(P  R  mAP50  mAP50-95): 100%
        all     400      1665    0.908  0.843  0.891    0.68
         0      192       649    0.859  0.834  0.861    0.682
         1      139       645    0.924  0.831  0.886    0.663
         2       120       371    0.941  0.866  0.926    0.696
Speed: 1.4ms preprocess, 8.6ms inference, 0.0ms loss, 2.7ms postprocess per image
Results saved to runs/detect/val
    
```

Gambar 22. Hasil testing Model
Sumber: Data olahan

Pengembangan Web Tampilan Aplikasi



Gambar 23. Tampilan Web
Sumber: Data olahan

Pengujian web

1.) Pengujian *White-box*

Pengujian ini difokuskan pada fitur utama dari website, yaitu deteksi gigi. Teknik white-box yang digunakan adalah *path coverage*, bertujuan untuk memastikan seluruh jalur logika dalam proses deteksi telah diuji secara menyeluruh, termasuk berbagai kemungkinan kondisi dan percabangan yang terjadi saat pengguna mengunggah citra gigi dan menerima hasil deteksi. Dilakukan perhitungan perhitungan *Cyclomatic Complexity (CC)* menggunakan dua rumus

Rumus 1:

$$V(G) = E - N + 2$$

$$= (25 - 22) + 2 = 5$$

Rumus 2:

$$V(G) = (\text{Predicate Node} + 1V(G))$$

$$= 4 + 1 = 5$$

Berdasarkan *Cyclomatic Complexity* didapatkan sebesar 5 jalur independen yang harus diuji untuk menjamin seluruh logika telah tercakup. Adapun hasil pengujian adalah sebagai berikut,

Tabel 5. Hasil Pengujian White-box

Jalur	Hasil Pengujian	Keterangan
R1	Berhasil	Output sesuai
R2	Berhasil	Output sesuai
R3	Berhasil	Output sesuai
R4	Berhasil	Output sesuai
R5	Berhasil	Output sesuai

Sumber: Data olahan

2.) Pengujian Mode Input Deteksi

Pengujian dilakukan untuk membandingkan performa tiga mode input yang tersedia dalam sistem, yaitu unggah gambar, ambil gambar melalui kamera, dan live detection. Setiap mode diuji menggunakan gambar yang sama dengan total 15 gambar, untuk menjaga konsistensi hasil. Adapun hasil pengujian adalah sebagai berikut,

Tabel 6. Pengujian Mode Input Deteksi

No.	Mode Input	Total Objek Seharusnya (<i>Ground Truth</i>)	Total Objek Terdeteksi	Persentase Deteksi
1.	Upload	29	28	96.55%
2.	Ambil Gambar	29	19	65.52%

Sumber: Data olahan

3.) Pengujian *black-box*

Tabel 7. Hasil Pengujian *black-box*

No	Fitur yang Diuji	Skenario Uji	Input	Output yang Diharapkan	Status
1.	Register	Pengguna mengisi semua data dengan benar dan lengkap	Username, email, password valid	Akun berhasil dibuat dan pengguna diarahkan ke halaman login	Sesuai
2.	Login	Pengguna memasukkan username dan password yang valid	Username dan password valid	Pengguna berhasil masuk ke dalam sistem	Sesuai
3.	Login	Pengguna memasukkan username atau password salah	Username/pass word salah	Muncul pesan error: "Username atau password salah"	Sesuai
4.	Logout	Pengguna mengklik tombol logout	Tombol Logout diklik	Pengguna keluar dari sistem dan dialihkan ke halaman login	Sesuai
5.	Navigasi Halaman	Membuka halaman utama	Akses URL homepage	Homepage tampil dengan navigasi yang aktif	Sesuai

No	Fitur yang Diuji	Skenario Uji	Input	Output yang Diharapkan	Status
6.	Halaman Tentang	Klik menu "Tentang"	Tombol "Tentang"	Halaman menampilkan informasi mengenai tujuan dan fungsi aplikasi	Sesuai
7.	Halaman Panduan Penggunaan	Klik menu "Panduan"	Tombol "Panduan"	Petunjuk penggunaan aplikasi tampil dengan jelas	Sesuai
8.	Deteksi Kamera	Ambil gambar lalu klik deteksi	Klik "Buka Kamera"	Gambar diproses dan ditampilkan dengan <i>bounding box</i> hasil deteksi	Sesuai
9.	Deteksi Upload Gambar	Upload gambar gigi dan klik "Deteksi"	Pilih file gambar valid (.jpg/jpeg/.png)	Hasil deteksi tampil dalam gambar dengan label dan <i>confidence score</i> atau menampilkan "gigi tampak sehat"	Sesuai
10.	<i>Live Detection</i>	Akses kamera perangkat (video stream)	Video stream dari kamera dengan citra gigi jelas	Menampilkan secara real time hasil deteksi berupa klasifikasi dan <i>bounding box</i>	Sesuai
