Implementasi Model AI Berbasis EfficientNetV2L untuk Pra-Skrining Diabetes Melitus Tipe 2 Menggunakan Citra Digital Lidah pada Aplikasi Web

Sigit Sugiharto[1*], Okti Trihastuti Dyah Retnaningrum[2], Maulidta Karunianingtyas Wirawati[3]
[1-2]Informatika Medis, Universitas Widya Husada Semarang, Indonesia
[3]Pendidikan Profesi Ners, Universitas Widya Husada Semarang, Indonesia

Corresponding Author's e-mail : *sigitsugiharto.stikes.wh@gmail.com*

ARMADA
JURNAL PENELITIAN MULTIDISIPLIN

e-ISSN: 2964-2981
ARMADA : Jurnal Penelitian Multidisiplin
https://ejournal.45mataram.ac.id/index.php/armada
Vol. 04, No. 10 Oktober, 2026
Page: 7080-7089

DOI:
https://doi.org/10.55681/armada.v4i10.4807

Article History:
Received: Agustus 22, 2026
Revised: September 09, 2026
Accepted: Oktober 19, 2026

Abstract : *Type 2 Diabetes Mellitus (T2DM) is a chronic condition requiring early detection, while blood-based testing is invasive and requires dedicated facilities. Digital tongue images offer a potential non-invasive alternative, although integration into web applications remains limited. This study aimed to develop and evaluate a T2DM pre-screening system using digital tongue images, based on the EfficientNetV2L deep learning architecture and integrated into a web application. Methods included dataset auditing, image quality and label verification, data splitting, preprocessing, augmentation, transfer learning, fine-tuning, model evaluation and web application testing. Performance was assessed using accuracy, precision, recall and F1-score. Testing on 50 images, comprising 25 labelled diabetic and 25 labelled non-diabetic, yielded 96% accuracy, with macro-average precision, recall and F1-score each reaching 0.96. These findings indicate relatively balanced classification performance across both classes and suggest potential for supporting T2DM pre-screening. However, further validation across more diverse populations and image acquisition devices is required before clinical implementation. The system is not intended to replace clinical assessment or laboratory testing, including blood glucose and HbA1c measurements.*

Keywords : *Type 2 Diabetes Mellitus; Tongue Images; Visual Biomarkers; Efficientnetv2l; Deep Learning; Web Application; Non-Invasive Pre-Screening*

Abstrak : Diabetes Melitus Tipe 2 (DMT2) merupakan penyakit kronis yang memerlukan deteksi dini, sementara pemeriksaan berbasis darah bersifat invasif dan membutuhkan fasilitas khusus. Citra digital lidah berpotensi menjadi alternatif non-invasif, tetapi integrasinya dalam aplikasi web masih terbatas. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem pra-skrining DMT2 berbasis citra digital lidah menggunakan arsitektur deep learning EfficientNetV2L yang terintegrasi dengan aplikasi web. Metode penelitian meliputi audit dataset, verifikasi kualitas dan label citra, pembagian data, prapemrosesan, augmentasi, transfer learning, fine-tuning, evaluasi model, serta pengujian aplikasi web. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Pengujian terhadap 50 citra, terdiri atas 25 citra diabetes dan 25 citra nondiabetes, menghasilkan akurasi 96%, dengan macro-average precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,96. Temuan menunjukkan kemampuan

klasifikasi yang relatif seimbang pada kedua kelas serta potensi penerapan sistem sebagai alat bantu pra-skrining DMT2. Namun, validasi pada populasi dan perangkat pengambilan citra yang lebih beragam diperlukan sebelum penerapan klinis. Sistem ini tidak menggantikan pemeriksaan klinis maupun laboratorium.

Kata Kunci : Diabetes Melitus Tipe 2; Citra Lidah; Biomarker Visual; Efficientnetv2l; Deep Learning; Aplikasi Web; Pra-Skrining Non-Invasif

PENDAHULUAN

Diabetes Melitus Tipe 2 (DMT2) merupakan salah satu tantangan kesehatan masyarakat global yang terus meningkat seiring perubahan pola hidup, pertumbuhan populasi, dan faktor risiko metabolik. Studi Global Burden of Disease yang dipublikasikan dalam The Lancet memperkirakan jumlah penyandang diabetes di dunia meningkat dari 529 juta jiwa pada tahun 2021 menjadi lebih dari 1,3 miliar jiwa pada tahun 2050, dengan lebih dari 95% kasus merupakan DMT2 (Ong et al., 2023). Peningkatan tersebut menjadi perhatian khusus di negara berkembang, termasuk kawasan Asia Tenggara, yang menghadapi pertumbuhan prevalensi diabetes secara signifikan. Indonesia tercatat sebagai salah satu negara dengan jumlah penyandang diabetes tertinggi di dunia, yaitu sekitar 19,5 juta orang dewasa berdasarkan estimasi yang dilaporkan Sun et al. (2022). Tingginya prevalensi DMT2 berkontribusi terhadap peningkatan risiko komplikasi mikrovaskular dan makrovaskular, seperti nefropati, retinopati, serta penyakit kardiovaskular, yang berdampak pada kualitas hidup penderita dan meningkatnya beban pembiayaan kesehatan (Ong et al., 2023; Sun et al., 2022). Kondisi ini menegaskan pentingnya pengembangan strategi deteksi dini yang dapat mendukung identifikasi individu berisiko sebelum komplikasi berkembang.

