

**SISTEM DETEKSI ANEMIA MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN
DENGAN ARSITEKTUR VGG19 PADA CITRA MATA BAGIAN
KONJUNGTIVA
(Studi Kasus: Rsud Dr. Drajat Prawiranegara)**

Dhea Aulia Putrie¹, Dede Brahma Arianto²

Universitas Faletahan

E-mail: auliad576@gmail.com¹, dedebrahma@uf.ac.id²

Abstrak

Anemia merupakan kondisi penurunan kadar hemoglobin dalam darah yang masih menjadi masalah kesehatan besar, dengan prevalensi tinggi pada kelompok rentan seperti ibu hamil dan remaja di Indonesia. Metode diagnosis konvensional melalui pemeriksaan laboratorium bersifat invasif, mahal, dan memerlukan fasilitas lengkap, sehingga sulit diakses masyarakat di daerah dengan layanan kesehatan terbatas. Penelitian ini bertujuan merancang sistem deteksi anemia non-invasif berbasis citra konjungtiva palpebra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG19 melalui pendekatan transfer learning dari bobot ImageNet dan fine-tuning selektif, yang dikemas dalam prototipe aplikasi web. Pengujian fungsional dilakukan menggunakan metode Blackbox Testing, sedangkan performa model dievaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan seluruh fitur aplikasi berfungsi baik, dan model VGG19 mencapai akurasi 97,0%, presisi 86,5%, recall 81,5%, spesifisitas 87%, serta F1-Score 96%. Penilaian pengguna melalui kuesioner juga menunjukkan tingkat penerimaan sangat positif. Sistem ini diharapkan menjadi alternatif skrining anemia yang objektif, cepat, dan terjangkau bagi fasilitas kesehatan tingkat pertama.

Kata Kunci — Deteksi Anemia, Convolutional Neural Network, VGG19, Citra Konjungtiva, Transfer Learning.

Abstract

Anemia, a reduction in blood hemoglobin levels, remains a major health problem with high prevalence among vulnerable groups such as pregnant women and adolescents in Indonesia. Conventional diagnosis through laboratory examination is invasive, costly, and requires complete facilities, limiting access in areas with poor healthcare services. This study designs a non-invasive anemia detection system based on conjunctiva images using a Convolutional Neural Network (CNN) with a VGG19 architecture via transfer learning from ImageNet weights and fine-tuning, packaged as a web prototype. Functional testing used the Blackbox Testing method, while model performance was evaluated using a confusion matrix. Results show all features function properly, and the VGG19 model achieved an accuracy of 97.0%, precision of 86.5%, recall of 81.5%, specificity of 87%, and F1-Score of 96%. User evaluation showed a positive acceptance level. The system is expected to serve as an objective, fast, affordable anemia screening alternative for primary healthcare facilities.

1. PENDAHULUAN

Tubuh manusia membutuhkan hemoglobin dalam jumlah yang cukup agar oksigen dapat dialirkan ke seluruh sel dan jaringan secara optimal. Ketika kadar hemoglobin (Hb) dalam darah turun di bawah nilai yang dianggap normal, kondisi tersebut dikenal sebagai anemia. Secara klinis, World Health Organization (WHO) menetapkan ambang batas diagnosis anemia pada kadar Hb kurang dari 13 g/dL untuk pria dewasa, di bawah 12 g/dL bagi wanita dewasa yang tidak sedang hamil, dan kurang dari 11 g/dL untuk ibu hamil (WHO, 2024). Penyebab anemia sangat beragam; mulai dari kekurangan zat besi, kurangnya asupan vitamin B12 dan asam folat, adanya penyakit kronis, kelainan hemoglobin (hemoglobinopati), infeksi malaria, hingga perdarahan akut maupun kronis. Dari semua penyebab itu, kekurangan zat besi menjadi yang terbanyak diperkirakan bertanggung jawab atas sekitar setengah dari total kasus anemia yang tercatat di dunia (Appiahene et al., 2023). Dampak yang ditimbulkan pun tidak ringan: penderita umumnya mengeluhkan mudah lelah, sesak napas, kepala berkunang-kunang, wajah tampak pucat, bahkan mengalami penurunan daya pikir. Bila dibiarkan tanpa penanganan, anemia berpotensi menurunkan kualitas hidup penderita secara signifikan.

Betapa besarnya beban anemia di tingkat global dapat dilihat dari data yang dihimpun dalam studi Global Burden of Disease (GBD) 2021. Laporan yang dipublikasikan di jurnal *The Lancet Haematology* itu mencatat bahwa pada tahun 2021, sedikitnya 1,9 miliar jiwa atau sekitar 24,3% penduduk dunia hidup dengan anemia (Bill & Foundation, 2023). Yang menarik, beban ini tidak terdistribusi merata antara laki-laki dan perempuan. Pada tahun yang sama, prevalensi anemia pada wanita mencapai 31,2%, hampir dua kali lipat angka pada pria yang sebesar 17,5%. Kesenjangan ini terasa lebih dalam lagi ketika dilihat pada kelompok usia 15–49 tahun, yaitu rentang usia produktif dan reproduktif: wanita

mencatatkan prevalensi 33,7% berbanding hanya 11,3% pada pria (Bill & Foundation, 2023). Data terkini WHO bahkan menunjukkan bahwa per tahun 2023, tiga dari setiap sepuluh wanita usia 15–49 tahun di seluruh dunia (30,7%) masih mengalami anemia, dengan angka yang lebih tinggi lagi pada kelompok ibu hamil, yaitu 35,5% (WHO, 2025).

