

## CesLA (Cegah Stunting Lewat Anemia): Deteksi Anemia Non-Invasif pada Remaja Putri Berbasis Citra Konjungtiva

Hepatika Zidny Ilmadina<sup>1</sup>, Juhrotun Nisa<sup>2</sup>, Dyah Apriliani<sup>3</sup>, Lulu Nadhiyatun Anisa<sup>4</sup>, Firda Aulia Rakhmah<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Politeknik Harapan Bersama, Jalan Mataram 9, Tegal, 52147, Indonesia

### Info Artikel

#### Riwayat Artikel:

Received 2025-05-29

Revised 2025-07-15

Accepted 2025-07-18

**Abstract** – Stunting is a chronic nutritional problem that will directly affect the quality of human resources in the future. One of the contributing factors to stunting is anemia during pregnancy, which often originates from adolescence. Early detection of anemia in women of reproductive age is a crucial preventive measure to reduce the risk of stunting. This study aims to develop an anemia classification model based on conjunctival images using a combination of MobileNetV2 architecture and Support Vector Machine (SVM), and to implement the model into a mobile application named CeSLA (Cegah Stunting Lewat Anemia). The model was built using a dataset of female conjunctival images annotated based on haemoglobin levels and visual characteristics of the conjunctiva. Evaluation results explain that the model achieved precision, recall, and f1-score values ranging from 0.91 to 0.92 for each class, with a macro average of 0.92, indicating accurate and balanced classification performance. The trained and evaluated model was then integrated into the CeSLA mobile application. This application allows users, particularly adolescent girls, to detect potential anemia non-invasively by scanning the lower eyelid using a smartphone camera. CeSLA is also equipped with educational features such as health articles and a detection history log. With this approach, CeSLA is expected to serve as an innovative solution that supports early, self-administered anemia detection and contributes to the national effort to prevent stunting.

#### Corresponding Author:

Hepatika Zidny Ilmadina

Email: hepatikazidny@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](#) license.

**Keywords:** Anemia, Conjunctiva, Non-Invasive Detection, Mobilenetv2, Stunting, SVM

**Abstrak** – Stunting merupakan permasalahan gizi kronis yang berdampak langsung terhadap kualitas sumber daya manusia di masa mendatang. Salah satu faktor yang berkontribusi terhadap stunting adalah anemia pada ibu hamil, yang sering kali bermula sejak usia remaja. Deteksi dini anemia pada perempuan usia produktif menjadi langkah preventif penting untuk menurunkan risiko stunting. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi anemia berbasis citra konjungtiva mata menggunakan kombinasi arsitektur MobileNetV2 dan Support Vector Machine (SVM), serta mengimplementasikannya ke dalam aplikasi mobile bernama CeSLA (Cegah Stunting Lewat Anemia). Model dibangun menggunakan dataset citra konjungtiva perempuan yang telah dianotasi berdasarkan nilai hemoglobin dan citra konjungtivanya. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai precision, recall, dan f1-score sebesar 0,91–0,92 untuk masing-masing kelas, dengan macro average sebesar 0,92, menandakan performa klasifikasi yang akurat dan seimbang. Model yang telah dilatih dan dievaluasi kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi CeSLA. Aplikasi ini memungkinkan pengguna, khususnya remaja putri, untuk mendekteksi kemungkinan anemia secara non-invasif hanya dengan memindai bagian bawah kelopak mata menggunakan kamera smartphone. CeSLA juga dilengkapi fitur edukatif seperti artikel kesehatan dan riwayat deteksi. Dengan pendekatan ini, CeSLA diharapkan menjadi solusi inovatif yang tidak hanya mendukung deteksi dini anemia secara mandiri, tetapi juga berkontribusi dalam upaya nasional pencegahan stunting.

**Kata Kunci:** Anemia, Deteksi Non-Invasif, Konjungtiva, Mobilenetv2, Stunting, SVM

## I. PENDAHULUAN

Stunting merupakan permasalahan gizi kronis pada anak di bawah lima tahun yang kejadiannya cukup tinggi di Indonesia dan masih menjadi permasalahan gizi di dunia [1]–[3]. Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) yang dilakukan oleh Kementerian Kesehatan melalui Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan (BKK) pada tahun 2022 menunjukkan prevalensi stunting di Indonesia berada pada angka 21,6%. Pemerintah sendiri memiliki target untuk menurunkan angka prevalensi menjadi 14% di tahun 2024. Malnutrisi dan stunting menyebabkan pertumbuhan terhambat, terutama pada kecerdasan dan kemampuan kognitif anak. Pertumbuhan terhambat merupakan kejadian yang dapat dikaitkan dengan kekurangan gizi selama perkembangan janin akibat ibu yang kekurangan gizi [4], [5]. Stunting merupakan masalah gizi dengan angka kejadian yang cukup tinggi di Indonesia. Menjadi suatu hal yang penting untuk diperhatikan karena akan mempengaruhi kualitas sumber daya manusia Indonesia di masa mendatang. Upaya pemerintah dalam mencegah dan menurunkan angka stunting harus melibatkan semua pihak secara komprehensif [1], [5].

Salah satu faktor yang berkontribusi terhadap kejadian stunting pada anak adalah kondisi kesehatan ibu selama masa kehamilan, khususnya yang berkaitan dengan status gizi. Ibu hamil yang mengalami malnutrisi, memiliki risiko lebih tinggi melahirkan bayi dengan berat badan rendah dan gangguan pertumbuhan. Beberapa faktor yang mempengaruhi nutrisi sebelum dan selama kehamilan antara lain usia, pekerjaan, tinggi

badan, berat badan, adanya riwayat penyakit menular selama kehamilan, adanya konsumsi suplemen Fe (besi) atau folat, adanya riwayat anemia pada masa kehamilan, jumlah kelahiran anak, kunjungan ANC (*antenatal care*) dan faktor kesenjangan kehamilan [4]. Ibu hamil yang mengalami atau memiliki riwayat anemia memiliki risiko 2 hingga 4 kali lebih tinggi untuk melahirkan balita yang mengalami stunting [3], [4], [6]. Riwayat anemia pada ibu hamil berhubungan sangat signifikan dengan potensi stunting pada balita, yaitu 2 (dua) kali lebih tinggi melahirkan balita yang beresiko stunting [4], [7].