Deteksi dini DMT2 secara klinis dilakukan melalui pemeriksaan kadar glukosa darah puasa (Fasting Plasma Glucose/FPG), Oral Glucose Tolerance Test (OGTT), dan hemoglobin terglikasi (HbA1c). Pemeriksaan tersebut merupakan metode diagnostik yang telah digunakan secara luas untuk mengidentifikasi gangguan metabolisme glukosa. Namun, pelaksanaannya memerlukan pengambilan sampel darah, fasilitas pemeriksaan, serta tenaga kesehatan yang kompeten (Ogurtsova et al., 2022; J. Li et al., 2021). Salah satu permasalahan dalam pengendalian diabetes adalah tingginya proporsi kasus yang belum terdiagnosis. Sekitar 44–50% penyandang diabetes pada sejumlah populasi yang dikaji diperkirakan belum mengetahui kondisi penyakitnya sehingga berpotensi mengalami keterlambatan penanganan (Sun et al., 2022; Ogurtsova et al., 2022). Selain keterbatasan fasilitas, biaya pemeriksaan, ketidaknyamanan akibat pengambilan darah, dan kecemasan terhadap prosedur invasif dapat menjadi hambatan bagi sebagian masyarakat dalam mengakses pemeriksaan berkala (Ogurtsova et al., 2022; J. Li et al., 2021). Permasalahan tersebut menunjukkan perlunya pendekatan pendukung yang lebih mudah diakses untuk meningkatkan kesempatan masyarakat melakukan pra-skrining, terutama pada wilayah dengan keterbatasan sarana kesehatan.

Salah satu pendekatan yang berkembang dalam bidang kesehatan digital adalah pemanfaatan biomarker visual non-invasif melalui analisis citra tubuh menggunakan kecerdasan buatan (artificial intelligence). Dalam konteks DMT2, citra digital lidah mulai diteliti karena karakteristik visualnya diduga memiliki hubungan dengan kondisi metabolik individu. Karakteristik tersebut meliputi warna permukaan lidah, ketebalan dan warna lapisan lidah (tongue coating), bentuk lidah, serta keberadaan fisura (fissures). Hsu et al. (2019), melalui penelitian terhadap 199 pasien DMT2 dan 372 individu kontrol, menemukan bahwa lapisan lidah berwarna kuning dan lapisan yang lebih tebal lebih sering ditemukan pada kelompok DMT2. Penelitian Tian et al. (2024) terhadap 2.439 peserta juga melaporkan hubungan antara parameter warna CIE Lab* pada lidah dan status DMT2. Sementara itu, Wen et al. (2024) mengidentifikasi korelasi sejumlah karakteristik citra lidah dengan kadar HbA1c dan parameter metabolik pada 269 pasien DMT2. Temuan tersebut memberikan dasar empiris untuk mengeksplorasi citra lidah sebagai kandidat biomarker visual dalam pengembangan sistem pra-skrining diabetes.

Secara biologis, perubahan karakteristik visual lidah pada individu dengan DMT2 diduga berkaitan dengan gangguan fungsi kelenjar saliva, hiposalivasi, xerostomia, dan perubahan lingkungan mikroba oral yang dapat memengaruhi kondisi permukaan serta lapisan lidah (Berisha & Berisha Salihi, 2024). Meskipun demikian, hubungan langsung antara hiperglikemia, perubahan mikrosirkulasi, dan karakteristik visual lidah belum sepenuhnya dipahami. Oleh karena itu, ciri-ciri visual lidah tidak dapat diperlakukan sebagai indikator diagnostik yang spesifik terhadap DMT2 tanpa validasi klinis lebih lanjut (Thirunavukkarasu et al., 2024). Dalam pengembangan teknologi, pendekatan pengolahan citra digital memungkinkan karakteristik lidah direpresentasikan secara kuantitatif melalui identifikasi pola warna, tekstur, lapisan, bentuk, dan fisura (T. Li et al., 2025). Pemanfaatan metode machine learning dan deep learning selanjutnya memungkinkan sistem mempelajari pola visual yang kompleks secara otomatis untuk menghasilkan klasifikasi berdasarkan data yang tersedia. Dengan demikian, analisis citra lidah dapat diposisikan sebagai pendekatan pelengkap untuk pra-skrining risiko DMT2, bukan sebagai pengganti diagnosis klinis melalui pemeriksaan glukosa darah maupun HbA1c (J. Li et al., 2021; Thirunavukkarasu et al., 2024).