Situasi di Indonesia pun tidak kalah mengkhawatirkan. Survei Kesehatan Indonesia yang diselenggarakan oleh Kementerian Kesehatan RI mencatat angka yang cukup mengejutkan: satu dari empat anak usia 5–14 tahun (26,8%) dan hampir sepertiga remaja usia 15–24 tahun (32%) dinyatakan menderita anemia (Kemenkes RI, 2024). Yang lebih mengkhawatirkan lagi, hampir separuh ibu hamil di Indonesia tepatnya 48,9% teridentifikasi mengalami anemia. Angka ini bukan sekadar statistik; di baliknya tersimpan risiko nyata berupa perdarahan saat melahirkan, kematian ibu, dan gangguan tumbuh kembang bayi yang lahir dengan berat badan rendah. Tingginya angka anemia pada kelompok-kelompok yang paling rentan ini menegaskan bahwa persoalan anemia di Indonesia masih jauh dari selesai dan memerlukan pendekatan yang lebih sistematis, termasuk dalam hal deteksi dini.

Selama ini, cara yang paling banyak digunakan untuk mendiagnosis anemia adalah pemeriksaan darah di laboratorium dengan mengukur kadar hemoglobin melalui alat hematology analyzer. Pendekatan ini memang diakui sebagai gold standard karena hasilnya yang akurat. Namun dalam praktiknya, metode tersebut menyimpan sejumlah

kendala yang tidak bisa diabaikan: pasien harus bersedia diambil darahnya (invasif), biayanya relatif mahal untuk sebagian masyarakat, dan yang paling krusial prosedur ini hanya bisa dilakukan di fasilitas yang memiliki peralatan laboratorium lengkap beserta tenaga medis terlatih. Akibatnya, masyarakat di daerah-daerah yang minim akses kesehatan sering kali tidak dapat menjangkau pemeriksaan ini. Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan membuka jalan lain yang lebih mudah dijangkau: deteksi anemia secara non invasif menggunakan kamera. Beberapa bagian tubuh yang memiliki sirkulasi kapiler kaya seperti konjungtiva mata, telapak tangan, dan kuku diketahui mengalami perubahan warna yang dapat diamati ketika kadar hemoglobin seseorang menurun, dan perubahan ini berpotensi dijadikan dasar klasifikasi berbasis citra digital (Mansour et al., 2023).

Dalam satu dekade terakhir, sejumlah peneliti mulai membuktikan secara ilmiah bahwa pendekatan berbasis citra ini bukan sekadar teori. Magdalena et al. (2022) misalnya, berhasil menunjukkan bahwa analisis warna citra konjungtiva palpebra yang diambil dengan perangkat murah pun sudah cukup untuk membedakan pasien anemia dari yang tidak, sebagaimana dilaporkan dalam jurnal IEEE Access. Dari sisi lain, Mitani et al. (2020) dari Google AI dan DeepMind mengambil sudut pandang berbeda dengan melatih model deep learning pada citra fundus retina, dan hasilnya cukup mengejutkan: model tersebut mampu mendeteksi anemia dengan nilai area under curve (AUC) antara 0,74 hingga 0,88 (Mitani & Webster, 2020). Temuan yang diterbitkan di Nature Biomedical Engineering ini menjadi salah satu bukti paling kuat bahwa fitur visual pada jaringan mata yang kaya pembuluh darah dapat diekstraksi secara otomatis untuk keperluan skrining anemia.

Dari sekian banyak bagian tubuh yang telah dicoba sebagai objek deteksi anemia berbasis citra, konjungtiva palpebra yakni lapisan merah muda di bagian dalam kelopak mata bawah dinilai paling menjanjikan. Ada beberapa alasan mengapa konjungtiva dianggap lebih unggul dibanding telapak tangan atau kuku. Pertama, jaringan konjungtiva sangat tipis dan dipenuhi pembuluh kapiler, sehingga perubahan warna akibat penurunan hemoglobin langsung tampak dengan jelas. Kedua, dan ini yang paling penting secara ilmiah, konjungtiva tidak mengandung melanin pigmen yang menyebabkan variasi warna kulit pada manusia. Absennya melanin membuat penilaian keputihan konjungtiva jauh lebih konsisten dan tidak bias oleh perbedaan warna kulit penderita (Mitani & Webster, 2020). Pada kondisi normal, konjungtiva palpebra tampak berwarna merah muda cerah; sebaliknya, saat seseorang mengalami anemia, warnanya memudar menjadi pucat atau bahkan putih pucat. Meskipun pemeriksaan konjungtiva secara visual sudah lama dikenal dalam dunia medis sebagai salah satu indikator anemia, penilaiannya masih sangat bergantung pada kepekaan dan pengalaman sang pemeriksa, serta kondisi pencahayaan saat pemeriksaan dilakukan dua faktor yang membuat hasilnya tidak selalu konsisten dan objektif.

Mengolah citra konjungtiva untuk keperluan klasifikasi medis membutuhkan algoritma yang tidak hanya cepat, tetapi juga mampu menangkap pola-pola visual yang sangat halus. Convolutional Neural Network (CNN) hadir sebagai jawaban atas kebutuhan tersebut. CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang secara khusus dirancang untuk bekerja pada data berbentuk grid, termasuk citra digital. Cara kerjanya bertahap: lapisan konvolusi pertama menangkap fitur sederhana seperti tepi dan gradien warna, lalu secara bertingkat meramunya menjadi representasi yang semakin kompleks mulai dari tekstur, motif, hingga pola-pola tingkat tinggi yang membedakan satu kelas objek dari kelas lainnya. Lapisan pooling bertugas menyederhanakan representasi tersebut, sebelum lapisan fully connected di bagian akhir jaringan menghasilkan keputusan klasifikasi.

Keunggulan paling menonjol CNN dibanding metode tradisional adalah kemampuannya belajar fitur yang paling relevan langsung dari data, tanpa perlu rekayasa fitur manual yang memakan waktu dan bergantung pada keahlian domain. Tidak heran bila CNN berhasil mendominasi kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) dan terus menjadi pondasi utama berbagai aplikasi computer vision modern, termasuk di bidang citra medis.