Di tahun 2023, prevalensi kejadian anemia pada ibu hamil di seluruh dunia ada antara 41,8% hingga 43,8%, berarti sekitar 56-59 juta ibu hamil menderita anemia [fahmi adhi]. Anemia pada kehamilan biasanya terjadi pada trimester 1 dan 3 dengan kadar Hb di bawah 11 g% dan pada trimester 2 dengan kadar Hb kurang dari 10,5 g%. Ada banyak faktor yang mempengaruhi kejadian anemia, akan tetapi 50% disebabkan secara langsung karena berkurangnya masukan zat gizi besi yang biasa dikenal dengan anemia defisiensi besi. Hal tersebut beriringan dengan kebutuhan besi yang meningkat sewaktu hamil [8], [9]. Salah satu resiko kekurangan zat besi itu sendiri adalah berkurangnya suplai oksigen ke sel tubuh maupun otak. Keadaan akan bertambah parah jika hal ini terjadi pada saat trimester III, maka akan memiliki risiko melahirkan prematur lebih besar dibandingkan ibu hamil yang tidak anemia [10].

Pendekatan konvensional untuk mendiagnosis anemia biasanya memerlukan prosedur invasif, biasanya dilakukan dengan pengambilan sampel darah untuk dianalisis di laboratorium. Karena zat besi merupakan komponen utama dalam hemoglobin, kadar hemoglobin sering dijadikan indikator awal untuk mendeteksi kemungkinan defisiensi zat besi atau anemia [7], [11]. Jika lebih detail lagi, pemeriksaan termasuk biopsi sumsum tulang. Seluruh prosedur tersebut jelas mengeluarkan biaya ringan hingga mahal, memakan waktu, dan menimbulkan rasa tidak nyaman bagi beberapa pasien, dan ketakutan akan risiko penularan penyakit yang mungkin timbul. Hal ini belum terkait dengan daerah yang sulit dijangkau maupun infrastruktur dan sumber daya perawatan kesehatan yang tidak memadai [7], [12]. Hal ini menyebabkan metode non-invasif untuk mendiagnosis anemia semakin populer untuk digunakan. Metode non-invasif dilakukan dengan penilaian kuku, konjungtiva, atau lipatan telapak tangan [11].

Beberapa metode digunakan dalam pengembangan penelitian maupun aplikasi pengecekan anemia secara non-invasif. Metode *machine learning* yang memenuhi penggunaan terbanyak adalah dan *Support Vector Machine* (SVM), dan metode *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [13]. Sistem Informasi deteksi kadar hemoglobin menggunakan *Extreme Gradient Boosting* [11], dikembangkan sistem yang mampu memberikan informasi kadar hemoglobin pasien berbasiskan internet of things dan aplikasi android. Aplikasi deteksi anemia juga pernah dikembangkan menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan menggunakan pembacaan citra mukosa bibir. Penelitian tersebut menunjukkan anemia dapat dideteksi menggunakan pembacaan mukosa bibir menggunakan kecerdasan buatan dengan akurasi terbaik sebesar 99,28% [14]. Pengecekan anemia menggunakan penilaian kuku juga dilakukan dengan *data mining* menghitung persentase sel bornoda biru dan merah pada pembacaan citra kuku [15]. Selain itu alat deteksi anemia pada ibu hamil non-invasif menggunakan ensemble learning melalui aplikasi smartphone [11]. Dalam pengembangan aplikasinya, data primer yang digunakan adalah hasil wawancara yang disertai uji coba alat dan kuisioner, selain itu data sekunder diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Semarang tahun 2020-2021. Aplikasi-aplikasi tersebut tidak menggunakan data konjungtiva mata sesuai dengan pemeriksaan non-invasif terbaik. Penelitian pada pemeriksaan non-invasif dengan bantuan pembacaan citra konjungtiva mata juga sudah banyak dikembangkan. Citra konjungtiva mata digunakan karena merupakan indikator paling tepat dalam menentukan anemia [12]. Penelitian pengecekan kondisi anemia dan non anemia menggunakan RUSBoost yang merupakan algoritma kombinasi Adaboost dan random undersampling, menghasilkan hasil akurasi model klasifikasi yang baik [16]. NiADA (Non-invasive Anemia Detection App) dikembangkan sebagai aplikasi deteksi anemia dengan menggunakan model kecerdasan buatan yang dilatih menggunakan dataset konjungtiva perempuan dan laki-laki [17]. Aplikasi lain dikembangkan menggunakan XGBoost di tahun 2024 [12] dengan dataset campuran juga. Implementasi dan rancangan aplikasi deteksi anemia non invasif berbasis kecerdasan buatan mampu memberikan hasil yang valid dan cepat dalam pengukuran kadar hb dalam menentukan status anemia [18]. Hal tersebut belum dapat diimplementasikan dalam mendeteksi potensi anemia pada perempuan usia produktif dalam rangka mengurangi angka anemia pada ibu hamil. Dengan melihat metode terbaik dalam pengembangan aplikasi deteksi anemia adalah dan CNN [13], dapat dilihat dari penelitian sebelumnya yang membuktikan penggunaan kombinasi tersebut mendapatkan hasil yang baik. Beberapa implementasi pada penelitian terdahulu seperti deteksi mata mengantuk [19] dan deteksi pneumonia [20]. Perbedaan signifikan dari penelitian ini dibandingkan penelitian terdahulu seperti NiADA maupun pendekatan berbasis XGBoost adalah fokus pengembangan sistem end-to-end, yang tidak hanya menampilkan model klasifikasi, tetapi juga mengintegrasikan seluruh tahapan dari akuisisi citra, preprocessing, hingga prediksi dan visualisasi hasil. Selain itu, pendekatan ini secara khusus menargetkan populasi remaja putri sebagai kelompok pencegahan awal anemia sebelum kehamilan, yang belum banyak dikaji dalam studi sebelumnya. Aplikasi ini akan dikembangkan dengan model kombinasi CNN (*MobileNetV2*) dan SVM yang digunakan dalam deteksi potensi anemia pada perempuan, terutama ibu hamil.