Perkembangan penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis citra lidah berbasis kecerdasan buatan memiliki potensi dalam mendukung identifikasi gangguan metabolik. Berbagai studi telah mengembangkan metode ekstraksi fitur visual dan pemodelan prediktif untuk mengidentifikasi hubungan antara karakteristik lidah dan status diabetes (Hsu et al., 2019; Tian et al., 2024; Wen et al., 2024; T. Li et al., 2025). Namun, kinerja model yang dilaporkan masih bervariasi, sementara kemampuan generalisasi pada populasi, perangkat pengambilan citra, dan kondisi pencahayaan yang berbeda belum selalu dievaluasi secara memadai (J. Li et al., 2021). Hussien dan Nemer (2025) juga menyoroti tantangan dalam pengembangan sistem berbasis deep learning, terutama terkait kualitas data, ketahanan model, validasi eksternal, dan penerapannya pada kondisi operasional yang beragam. Di sisi lain, Qiu et al. (2023) menunjukkan adanya pengembangan sistem analisis lidah berbasis perangkat bergerak, tetapi keterbatasan kualitas citra yang diperoleh melalui perangkat konsumen masih menjadi tantangan penting. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa perkembangan penelitian tidak hanya perlu diarahkan pada peningkatan kemampuan klasifikasi, tetapi juga pada pengembangan sistem yang mampu menghubungkan model komputasional dengan mekanisme penggunaan yang lebih praktis dan terukur.

Berdasarkan perkembangan penelitian tersebut, kesenjangan penelitian (research gap) terletak pada keterbatasan integrasi antara pengembangan model analisis citra lidah dan implementasinya ke dalam sistem digital yang dievaluasi secara menyeluruh. Sebagian penelitian masih berfokus pada pengembangan algoritma dan pengujian model menggunakan dataset penelitian, sedangkan evaluasi operasional melalui aplikasi yang dapat digunakan pengguna belum selalu dilaporkan secara komprehensif (Hussien & Nemer, 2025; Qiu et al., 2023). Meskipun sejumlah studi telah mengembangkan aplikasi atau platform analisis citra lidah, keberhasilan demonstrasi teknis tersebut belum dapat disamakan dengan validasi klinis maupun kesiapan implementasi dalam pelayanan kesehatan. Perbedaan kualitas kamera, pencahayaan, karakteristik pengguna, serta proses akuisisi citra dapat memengaruhi konsistensi prediksi model ketika diterapkan di luar lingkungan pengujian (Qiu et al., 2023). Selain itu, integrasi antarmuka pengguna, mekanisme pemrosesan citra, penyajian hasil klasifikasi, dan perlindungan data kesehatan merupakan aspek yang perlu diperhatikan dalam pengembangan sistem pra-skrining berbasis web. Dengan demikian, diperlukan penelitian yang mengintegrasikan pengembangan model deep learning dengan implementasi aplikasi web serta mengevaluasi kinerja sistem sesuai ruang lingkup pengujian yang ditetapkan.

Sebagai alternatif solusi terhadap kesenjangan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem pra-skrining DMT2 berbasis citra digital lidah dengan memanfaatkan arsitektur deep learning EfficientNetV2L yang diintegrasikan ke dalam aplikasi web. EfficientNetV2 merupakan keluarga arsitektur jaringan saraf konvolusional yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dan penggunaan parameter melalui pendekatan pencarian arsitektur, operasi Fused-MBConv, serta strategi progressive learning dengan penyesuaian regularisasi (Tan & Le, 2021). Karakteristik tersebut menjadi dasar pertimbangan pemilihan EfficientNetV2L sebagai model yang dievaluasi untuk mempelajari pola visual citra lidah. Namun, keunggulan arsitektur pada dataset umum tidak secara otomatis menjamin performa yang sama dalam klasifikasi citra lidah DMT2 sehingga diperlukan

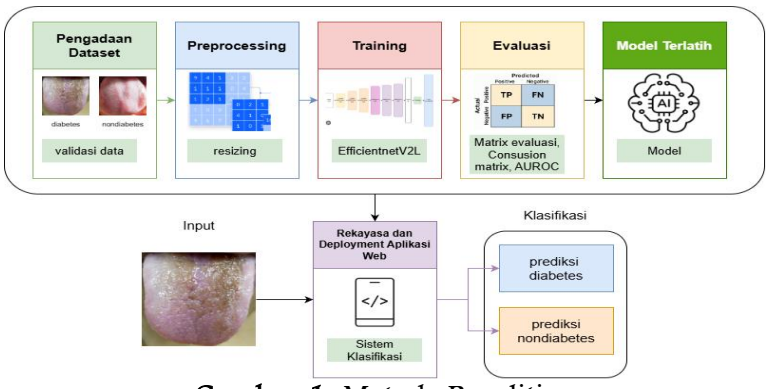
pengujian empiris terhadap data penelitian. Model dikembangkan melalui tahapan prapemrosesan, augmentasi, transfer learning, dan fine-tuning untuk mengidentifikasi pola visual yang berpotensi berkaitan dengan status diabetes, termasuk warna lidah, lapisan lidah, bentuk, dan tekstur permukaan (Hsu et al., 2019; Tan & Le, 2021). Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem pra-skrining berbasis web.

