

PENGEMBANGAN SISTEM KLASIFIKASI KARIES GIGI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS FLASK

Muhammad Ibnu Athoillah¹, Fawaidul Badri², Bambang Minto Basuki³

^{1,2,3} Prodi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Islam Malang

Jl. MT. HARYONO 193 MALANG

22101053018@unisma.ac.id, fawaidulbadri@unisma.ac.id, bambangminto@unisma.ac.id

Abstract

This study developed a classification system for caries and non-caries in dental images using the Convolutional Neural Network (CNN) method with ResNet50 architecture. The dataset consisted of 3,600 dental images divided into training, validation, and testing subsets. The pre-processing stage includes resizing, normalization, and Gaussian Mixture Model (GMM) segmentation to highlight the caries lesion area. The CNN model was trained with fine-tuning, then implemented on a web-based system using the Flask framework. The test results showed an accuracy of 89.0%, precision of 85.45%, recall of 94.0%, and F1-score of 89.52%, with a majority prediction confidence level above 90%. The resulting system is capable of real-time classification with a simple and responsive interface. The integration of GMM has been proven to improve classification accuracy and has the potential to be applied to other medical detection systems.

Keywords— Dental Caries; Convolutional Neural Network; Deep Learning; Gaussian Mixture Model; Flask;

Abstraksi

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi karies dan non-karies pada citra gigi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50. Dataset terdiri dari 3.600 citra gigi yang dibagi ke dalam subset training, validation, dan testing. Tahap pra-pemrosesan meliputi resizing, normalisasi, serta segmentasi Gaussian Mixture Model (GMM) untuk menonjolkan area lesi karies. Model CNN dilatih dengan fine-tuning, kemudian diimplementasikan pada sistem berbasis web menggunakan framework Flask. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 89,0%, presisi 85,45%, recall 94,0%, dan F1-score 89,52%, dengan tingkat kepercayaan prediksi mayoritas di atas 90%. Sistem yang dihasilkan mampu melakukan klasifikasi secara real-time dengan antarmuka sederhana dan responsif. Integrasi GMM terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi dan berpotensi diterapkan pada sistem deteksi medis lainnya.

Kata Kunci— Karies Gigi; Convolutional Neural Network; Deep Learning; Gaussian Mixture Model; Flask;

dapat melakukan klasifikasi citra secara otomatis.

I. PENDAHULUAN

Karies gigi merupakan salah satu penyakit gigi yang paling umum terjadi pada semua kelompok usia, termasuk Indonesia. Penyakit ini diawali dengan demineralisasi jaringan keras gigi seperti dentin dan enamel akibat aktivitas bakteri pada plak gigi, terutama *Streptococcus mutans*, *Streptococcus sobrinus*, dan *Lactobacillus* sp. Menurut World Health Organization (WHO, 2018).

Deteksi dini karies gigi penting untuk mencegah kerusakan yang lebih parah. Dalam beberapa tahun terakhir, metode *Deep Learning* telah berkembang pesat dan menawarkan potensi besar dalam deteksi penyakit berbasis citra medis. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang mampu mengenali pola visual serta

CNN bekerja dengan mengekstraksi fitur spasial dari gambar melalui lapisan konvolusi, pooling, dan aktivasi, sehingga mampu mengekstraksi fitur spasial dari gambar dan mengenali pola visual secara otomatis. Dalam sistem ini arsitektur yang digunakan adalah ResNet50 yang terdiri dari 50 lapisan, dengan memanfaatkan blok residu untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang pada model, sehingga memperbaiki akurasi dan stabilitas saat pelatihan.

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi karies gigi berbasis CNN dengan menggunakan Arsitektur ResNet50 yang dipadukan dengan teknik preprocessing meliputi Resizing, Normalisasi, Serta segmentasi

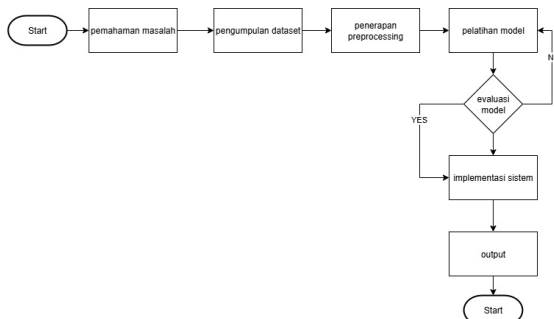
berbasis Gaussian Mixture Model (GMM). GMM membantu dalam memisahkan area lesi dari latar belakang dengan menganalisis distribusi intensitas piksel secara statistik. Dataset yang digunakan berasal dari sumber terbuka Kaggle yang terdiri dari 3.600 citra gigi karies dan non karies, yang dibagi menjadi 3 kategori training, validasi, test.

