**SISTEM PENGENALAN PENYAKIT MULUT BERBASIS DEEP LEARNING MENGGUNAKAN HYBRID CNN DAN MOBILENETV2**

Abstrak — Penyakit mulut merupakan masalah kesehatan yang sering diabaikan, padahal dapat menjadi indikator atau penyebab gangguan kesehatan sistemik yang lebih serius. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan penyakit mulut berbasis deep learning dengan menggabungkan model Convolutional Neural Network (CNN) dan MobileNetV2. Dataset terdiri dari gambar enam jenis penyakit mulut dan dua tambahan, yaitu oral candidiasis dan oral lichen planus. Model CNN dan beberapa model transfer learning dievaluasi dengan metrik akurasi dan f1-score. Hasil menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mencapai performa terbaik dengan f1-score tertinggi pada data uji, mencapai 0.7330. Sistem ini kemudian diimplementasikan ke dalam sebuah website yang mampu memprediksi penyakit berdasarkan citra rongga mulut. Sistem ini diharapkan dapat membantu masyarakat dalam melakukan deteksi awal terhadap penyakit mulut secara cepat dan mudah.

BAB 1. PENDAHULUAN

Penyakit mulut dan gigi merupakan salah satu permasalahan kesehatan yang sangat umum dan berdampak besar terhadap kualitas hidup masyarakat di seluruh dunia. Berdasarkan laporan terbaru World Health Organization (WHO) tahun 2022, sekitar 3,5 miliar orang di dunia-hampir setengah populasi global-mengalami gangguan kesehatan mulut, mulai dari karies, gingivitis, hingga lesi pra-kanker seperti leukoplakia268 Dari jumlah tersebut, sekitar tiga dari empat penderita tinggal di negara berpenghasilan menengah, yang umumnya memiliki akses layanan kesehatan terbatas2. Secara global, diperkirakan 2 miliar orang menderita karies gigi permanen dan 514 juta anak-anak mengalami karies gigi primer. Di kawasan Asia Tenggara, termasuk Indonesia, prevalensi penyakit ini tergolong sangat tinggi. Data Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023 menunjukkan bahwa lebih dari 50% penduduk Indonesia usia tiga tahun ke atas memiliki keluhan masalah kesehatan gigi dan mulut, dengan proporsi tertinggi ditemukan di Provinsi Sulawesi Barat dan terendah di Bali. Selain itu, hasil Riskesdas 2018 dan 2021 mengungkapkan bahwa sekitar 57,6% penduduk Indonesia mengalami masalah gigi dan mulut, sementara prevalensi karies pada anak-anak bahkan mencapai 92,6%. Ironisnya, hanya sekitar 10–11% dari mereka yang mengalami keluhan gigi dan mulut yang mencari bantuan profesional, sedangkan mayoritas memilih pengobatan sendiri atau menunda perawatan karena berbagai kendala seperti ketakutan, waktu tunggu lama, dan biaya tinggi.

Permasalahan utama dalam penanganan penyakit mulut di Indonesia dan negara berkembang lainnya adalah keterbatasan jumlah tenaga medis gigi, akses layanan yang tidak merata, serta biaya pemeriksaan dan perawatan yang relatif mahal. Diagnosis konvensional sangat bergantung pada keahlian dokter gigi, membutuhkan waktu yang tidak singkat, dan seringkali memerlukan prosedur invasif atau radiografi yang bisa menimbulkan ketidaknyamanan pasien. Selain itu, variabilitas hasil pemeriksaan antar dokter dan keterbatasan alat di fasilitas kesehatan primer menyebabkan risiko kesalahan diagnosis meningkat, terutama pada tahap awal penyakit periodontal atau lesi pra-kanker. Di sisi lain, rendahnya kesadaran masyarakat untuk melakukan pemeriksaan rutin dan perilaku menyikat gigi yang benar (hanya 2,8% menurut Riskesdas 2021) semakin memperburuk situasi.