Kebaruan penelitian (novelty) terletak pada pengembangan dan evaluasi terintegrasi antara arsitektur EfficientNetV2L dan aplikasi web untuk pra-skrining DMT2 menggunakan citra digital lidah. Berbeda dari pendekatan yang hanya mengevaluasi algoritma secara terpisah, penelitian ini menghubungkan proses pengunggahan citra, prapemrosesan, inferensi model, dan penyajian hasil klasifikasi dalam satu alur aplikasi berbasis browser yang dapat diuji secara menyeluruh (end-to-end). Integrasi tersebut merupakan bentuk pengembangan teknis yang relevan dengan kebutuhan penerjemahan model analisis citra menjadi sistem digital yang lebih mudah diakses (Qiu et al., 2023). Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, sedangkan evaluasi aplikasi diarahkan pada pengujian fungsi sistem dan proses integrasi model. Pengembangan ini tidak dimaksudkan untuk menghasilkan alat diagnosis medis mandiri atau menyatakan bahwa EfficientNetV2L memiliki keunggulan mutlak dibandingkan arsitektur lain. Sebaliknya, penelitian menempatkan aplikasi yang dikembangkan sebagai prototipe pra-skrining non-invasif yang masih memerlukan validasi eksternal, pengujian lintas perangkat, serta evaluasi klinis dan pengguna sebelum dapat dimanfaatkan secara lebih luas.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem pra-skrining Diabetes Melitus Tipe 2 berbasis citra digital lidah menggunakan arsitektur deep learning EfficientNetV2L yang terintegrasi ke dalam aplikasi web. Secara khusus, penelitian diarahkan untuk mengembangkan model klasifikasi citra lidah, mengevaluasi kinerjanya berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta mengintegrasikan model ke dalam aplikasi web dan menguji fungsionalitas sistem. Urgensi penelitian terletak pada kebutuhan pengembangan teknologi pendukung pra-skrining yang non-invasif, mudah diakses, dan berpotensi membantu identifikasi awal individu yang memerlukan pemeriksaan kesehatan lanjutan. Dari aspek akademik, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan aplikasi deep learning dalam analisis citra kesehatan serta menyediakan dasar bagi penelitian lanjutan mengenai validasi dan implementasi sistem pra-skrining DMT2. Dari aspek praktis, prototipe yang dikembangkan berpotensi menjadi sarana pendukung edukasi dan pra-skrining awal, dengan tetap menempatkan pemeriksaan klinis dan laboratorium sebagai dasar penegakan diagnosis DMT2.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan desain eksperimental untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi citra lidah berbasis EfficientNetV2L, serta desain rekayasa perangkat lunak untuk mengintegrasikan model terpilih ke dalam aplikasi web. EfficientNetV2L dipilih karena memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang kuat melalui arsitektur yang efisien dan mampu menangkap karakteristik visual citra secara lebih mendalam, sehingga sesuai untuk menghasilkan representasi fitur yang baik dalam proses klasifikasi citra lidah.



Gambar 1. Metode Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari repositori Mendeley Data (Dalimunthe & Nurhasanah, 2024). Dataset ini terdiri atas citra digital lidah yang dikategorikan ke dalam dua kelas utama, yaitu diabetes dan nondiabetes (normal). Total dataset yang tersedia sebanyak 2.750 citra dengan proporsi kelas yang seimbang (balanced dataset).



(a) Diabetes (b) Non Diabetes

Gambar 2. Dataset citra lidah diabetes dan non diabetes

Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih, data validasi, dan data uji. Pembagian dataset dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat melalui tahapan pelatihan, validasi, dan pengujian secara terpisah. Data latih terdiri atas 2.100 citra yang mencakup 1.050 citra berlabel diabetes dan 1.050 citra berlabel nondiabetes. Data validasi terdiri atas 600 citra yang mencakup 300 citra berlabel diabetes dan 300 citra berlabel nondiabetes. Data validasi digunakan selama proses pengembangan untuk memantau kinerja model pada data yang tidak terlibat dalam pelatihan, sekaligus membantu pemilihan dan penyetelan parameter model. Data uji terdiri atas 50 citra yang mencakup 25 citra berlabel diabetes dan 25 citra berlabel nondiabetes. Dataset uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi.

Tabel 1. Pembagian dataset

Kelompok	Diabetes	Nondiabetes	Jumlah	Persentase
Train	1050	1050	2100	76,36%
Valid	300	300	600	21,82%
Test	25	25	50	1,82%
Total	1.375	1.375	2.750	100%

Preprocessing mencakup pemeriksaan kualitas, segmentasi atau *cropping* area lidah, perubahan ukuran citra ke dimensi input *EfficientNetV2L*, dan normalisasi nilai piksel. Seluruh parameter *Preprocessing* yang dipelajari dari data misalnya statistik normalisasi, ditentukan hanya dari data latih. Tahap *training* dilakukan untuk membangun model klasifikasi citra lidah menggunakan arsitektur EfficientNetV2L. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 300x300 piksel, kemudian dilakukan normalisasi menggunakan nilai mean dan standard deviasi ImageNet. Pada data latih diterapkan augmentasi berupa pembalikan horizontal acak (*random horizontal flip*) dan rotasi acak hingga 15° untuk meningkatkan keragaman data serta mengurangi risiko *overfitting*, sedangkan data validasi dan pengujian hanya melalui proses penyesuaian ukuran (*resize*) dan normalisasi.