Hasil dari pelatihan model terbaik yang dihasilkan akan diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website menggunakan Flask sebagai kerangka kerja backend. Flask adalah framework web python yang ringan dan modular. sehingga memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra gigi yang akan di proses oleh sistem secara real-time melalui model CNN yang sudah di latih sebelumnya, dengan pendekatan ini memungkinkan untuk melakukan diagnosis karies secara dini.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan metode kuantitatif. Yakni, metode penelitian yang menggunakan model matematis dengan pengumpulan data, penggunaan angka, serta penampilan dari hasilnya yang sistematis, terencana melalui gambar, tabel, serta tampilan lainnya.

Penelitian diawali dengan identifikasi permasalahan dan penentuan tujuan yang ingin diraih, yakni melatih model untuk klasifikasi Karies gigi secara realtime. Selanjutnya, tahap perancangan desain sistem, termasuk pemilihan arsitektur yang digunakan menggunakan ResNet50 serta modifikasi beberapa struktur pada Resnet50 agar penerapan preprocessing bisa maksimal. Selanjutnya adalah integrasi model dengan tingkat akurasi terbaik ke dalam sebuah sistem berbasis flask yang akan memudahkan pengguna dalam melakukan klasifikasi secara real-time.



Gambar 1. Flowchart Sistem deteksi Karies Gigi

Gambar 1. Menunjukkan diagram alur kerja sistem deteksi karies gigi berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan integrasi metode segmentasi Gaussian Mixture

Model (GMM). Proses dimulai dari tahap pemahaman masalah dan pengumpulan dataset citra gigi, yang kemudian dilanjutkan dengan penerapan preprocessing seperti Resizing, Normalisasi, dan Segmentasi GMM untuk menonjolkan area lesi Karies. Selanjutnya, citra hasil preprocessing digunakan pada tahap pelatihan model CNN. Model yang sudah di latih dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrik. Jika hasil evaluasi masih belum optimal, proses akan kembali ke tahap pelatihan dengan melakukan beberapa modifikasi di arsitektur serta melakukan beberapa perubahan pada parameter pelatihan. Setelah model dengan akurasi dan performa tinggi diperoleh, sistem diimplementasikan menggunakan framework flask untuk menghasilkan label prediksi Karies atau Non Karies, nilai confidence pada hasil klasifikasi serta visualisasi hasil segmentasi pada output klas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas secara rinci proses pelatihan model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet50, serta penerapan teknik *preprocessing* pada citra untuk meningkatkan akurasi model. Selain itu, bab ini juga memaparkan hasil implementasi model pada sistem berbasis web. CNN merupakan salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam bidang *machine learning* untuk klasifikasi citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur spasial secara efektif. Pada penelitian ini, segmentasi *Gaussian Mixture Model* (GMM) diterapkan untuk menonjolkan area lesi yang diduga sebagai karies, sehingga model dapat mengenali fitur penting dengan lebih baik.

Proses pelatihan dan pengujian pada sistem meliputi:

1. Pengumpulan dan pembagian dataset citra gigi,
2. Penerapan *preprocessing* dan segmentasi GMM,
3. Pelatihan model CNN berbasis arsitektur ResNet50,
4. Implementasi model pada sistem berbasis web dan pengujian klasifikasi karies.

Setiap tahapan akan dijelaskan secara sistematis untuk menggambarkan bagaimana model berhasil diimplementasikan dan mampu melakukan klasifikasi kondisi gigi menjadi karies atau non-karies secara akurat.

A. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber terbuka meliputi Kaggle dan Roboflow yang terdiri dari dua kategori citra gigi yaitu, Karies dan Non Karies. Dataset yang digunakan terdiri dari citra gigi yang masing-

masing hanya menampilkan satu gigi pada setiap gambar, tujuan nya untuk memfokuskan proses pelatihan model pada objek target serta penerapan segmentasi dapat maksimal karena tidak di pengaruhi pada objek citra lain seperti lidah, gusi, dan mulut. Dataset yang sudah dikumpulkan di bagi ke dalam tiga subset, yaitu data latih, data validasi, dan data uji, guna memastikan evaluasi kinerja model, dataset yang digunakan berjumlah 1800 pada masing masing kategori karies dan non karies, subset pembagian dataset di paparkan pada tabel berikut.

No	Dataset	Kelas Dataset	Jumlah Data
1	Train	Karies	1200
		Non Karies	1200
2	Validasi	Karies	300
		Non Karies	300
3	Test	Karies	300
		Non Karies	300

Tabel 1. Pembagian Jumlah Dataset

B. Penerapan Preprocessing Citra

Preprocessing citra yang di terapkan pada penelitian ini berupa Resizing ukuran citra inputan menjadi 224x224 agar sesuai dengan input arsitektur CNN yang digunakan serta normalisasi piksel citra dari 0-225 menjadi 0-1 guna nya agar proses pelatihan menjadi lebih cepat dan tidak memakan waktu tanpa mengurangi informasi pada gambar. Serta penerapan segmentasi dengan Gaussian Mixture model yang bertujuan untuk menonjolkan area penting pada gigi khususnya area yang berpotensi mengandung lesi karies, metode GMM dengan pendekatan Expectation-Maximization (EM) digunakan untuk mengelompokkan citra inputan menjadi dua cluster yaitu foreground dan background, hasil segmentasi menunjukan pemisahan yang jelas antara lesi karies dan jaringan sehat, sehingga membantu model CNN untuk fokus pada fitur yang relevan dan berhasil meningkatkan akurasi pelatihan, contoh hasil segmentasi menggunakan metode GMM ditunjukan pada Gambar 2.

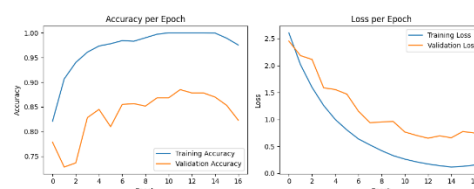


Gambar 2. Hasil Segmentasi GMM

C. Pelatihan Model CNN dengan Arsitektur ResNet50

Model klasifikasi citra gigi pada penelitian ini dibangun menggunakan arsitektur *ResNet50* dengan pendekatan *transfer learning*. Struktur dasar *ResNet50* dipertahankan, namun dilakukan *fine-tuning* pada 20 lapisan terakhir untuk menyesuaikan parameter terhadap karakteristik citra gigi hasil segmentasi *Gaussian Mixture Model* (GMM). Lapisan awal dibekukan untuk mempertahankan fitur umum, sedangkan lapisan tambahan meliputi *Global Average Pooling*, *Dropout* sebesar 50%, dan lapisan *Dense* berisi 128 neuron (*ReLU*) serta lapisan output 1 neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner (karies dan non-karies).

Proses pelatihan menunjukkan bahwa model dengan segmentasi GMM mencapai akurasi validasi sekitar 88% pada *epoch* ke-10, sedangkan model tanpa segmentasi hanya mencapai 74% pada *epoch* ke-18. Grafik pelatihan pada Gambar 2 memperlihatkan *training accuracy* dan *validation accuracy* yang meningkat stabil, dengan *loss* yang menurun signifikan pada kedua set data. Performa model menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik meskipun terdapat indikasi *overfitting* ringan pada akhir pelatihan.