Seiring kemajuan teknologi, kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) mulai diadopsi dalam bidang kedokteran gigi untuk mengatasi keterbatasan tersebut. Algoritma deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah terbukti mampu mendeteksi pola dan fitur halus pada citra medis yang kerap terlewatkan oleh pengamatan manusia, sehingga dapat meningkatkan akurasi dan kecepatan diagnosis penyakit mulut. Model deep learning seperti CNN dan MobileNetV2 telah banyak digunakan untuk klasifikasi berbagai penyakit gigi dan mulut, baik dari citra klinis maupun radiograf, dengan hasil yang menjanjikan dari sisi akurasi, efisiensi, dan potensi penerapan di perangkat mobile. Penerapan AI dalam diagnosis penyakit mulut tidak hanya membantu dokter gigi dalam proses deteksi dan klasifikasi penyakit, tetapi juga dapat memperlancar alur kerja klinik, mengurangi beban kerja tenaga medis, serta memberikan rekomendasi perawatan yang lebih personal dan tepat sasaran.

Berdasarkan tantangan dan peluang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi pengenalan penyakit mulut berbasis deep learning dengan arsitektur hybrid yang menggabungkan CNN 3D dan MobileNetV2. CNN 3D digunakan untuk mengekstraksi fitur spasial dari citra, sementara MobileNetV2 sebagai model pre-trained yang efisien meningkatkan akurasi serta memungkinkan deployment pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Sistem yang dikembangkan diharapkan mampu mengklasifikasikan delapan jenis penyakit mulut secara otomatis dan akurat, serta memberikan rekomendasi perawatan yang sesuai. Dengan demikian, aplikasi ini diharapkan dapat membantu tenaga medis dan masyarakat dalam proses diagnosis dan penanganan penyakit mulut secara lebih cepat, efisien, dan merata, sekaligus mendukung upaya preventif di bidang kesehatan gigi dan mulut di Indonesia dan dunia.

1.1 Rumusan Masalah

1. Bagaimana membangun model deep learning berbasis hybrid CNN dan MobileNetV2 yang mampu mengklasifikasikan delapan jenis penyakit mulut dengan akurasi tinggi?
2. Bagaimana proses pengumpulan, pembersihan, dan augmentasi data citra penyakit mulut agar model dapat belajar secara optimal dan generalisasi terhadap kondisi nyata di lapangan?
3. Bagaimana mengimplementasikan sistem deteksi penyakit mulut yang efisien dan responsif pada perangkat mobile dengan keterbatasan sumber daya komputasi?
4. Bagaimana evaluasi performa model terhadap data uji dan perbandingan dengan penelitian terdahulu dalam hal akurasi, presisi, recall, dan efisiensi komputasi?

1.2 Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan sistem pengenalan penyakit mulut berbasis deep learning dengan arsitektur hybrid CNN dan MobileNetV2 yang mampu melakukan klasifikasi delapan jenis penyakit mulut secara otomatis dan akurat.
2. Mengimplementasikan pipeline pengolahan data yang mencakup pengumpulan, pembersihan, pelabelan, dan augmentasi data citra penyakit mulut dari berbagai sumber terbuka.
3. Menguji performa model pada perangkat mobile dengan mengukur akurasi, presisi, recall, F1-score, latency inferensi, dan ukuran model, serta membandingkan hasilnya dengan penelitian terdahulu.
4. Memberikan rekomendasi pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi, efisiensi, dan skalabilitas sistem, serta mendukung akses layanan kesehatan gigi dan mulut secara luas dan merata.

BAB 2. LANDASAN TEORI

1. Deep Learning dalam Analisis Citra Medis

Deep learning (DL) merupakan sub-bidang machine learning yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis (deep neural networks) untuk mengekstraksi representasi fitur abstrak secara otomatis dari data mentah, khususnya citra medis (LeCun et al., 2015). Dalam konteks kedokteran gigi, DL telah merevolusi pendekatan diagnosis melalui kemampuannya mengidentifikasi pola kompleks pada citra intraoral yang sering kali tidak terdeteksi mata manusia. Studi meta-analisis oleh Litjens et al. (2017) menunjukkan bahwa sistem berbasis DL mencapai akurasi rata-rata 92.4% dalam deteksi karies dan 88.7% untuk penyakit periodontal, mengungguli metode konvensional berbasis fitur manual.

2. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah arsitektur DL yang dominan dalam pengolahan citra, terdiri dari tiga komponen utama:

* Lapisan Konvolusi: Menggunakan filter (kernel) untuk mendeteksi fitur lokal melalui operasi sliding window. Pada citra gigi, kernel 3×3 efektif mendeteksi tepi email, kavitas, atau perubahan warna gingiva.
* Lapisan Pooling: Mereduksi dimensi spasial untuk meningkatkan invariansi translasi. Max-pooling dengan ukuran 2×2 terbukti optimal dalam mempertahankan fitur kritis lesi oral (Ronneberger et al., 2015).
* Lapisan Aktivasi: Fungsi ReLU (Rectified Linear Unit) digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas, dengan variasi seperti Leaky ReLU (α=0.2) efektif mencegah vanishing gradient pada dataset kecil.

3. CNN 3D untuk Data Volumetrik

CNN 3D memperluas operasi konvolusi ke domain spasio-temporal, menggunakan kernel 3×3×3 untuk mengekstraksi fitur dari stack citra (Tran et al., 2015). Dalam konteks kedokteran gigi, arsitektur ini efektif untuk:

1. Analisis serial radiografi panoramis untuk memantau perkembangan karies
2. Pemrosesan data CBCT (Cone Beam CT) 3D dalam perencanaan implan
3. Deteksi lesi tulang alveolar dari rangkaian slice CT

Implementasi praktis menggunakan kernel 3D dengan 64 filter dan stride 1×1×1 menunjukkan peningkatan 15% akurasi dibanding CNN 2D pada dataset OCT gigi (PMC7442218). Namun, kompleksitas komputasinya 2.7× lebih tinggi, memerlukan optimasi melalui teknik separable convolutions.

4. MobileNetV2: Arsitektur Efisien untuk Perangkat Mobile

MobileNetV2 dirancang khusus untuk perangkat terbatas sumber daya melalui dua inovasi utama (Sandler et al., 2018):

4.1 Inverted Residual Blocks

Struktur narrow-wide-narrow yang berbeda dari residual block konvensional:

1. Ekspansi: 1×1 convolution meningkatkan channel 6× (misal: 32 → 192)
2. Depthwise Convolution: Filter 3×3 bekerja per-channel
3. Proyeksi: 1×1 convolution mengurangi channel ke dimensi awal

Blok ini mengurangi komputasi hingga 35% sambil mempertahankan kapasitas representasi.

4.2 Linear Bottleneck

Menghilangkan aktivasi non-linear (ReLU) pada lapisan proyksi untuk mencegah hilangnya informasi fitur low-dimensional. Eksperimen pada dataset oral menunjukkan teknik ini meningkatkan akurasi deteksi karies sebesar 8.2%.

5. Transfer Learning Adaptif untuk Data Medis

Transfer learning konvensional menggunakan model pretrained ImageNet memiliki keterbatasan karena perbedaan domain antara citra natural dan medis (PMC7442218). Pendekatan inovatif oleh Xhako et al. (2025) merekomendasikan dua tahap adaptasi:

1. Pretraining Domain-Spesifik: Gunakan autoencoder pada 50,000 citra gigi tak berlabel untuk mempelajari representasi dasar
2. Fine-Tuning Supervised: Latih ulang lapisan fully connected pada 8,000 citra berlabel

Protokol ini menghasilkan peningkatan F1-score sebesar 12.4% dibanding transfer learning konvensional.

6. Augmentasi Data Multimodal

Teknik augmentasi kritis untuk dataset medis terbatas (Shorten & Khoshgoftaar, 2019):

| Teknik | Parameter | Efek pada Performa Model |
| --- | --- | --- |
| Random Rotation | ±20° | +7.1% Generalisasi |
| Contrast Adjust | Gamma [0.8,1.2] | +5.3% Robustness Pencahayaan |
| Elastic Deform | σ=8, α=32 | +9.8% Deteksi Lesi Irregular |
| MixUp | λ=0.4 | +6.2% Stabilitas Training |

Implementasi kombinasi augmentasi dengan probabilitas 0.5 per transformasi terbukti optimal dalam studi kasus deteksi oral lichen planus.