Model *EfficientNetV2-L* menggunakan bobot *pre-trained ImageNet*, kemudian lapisan klasifikasi akhirnya disesuaikan menjadi dua kelas, yaitu diabetes dan nondiabetes. Proses pelatihan menggunakan fungsi *loss Cross-Entropy Loss* dan *optimizer* AdamW dengan *learning rate* sebesar 0,0001. Training dilakukan selama 10 epoch dengan batch size 8. Untuk mengoptimalkan penggunaan GPU dan efisiensi komputasi, proses forward dan backward propagation menggunakan Mixed Precision/Automatic Mixed Precision (AMP). Pada setiap epoch, kinerja model dievaluasi menggunakan data validasi, dan model dengan akurasi validasi terbaik disimpan sebagai best model.

Model terbaik selanjutnya digunakan pada tahap pengujian untuk memperoleh performa klasifikasi pada data yang tidak digunakan selama proses training.

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model *EfficientNetV2L* dalam mengklasifikasikan citra lidah ke dalam kelas diabetes dan nondiabetes, menggunakan data uji yang tidak digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Model terbaik berdasarkan akurasi validasi dimuat kembali dan digunakan untuk menghasilkan prediksi pada seluruh data uji. Kinerja model dievaluasi menggunakan *classification report* yang mencakup *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta *confusion matrix* untuk melihat distribusi hasil klasifikasi benar dan salah pada masing-masing kelas. Selain itu, probabilitas prediksi digunakan untuk membentuk kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan menghitung nilai *Area Under the Curve* (AUC) sebagai ukuran kemampuan model dalam membedakan kedua kelas. Hasil evaluasi tersebut digunakan untuk menilai kinerja model secara menyeluruh sebelum diimplementasikan pada tahap pengujian aplikasi web. Setelah proses training dan evaluasi selesai, model EfficientNetV2-L terbaik digunakan dalam pengembangan aplikasi berbasis web. Pengguna mengunggah citra lidah melalui antarmuka aplikasi, kemudian sistem melakukan pra-pemrosesan citra sesuai dengan tahapan yang digunakan pada proses training dan meneruskannya ke model untuk menghasilkan prediksi. Hasil prediksi disajikan dalam bentuk persentase probabilitas diabetes dan nondiabetes, sehingga aplikasi dapat digunakan sebagai prototipe pendukung pra-skrining berbasis citra lidah.

HASIL DAN PEMBAHASAN

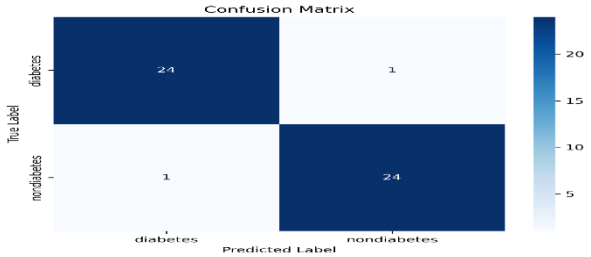
Hasil

Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan menggunakan data pengujian (test set) yang terdiri atas 50 citra lidah, dengan masing-masing 25 citra untuk kelas diabetes dan 25 citra untuk kelas nondiabetes. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, F1-score, dan accuracy untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra ke dalam kategori yang telah ditentukan..

Tabel 2. Matriks Evaluasi

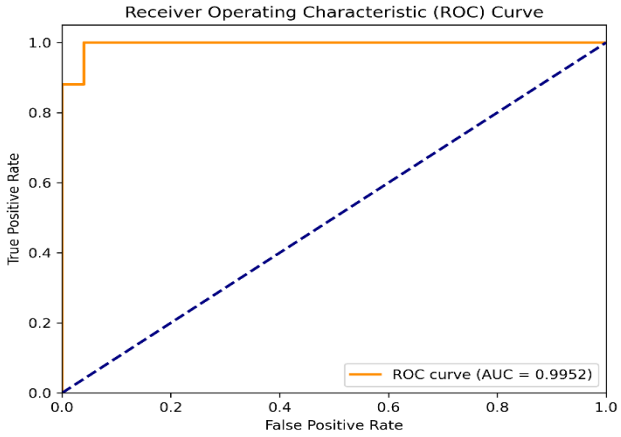
Class	Precission	Recall	F1-score	Support
diabetes	0,96	0,96	0,96	25
nondiabetes		0,96	0,96	25
accuracy			0,96	50
macro avg	0,96	0,96	0,96	50
weighted avg	0,96	0,96	0,96	50

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra lidah ke dalam dua kelas, yaitu diabetes dan nondiabetes. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 50 citra uji, model berhasil mengklasifikasikan 48 citra dengan benar dan hanya melakukan 2 kesalahan klasifikasi. Visualisasi confusion matrix ditunjukkan pada Gambar 3. Pada kelas diabetes, dari total 25 citra diabetes, model berhasil mengidentifikasi 24 citra sebagai diabetes (*True Positive*), sedangkan 1 citra salah diklasifikasikan sebagai nondiabetes (*False Negative*). Sebaliknya, pada kelas nondiabetes, dari total 25 citra nondiabetes, model berhasil mengidentifikasi 24 citra sebagai nondiabetes (*True Negative*), sementara 1 citra salah diklasifikasikan sebagai diabetes (False Positive).