11.	Riwayat Deteksi	Pengguna melihat hasil deteksi yang pernah dilakukan	Pengguna melihat hasil deteksi yang pernah dilakukan	Pengguna melihat hasil deteksi yang pernah dilakukan	Sesuai
12.	Menyimpan Riwayat Deteksi	Sistem menyimpan hasil deteksi ke database setelah proses selesai	Deteksi berhasil dilakukan	Data hasil deteksi tersimpan ke tabel riwayat_deteksi	Sesuai

Sumber: Data olahan

Deployment

Pada tahap *deployment*, sistem telah berhasil dijalankan secara lokal dengan seluruh komponen berfungsi sesuai tujuan. Proses integrasi antara model deteksi dan antarmuka web telah dilakukan dengan baik, memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra gigi, memprosesnya melalui model YOLO, dan menampilkan hasil deteksi secara langsung melalui tampilan web.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma YOLOv11 dengan pendekatan *mutation-based hyperparameter tuning* mampu meningkatkan performa deteksi secara signifikan dibandingkan dengan konfigurasi parameter default. Peningkatan akurasi dari 41,2% menjadi 81,47%, serta nilai precision yang mencapai 0,935, menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter berperan penting dalam meningkatkan kemampuan model dalam membedakan kondisi gigi yang memiliki kemiripan visual, seperti gingivitis dan karang gigi. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa proses *fine-tuning* dan optimasi parameter sangat berpengaruh terhadap performa model *object detection*, khususnya pada domain medis yang memiliki variasi citra tinggi dan perbedaan visual yang subtil (Gonzalez-Argote et al., 2023; Kirby, 2024). Selain itu, penerapan augmentasi data terbukti efektif dalam

meningkatkan generalisasi model dan mengurangi bias akibat ketidakseimbangan dataset, sebagaimana juga dilaporkan dalam studi deteksi penyakit gigi berbasis *deep learning*.

Dari sisi implementasi sistem, hasil pengujian *white-box* dan *black-box* menunjukkan bahwa integrasi model YOLOv11 ke dalam sistem berbasis web dapat berjalan secara stabil dan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Mode input *upload image* menunjukkan tingkat deteksi tertinggi dibandingkan *camera capture* dan *live detection*, yang mengindikasikan bahwa kualitas citra input memiliki pengaruh langsung terhadap performa deteksi. Temuan ini menyatakan bahwa sistem deteksi berbasis AI pada bidang kedokteran gigi sangat bergantung pada resolusi dan kualitas pencahayaan citra (Etim et al., 2025; Katznelson & Gerke, 2021; Smith et al., 2024). Meskipun sistem yang dikembangkan belum memberikan interpretasi klinis atau rekomendasi medis, hasil penelitian ini menunjukkan potensi besar sistem sebagai alat bantu deteksi dini yang dapat meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap kesehatan gigi. Dengan pengembangan lanjutan berupa integrasi *clinical decision support system* dan validasi lebih luas di lingkungan klinis, sistem ini berpotensi menjadi solusi pendukung diagnosis yang efektif dan mudah diakses.

KESIMPULAN

Implementasi model YOLOv11 dalam penelitian ini berhasil mendeteksi tiga kondisi utama kesehatan gigi karies, gingivitis, dan karang gigi melalui citra intraoral dengan performa yang cukup baik. Model yang telah melalui proses augmentasi data dan tuning berbasis mutasi menunjukkan performa yang baik melalui metrik evaluasi seperti *precision* sebesar 0.935, *recall* 0.871, serta akurasi klasifikasi keseluruhan 89.45%. Meskipun demikian, masih ditemukan kendala dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki kemiripan visual, seperti karang gigi, karies, dan background. Selain itu, analisis kurva metrik mengindikasikan bahwa sensitivitas model terhadap kelas gingivitis menurun pada ambang kepercayaan tinggi (*threshold* > 0.9), yang menunjukkan adanya tantangan dalam mengenali fitur visual yang lebih samar.