Gambar 3. Perbandingan Akurasi dan Loss pada Data Training

Evaluasi pada data uji menghasilkan akurasi 89.0%, presisi 85.45%, recall 94.0%, dan F1-score 0.8952. Berdasarkan *classification report*, kelas karies memiliki presisi 0.93 dan recall 0.84, sedangkan kelas non-karies memiliki presisi 0.85 dan recall 0.94. Nilai *macro average* dan *weighted average* yang identik (0.89) menunjukkan keseimbangan kinerja antar kelas. Hasil ini mengindikasikan bahwa integrasi segmentasi GMM pada arsitektur *ResNet50* mampu meningkatkan deteksi pola visual penting pada citra gigi sehingga meningkatkan performa klasifikasi.

```

=== Tabel Metrik Evaluasi ===
Akurasi : 0.8980
Presisi : 0.8545
Recall : 0.9480
F1-score : 0.8952

=== Classification Report ===

```

	precision	recall	f1-score	support
caries	0.93	0.84	0.88	300
non_caries	0.85	0.94	0.90	300
accuracy			0.89	600
macro avg	0.89	0.89	0.89	600
weighted avg	0.89	0.89	0.89	600

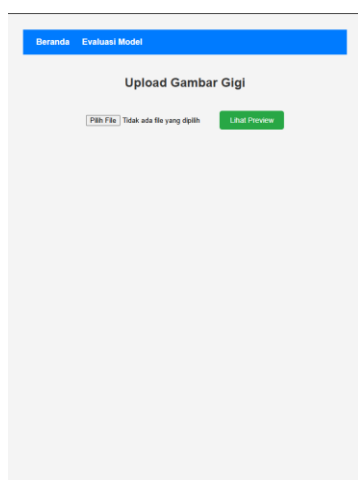
Gambar 4. Hasil Evaluasi Model

D. Implementasi Sistem Klasifikasi

Implementasi model pada sistem berbasis Flask merupakan tahapan lanjutan setelah proses pelatihan dan evaluasi model. Pada tahap ini setelah diperoleh model CNN terbaik, diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework Flask. Tujuan utama implementasi ini agar proses klasifikasi karies gigi dapat digunakan secara real-time.

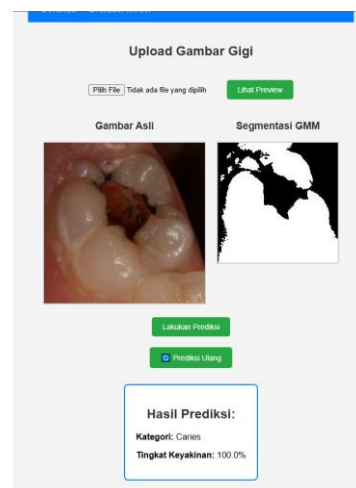
Sistem di bangun dengan konsep klien-server. Pada sisi pengguna antarmuka berbentuk website memungkinkan pengunggahan citra gigi yang kemudian diteruskan ke server Flask, dimana akan dilakukan preprocessing termasuk Resizing citra ke ukuran 224x224 piksel, normalisasi, dan segmentasi menggunakan Gaussian Mixture Model agar citra inputan bisa sesuai dengan data yang digunakan untuk training model sehingga model CNN dapat menghasilkan prediksi berupa kategori Karies atau Non Karies beserta nilai keyakinan (Confidence).

Antarmuka sistem dirancang sederhana agar mudah dipahami. Pada Gambar 5 ditunjukkan tampilan halaman awal sistem. Pada halaman ini pengguna dapat mengunggah citra gigi serta menampilkan pertinjau citra yang inputan.



Gambar 5. Tampilan Halaman Utama

Setelah citra di unggah sistem akan memproses citra inputan dan akan menampilkan dua keluaran utama, yaitu gambar asli gigi dan hasil segmentasi menggunakan GMM. Dan kemudian akan dilakukan prediksi untuk melakukan klasifikasi. Output sistem berupa kategori diagnosis berupa karies atau non karies serta tingkat keyakinan prediksi pada halaman hasil sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan Halaman Prediksi

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan dataset uji independen serta simulasi pengunggahan citra secara langsung melalui antarmuka web. Hasil dari pengujian menunjukkan sistem mampu melakukan prediksi dengan tingkat confidence di atas 90%. Selain itu waktu respon relatif cepat, dengan rata-rata hitungan beberapa detik setelah citra di unggah, sehingga memenuhi kriteria real-time.