Gambar 3. *Confusion Matrix*

Untuk mengevaluasi kemampuan diskriminasi model klasifikasi yang dikembangkan, dilakukan analisis Receiver Operating Characteristic (ROC) serta perhitungan nilai Area Under the Curve (AUC). Kurva ROC menggambarkan hubungan antara True Positive Rate (sensitivitas) pada sumbu vertikal dan False Positive Rate (1-spesifisitas) pada sumbu horizontal untuk berbagai ambang batas (*threshold*) keputusan.

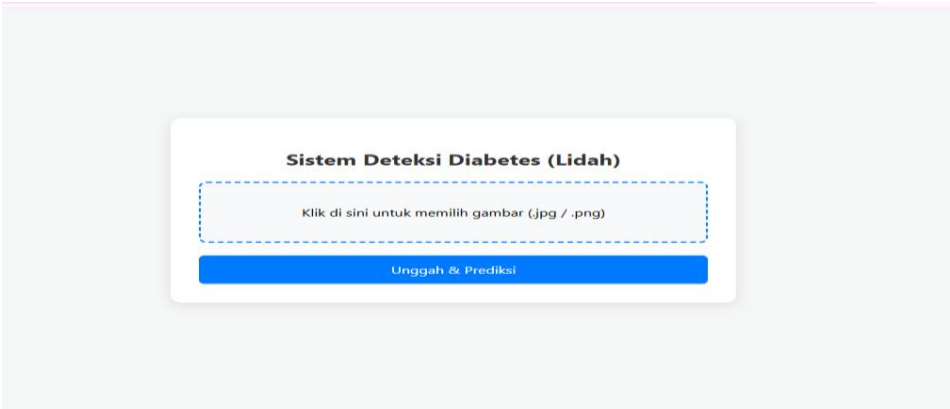


Gambar 4. Kurva ROC dengan AUC

Implementasi Sistem Pra-Skrining Berbasis Web

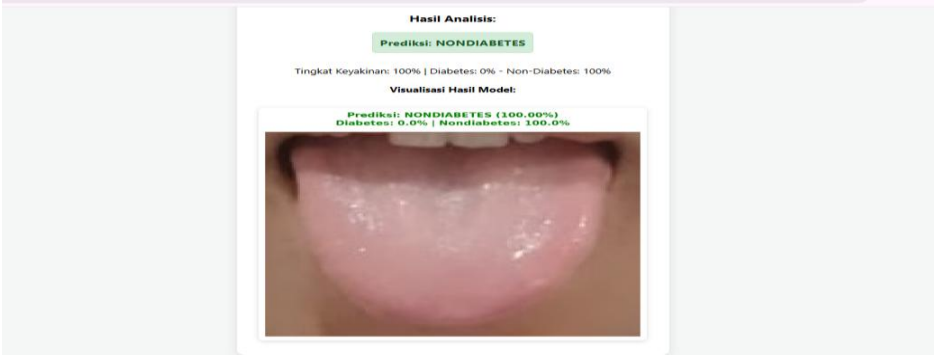
Penelitian ini menghasilkan sebuah aplikasi web sederhana yang dirancang untuk menyimulasikan penerapan model deep learning dalam melakukan pra-skrining Diabetes Melitus Tipe 2 (DMT2) berdasarkan citra digital lidah. Aplikasi ini mengintegrasikan model klasifikasi yang telah dilatih menggunakan arsitektur EfficientNetV2L dengan antarmuka web yang memungkinkan pengguna mengunggah citra dan memperoleh hasil prediksi secara langsung. Implementasi ini bertujuan untuk menunjukkan bagaimana model yang sebelumnya dikembangkan dan dievaluasi dalam lingkungan eksperimen dapat diintegrasikan ke dalam sistem yang lebih mudah diakses oleh pengguna

Antarmuka aplikasi terdiri atas dua tampilan utama, yaitu halaman unggah citra dan halaman hasil prediksi. Kedua tampilan tersebut merepresentasikan alur penggunaan sistem, mulai dari masukan berupa citra lidah hingga keluaran berupa hasil klasifikasi model.



Gambar 4. Tampilan web awal

Berdasarkan hasil simulasi pada Gambar 5, sistem menghasilkan prediksi suatu prediksi. Informasi prediksi tersebut disajikan bersama citra lidah yang diunggah sehingga pengguna dapat mengetahui citra yang menjadi dasar proses klasifikasi. Penyajian hasil prediksi dalam bentuk label kelas dan persentase memberikan informasi yang lebih mudah dipahami dibandingkan dengan hanya menampilkan keluaran numerik model. Pengguna dapat melihat kategori yang diprediksi sekaligus nilai keluaran yang digunakan sistem untuk menentukan kategori tersebut. Selain itu, penampilan kembali citra yang dianalisis membantu memastikan bahwa hasil yang ditampilkan berkaitan dengan masukan yang dipilih.