## II. METODE

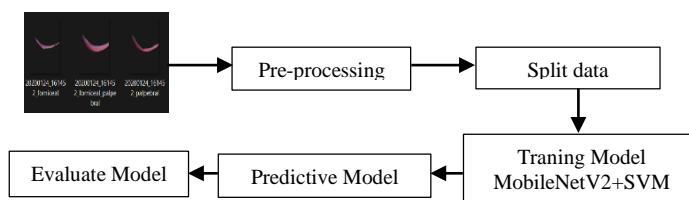
Penelitian ini dikembangkan dengan metode ML Pipeline dan CRISP-ML(Q), yang sesuai dengan pengembangan aplikasi dan pemodelan kecerdasan buatan. ML pipeline adalah serangkaian langkah terstruktur atau proses berurutan yang digunakan untuk mengelola alur kerja dalam pengembangan model machine learning. Sedangkan CRISP-ML(Q) lebih menekankan pada metodologi pengembangan dan penerapan model *Machine Learning* agar diterima di masyarakat karena berkaitan dengan proses bisnis aplikasi [21], [22]. Dengan menerapkan metode ini, diharapkan aplikasi dapat dibangun secara efisien dan sesuai dengan perancangan serta dapat memberikan pengalaman pengguna yang lebih optimal, berikut rincian langkahnya:

### A. Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah Eyes-defy-anemia Dataset [16], yang berisikan 218 gambar mata (konjungtiva) dengan sampel mata perempuan dan laki-laki dan dapat digunakan dalam penelitian tentang diagnosis/estimasi anemia berdasarkan pucat konjungtiva. Dataset yang digunakan dalam penelitian adalah dataset perempuan yang kemudian dianotasi kembali oleh *expert* untuk setiap kondisinya berdasarkan kadar Hb untuk ibu hamil, berjumlah kelas Anemia sebanyak 93 dan kelas Normal sebanyak 45.

### B. Pengembangan Model

Penelitian menggunakan alur ML Pipeline dalam pengembangan model yang diilustrasikan pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Alur Pengembangan Model Deteksi Anemia

#### 1) Data Preprocessing

Pada tahap ini, akan dilakukan proses persiapan data dengan beberapa teknik pre-processing seperti memberikan label khusus pada dataset citra konjungtiva perempuan menjadi kelas “perempuan anemia” dan “perempuan tidak anemia”. Selanjutnya *resizing* ukuran citra agar mempermudah pengolahan data dan sesuai dengan ukuran masukan arsitektur model yang akan digunakan, yaitu 224x224 pixel. Beberapa teknik augmentasi juga dilakukan seperti horizontal flip, random brightness contrast, dan random contrast untuk masing-masing dataset. Kemudian diterapkan teknik SMOTE dan Tomek Links [20] untuk menangani dataset yang nantinya masih *imbalance*.

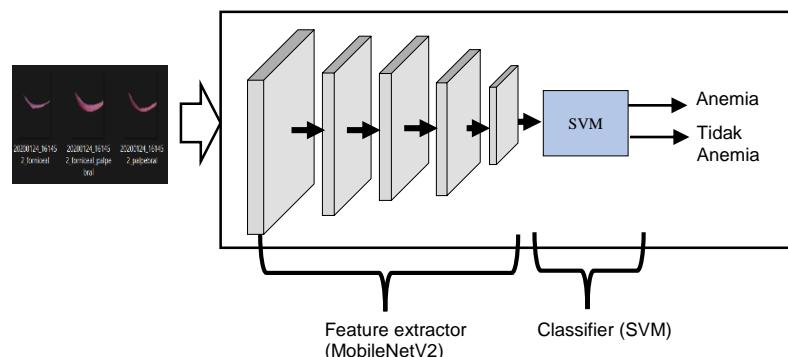
#### 2) Split Data

Tahapan ini merupakan proses pembagian dataset menjadi data *training* dan *testing*. Pembagian data ini dilakukan untuk memastikan pembuatan model pendekripsi dengan citra konjungtiva tidak mengalami *overfitting*. Dengan memisahkan data untuk pelatihan dan pengujian, model dapat diuji kemampuannya dalam menggeneralisasi pola-pola yang ada pada data baru.

#### 3) Training Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan kombinasi arsitektur MobileNetV2 dan SVM. Dalam hal ini, MobileNetV2 yang merupakan model berbasis CNN berfungsi sebagai *feature extractor* untuk mengekstraksi ciri-ciri penting dari citra input secara efisien, sedangkan SVM digunakan sebagai lapisan klasifikasi untuk memisahkan kelas “anemia” dan “tidak anemia” berdasarkan fitur yang dihasilkan. Pemisahan arsitektur ini bertujuan untuk memanfaatkan kekuatan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* [20] dalam menangani pemrosesan citra secara ringan (*lightweight*) dan efisien. Arsitektur ini memanfaatkan teknik yang disebut *depthwise separable convolution*, di mana proses ekstraksi fitur dilakukan dengan cara yang lebih efisien dibanding CNN biasa. Setiap blok utamanya, atau disebut *bottleneck*, terdiri dari tiga langkah penting: memperluas dimensi fitur, menjalankan konvolusi ringan, lalu mengencilkannya kembali. MobileNetV2 memiliki mekanisme *residual connection* yang membantu menjaga informasi penting tidak hilang, sehingga banyak dikembangkan untuk perangkat dengan daya komputasi rendah, seperti ponsel dan *single-board computer* [20], [23]. Hasil ekstraksi fitur tersebut kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM yang mampu mengklasifikasi pada dataset berukuran terbatas [24]. Pendekatan ini juga memungkinkan pelatihan

model dilakukan lebih cepat dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah, sehingga cocok untuk aplikasi pada perangkat dengan spesifikasi terbatas seperti smartphone. Kombinasi MobileNetV2 dan SVM diilustrasikan pada Gambar 2, berikut ini.