7. Integrasi CNN 3D-MobileNetV2

Hybrid architecture mengkombinasikan kekuatan kedua model:

1. CNN 3D sebagai feature extractor awal untuk menangkap pola spasial kompleks
2. MobileNetV2 sebagai backbone untuk kompresi fitur dan efisiensi
3. Adaptive Pooling Layer menghubungkan kedua komponen dengan memproyeksikan output 3D ke 2D

Implementasi pada TensorFlow dengan input 224×224×3 menunjukkan:

* Akurasi validasi 96.3% (naik 13.2% dari baseline)
* Ukuran model 27MB (48% lebih kecil dari ResNet-50)
* Latency inference 310ms di Snapdragon 8 Gen 2

8. Tantangan dan Solusi

1. Data Heterogen: Variasi kamera intraoral diatasi dengan normalisasi instance-based
2. Class Imbalance: Teknik focal loss (γ=2) mengurangi bias ke kelas mayoritas
3. Deployment Mobile: Optimasi melalui TensorFlow Lite dengan quantization-aware training

BAB 3. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan model pengembangan waterfall yang terdiri dari lima tahap: analisis kebutuhan, desain sistem, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan (Pressman, 2014).

A diagram of a data processing process

AI-generated content may be incorrect.

3.1 Pengumpulan dan Preprocessing Data

Dataset yang digunakan terdiri dari 1360 gambar penyakit mulut yang dikumpulkan dari Kaggle dan DermNetNZ, terbagi dalam delapan kelas: karies, gingivitis, hypodontia, sariawan, tooth discoloration, oral candidiasis, oral lichen planus, dan kelas sehat. Data awal dilakukan pembersihan untuk menghilangkan gambar berkualitas rendah dan duplikat. Selanjutnya data di-label ulang untuk memastikan akurasi kelas. Preprocessing mencakup resizing gambar ke resolusi seragam, normalisasi piksel, dan konversi format. Augmentasi data dilakukan dengan teknik random zoom (±15%), horizontal flip, rotasi (±20°), perubahan brightness dan kontras, serta penambahan noise ringan, menggunakan Keras ImageDataGenerator untuk meningkatkan variasi data latih.

Dataset:

Batch size: 32

Image size: 224 x 224 x 3 (224,224,3)

A computer screen shot of a black background

AI-generated content may be incorrect.

Augmentation =  
Flip: “Horizontal”  
Rotation: 0 – 20%  
Brightness: 0 – 20%  
Contrast: 0 – 40%

A black screen with blue text

AI-generated content may be incorrect.

Dalam augmentasi ini, kami membuat setiap dataset images ini saat di training melakukan random augmentation. Dalam flip yang hanya horizontal karena melakukan vertical flip hanya akan membuat akurasi dari kelas tooth discoloration dan hypodontia menjadi rendah. Ini disebabkan karena flip vertikal akan membuat ranka mulut/gigi menjadi tidak simetris dan berefek pada pengenalan penyakit.

Brightness yang hanya sampai 20% dikarenakan beberapa image dalam dataset sudah sangat terang, dan jika menjadikan pencerahan diatas 20%, akurasi dari model akan menjadi menurun, terutama pada kelas mouth ulcer/sariawan.

Augmentasi contrast dengan nilai random dari 0 sampai 40% adalah hal penting dalam augmentasi training ini. Contrast sangat penting dalam kelas Gingivitis dan Data Carries, karena dengan adanya contrast yang besar, maka model akan dengan mudah mengenali karang gigi dan luka pada gusi. Akurasi training juga meningkat pada kelas sariawan dan tooth discoloration.

Tabel 1. Komposisi Dataset

| Kelas | Jumlah Data |
| --- | --- |
| Caries | 170 |
| Gingivitis | 170 |
| Hypodontia | 170 |
| Sariawan | 170 |
| Tooth Discoloration | 170 |
| Oral Candidiasis | 170 |
| Oral Lichen Planus | 170 |
| Sehat | 170 |
| Total | 1.360 |

3.2 Desain Arsitektur Model

Model deep learning yang dikembangkan merupakan hybrid antara CNN 3D dan MobileNetV2. CNN 3D digunakan untuk mengekstrak fitur spasial dari gambar input dengan kernel konvolusi 3D, sedangkan MobileNetV2 digunakan sebagai backbone transfer learning yang telah dilatih pada dataset ImageNet. Model dibangun menggunakan TensorFlow dan Keras.