Sistem deteksi ini juga telah berhasil diintegrasikan ke platform berbasis web, memungkinkan pengguna untuk melakukan deteksi mandiri secara *real-time*, memberikan akses yang lebih luas kepada masyarakat untuk layanan deteksi dini kesehatan gigi. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur riwayat deteksi yang memungkinkan pengguna untuk meninjau kembali hasil pemeriksaan sebelumnya, sehingga mendukung pemantauan kondisi gigi secara berkelanjutan dan dashboard untuk melihat trend serta ringkasan deteksi. Namun, meskipun hasil yang dicapai sudah cukup baik, terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi, seperti kesulitan dalam mendeteksi objek kecil dan keterbatasan pada fitur *Live Detection* yang belum berjalan secara optimal. Oleh karena itu, pengembangan lanjutan baik dari sisi model maupun sistem sangat diperlukan untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem dalam penggunaannya secara langsung.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam pelaksanaan dan penyelesaian penelitian ini. Ucapan terima kasih secara khusus disampaikan kepada pihak instansi dan mitra penelitian yang telah memberikan dukungan berupa fasilitas, data, serta akses yang diperlukan selama proses penelitian. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan teknis dan akademisi yang telah memberikan masukan, diskusi ilmiah, serta bantuan dalam proses pengumpulan dan pengolahan data. Selain itu, penulis mengapresiasi dukungan institusi afiliasi dalam penyediaan lingkungan akademik yang kondusif bagi terlaksananya penelitian ini. Seluruh kesalahan dalam interpretasi data maupun penulisan naskah sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS

SNH berperan dalam konseptualisasi penelitian, perancangan metodologi, koordinasi pelaksanaan penelitian, serta penyusunan draf awal manuskrip. RT berkontribusi pada pengumpulan data, analisis kebutuhan sistem, serta penyusunan bagian metode penelitian. MP berperan dalam pengolahan dan analisis data teknis, termasuk interpretasi hasil penelitian dan visualisasi data. LH berkontribusi dalam perancangan sistem, pengujian fungsional, serta evaluasi

performa sistem yang dikembangkan. NPberperan dalam kajian pustaka, validasi hasil penelitian, serta penyelarasan pembahasan dengan referensi ilmiah yang relevan. TRLB berkontribusi dalam penelaahan kritis naskah, penyuntingan bahasa ilmiah, serta penyesuaian format penulisan sesuai dengan kaidah jurnal. Seluruh penulis terlibat dalam proses peninjauan akhir dan menyetujui versi final manuskrip untuk dipublikasikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aisyah, N., Maychandra, C., Lubis, A., & Setiawan, A. (2025). Pengembangan aplikasi e-learning berbasis Android untuk meningkatkan aksesibilitas pembelajaran. *Pendas: Jurnal Ilmiah Pendidikan Dasar*, 10(2), 766–779.
- Alfarizi, D. N., Pangestu, R. A., Aditya, R. A., Setiawan, M. A., & Rosyani, P. (2023). Penggunaan metode YOLO pada deteksi objek: Sebuah tinjauan literatur sistematis. *Jurnal AI dan SPK: Jurnal Artificial Intelligence dan Sistem Penunjang Keputusan*, 54–63.
- Gonzalez-Argote, J., Alonso-Galbán, P., Vitón-Castillo, A. A., Lepez, C. O., Castillo-Gonzalez, W., Bonardi, M. C., & Cano, C. A. G. (2023). Trends in scientific output on artificial intelligence and health in Latin America in Scopus. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 10(4). <https://doi.org/10.4108/eetsis.vi.3231>
- Hartanto, H. A., Arsanti, M., & Wicaksono, M. S. (2024). Penyakit gigi dan gusi sebagai penyebab penyakit jantung. *Jurnal Teras Kesehatan*, 7(2), 11–18. <https://doi.org/10.38215/jtkes.v7i2.131>
- Istianah, A., & Komalasari, K. (2023). Dampak isu global terhadap jati diri bangsa dan karakter keindonesiaan melalui pendidikan kewarganegaraan. *Asanka: Journal of Social Science and Education*, 4(1), 97–107.