Gambar 2. Alur Pengembangan Model Deteksi Anemia

#### 4) Predictive Model

Setelah model selesai dilatih, tahap selanjutnya adalah pengujian (testing) untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan kondisi “anemia” dan “tidak anemia” secara akurat. Pada tahap ini, data uji yang sebelumnya tidak digunakan dalam proses pelatihan diberikan ke model. Citra pada data uji diekstraksi menggunakan arsitektur MobileNetV2, dengan hasil ekstraksi (fitur) kemudian diklasifikasikan oleh SVM.

#### 5) Evaluate Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai performa model secara menyeluruh. Evaluasi mencakup analisis metrik performa, seperti *classification report*, serta visualisasi dalam bentuk grafik kurva. Grafik tersebut dihasilkan dari proses pelatihan model, yang menampilkan perbandingan antara *Training Loss* dan *Validation Loss*, serta *Training Accuracy* dan *Validation Accuracy*. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai kestabilan dan kemampuan generalisasi model selama proses pelatihan.

### C. Pengembangan Sistem (Aplikasi)

Setelah model klasifikasi berhasil dilatih dan dievaluasi dengan hasil yang baik, langkah selanjutnya adalah melakukan proses penyimpanan model dalam format .h5 untuk dapat diintegrasikan ke dalam sistem (aplikasi). File model ini nantinya akan digunakan sebagai inti dari sistem kecerdasan buatan pada aplikasi. Pengembangan aplikasi dilakukan dengan pendekatan CRIPS-ML(Q), yaitu metode pengembangan sistem berbasis siklus yang sesuai untuk proyek pembelajaran mesin. Metode ini memungkinkan pengembangan dilakukan secara iteratif dan berfokus pada evaluasi kualitas model secara berkelanjutan.

Tahap implementasi aplikasi nantinya mencakup proses integrasi antara komponen *frontend*, *backend*, dan model AI agar dapat berfungsi sebagai satu kesatuan sistem yang utuh dalam bentuk aplikasi berbasis mobile. Aktivitas dalam tahap ini meliputi pengujian alur data dari input pengguna hingga hasil prediksi, penyesuaian *Application Programming Interface* (API) untuk komunikasi antara antarmuka pengguna dan model, serta validasi fungsionalitas setiap fitur sesuai dengan rancangan awal, termasuk kemudahan penggunaan dan akurasi prediksi. Hasil akhir dari tahap ini berupa aplikasi mobile yang mampu mendeteksi kemungkinan anemia berdasarkan citra non-invasif dan memberikan hasil klasifikasi secara langsung kepada pengguna. Sistem ini diharapkan dapat digunakan oleh remaja maupun tenaga kesehatan sebagai alat bantu pemantauan kesehatan yang mudah diakses dan efisien.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Percobaan dilakukan pada perangkat dengan prosesor Intel Core i5 generasi ke-8 (2.0 GHz) dan memori sebesar 16 GB. Proses komputasi pemodelan dijalankan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui platform Google Colab, dengan dukungan GPU NVIDIA Tesla K80. Implementasi model memanfaatkan berbagai library seperti Keras (dengan backend TensorFlow), NumPy, scikit-learn (sklearn), matplotlib, dan pandas. Berikut merupakan hasil dari penelitian yang dilakukan.

#### A. Pemodelan MobileNetV2 dan SVM dalam Klasifikasi Anemia Ibu Hamil

Pada tahap pemodelan, proses diawali dengan melakukan *pre-processing* terhadap dataset, khususnya dengan memilih data pasien berjenis kelamin perempuan untuk dianotasi kelasnya. Anotasi dilakukan oleh

tenaga ahli (bidan) berdasarkan nilai hemoglobin (Hb) yang tersedia dalam dataset, dan diklasifikasikan ke dalam dua label, yaitu “anemia” dan “normal”. Data citra dari pasien perempuan inilah yang kemudian digunakan sebagai data latih dan data uji dalam proses pemodelan. Pemilihan data pasien perempuan dilakukan untuk menyesuaikan dengan tujuan pengembangan aplikasi, yaitu deteksi dini anemia pada calon ibu sebagai bagian dari upaya pencegahan stunting. Sebelum masuk ke dalam model, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Dengan data yang masih sedikit dan imbalance, langkah awal adalah melakukan augmentasi dengan menggunakan horizontal flip, random brightness contrast, dan random contrast sehingga diperoleh 297 data perempuan anemia dan 135 dataset perempuan normal. *Imbalance* dataset kemudian diatasi dengan SMOTE dan Tomek Links. SMOTE merupakan pendekatan oversampling yang bertujuan menambah jumlah data pada kelas minoritas dengan menciptakan sampel sintetis dari data yang sudah ada [20], [25]. Proses ini dilakukan dengan memilih data secara acak dari kelas minoritas, mencari tetangga terdekatnya, lalu membentuk data baru melalui interpolasi antara data tersebut dengan tetangganya menggunakan faktor pengali acak. Dilanjutkan dengan Tomek Links digunakan sebagai metode undersampling untuk mengurangi jumlah data pada kelas mayoritas. Teknik ini bekerja dengan mencari pasangan data dari dua kelas berbeda yang saling menjadi tetangga terdekat. Pasangan data tersebut, yang disebut Tomek Links, kemudian dihapus dari kelas mayoritas guna memperjelas batas antar kelas [25].

Model yang diusulkan dalam penelitian ini merupakan kombinasi antara arsitektur MobileNetV2 dengan algoritma klasifikasi SVM, yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. MobileNetV2 memiliki keunggulan dalam efisiensi konvolusi depth-wise separable-nya yang mampu mengekstraksi fitur secara optimal dari citra konjungtiva [26]. Lapisan fully connected sebagai lapisan klasifikasi dikombinasikan dengan algoritma SVM yang lebih unggul dalam menangani data yang bersifat non-linear dan margin yang besar [20], [26]. Pemodelan MobileNetV2 dan SVM yang dilatih menggunakan beberapa hyperparameter, dijelaskan pada Tabel 1 berikut ini.