Gambar 5. Tampilan web hasil prediksi

Pembahasan

Perolehan akurasi sebesar 96% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang menjanjikan dalam membedakan citra lidah pada kelompok diabetes dan nondiabetes. Dengan jumlah 50 citra pengujian, akurasi tersebut setara dengan 48 citra yang diklasifikasikan secara benar dan 2 citra yang diklasifikasikan secara keliru. Distribusi hasil confusion Matrix (Gambar 3) menunjukkan bahwa jumlah kesalahan klasifikasi pada kedua kelas bersifat seimbang. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan kedua kategori citra lidah. Nilai diagonal yang mendominasi confusion matrix mengindikasikan sebagian besar prediksi berada pada kelas yang benar, sedangkan nilai di luar diagonal hanya berjumlah dua sampel. Kondisi ini menunjukkan bahwa karakteristik fitur yang digunakan mampu merepresentasikan perbedaan antara citra lidah penderita diabetes dan nondiabetes secara efektif sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi pada data uji.

Berdasarkan hasil pengujian yang disajikan pada gambar 4, model menunjukkan performa klasifikasi yang sangat unggul (*excellent discrimination capability*). Kurva ROC (garis oranye) dengan cepat naik mendekati sudut kiri atas grafik dan mencapai tingkat True Positive Rate sebesar 1.0 pada nilai *False Positive Rate* yang sangat rendah (sekitar 0.04). Nilai AUC yang diperoleh sebesar 0.9952 (mendekati nilai sempurna 1.0), yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan

pemisahan kelas yang sangat tinggi dengan tingkat kesalahan positif palsu (*false positive*) yang minimal. Hasil ini mengonfirmasi keandalan dan efektivitas model dalam membedakan antar kelas sasaran secara akurat. Hasil simulasi melalui aplikasi web melengkapi evaluasi tersebut dari sisi implementasi. Jika evaluasi sebelumnya berfokus pada kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra secara kuantitatif, simulasi web menunjukkan bagaimana model dapat diakses melalui antarmuka pengguna dan bagaimana hasil inferensi disajikan dalam bentuk yang lebih informatif.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem pra-skrining Diabetes Melitus Tipe 2 (DMT2) berbasis citra digital lidah menggunakan arsitektur deep learning EfficientNetV2L yang diintegrasikan ke dalam aplikasi web. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model EfficientNetV2L mampu melakukan klasifikasi citra lidah ke dalam dua kelas, yaitu diabetes dan nondiabetes, dengan akurasi sebesar 96% pada 50 citra pengujian. Nilai macro-average precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,96 menunjukkan kinerja klasifikasi yang relatif seimbang pada kedua kelas dalam dataset yang digunakan. Implementasi model ke dalam aplikasi web menghasilkan prototipe yang memungkinkan pengguna mengunggah citra lidah dan memperoleh hasil prediksi secara langsung. Sistem menampilkan kategori hasil klasifikasi, nilai keluaran model untuk masing-masing kelas, serta visualisasi citra yang dianalisis. Implementasi ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan dapat diintegrasikan ke dalam antarmuka berbasis web untuk mempermudah akses dan penyajian hasil prediksi.

Meskipun demikian, akurasi yang diperoleh masih perlu dikonfirmasi melalui pengujian dengan dataset yang lebih besar dan beragam. Nilai keyakinan prediksi yang ditampilkan aplikasi juga tidak dapat diartikan sebagai kepastian diagnosis klinis. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan menunjukkan potensi sebagai prototipe pendukung pra-skrining DMT2 berbasis citra lidah, tetapi belum dapat digunakan sebagai pengganti pemeriksaan glukosa darah, HbA1c, maupun evaluasi oleh tenaga medis. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas dataset dengan melibatkan populasi dan perangkat pengambilan citra yang lebih beragam, serta melakukan validasi eksternal untuk menguji kemampuan generalisasi model. Evaluasi juga perlu mencakup sensitivitas, spesifisitas, AUROC, dan waktu respons aplikasi web. Selain itu, pengembangan sistem perlu dilengkapi dengan validasi kualitas citra dan peningkatan keamanan data. Sebelum diterapkan secara luas, sistem harus melalui validasi klinis untuk memastikan keandalan hasilnya. Sistem ini tetap ditujukan sebagai pendukung pra-skrining dan bukan sebagai pengganti pemeriksaan laboratorium atau diagnosis medis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Apresiasi disampaikan kepada institusi yang telah mendukung kegiatan penelitian, serta pihak-pihak yang membantu dalam penyediaan data, pengembangan model, dan pengujian sistem. Penulis juga berterima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan masukan dan saran sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik..