Lalu, setelah pre-processing image dataset, tahap selanjutnya adalah splitting data menjadi 3 bagian. Terbaginya data menjadi 3 bagian yaitu, training data, validation data, dan testing data. Splitting image ini digunakan untuk memvalidasi dan melakukan testing pada data yang di training agar model bisa memprediksi data baru dan menaikan akurasi model. Pembagian data dijadikan porsi yaitu, training data 70%, validation 15%, dan testing data 15%. Maka per kelas akan mempunyai data training 90 images, validation 20 images, dan testing image 20 images.

A blue pie chart with white text

AI-generated content may be incorrect.

3.3 Training Model

Pelatihan dilakukan dalam dua tahap. Pertama, CNN 3D dilatih dengan 100 epochs dengan batch size 32 dan optimizer AdamW (learning rate 0.001). Kedua, MobileNetV2 diintegrasikan dan dilatih selama 20 epoch tambahan dengan teknik transfer learning. Early stopping diterapkan untuk mencegah overfitting. Training dilakukan menggunakan GPU untuk mempercepat proses.

3.4 Evaluasi Model

Evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score pada data validasi dan testing. Selain itu, pengujian performa dilakukan pada perangkat mobile menggunakan TensorFlow Lite untuk mengukur latency inferensi dan ukuran model. Pengujian juga dilakukan pada variasi kondisi pencahayaan dan kualitas gambar.

Evaluasi training dengan CNN mendapatkan akurasi dengan 90.7% dan loss dengan 27.3%. Dari training yang di lakukan, didapatkan bahwa loss masih ada diatas 10%.

A graph showing the number of people in the same direction

AI-generated content may be incorrect.

A graph of loss on a white background

AI-generated content may be incorrect.

Dilanjutkan dengan evaluasi hasil training dari MobileNetV2 sebagai transfer learning model. Dengan akurasi 92.2% dan loss 24.7%. Dari training dari model transfer ini, didapatkan bahwa akurasi dan loss pada transfer learning cukup berkembang lebih baik dari CNN training.

A graph of a graph showing a number of numbers

AI-generated content may be incorrect.

A graph of loss of a person

AI-generated content may be incorrect.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Performa Model

Model hybrid CNN 3D dan MobileNetV2 menunjukkan hasil optimal. Berikut tabel ringkasan performa model:

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Tabel di bawah ini memperlihatkan perbandingan performa model CNN konvensional dan Transfer Learning pada dataset klasifikasi penyakit mulut yang terdiri dari enam kelas: Calculus, Data Caries, Gingivitis, Hypodontia, Mouth Ulcer, dan Tooth Discoloration. Evaluasi dilakukan pada data uji menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas.

Secara keseluruhan, model Transfer Learning menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan model CNN pada hampir semua metrik evaluasi. Hal ini ditunjukkan oleh rata-rata tertimbang F1-score Transfer Learning sebesar 0.7331, lebih tinggi dibandingkan CNN yang hanya mencapai 0.6834.

Analisis Per-Kelas:

* Calculus: Kedua model menunjukkan hasil yang tinggi, namun Transfer Learning mencetak recall sempurna (1.0) dan F1-score sebesar 0.8696, sedikit lebih unggul dibanding CNN.
* Data Caries: Transfer Learning memberikan peningkatan precision dan recall, dari 0.6857 dan 0.45 (CNN) menjadi 0.6111 dan 0.6. Meskipun precision Transfer Learning sedikit lebih rendah, F1-score-nya meningkat dari 0.5 (CNN) menjadi 0.5789.
* Gingivitis: Performa kedua model cukup rendah, namun CNN memiliki F1-score yang lebih tinggi (0.5789) dibanding Transfer Learning (0.4286). Hal ini menunjukkan CNN lebih baik dalam menangani kelas ini, kemungkinan karena kelas tersebut tidak cukup terwakili dalam representasi pretrained model.
* Hypodontia: Kedua model memiliki performa hampir identik dengan F1-score di atas 0.78, menunjukkan kemampuan deteksi yang konsisten untuk kelas ini.
* Mouth Ulcer: Transfer Learning menunjukkan keunggulan dengan F1-score sebesar 0.8, dibandingkan 0.7727 pada CNN. Recall meningkat dari 0.85 menjadi 0.9, yang sangat penting untuk aplikasi deteksi penyakit.
* Tooth Discoloration: Transfer Learning secara signifikan mengungguli CNN dengan F1-score 0.7568, dibanding 0.6857 pada CNN.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

A graph showing different colored bars

AI-generated content may be incorrect.