TABEL 1  
HYPERPARAMETER EKSPERIMENT

Model	Parameter	Nilai
MobileNetV2 (base layer)	weight	imagenet
SVM	C kernel	1.0 linear

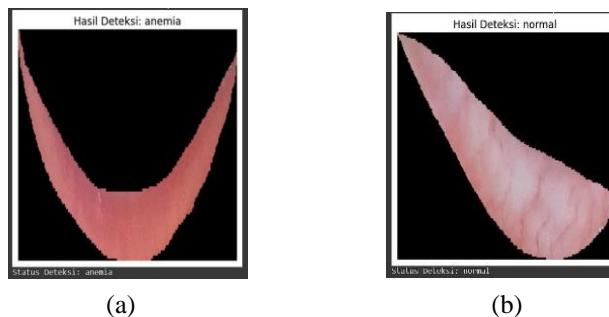
Pelatihan dengan menggunakan *Python*, memanfaatkan library dari Keras dengan tensorflow backend sesuai dengan hyperparamter yang telah ditentukan. Hasil evaluasi pelatihan klasifikasi “anemia” dan “normal” menggunakan kombinasi MobileNetV2 dan SVM dijelaskan pada Tabel 2.

TABEL 2  
CONFUSION MATRIX HASIL PELATIHAN

Kelas	Precision	Recall	f-1 score
Anemia	0.92	0.91	0.92
Normal	0.91	0.92	0.92
Macro	0.92	0.92	0.92
Average			

Model klasifikasi anemia yang dikembangkan dengan kombinasi MobileNetV2 sebagai ekstraksi fitur dan SVM sebagai classifier menunjukkan performa yang sangat baik berdasarkan Tabel 2 hasil evaluasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan precision, recall, dan f1-score yang tinggi sebesar 0,91–0,92 untuk masing-masing kelas “Anemia” dan “Normal”. Nilai rata-rata (macro dan weighted average) dari ketiga metrik tersebut juga stabil di angka 0,92, yang memberikan gambaran performa konsisten tanpa adanya indikasi kendala imbalance class. Hal ini disebabkan MobileNetV2 memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur visual penting secara efisien menggunakan *depthwise separable convolutions*, sehingga fitur-fitur seperti pucat pada wajah atau konjungtiva dapat diidentifikasi secara detail dari citra pasien [19], [26], [27]. Selain itu, pendekatan transfer learning yang digunakan memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan dari pelatihan sebelumnya, sehingga proses ekstraksi fitur lebih optimal meskipun menggunakan dataset yang terbatas. Sementara itu, SVM yang digunakan pada lapisan klasifikasi yang menggantikan *fully connected layer* berperan penting dalam meningkatkan kemampuan klasifikasi model. SVM dikenal efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan dapat membedakan kelas secara akurat pada ruang fitur kompleks [24], [26]. Kombinasi ini juga membantu mengurangi risiko overfitting, yang umumnya menjadi tantangan dalam klasifikasi medis dengan data terbatas. Dapat disimpulkan bahwa model MobileNetV2 dan SVM tidak hanya mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat, tetapi juga efisien dan stabil dalam penggunaannya. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan ini layak digunakan dalam sistem pendekripsi anemia berbasis citra

sebagai langkah awal pemantauan Kesehatan perempuan usia produktif, khususnya dalam konteks pencegahan stunting sejak dini. Model dengan hasil evaluasi baik ini kemudian, diujikan terlebih dahulu sebelum diimplementasikan di dalam aplikasi. Hasil evaluasi yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3.Dari kiri ke kanan pada uji klasifikasi model; (a) Konjungtiva terdeteksi anemia; (b) Konjungtiva terdeteksi normal

Gambar 3 tersebut menampilkan hasil pengujian model deteksi anemia menggunakan citra konjungtiva mata. Pada gambar pertama, sistem mendeteksi kondisi “anemia”, ditandai dengan tampilan konjungtiva yang tampak lebih pucat. Sementara pada gambar kedua, hasil deteksi menunjukkan kondisi “normal”, dengan warna konjungtiva yang terlihat lebih merah dan merata. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan karakteristik visual pada citra dengan cukup baik, mendukung efektivitas pendekatan non-invasif berbasis citra untuk mendeteksi anemia. Keberhasilan ini juga memperkuat peran teknologi kecerdasan buatan dalam memberikan solusi praktis untuk pemantauan kesehatan secara mandiri. Model ini kemudian disimpan untuk kemudian dikembangkan dalam aplikasi deteksi anemia.

#### B. Implementasi Model dalam Aplikasi

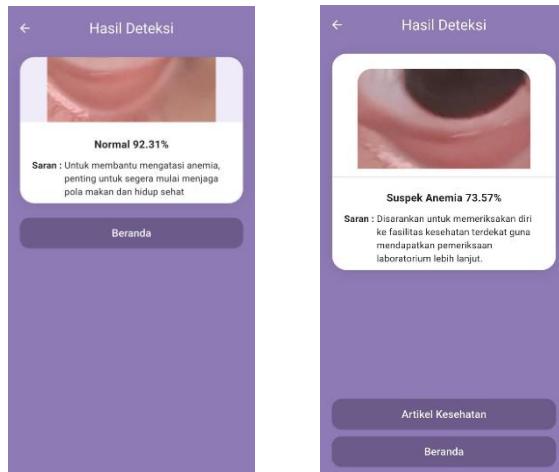
Aplikasi CeSLA: Solusi Cerdas Deteksi Anemia Berbasis Smartphone, dibangun sebagai solusi inovatif untuk membantu mendeteksi anemia secara cepat, mudah, dan akurat hanya melalui smartphone. Dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra, pengguna cukup mengambil gambar konjungtiva (bagian bawah kelopak mata) menggunakan kamera smartphone. Gambar tersebut akan secara otomatis dianalisis oleh sistem, sehingga hasil deteksi dapat diketahui secara instan. Setelah proses deteksi, pengguna akan mendapatkan hasil berupa status anemia beserta informasi pencegahan yang dapat dilakukan. Untuk memudahkan pemantauan, hasil deteksi yang telah dilakukan sebelumnya akan tersimpan dan dapat diakses kembali melalui fitur Riwayat Deteksi.