DAFTAR PUSTAKA

Berisha, A., & Berisha Salihi, V. (2024). Pakistan Journal of Life and Social Sciences Relationship between Glycemic Control and Coated Tongue in Type 2 Diabetes Mellitus Patients. *Pak. j. Life Soc. Sci*, *22*(2), 20191–20195. https://doi.org/10.57239/PJLSS-2024-22.2.001480

Dalimunthe, M. S. Z., & Nurhasanah, R. (2024). *Type 2 Diabetes Mellitus Tongue Dataset. 2*. https://doi.org/10.17632/HYB44JF936.2

Hsu, P. C., Wu, H. K., Huang, Y. C., Chang, H. H., Lee, T. C., Chen, Y. P., Chiang, J. Y., & Lo, L. C. (2019). The tongue features associated with type 2 diabetes mellitus. *Medicine (United States)*, *98*(19). https://doi.org/10.1097/MD.0000000000015567

Hussien, G. H., & Nemer, Z. N. (2025). A Comprehensive Review of Advances in Tongue Image Classification Techniques for Diabetes Identification. *Iraqi Journal of Intelligent Computing and Informatics (IJICI)*, *4*(1), 33–56. https://doi.org/10.52940/IJICI.V4I1.78

Li, J., Chen, Q., Hu, X., Yuan, P., Cui, L., Tu, L., Cui, J., Huang, J., Jiang, T., Ma, X., Yao, X., Zhou, C., Lu, H., & Xu, J. (2021). Establishment of noninvasive diabetes risk prediction model based on tongue features and machine learning techniques. *International Journal of Medical Informatics*, *149*, 104429. https://doi.org/10.1016/J.IJMEDINF.2021.104429

Li, T., Zuo, L., Wang, P., Yang, L., Liu, Z., Wang, X., Tan, J., Yang, Y., Wang, J., Zhou, Y., Jin, L., Zhai, G., Chen, J., Peng, Q., Zhang, G., & Wang, S. (2025). TonguExpert: A Deep Learning-Based Algorithm Platform for Fine-Grained Extraction and Classification of Tongue Phenotypes. *Phenomics 2024 5:2*, *5*(2), 109–122. https://doi.org/10.1007/S43657-024-00210-9

Ogurtsova, K., Guariguata, L., Barengo, N. C., Ruiz, P. L. D., Sacre, J. W., Karuranga, S., Sun, H., Boyko, E. J., & Magliano, D. J. (2022). IDF diabetes Atlas: Global estimates of undiagnosed diabetes in adults for 2021. *Diabetes Research and Clinical Practice*, *183*. https://doi.org/10.1016/j.diabres.2021.109118

Ong, K. L., Stafford, L. K., McLaughlin, S. A., Boyko, E. J., Vollset, S. E., Smith, A. E., Dalton, B. E., Duprey, J., Cruz, J. A., Hagins, H., Lindstedt, P. A., Aali, A., Abate, Y. H., Abate, M. D., Abbasian, M., Abbasi-Kangevari, Z., Abbasi-Kangevari, M., ElHafeez, S. A., Abd-Rabu, R., … Vos, T. (2023). Global, regional, and national burden of diabetes from 1990 to 2021, with projections of prevalence to 2050: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet*, *402*(10397), 203–234. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(23)01301-6

Qiu, D., Zhang, X., Wan, X., Li, J., Xu, Z., Lin, S., Zhang, F., Song, X., Zhang, R., Chen, Y., & Zheng, Y. (2023). A novel tongue feature extraction method on mobile devices. *Biomedical Signal Processing and Control*, *80*, 104271. https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2022.104271

Sun, H., Saeedi, P., Karuranga, S., Pinkepank, M., Ogurtsova, K., Duncan, B. B., Stein, C., Basit, A., Chan, J. C. N., Mbanya, J. C., Pavkov, M. E., Ramachandaran, A., Wild, S. H., James, S., Herman, W. H., Zhang, P., Bommer, C., Kuo, S., Boyko, E. J., & Magliano, D. J. (2022). IDF Diabetes Atlas: Global, regional and country-level diabetes prevalence estimates for 2021 and projections for 2045. *Diabetes Research and Clinical Practice*, *183*. https://doi.org/10.1016/j.diabres.2021.109119

Tan, M., & Le, Q. V. (2021). EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training. *International Conference on Machine Learning*.

Thirunavukkarasu, U., Umapathy, S., Ravi, V., & Alahmadi, T. J. (2024). Tongue image fusion and analysis of thermal and visible images in diabetes mellitus using machine learning techniques. *Scientific Reports 2024 14:1*, *14*(1), 14571-. https://doi.org/10.1038/s41598-024-64150-0

Tian, Z., Sun, X., Wang, D., & Wang, H. (2024). Association between color value of tongue and T2DM based on dose-response analyses using restricted cubic splines in China A cross-sectional study. *Medicine (United States)*, *103*(25), e38575. https://doi.org/10.1097/MD.0000000000038575

Wen, S., Li, Y., Xu, C., Jin, J., Xu, Z., Yuan, Y., Chen, L., Ren, Y., Gong, M., Wang, C., Dong, M., Zhou, Y., Yuan, X., Li, F., & Zhou, L. (2024). The Relationship Between Computerized Face and Tongue Image Segmentation and Metabolic Parameters in Patients with Type 2 Diabetes Based on Machine Learning. *Diabetes, Metabolic Syndrome and Obesity*, *17*, 4049–4068. https://doi.org/10.2147/DMSO.S491897