Implementasi sistem ini membuktikan bahwa integrasi model CNN berbasis ResNet50 dengan segmentasi GMM ke dalam platform website berbasis Flask dapat berjalan dengan baik dan memberikan hasil klasifikasi yang sesuai dengan label pada dataset.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penerapan Gaussian Mixture Model (GMM) pada citra gigi terbukti efektif dalam menonjolkan area karies sehingga mampu meningkatkan akurasi model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur ResNet50. Selain itu, penggunaan tahapan pra-pemrosesan lain seperti resizing dan normalisasi juga memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan kinerja model.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN yang dilatih dengan segmentasi GMM menghasilkan menunjukkan akurasi 89,0%, presisi 85,45%, recall 94,0% dan F1-score 89,52%, dengan nilai confidence prediksi pada sistem sebagian besar di atas 90% pada dua kelas dibandingkan dengan model tanpa segmentasi. Implementasi model ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework Flask juga berhasil dilakukan dengan baik. Sistem mampu memberikan hasil klasifikasi yang sesuai dengan label data uji secara real-time.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Akbar, M. R., & Musthofa, M. T. (2018). Deteksi Karies Gigi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). Retrieved from <https://pdfs.semanticscholar.org/846f/a107b6e8288518622702f366e43b901e6e74.pdf>.
- [2] Jurnal Keperawatan Gigi Poltekkes Denpasar. (2023). Faktor Risiko Karies Gigi Pada Remaja di Wilayah Denpasar (Vol. 10, No. 2). Retrieved from <https://www.poltekkes-denpasar.ac.id/keperawatangigi/wp-content/uploads/2023/08/7.-artikel-Jurnal-JKG-Vol.10-No.2-Agustus-2023.pdf>.
- [3] Marchiano, M. (2020). Hubungan Perilaku Menjaga Kebersihan Mulut Dengan Kejadian Karies Gigi [Artikel Jurnal]. Jurnal Ilmu Gigi dan Mulut. Retrieved from [http://repository.poltekkes-manado.ac.id/493/1/\(3\)%20JIGIM%20Nov%202020%20a.n%20Marchiano.pdf](http://repository.poltekkes-manado.ac.id/493/1/(3)%20JIGIM%20Nov%202020%20a.n%20Marchiano.pdf).
- [4] Oroh, E., & Lubis, C. (2023). Klasifikasi penyakit gigi karies dan kalkulus menggunakan convolutional neural network. Nusantara Journal of Multidisciplinary Science, 1(4), 757–765. <https://jurnal.intekom.id/index.php/njms/article/download/144/123>.
- [5] Santika, A. (2023). Penerapan deep learning arsitektur VGG16 untuk klasifikasi penyakit gigi. *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara* (SANTIKA), 3, 160–162.
- [6] Nugroho, L. P. (2024). Implementasi machine learning menggunakan CNN pada website diagnosa gigi (Studi Kasus Klinik XXONE Dental Care) [Skripsi, Universitas Muhammadiyah Metro]. <http://repository.ummetro.ac.id/12345/>.
- [7] Setiono, F. A. (2024). Perbandingan model transfer learning CNN pada klasifikasi citra penyakit gigi dan lidah [Skripsi, Universitas Muhammadiyah Malang]. <https://eprints.umm.ac.id/id/eprint/9523>.
- [8] Aldilawati, S., Wijaya, M. F., & Hasanuddin, N. R. (2022). Upaya peningkatan status pengetahuan kesehatan gigi dan mulut pada masyarakat dengan metode penyuluhan flipchart dan video di Desa Lanna. *Idea Pengabdian Masyarakat*, 2(01), 36–40. <https://doi.org/10.53690/ipm.v2i01.82>.
- [9] Anggresti, A. (2023). Gambaran jumlah karies gigi dan pola konsumsi makanan kariogenik pada anak usia 9–11 tahun di Sekolah Dasar Piyaman 1 [Diploma thesis, Poltekkes Kemenkes Yogyakarta]. <http://eprints.poltekkesjogja.ac.id/12780/4/Chapter%202.pdf>.
- [10] Maharani, D. A., Rahardjo, A., & Parker, E. (2017). Dental caries and associated factors in Indonesian children. *Journal of Dentistry for Children*, 84(3), 98–103. (Studi faktor risiko dan prevalensi karies pada anak-anak Indonesia)
- [11] Dijaya, R., & Setiawan, H. (2023). Buku ajar pengolahan citra digital (Cetakan pertama, hlm. 1–85). UMSIDA Press. <https://doi.org/10.21070/2023/978-623-464-075-5>
- [12] Subandi, R., Herman, & Yudhana, A. (2024). Pre-processing pada klasifikasi citra medis pneumonia. *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 4(1), 86–93. <https://journal.umkendari.ac.id/decode/article/view/198/>
- [13] Pradana, D. B. (2018). Sejarah singkat tentang machine learning. Menara Ilmu Otomasi, Sekolah Vokasi Universitas Gadjah Mada. <https://otomasi.sv.ugm.ac.id/2018/10/11/sejarah-singkat-tentang-machine-learning/>
- [14] Jan Wira Gotama Putra, Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning, 4th ed., vol. 1. Tokyo, Jepang: Jan Wira Gotama Putra, 2020.
- [15] Sari, I. R. (2020). Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk klasifikasi citra benih kacang hijau berkualitas. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 25(1), 1–9.
- [16] Rachmawati, I., & Widyantoro, A. D. (2022). Klasifikasi Citra Daun Teh Klon GMB Menggunakan Transfer Learning dengan Arsitektur CNN ResNet101. *TCR: Jurnal Teknologi dan Riset*, 7(1), 10–20. <https://tcjournal.com/index.php/tcrj/article/download/168/142/>.
- [17] Tarumingkeng, R. C. (n.d.). Deep learning. IPB University & Technological University of the Philippines. <https://rudycr.com/ab/Deep.Learning.pdf>.
- [18] Prastika, I. W., & Zuliarso, E. (2021). Deteksi penyakit kulit wajah menggunakan TensorFlow dengan metode Convolutional Neural Network. *Journal of Management Informatika dan Sistem Informasi*, 4(2), 84–91. <https://doi.org/10.36595/misi.v4i2.418>.