CeSLA juga dilengkapi dengan fitur Artikel Kesehatan yang menyediakan berbagai informasi seputar anemia, mulai dari penjelasan penyakit, gejala, pencegahan, hingga tips menjaga kesehatan. Fitur ini bertujuan untuk meningkatkan kesadaran dan pemahaman pengguna terhadap anemia secara lebih menyeluruh. Bagi pengguna yang terdeteksi memiliki risiko anemia dengan tingkat akurasi tinggi, CeSLA menyediakan fitur Artikel Kesehatan. Fitur ini akan merekomendasikan penangan sementara kepada pengguna, sehingga mampu memperbaiki keadaan tubuhnya menjadi lebih sehat. Dengan fitur-fitur unggulan tersebut, Aplikasi CeSLA hadir sebagai pendamping cerdas dalam menjaga kesehatan pengguna, khususnya dalam pencegahan dan penanganan anemia secara dini dan efisien. Tampilan aplikasi yang dibangun, dijelaskan pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4.Halaman Depan Aplikasi CesLA

Halaman depan aplikasi CeSLA menyambut pengguna dengan tampilan yang sederhana dan informatif. Di bagian atas, terdapat pesan sambutan yang menegaskan tujuan utama aplikasi, yaitu “Cegah Stunting Lewat Anemia”. Logo aplikasi yang menampilkan sosok ibu dan anak menggambarkan fokus CeSLA terhadap kesehatan ibu dan anak sebagai upaya pencegahan stunting sejak dini. Di bawahnya, terdapat ajakan untuk bersama-sama mencegah stunting melalui pencegahan anemia. Halaman ini juga menyediakan dua pilihan utama bagi pengguna, yaitu tombol Daftar untuk pengguna baru dan Masuk bagi yang sudah memiliki akun. Tampilan ini dirancang agar mudah dipahami dan diakses oleh semua kalangan. Masuk ke dalam fitur deteksi, berikut tampilan yang disajikan dalam aplikasi CesLA.



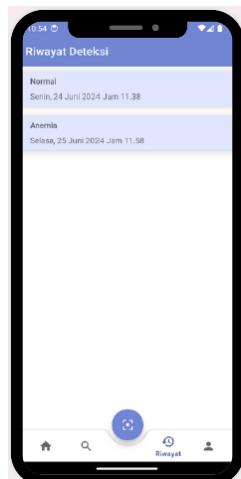
Gambar 5.Halaman Deteksi Konjungtiva

Setelah pengguna melakukan proses deteksi anemia melalui pengambilan citra konjungtiva, aplikasi CeSLA akan menampilkan halaman hasil prediksi. Hasil ditampilkan dalam bentuk persentase beserta status kondisi, seperti “Normal” atau “Suspek Anemia”, disertai dengan citra konjungtiva yang digunakan dalam proses analisis. Label “Normal” pada aplikasi merepresentasikan hasil klasifikasi sebagai kondisi normal, sedangkan label “Suspek Anemia” mengindikasikan kemungkinan kondisi anemia berdasarkan hasil prediksi model. Penamaan “Suspek Anemia” digunakan sebagai bentuk kehati-hatian, mengingat penegakan diagnosis secara medis hanya dapat dilakukan oleh tenaga ahli (*expert*). Oleh karena itu, aplikasi ini tidak bertujuan untuk menggantikan peran diagnosis klinis, melainkan memberikan informasi awal mengenai kemungkinan kondisi yang dialami pengguna. Kemudian jika hasil deteksi menunjukkan kondisi normal, maka pengguna hanya akan melihat tombol untuk kembali ke beranda. Tidak ada rekomendasi tambahan, karena kondisi pengguna dianggap dalam batas aman. Jika hasil deteksi menunjukkan suspek anemia, aplikasi akan memberikan saran untuk menjaga pola makan dan hidup sehat, dengan munculnya tombol tambahan menuju fitur Artikel Kesehatan. Melalui fitur ini, pengguna dapat mengakses informasi lebih lanjut mengenai anemia, pencegahannya, dan tips menjaga kesehatan, sebagai bentuk edukasi lanjut. Tampilan ini dirancang agar responsif terhadap kondisi pengguna dan memberikan rekomendasi yang sesuai, hanya saat dibutuhkan. Berikut tampilan fitur artikel kesehatan yang ada pada aplikasi.



Gambar 6.Artikel Kesehatan Aplikasi CesLA

Fitur Artikel Kesehatan pada aplikasi CeSLA dirancang untuk memberikan edukasi dan informasi seputar kesehatan, khususnya yang berkaitan dengan anemia dan pencegahan stunting. Halaman ini menampilkan berbagai artikel yang mudah diakses oleh pengguna, dengan tampilan daftar yang disertai gambar, judul artikel, nama penulis, dan cuplikan isi artikel. Pengguna dapat dengan mudah mencari topik yang diinginkan melalui kolom pencarian di bagian atas. Artikel yang disediakan mencakup beragam tema, seperti pentingnya pola makan sehat, manfaat olahraga teratur, hingga pentingnya tidur yang cukup. Semua konten ditulis dengan bahasa yang ringan dan informatif, sehingga cocok untuk semua kalangan. Fitur ini menjadi nilai tambah dalam aplikasi CeSLA karena tidak hanya berfungsi sebagai alat deteksi anemia, tetapi juga sebagai media pembelajaran dan peningkatan kesadaran pengguna terhadap pentingnya gaya hidup sehat untuk mencegah anemia dan stunting secara berkelanjutan. Setelah melakukan deteksi anemia, pengguna dapat melihat hasil deteksi yang pernah dilakukan pada Riwayat Deteksi yang disajikan pada Gambar 7 berikut ini.



Gambar 7. History Pengguna Aplikasi CesLA

Fitur Riwayat Deteksi pada aplikasi CeSLA memungkinkan pengguna untuk melihat kembali hasil-hasil deteksi anemia yang telah dilakukan sebelumnya. Setiap riwayat ditampilkan secara kronologis, lengkap dengan status hasil deteksi seperti “Normal” atau “Anemia”, serta tanggal dan waktu pemeriksaan. Fitur ini sangat membantu pengguna dalam memantau perkembangan kondisi kesehatannya dari waktu ke waktu. Dengan adanya riwayat ini, pengguna dapat membandingkan hasil deteksi sebelumnya dan mengetahui apakah ada perubahan atau perbaikan dalam kondisi anemia mereka. Tampilan riwayat dibuat sederhana dan mudah dipahami, sehingga pengguna dapat dengan cepat mengakses informasi penting terkait kesehatannya. Fitur ini juga berfungsi sebagai pengingat untuk tetap menjaga pola hidup sehat dan rutin memantau kondisi tubuh melalui aplikasi CeSLA. Dengan beragam fitur yang dimilikinya, CeSLA tidak hanya berfungsi sebagai alat deteksi anemia, tetapi juga menjadi media edukasi dan pendamping kesehatan yang lengkap. Aplikasi ini diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mencegah anemia secara dini dan turut serta dalam upaya pencegahan stunting secara berkelanjutan.