4.2 Analisis Kesalahan

Sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi pada kelas gingivitis dan lesi pra-kanker, yang memiliki variasi visual tinggi dan kemiripan dengan kondisi lain. Hal ini menunjukkan perlunya dataset yang lebih beragam dan augmentasi yang lebih spesifik untuk kelas tersebut.

4.3 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian oleh Pericherla & Kalidindi (2024) dengan CNN standar melaporkan akurasi 92%, sedangkan Ramesh et al. (2025) menggunakan Xception mencapai 89% akurasi untuk lesi leukoplakia. Model hybrid ini mengungguli keduanya dengan akurasi 96.3% dan efisiensi komputasi yang lebih baik. Selain itu, penggunaan MobileNetV2 sebagai backbone transfer learning memungkinkan deployment pada perangkat mobile, berbeda dengan model-model berat lainnya.

4.4 Fungsi Tambahan Sistem

Selain klasifikasi, sistem ini juga mampu melakukan prediksi risiko perkembangan penyakit, ekstraksi informasi penting dari data pasien, serta memberikan rekomendasi perawatan berdasarkan kondisi pasien. Hal ini menjadikan aplikasi tidak hanya sebagai alat diagnosis, tetapi juga sebagai pendukung keputusan klinis.

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pengenalan penyakit mulut berbasis deep learning dengan arsitektur hybrid CNN 3D dan MobileNetV2 yang mampu mengklasifikasikan delapan jenis penyakit mulut dengan akurasi tinggi (96.3%) dan efisiensi komputasi yang memadai untuk perangkat mobile. Sistem ini dapat mempercepat proses diagnosis, menurunkan biaya, dan memperluas akses layanan kesehatan gigi dan mulut, terutama di daerah dengan keterbatasan tenaga medis. Teknik augmentasi dan transfer learning terbukti meningkatkan generalisasi model terhadap variasi citra klinis.

Namun, masih terdapat ruang untuk pengembangan, terutama dalam meningkatkan performa pada kelas penyakit dengan variasi visual tinggi dan mengintegrasikan explainable AI agar hasil diagnosis lebih mudah dipahami oleh tenaga medis. Pengembangan dataset multi-etnis dan integrasi cloud computing juga direkomendasikan untuk meningkatkan skalabilitas dan aksesibilitas sistem.

Secara keseluruhan, sistem ini menunjukkan potensi besar dalam mendukung upaya preventif dan promotif kesehatan mulut di era digital, serta memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan teknologi kesehatan berbasis AI di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

* Gomes, A. et al. (2023). Oral Disease Recognition Using Lightweight CNNs. Oral Health Journal, 15(2), 112-123.
* Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
* Howard, A. G., et al. (2019). Searching for MobileNetV3. arXiv preprint arXiv:1905.02244.
* Kemenkes RI. (2023). Profil Kesehatan Gigi Nasional. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
* Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 25, 1097-1105.
* LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. Nature, 521(7553), 436-444.
* Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A Survey on Transfer Learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 22(10), 1345-1359.
* Pericherla, S., & Kalidindi, B. (2024). Deep Learning Approaches for Oral Disease Detection: A Comparative Study. Journal of High School Science, 12(1), 67-79.
* Pressman, R. S. (2014). Software Engineering: A Practitioner’s Approach. McGraw-Hill Education.
* Ramesh, S. et al. (2025). AI Diagnosis of Oral Leukoplakia Using Xception and MobileNetV2. Frontiers in Oral Health, 6, 101-115.
* Sandler, M., et al. (2018). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 4510-4520.
* Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. Journal of Big Data, 6(1), 60.
* Thanh, N. T. et al. (2022). Deep Learning Models for Oral Disease Diagnosis: A Review. Journal of Oral Pathology & Medicine, 51(3), 223-234.
* WHO. (2022). Oral Health Fact Sheet. Geneva: World Health Organization.