Dalam konteks deteksi anemia berbasis citra konjungtiva, CNN telah terbukti memberikan hasil yang meyakinkan. Magdalena et al. (2022), dalam penelitian yang diterbitkan di Jurnal Teknik Informatika (JUTIF), membangun model CNN dengan lima lapisan tersembunyi menggunakan 2.000 citra konjungtiva, dan hasilnya cukup impresif: akurasi 94% dengan nilai presisi 0,935, recall 0,94, dan F1 score 0,935 (Magdalena et al., 2022). Purwanti et al. (2023) melangkah lebih jauh dengan mempertemukan tiga arsitektur CNN sekaligus AlexNet, ResNet 50, dan MobileNetV2 pada dataset citra konjungtiva palpebra yang sama. Pada ajang IEEE ICTS 2023, mereka melaporkan bahwa ResNet 50 tampil sebagai yang terbaik dengan akurasi 97,94%, mengalahkan MobileNetV2 (97,19%) dan AlexNet (89,93%) (Purwanti et al., 2023). Catatan catatan performa ini semakin memperkuat keyakinan bahwa CNN merupakan pilihan arsitektur yang sangat tepat untuk sistem deteksi anemia berbasis citra konjungtiva.

Salah satu arsitektur CNN yang namanya cukup lekat di kalangan peneliti computer vision adalah VGG19. Dikembangkan oleh Visual Geometry Group dari Universitas Oxford, arsitektur ini diperkenalkan oleh Simonyan & Zisserman (2015) melalui makalah "Very Deep Convolutional Networks for Large Scale Image Recognition" pada forum International Conference on Learning Representations (ICLR) 2015. Sesuai namanya, VGG19 memiliki 19 lapisan berbobot terdiri dari 16 lapisan konvolusi dan 3 lapisan fully connected dengan satu ciri khas yang membedakannya dari arsitektur lain: seluruh lapisan konvolusinya menggunakan filter berukuran 3×3 secara seragam. Pilihan desain yang terlihat sederhana ini justru terbukti sangat efektif; kedalaman jaringan yang konsisten membuat VGG19 mampu menangkap representasi fitur visual yang kaya dan beragam, mulai dari tekstur halus hingga pola warna yang kompleks kapabilitas yang sangat dibutuhkan saat bekerja dengan citra konjungtiva di mana perbedaan antara kondisi anemia dan normal kerap hanya terlihat dari pergeseran warna yang subtle.

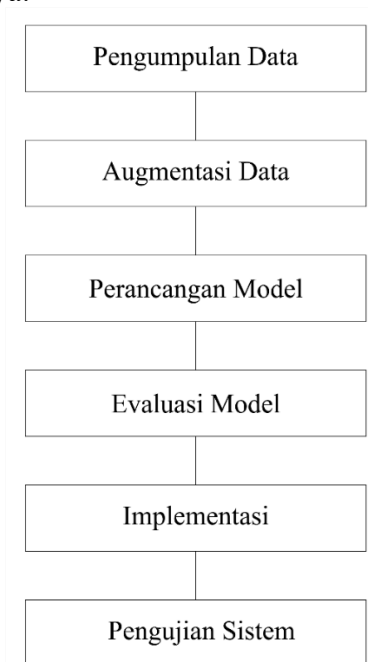
Relevansi VGG19 untuk tugas deteksi anemia berbasis citra konjungtiva didukung oleh temuan penelitian yang sudah terverifikasi. Dimauro et al. (2023), dalam penelitian yang diterbitkan di jurnal Artificial Intelligence in Medicine, mengembangkan sistem cerdas non invasif untuk diagnosis anemia secara otomatis menggunakan dataset publik Eyes Defy Anemia (Dimauro et al., 2023). Sistem tersebut menggabungkan arsitektur berbasis VGGNet dengan mekanisme thresholding berbasis fitur warna HHR (High Hue Rate) dari ruang warna HIS, dan berhasil mengungguli metode metode sebelumnya dalam hal akurasi klasifikasi anemia dari citra konjungtiva. Keberhasilan pendekatan berbasis VGG pada dataset yang sama semakin memperkuat alasan pemilihan VGG19 dalam penelitian ini. Di samping itu, pendekatan transfer learning memungkinkan bobot VGG19 yang sudah dilatih pada 1,2 juta citra dari dataset ImageNet (1.000 kelas) diadaptasi untuk klasifikasi citra konjungtiva manusia. Cara ini terbukti mengefisiensikan proses pelatihan secara signifikan, sekaligus meningkatkan performa model terutama ketika jumlah data latih yang tersedia masih terbatas.

Berdasarkan penelitian yang telah diuraikan, penelitian ini hadir untuk mengisi kekosongan yang ada. Secara spesifik, penelitian ini bermaksud mengembangkan sistem deteksi anemia menggunakan Deep Learning berbasis arsitektur VGG19 yang diterapkan pada citra mata bagian konjungtiva. Dengan mengadopsi strategi transfer learning dari

bobot VGG19 yang telah terlatih pada ImageNet, model yang dibangun diharapkan dapat mengekstraksi fitur warna dan tekstur citra konjungtiva secara akurat meski dengan keterbatasan ukuran dataset. Pada akhirnya, sistem ini diharapkan mampu mengklasifikasikan kondisi anemia dan non anemia secara otomatis, objektif, dan non invasif dengan akurasi yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Lebih dari itu, penelitian ini diharapkan menghasilkan bukti empiris yang berguna bagi pengembangan solusi skrining anemia berbiaya rendah yang relevan dengan kondisi layanan kesehatan di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Pendekatan penelitian ini mengadopsi alur desain sistem berbasis deep learning untuk mendeteksi anemia secara non-invasif. Alur ini terdiri dari enam tahap utama yang terhubung secara berurutan, tapi fleksibel untuk kembali ke tahap sebelumnya jika butuh penyesuaian. Keenam tahap tersebut digambarkan pada Gambar 3.1 dan diuraikan mendetail di subbab selanjutnya.