#### IV. SIMPULAN

Penelitian berhasil mengembangkan sebuah aplikasi mobile dengan implementasi kecerdasan buatan bernama CeSLA (Cegah Stunting Lewat Anemia) yang mampu mendeteksi kondisi anemia secara non-invasif melalui citra konjungtiva. Model klasifikasi yang digunakan merupakan kombinasi arsitektur MobileNetV2 dan *Support Vector Machine* (SVM), yang menunjukkan performa klasifikasi sangat baik dengan nilai precision, recall, dan f1-score sebesar 0,92 untuk masing-masing kelas. Model ini diimplementasikan ke dalam sistem aplikasi yang tidak hanya menyediakan fitur deteksi anemia secara langsung, tetapi juga dilengkapi dengan fitur riwayat deteksi dan artikel kesehatan sebagai media edukatif. Melalui pendekatan ini, CeSLA hadir sebagai solusi inovatif yang dapat dimanfaatkan oleh perempuan usia produktif, terutama ibu hamil, sebagai alat bantu deteksi dini anemia secara cepat, mudah, dan efisien. Aplikasi ini diharapkan dapat mendukung upaya preventif dalam menurunkan angka kejadian anemia dan turut berkontribusi dalam pencegahan stunting di Indonesia. Keberhasilan pengembangan sistem ini menunjukkan bahwa integrasi teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan dapat diterapkan secara praktis dalam konteks layanan kesehatan masyarakat. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa aspek yang dapat dikembangkan pada penelitian dan implementasi selanjutnya. Salah satunya adalah pengujian *usability* terhadap aplikasi untuk menilai kenyamanan dan pengalaman pengguna secara