- [19] Achyar, A. A., Olow, A. M., Perdana, M. R., Sundawijaya, A., & Goenawan, A. D. (2022). Identifikasi ras wajah dengan menggunakan metode deep learning model Keras. *Jurnal Teknik Mesin, Industri, Elektro dan Informatika*, 1(1), 29–37. <https://doi.org/10.55606/jtmei.v1i1.779>.
- [20] Setiadi, A., Fadhliasis, Ahadi, A. H., & Gustina. (2025). Implementasi pengolahan citra untuk pembuatan filter gambar berbasis web menggunakan OpenCV dan Flask. *Jurnal Ilmiah Informatika*, X(X), xx–xx. <https://ojs.unh.ac.id/files/journals/1/articles/1737/submission/proof/1737-1-4116-1-10-20250602.pdf>.
- [21] Pitts, N. B., Ismail, A. I., Martignon, S., Ekstrand, K., Douglas, G. V. A., & Longbottom, C. (2014). ICCMS™ *Guide for Practitioners and Educators*. ICDAS Foundation / King's College London Dental Institute. Retrieved from International Caries Classification and Management System website: <https://www.iccms-web.com/uploads/asset/59284654c0a6f822230100.pdf>.
- [22] Pilotcode. (2025). *Teeth 2 Object Detection Model*. Roboflow. <https://universe.roboflow.com/pilotcode/teeth-2-dvdgx>.
- [23] RGB. (2025). *Caries Object Detection Model*. Roboflow. <https://universe.roboflow.com/rgb-gvcor/caries-novip>.
- [24] Novkaniza, F., & Al Kafi, R. (2023). Pemodelan jumlah kasus baru harian COVID-19 di Indonesia menggunakan Gaussian Mixture Model. *Jurnal Riset Akuntansi dan Manajemen*, 7(2), 116–127. <https://journal.unesa.ac.id/index.php/iram/article/view/27083>.
- [25] Permana, F. Y., Aditya, C. S. K., & Chandranegara, D. R. (2024). Segmentasi dan klasifikasi gambar citra pada kanker kulit menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. *Jurnal Repositori (JR)*, 6(4), 391–404. Universitas Muhammadiyah Malang. <https://ejournal.umm.ac.id/index.php/repositori/article/view/34415/15570>.