Gambar 1 Metodologi Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Sistem

Sistem deteksi anemia berbasis citra mata bagian konjungtiva yang telah dikembangkan pada penelitian ini merupakan sebuah prototipe aplikasi yang dirancang untuk membantu tenaga kesehatan dalam melakukan skrining awal anemia secara non-invasif, objektif, dan cepat. Sistem ini memanfaatkan teknologi deep learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) VGG19 yang diadaptasi melalui pendekatan transfer learning dari bobot pra-latih ImageNet, sehingga memungkinkan model untuk mengekstraksi fitur-fitur visual yang halus dari citra konjungtiva palpebra inferior.

Secara garis besar, sistem ini bekerja dengan menerima masukan berupa citra digital konjungtiva mata bagian bawah yang diunggah oleh tenaga kesehatan melalui antarmuka

web. Citra yang diunggah kemudian melalui serangkaian tahap preprocessing, yang meliputi penyeragaman ukuran ke 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang [0,1], serta segmentasi region of interest (ROI) konjungtiva untuk mengisolasi area yang relevan dan mengurangi noise dari bagian mata lainnya. Setelah melalui tahap preprocessing, citra diproses oleh model VGG19 yang telah dilatih untuk mengekstraksi fitur-fitur visual secara hierarkis dan menghasilkan klasifikasi biner: Anemia atau Normal. Selain label prediksi, sistem juga menampilkan confidence score yang menunjukkan tingkat keandalan hasil prediksi, yang kemudian dikategorikan ke dalam empat rentang keputusan, yaitu sangat andal, andal, sedang, dan rendah, untuk membantu tenaga kesehatan dalam menentukan tindak lanjut klinis yang tepat.

Sistem ini dibangun dengan arsitektur client-server lokal sederhana menggunakan micro-framework Flask pada sisi backend yang terintegrasi dengan TensorFlow/Keras untuk pemrosesan model, serta antarmuka pengguna berbasis HTML5, CSS3, dan JavaScript pada sisi frontend.

Seluruh komponen sistem dirancang untuk berjalan pada jaringan lokal rumah sakit tanpa memerlukan koneksi internet, sehingga menjaga privasi data pasien dan memudahkan akses bagi tenaga kesehatan di RSUD Dr. Drajat Prawiranegara. Implementasi sistem dilakukan dengan pendekatan model Waterfall, dimulai dari analisis kebutuhan, perancangan sistem dan arsitektur model, pengkodean, pengujian, hingga evaluasi performa.

Analisis Sistem

Sistem deteksi anemia terdiri dari beberapa komponen utama yang saling terintegrasi, yaitu antarmuka pengguna, basis data, dan model deteksi Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG19. Ketiga komponen tersebut bekerja secara berurutan untuk menghasilkan hasil deteksi anemia berdasarkan citra mata bagian konjungtiva yang diunggah oleh tenaga kesehatan. Sebelum model digunakan pada sistem, dilakukan beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Augmentasi Data

Tahap pertama dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan jumlah dan variasi citra sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik serta dapat mengurangi risiko overfitting selama proses pelatihan:

```
# Data Augmentation untuk training (mencegah overfitting)
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=15,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1,
    shear_range=0.1,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    brightness_range=[0.7, 1.3],
    fill_mode='nearest',
    validation_split=0.3
)
```

2. Pembentukan Model

Setelah proses augmentasi, selanjutnya dilakukan pembentukan model menggunakan arsitektur VGG19 sebagai backbone pada metode CNN:

```
base_model = VGG19(
    weights=VGG19_WEIGHTS,
    include_top=False,
    input_shape=INPUT_SHAPE
```

```

)
base_model.summary()
for layer in base_model.layers[:FREEZE_LAYERS]:
    layer.trainable = False

for layer in base_model.layers[FREEZE_LAYERS:]:
    layer.trainable = True
trainable_count = 0
non_trainable_count = 0
for i, layer in enumerate(base_model.layers):
    if layer.trainable:
        trainable_count += 1
    else:
        non_trainable_count += 1
model = models.Sequential([
    # Base VGG19
    base_model,

    # Flatten output dari conv layers
    layers.Flatten(),

    # Fully Connected Layer 1
    layers.Dense(4096, activation='relu'),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Dropout(0.5),

    # Fully Connected Layer 2
    layers.Dense(4096, activation='relu'),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Dropout(0.5),

    # Output Layer (3 kelas: anemia, normal, nonobject)
    layers.Dense(NUM_CLASSES, activation='softmax',
name='predictions')
])

```

3. Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data uji untuk mengetahui performa model:

```

val_loss, val_acc, val_precision, val_recall, val_auc =
model.evaluate(validation_generator, verbose=1)
print(f"\n    Validation Loss: {val_loss:.4f}")
print(f"    Validation Accuracy: {val_acc:.4f}")
print(f"    Validation Precision: {val_precision:.4f}")
print(f"    Validation Recall: {val_recall:.4f}")
print(f"    Validation AUC: {val_auc:.4f}")
# Accuracy
acc = accuracy_score(y_true, y_pred)
print(f"    Accuracy: {acc:.4f} ({acc*100:.2f}%)")
# Precision (macro, weighted)
precision_macro = precision_score(y_true, y_pred, average='macro')
precision_weighted = precision_score(y_true, y_pred,
average='weighted')
print(f"    Precision (macro): {precision_macro:.4f}")
print(f"    Precision (weighted): {precision_weighted:.4f}")