- Katznelson, G., & Gerke, S. (2021). The need for health AI ethics in medical school education. *Advances in Health Sciences Education*, 26(4). <https://doi.org/10.1007/s10459-021-10040-3>
- Kirby, R. (2024). Artificial intelligence and health care. *Trends in Urology & Men's Health*, 15(3). <https://doi.org/10.1002/tre.971>
- Makarim, A. F., Karlita, T., Sigit, R., Dewantara, B. S. B., & Brahmana, A. (2023). Deteksi kondisi gigi manusia pada citra intraoral menggunakan YOLOv5. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(4), 2125–2134. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i4.3355>
- Obasa, A. E., & Palk, A. C. (2023). Responsible application of artificial intelligence in health care. *South African Journal of Science*, 119(5). <https://doi.org/10.17159/sajs.2023/14889>
- Powell, J. (2019). Trust me, I'm a chatbot: How artificial intelligence in health care fails the Turing test. *Journal of Medical Internet Research*, 21(10). <https://doi.org/10.2196/16222>
- Putra, N. F. Y. (2025). *Evaluasi pengaruh variasi tingkat anotasi terhadap performa dan efisiensi model YOLOv11 pada deteksi multi-objek buah* (Undergraduate thesis). Universitas Islam Indonesia.
- Ragab, M. G., Abdulkadir, S. J., Muneer, A., Alqushaibi, A., Sumiea, E. H., Qureshi, R., Al-Selwi, S. M., & Alhussian, H. (2024). A comprehensive systematic review of YOLO for medical object detection (2018–2023). *IEEE Access*, 12, 57815–57836. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3386826>
- Ramezani, M., Takian, A., Bakhtiari, A., Rabiee, H. R., Fazaeli, A. A., & Sazgarnejad, S. (2023). The application of artificial intelligence in health financing: A scoping review. *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, 21(1). <https://doi.org/10.1186/s12962-023-00492-2>
- Senthilkumar, T., Arumugam, T., Pandurangan, H., & Panjaiyan, K. (2023). Adoption of artificial intelligence in health care: A nursing perspective. *Salud, Ciencia y Tecnologia*, 3. <https://doi.org/10.56294/saludcyt2023510>
- Sinaga, A. P., Puspadari, D. A., & Marthias, T. (2022). Korelasi disparitas ketersediaan tenaga medis gigi antardaerah terhadap pemanfaatan layanan gigi dan mulut di Indonesia. *Jurnal Manajemen Pelayanan Kesehatan*, 25(3), 108–115. <https://doi.org/10.22146/jmpk.v25i03.5879>
- Smith, A., Arena, R., Bacon, S. L., Faghy, M. A., Grazi, G., Raisi, A., Vermeesch, A. L., Ong'wen, M., Popovic, D., & Pronk, N. P. (2024). Recommendations on the use of artificial intelligence in health promotion. *Progress in Cardiovascular Diseases*, 87. <https://doi.org/10.1016/j.pcad.2024.10.003>

- Srivastava, S., Divekar, A. V., Anilkumar, C., Naik, I., Kulkarni, V., & Pattabiraman, V. (2021). Comparative analysis of deep learning image detection algorithms. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00434-w>
- Suratri, M. A. L., Agus, T. P., & Jovina, T. A. (2021). Gambaran status kesehatan gigi dan mulut pada masyarakat di Provinsi DI Yogyakarta. *Jurnal Penelitian Dan Pengembangan Pelayanan Kesehatan*, 1–10.
- Trenggono, P. H., & Bachtia, A. (2023). Peran artificial intelligence dalam pelayanan kesehatan: A systematic review. *Jurnal Ners Research & Learning in Nursing Science*, 444–451.
- Tsabita, A. A., Dewi, I. K., Farani, W., & Paryontri, B. A. (2022). Peningkatan pengetahuan kesehatan gigi dan mulut di Posyandu Lansia Ngudi Waras dan Panti Asuhan Mustika Tama. *Selaparang: Jurnal Pengabdian Masyarakat Berkemajuan*, 6(3), 1131. <https://doi.org/10.31764/jpmb.v6i3.8969>