menyeluruh. Selain itu, dengan adanya keterbatasan jumlah dan variasi dataset, memerlukan adanya pengembangan dataset lokal dengan populasi target yang lebih representatif (seperti ibu hamil di berbagai wilayah Indonesia). Variasi dataset lokal nantinya dapat meningkatkan akurasi model. Aplikasi juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan fitur pemantauan kesehatan berkala, konsultasi dokter, lokasi fasilitas kesehatan terdekat, integrasi sistem rekam medis, serta peningkatan performa model. Validasi medis atau uji klinis dengan tenaga kesehatan juga menjadi langkah penting agar hasil deteksi lebih dapat diandalkan dalam praktik lapangan nantinya. Dengan demikian, penelitian ini membuka peluang bagi pengembangan lebih lanjut di bidang aplikasi kesehatan berbasis AI yang responsif, adaptif, dan kontekstual terhadap kebutuhan masyarakat Indonesia.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diberikan kepada Politeknik Harapan Bersama yang telah membantu maupun memberikan dukungan terhadap penelitian yang dilakukan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Cholidah, A. Danianto, R. D. Ayunda, and D. Rahmadhona, "History of Anemia in Pregnancy with Stunting Incidents in Toddlers at Nipah Community Health Center, Malaka, North Lombok Regency," *J. Penelit. Pendidik. IPA*, vol. 9, no. 12, pp. 12226–12231, 2023, doi: 10.29303/jppipa.v9i12.4946.
- [2] N. Reviani and C. H. Tampubolon, "The Influence of a History of Anemia during Pregnancy on Stunting Incidents," *Int. J. Trop. Dis. Heal.*, vol. 46, no. 3, pp. 29–36, Feb. 2025, doi: 10.9734/ijtdh/2025/v46i31634.
- [3] L. H. Adilah, A. Syafiq, and S. Sukoso, "Correlation of Anemia in Pregnant Women with Stunting Incidence: A Review," *Indones. J. Multidiscip. Sci.*, vol. 2, no. 9, pp. 3155–3169, Jul. 2023, doi: 10.55324/IJOMS.V2I9.545.
- [4] J. Penelitian Kesehatan Suara Forikes -----Volume, J. Penelitian Kesehatan Suara Forikes -----, H. Azzahra, L. Hidayati, and E. Nur Widyaningsih, "Kejadian Anemia pada Masa Kehamilan sebagai Faktor Risiko Balita Stunting di Kota Surakarta," *J. Penelit. Kesehat. "SUARA FORIKES" (Journal Heal. Res. "Forikes Voice")*, vol. 15, no. 4, pp. 786–790, Dec. 2024, doi: 10.33846/SF15444.
- [5] S. R. Nadhiroh, F. Micheala, S. E. H. Tung, and T. C. Kustiawan, "Association between maternal anemia and stunting in infants and children aged 0–60 months: A systematic literature review," *Nutrition*, vol. 115, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.nut.2023.112094.
- [6] I. I. Putra, J. M. M. Sondakh, and J. J. Kaeng, "Anemia in Pregnancy and Its Maternal Perinatal Outcome," *Indones. J. Obstet. Gynecol.*, vol. 12, no. 3, pp. 141–146, Jul. 2024, doi: 10.32771/INAJOG.V12I3.1989.
- [7] A. Setiyaningsih *et al.*, "HUBUNGAN KADAR HEMOGLOBIN IBU HAMIL DENGAN KEJADIAN STUNTING PADA BALITA DI PUSKESMAS NGEMPLAK," *J. Komun. Kesehat.*, vol. 14, no. 1, pp. 26–36, Apr. 2023, doi: 10.56772/JKK.V14I1.317.
- [8] F. Adhimukti, U. R. Budihastuti, and B. Murti, "Meta-Analysis: The Effect of Anemia in Pregnant Women on the Risk of Postpartum Bleeding and Low Birth Weight," *J. Matern. Child Heal.*, vol. 8, no. 1, pp. 58–69, Jan. 2023, doi: 10.26911/THEJMCH.2023.08.01.06.
- [9] G. T. J. Salakory and I. B. E. U. Wija, "Hubungan Anemia Pada Ibu Hamil Terhadap Kejadian Stunting di RS Marthen Indey Jayapura Tahun 2018–2019," *Maj. Kedokt. UKI*, vol. 37, no. 1, pp. 9–12, Sep. 2021, doi: 10.33541/MK.V37I1.3365.
- [10] M. Hastuty, U. Pahlawan, and T. Tambusai, "HUBUNGAN ANEMIA IBU HAMIL DENGAN KEJADIAN STUNTING PADA BALITA DI UPTD PUSKESMAS KAMPAR TAHUN 2018," *J. Doppler*, vol. 4, no. 2, pp. 112–116, Nov. 2020, Accessed: May 26, 2025. [Online]. Available: <https://journal.universitaspahlawan.ac.id/doppler/article/view/1046>.
- [11] S. D. S. Syarifuddin, A. Khurniawan, R. Munadi, and S. Sussi, "Sistem Informasi Pengukuran Kadar Hemoglobin Non-Invasif Berbasis Android Menggunakan Algoritma Extreme Gradient Boosting," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 13–23, May 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i1.5049.
- [12] M. A. Priyadarshini, S. Salma, D. Sailesh, E. Manasa, G. L. Charan, and B. Dinesh, "A Visionary Approach to Anemia Detection: Integrating Eye Condition Data and Machine Learning," no. Icciet 2024, Atlantis Press International BV, 2024, pp. 781–793.
- [13] J. W. Asare, P. Appiahene, and E. T. Donkoh, "Detection of anaemia using medical images: A comparative study of machine learning algorithms – A systematic literature review," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 40, p. 101283, Jan. 2023, doi: 10.1016/J.IMU.2023.101283.
- [14] M. Mansour, T. B. Donmez, M. Kutlu, and S. Mahmud, "Non-invasive detection of anemia using lip mucosa images transfer learning convolutional neural networks," *Front. Big Data*, vol. 6, p. 1291329, 2023, doi: 10.3389/FDATA.2023.1291329.
- [15] S. Aiwale *et al.*, "Noninvasive Anemia Detection and Prediagnosis," *J. Pharmacol. Pharmacothe.*, Dec. 2024, doi: 10.1177/0976500X241276307/ASSET/E963B5CF-995B-4B09-AD87-D3A9561B4FC/ASSETS/IMAGES/LARGE/10.1177\_0976500X241276307-FIG4.JPG.
- [16] G. Dimauro, M. E. Griseta, M. G. Camporeale, F. Clemente, A. Guarini, and R. Maglietta, "An intelligent non-invasive system for automated diagnosis of anemia exploiting a novel dataset," *Artif. Intell. Med.*, vol. 136, p. 102477, Feb. 2023, doi: 10.1016/J.ARTMED.2022.102477.
- [17] S. Das, F. Ahmed, A. Das, D. Das, J. Nandi, and K. Banerjee, "NiADA (Non-invasive Anemia Detection App), a Smartphone-Based Application With Artificial Intelligence to Measure Blood Hemoglobin in Real-Time: A Clinical Validation," *Cureus*, vol. 16, no. 7, Jul. 2024, doi: 10.7759/cureus.65442.
- [18] S. Hajrianti, M. N. Widyawati, and K. Kurnianingsih, "Deteksi Anemia pada Ibu Hamil Menggunakan Metode Non Invasif Berbasis Kecerdasan Artifisial," *J. Telenursing*, vol. 5, no. 2, pp. 3568–3577, Dec. 2023, doi: 10.31539/joting.v5i2.7468.
- [19] H. Z. Ilmadina, M. Naufal, and D. S. Wibowo, "Drowsiness Detection Based on Yawning Using Modified Pre-trained Model MobileNetV2 and ResNet50," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 22, no. 3, pp. 419–430, Jun. 2023, doi: 10.30812/MATRIK.V22I3.2785.
- [20] E. P. A. Meindiawan and M. Muljono, "Application of MobileNetV2 and SVM Combination for Enhanced Accuracy in Pneumonia Classification," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 8, no. 2, pp. 332–340, Nov. 2024, doi: 10.30871/JAIC.V8I2.8426.

- [21] C. Singh and A. Bala, "A local Zernike moment-based unbiased nonlocal means fuzzy C-Means algorithm for segmentation of brain magnetic resonance images," *Expert Syst. Appl.*, vol. 118, pp. 625–639, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2018.10.023.
- [22] S. Studer *et al.*, "Towards CRISP-ML(Q): A Machine Learning Process Model with Quality Assurance Methodology," *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 3, no. 2, pp. 392–413, Jun. 2021, doi: 10.3390/MAKE3020020.
- [23] S. Ki Hong and Y. Lee, "Optimizing Detection: Compact MobileNet Models for Precise Hall Sensor Fault Identification in BLDC Motor Drives," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 77475–77485, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3407766.
- [24] H. Z. Ilmadina, D. Apriliani, and D. S. Wibowo, "Deteksi Pengendara Mengantuk dengan Kombinasi Haar Cascade Classifier dan Support Vector Machine," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 7, no. 1, pp. 1–7, Jan. 2022, doi: 10.30591/jpit.v7i1.3346.
- [25] Z. Wang, C. Wu, K. Zheng, X. Niu, and X. Wang, "SMOTETomek-Based Resampling for Personality Recognition," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 129678–129689, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2940061.
- [26] M. J. Adamu *et al.*, "Efficient and Accurate Brain Tumor Classification Using Hybrid MobileNetV2–Support Vector Machine for Magnetic Resonance Imaging Diagnostics in Neoplasms," *Brain Sci.*, vol. 14, no. 12, p. 1178, Nov. 2024, doi: 10.3390/brainsci14121178.
- [27] E. N F *et al.*, "A Hybrid Model using MobileNetv2 and SVM for Enhanced Classification and Prediction of Tomato Leaf Diseases," *Int. J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 10, no. 8, pp. 37–50, Sep. 2023, doi: 10.14445/23488379/IIEEE-V10I8P104.