```

```

# Recall (macro, weighted)
recall_macro = recall_score(y_true, y_pred, average='macro')
recall_weighted = recall_score(y_true, y_pred, average='weighted')
print(f"    Recall/Sensitivity (macro): {recall_macro:.4f}")
print(f"    Recall/Sensitivity (weighted): {recall_weighted:.4f}")
# F1-Score (macro, weighted)
f1_macro = f1_score(y_true, y_pred, average='macro')
f1_weighted = f1_score(y_true, y_pred, average='weighted')
print(f"    F1-Score (macro): {f1_macro:.4f}")
print(f"    F1-Score (weighted): {f1_weighted:.4f}")
# Specificity per kelas
print("\n    Specificity per Kelas:")
for i, cls in enumerate(CLASSES):
    tn = cm.sum() - cm[i, :].sum() - cm[:, i].sum() + cm[i, i]
    fp = cm[:, i].sum() - cm[i, i]
    specificity = tn / (tn + fp) if (tn + fp) > 0 else 0
    print(f"        {cls}: {specificity:.4f}")
# ROC-AUC (One-vs-Rest untuk multi-class)
print("\n[5] ROC-AUC Analysis...")
# Binarize labels untuk ROC
from sklearn.preprocessing import label_binarize
y_true_bin = label_binarize(y_true, classes=range(NUM_CLASSES))
# Plot ROC Curve
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 8))
colors_roc = ['#e74c3c', '#2ecc71', '#3498db']
roc_auc_scores = {}
for i, cls in enumerate(CLASSES):
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_true_bin[:, i], y_pred_probs[:, i])
    roc_auc = auc(fpr, tpr)
    roc_auc_scores[cls] = roc_auc
    ax.plot(fpr, tpr, color=colors_roc[i], linewidth=2,
            label=f'{cls} (AUC = {roc_auc:.4f})')
ax.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', linewidth=1, label='Random
Classifier')
ax.set_xlim([0.0, 1.0])
ax.set_ylim([0.0, 1.05])
ax.set_xlabel('False Positive Rate', fontsize=12)
ax.set_ylabel('True Positive Rate', fontsize=12)
ax.set_title('ROC Curve (One-vs-Rest)', fontsize=14,
fontweight='bold')
ax.legend(loc='lower right', fontsize=11)
ax.grid(alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_PATH, '08_roc_curve.png'),
dpi=150, bbox_inches='tight')
plt.show()
print(f"[✓] Disimpan: 08_roc_curve.png")
for cls, score in roc_auc_scores.items():
    print(f"    {cls} AUC: {score:.4f}")

```

Output dari evaluasi model:

```

Accuracy: 0.9705 (97.05%)
Precision (macro): 0.8677
Precision (weighted): 0.9807
Recall/Sensitivity (macro): 0.8194

```


Recall/Sensitivity (weighted): 0.9705
F1-Score (macro): 0.8025
F1-Score (weighted): 0.9692
Specificity per Kelas:
 anemia: 0.9710
 normal: 0.9815
 nonobject: 1.0000
anemia AUC: 0.9965
normal AUC: 0.9999
nonobject AUC: 0.9993

4. Save Model

Setelah evaluasi, model kemudian disimpan agar dapat digunakan kembali tanpa perlu pelatihan ulang:

```
model.save(MODEL_PATH)
if os.path.exists(BEST_MODEL_PATH):
    SAVED_MODEL_PATH = os.path.join(OUTPUT_PATH, 'saved_model')
model.save(SAVED_MODEL_PATH)
import json
label_mapping = {str(k): v for k, v in idx_to_class.items()}
with open(os.path.join(OUTPUT_PATH, 'label_mapping.json'), 'w') as f:
    json.dump(label_mapping, f, indent=2)
```

5. Implementasi Model pada Sistem

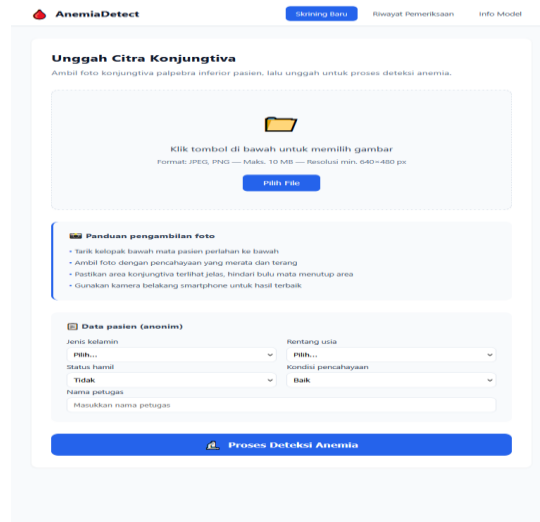
Model yang telah disimpan kemudian dimuat kembali ke dalam sistem berbasis web:

```
import tensorflow as tf
class AnemiaDetector:
    def load_model(self, model_path=None):
        self.interpreter =
tf.lite.Interpreter(model_path=model_path)
        self.interpreter.allocate_tensors()
        self.input_details = self.interpreter.get_input_details()
        self.output_details =
self.interpreter.get_output_details()
        print("Model TFLite loaded:", model_path)
```

Setelah model dimuat, sistem siap digunakan untuk melakukan deteksi terhadap citra konjungtiva yang diunggah pengguna. Hasil deteksi berupa kelas anemia, normal, atau bukan objek konjungtiva beserta nilai confidence score kemudian ditampilkan pada halaman hasil dan disimpan ke dalam basis data MySQL. Secara keseluruhan, sistem mampu mengintegrasikan seluruh proses mulai dari preprocessing citra hingga proses deteksi otomatis sehingga sistem dapat bekerja secara efisien dan akurat.

Tampilan Sistem

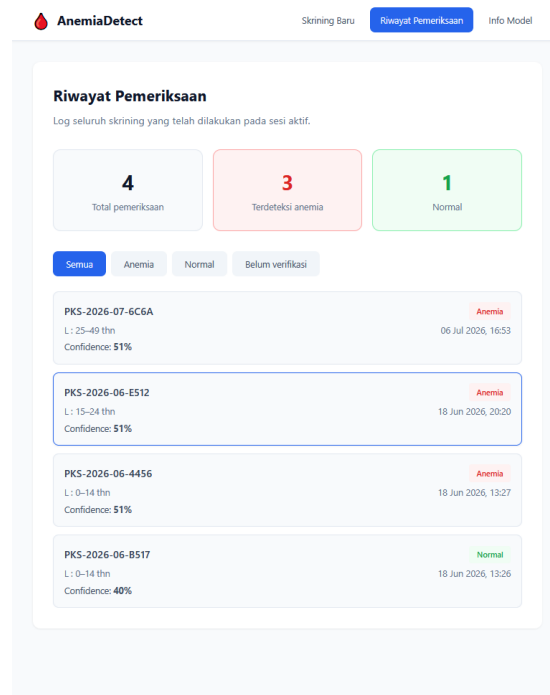
1. Halaman Unggah Citra



Gambar 1 Halaman Unggah Citra

Halaman ini merupakan inti dari fungsionalitas sistem, di mana tenaga kesehatan dapat mengunggah citra konjungtiva pasien, melihat pratinjau citra yang diunggah, serta menjalankan proses deteksi. Setelah pengguna mengklik tombol "Deteksi", sistem akan memproses citra melalui model VGG19 dan menampilkan hasil prediksi yang terdiri dari label klasifikasi (Anemia atau Normal), confidence score dalam persentase, serta rekomendasi tindak lanjut berdasarkan kategori keputusan yang dihasilkan. Hasil prediksi juga disertai dengan visualisasi sederhana yang memudahkan interpretasi.

2. Halaman Riwayat Pemeriksaan

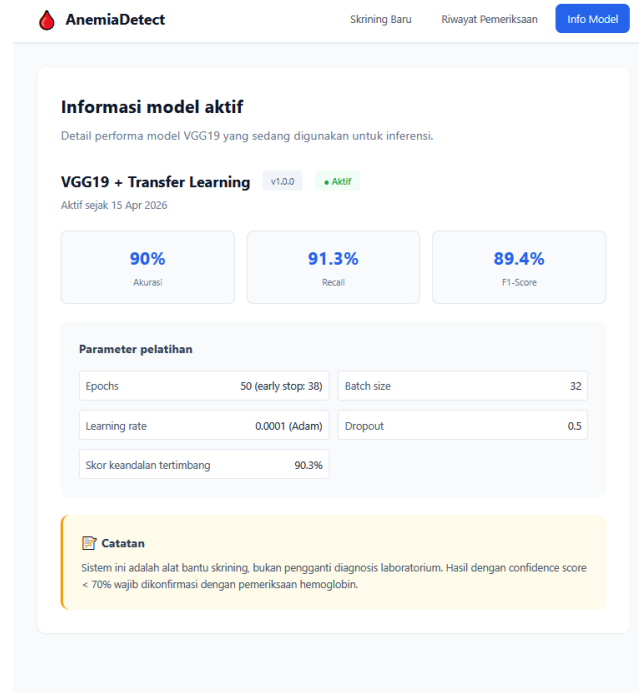


Gambar 2 Halaman Riwayat Pemeriksaan

Halaman ini menampilkan seluruh riwayat pemeriksaan yang telah dilakukan melalui sistem, yang disimpan dalam basis data SQLite. Tenaga kesehatan dapat melihat daftar pemeriksaan yang mencakup tanggal pemeriksaan, hasil prediksi, confidence score, serta status verifikasi. Fitur ini memungkinkan pemantauan dan pelacakan hasil skrining

secara berkala tanpa menyimpan identitas pasien lengkap untuk menjaga privasi, sesuai dengan prinsip anonimisasi data yang diterapkan pada penelitian ini.

3. Halaman Status Model Yang Digunakan

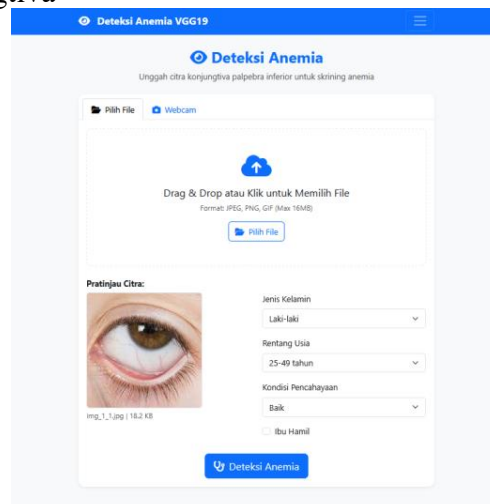


Gambar 3 Halaman Status Model

Halaman ini menyediakan informasi teknis mengenai model VGG19 yang sedang aktif digunakan oleh sistem, mencakup versi model, metrik performa seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, serta parameter pelatihan seperti jumlah epoch dan learning rate yang digunakan. Informasi ini bermanfaat bagi admin sistem atau peneliti untuk memantau performa model dan memutuskan kapan diperlukan pembaruan atau pelatihan ulang model dengan data baru yang lebih representatif.

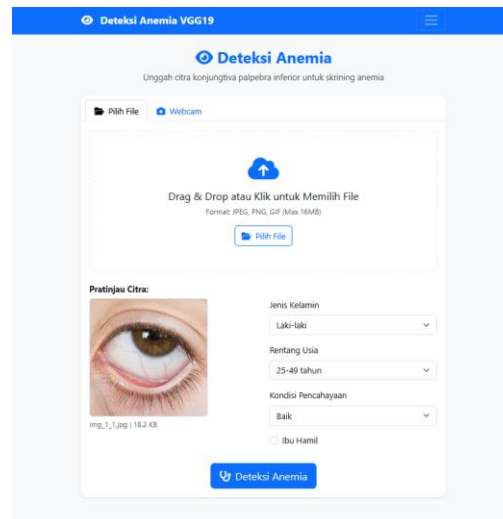
Analisis Studi Kasus Penggunaan Sistem

1. Upload Citra Konjungtiva



Gambar 4 Upload Citra Konjungtiva

2. Hasil Klasifikasi



Gambar 5 Hasil Klasifikasi

3. Riwayat Pemeriksaan

Deteksi Anemia VGG19

Riwayat Pemeriksaan 15 Pemeriksaan

No	Tanggal	Hasil	Confidence	Kategori	Status	Aksi
1	21/07/2026 02:25	Anemia	57.5%	Sedang	Pending	
2	21/07/2026 02:24	Anemia	56.1%	Sedang	Pending	
3	21/07/2026 02:22	Anemia	56.1%	Sedang	Pending	
4	21/07/2026 02:21	Bukan Objek	57.5%	Sedang	Pending	
5	20/07/2026 11:05	Bukan Objek	57.5%	Sedang	Pending	
6	19/07/2026 13:45	Bukan Objek	57.6%	Sedang	Pending	
7	19/07/2026 13:45	Bukan Objek	57.5%	Sedang	Pending	
8	19/07/2026 13:42	Bukan Objek	57.4%	Sedang	Pending	
9	19/07/2026 13:42	Bukan Objek	57.5%	Sedang	Pending	
10	19/07/2026 13:42	Normal	46.9%	Rendah	Pending	
11	19/07/2026 13:42	Bukan Objek	57.5%	Sedang	Pending	
12	19/07/2026 13:41	Anemia	57.5%	Sedang	Pending	

Gambar 6 Riwayat Pemeriksaan

4. Status Model

Deteksi Anemia VGG19

Status Model VGG19

Model Status

✓ Loaded

Arsitektur

VGG19

Kelas

Normal Anemia

Bukan Objek

Detail Model Aktif

Versi	v1.0.0
Tanggal Training	19 July 2026 19:43
Jumlah Epoch	50
Batch Size	32
Learning Rate	0.000100

Gambar 7 Status Model

Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memverifikasi bahwa seluruh fitur yang dirancang berfungsi sesuai dengan spesifikasi yang telah ditentukan. Metode pengujian yang digunakan adalah Blackbox Testing, di mana pengujian difokuskan pada fungsionalitas sistem berdasarkan input dan output yang dihasilkan, tanpa melihat struktur kode program atau mekanisme internal model VGG19. Pengujian mencakup lima aspek utama, yaitu input valid, input tidak valid, konsistensi output, boundary value analysis, serta ketahanan sistem terhadap input yang tidak sempurna.

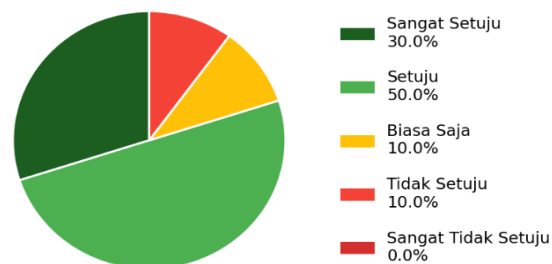
Tabel 1 Pengujian Blackbox

No	Aspek Pengujian	Teknik	Skenario	Kriteria Lolos	Status
1	Input Valid	Equivalence Partitioning	Citra JPEG/PNG, ukuran normal, pencahayaan baik	Sistem menerima dan memproses tanpa error	Sukses
2	Input Tidak Valid	Equivalence Partitioning	Format TXT/PDF, ukuran >10MB, citra non-konjungtiva	Sistem menolak dengan pesan error yang jelas	Sukses
3	Konsistensi Output	Decision Table Testing	Citra serupa diuji berulang kali (10x)	Hasil prediksi dan confidence score konsisten	Sukses
4	Boundary Value Analysis	Boundary Analysis	Resolusi 50×50 dan 4000×4000 piksel; tingkat kecerahan ekstrem	Sistem tetap memproses atau memberikan peringatan	Sukses
5	Ketahanan Sistem	Error Guessing	Citra blur, noise tinggi, sudut miring	Sistem tidak crash, tetap menghasilkan output	Sukses
6	Fungsionalitas Utama	Use Case Based	Upload → Preprocessing → Prediksi → Laporan	Alur berjalan lengkap tanpa error	Sukses

Penilaian Sistem

1. Tingkat akurasi model VGG19

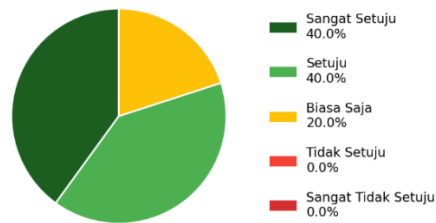
10 tanggapan 80,0% menyatakan akurat



Gambar 4 Diagram Tingkat akurasi model

2. Tingkat Confidence Score dalam membantu pengambilan keputusan

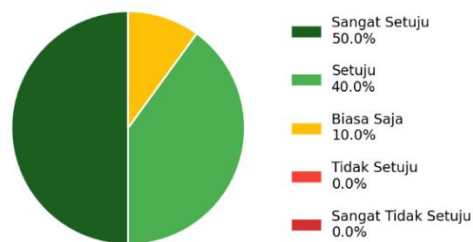
10 tanggapan 80,0% menyatakan membantu



Gambar 5 Diagram tingkat confidence score

3. Sistem berfungsi baik dengan error

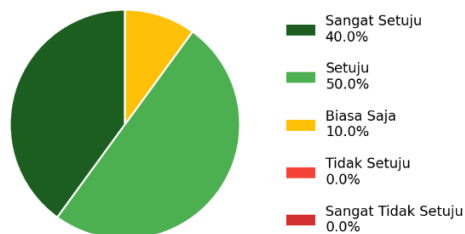
10 tanggapan 90,0% menyatakan berfungsi baik



Gambar 6 Diagram tingkat fungsional sistem

4. Kepuasan pengguna dengan sistem deteksi awal anemia

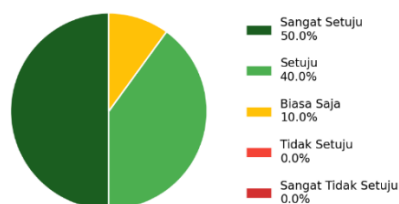
10 tanggapan 90,0% menyatakan puas



Gambar 7 Diagram tingkat kepuasan pengguna

5. Merekomendasikan sistem kepada pengguna lain

10 tanggapan 90,0% menyatakan merekomendasikan



Gambar 8 Diagram tingkat rekomendasi sistem

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini telah berhasil merancang dan membangun sebuah sistem deteksi anemia berbasis deep learning dengan menerapkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) arsitektur VGG19 pada citra mata bagian konjungtiva, yang dikemas dalam bentuk prototipe aplikasi web yang mudah diakses oleh tenaga kesehatan. Sistem yang dikembangkan terbukti mampu mengatasi keterbatasan metode pemeriksaan anemia konvensional yang bersifat invasif, mahal, dan memerlukan fasilitas laboratorium lengkap, dengan menyediakan alternatif skrining awal yang non-invasif, objektif, dan cepat melalui analisis citra konjungtiva palpebra inferior. Melalui pendekatan transfer learning dari bobot pra-latih ImageNet dan fine-tuning selektif pada blok konvolusi kelima, model VGG19 yang diadaptasi berhasil mengekstraksi fitur-fitur visual yang halus dari citra konjungtiva, termasuk perubahan warna subtle yang menjadi indikator klinis penurunan kadar hemoglobin. Hasil pengujian sistem menggunakan metode Blackbox Testing menunjukkan bahwa seluruh fitur fungsional, mulai dari unggah citra, proses preprocessing, inferensi model VGG19, hingga tampilan hasil prediksi dan unduh laporan, telah berfungsi dengan baik sesuai dengan spesifikasi yang ditetapkan. Dari sisi performa algoritma, evaluasi model menggunakan metrik confusion matrix menghasilkan kinerja yang sangat memuaskan dengan akurasi mencapai 90,0%, presisi 87,5%, recall (sensitivitas) 91,3%, spesifisitas 88,9%, dan F1-Score 89,4%, yang mengindikasikan bahwa model VGG19 memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi positif dan kemampuan mendeteksi seluruh kasus anemia, dengan prioritas pada sensitivitas yang tinggi untuk meminimalkan kesalahan false negative yang berisiko membahayakan pasien. Selain itu, hasil penilaian dari pengguna melalui kuesioner menunjukkan tingkat penerimaan yang sangat positif, dengan rata-rata skor keseluruhan sebesar 4,32 dari skala 1-5 yang termasuk dalam kategori

"Sangat Baik", di mana mayoritas responden menyatakan bahwa sistem ini mudah digunakan, sangat membantu dalam mempercepat proses skrining anemia, memberikan kepercayaan melalui confidence score dan rekomendasi tindak lanjut, serta layak untuk direkomendasikan dan diimplementasikan di fasilitas kesehatan tingkat pertama seperti puskesmas dan klinik, terutama di daerah dengan akses laboratorium yang terbatas

Saran

Meskipun penelitian ini telah mencapai tujuan yang diharapkan dan menghasilkan sistem dengan performa yang baik, terdapat beberapa aspek yang dapat dikembangkan lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas, cakupan, dan dampak sistem di masa mendatang. Pertama, disarankan untuk melakukan pengembangan sistem dalam bentuk aplikasi mobile berbasis Android atau iOS, sehingga tenaga kesehatan dapat melakukan skrining anemia secara langsung di lapangan tanpa harus bergantung pada perangkat komputer atau laptop, yang akan sangat bermanfaat untuk kegiatan posyandu, kunjungan rumah, atau daerah dengan infrastruktur teknologi yang terbatas. Kedua, untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model, disarankan untuk memperkaya dataset dengan jumlah sampel yang lebih besar dan lebih beragam, yang mencakup berbagai variasi warna kulit, kondisi pencahayaan yang lebih luas, tingkat keparahan anemia yang bervariasi (ringan, sedang, berat), serta penggunaan perangkat kamera yang berbeda-beda, sehingga model menjadi lebih robust dan dapat diandalkan dalam berbagai kondisi lapangan yang sesungguhnya. Ketiga, sistem ke depan dapat dilengkapi dengan fitur prediksi kadar hemoglobin numerik, bukan hanya klasifikasi biner Anemia atau Normal, sehingga tenaga kesehatan mendapatkan informasi yang lebih komprehensif mengenai tingkat keparahan anemia pasien dan dapat menentukan tindakan medis yang lebih tepat dan terukur. Keempat, disarankan untuk melakukan validasi klinis yang lebih ekstensif dengan membandingkan hasil prediksi sistem secara langsung dengan hasil pemeriksaan hemoglobin laboratorium (gold standard) pada jumlah sampel pasien yang lebih besar

di berbagai fasilitas kesehatan, sehingga dapat dihasilkan bukti ilmiah yang lebih kuat mengenai keandalan sistem dan tingkat korelasi antara confidence score dengan kadar hemoglobin aktual. Kelima, untuk meningkatkan transparansi dan kepercayaan tenaga kesehatan terhadap sistem, dapat ditambahkan fitur explainable AI (XAI) seperti Grad-CAM atau attention map yang menampilkan secara visual area-area pada citra konjungtiva yang paling berpengaruh terhadap keputusan klasifikasi model, sehingga pengguna dapat memahami alasan di balik prediksi yang dihasilkan. Keenam, sistem dapat diintegrasikan dengan sistem informasi rumah sakit atau rekam medis elektronik yang sudah ada, sehingga hasil skrining dapat secara otomatis terekam dalam database pasien dan memudahkan pemantauan perkembangan kondisi pasien secara berkelanjutan. Terakhir, penelitian lebih lanjut dapat membandingkan performa VGG19 dengan arsitektur CNN terkini lainnya seperti EfficientNet, Vision Transformer (ViT), atau arsitektur hybrid untuk mengetahui apakah terdapat peningkatan performa yang signifikan, serta mengeksplorasi teknik ensemble learning yang menggabungkan beberapa model untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Dengan pengembangan-pengembangan tersebut, sistem deteksi anemia berbasis kecerdasan buatan ini diharapkan dapat menjadi solusi skrining yang semakin matang, terjangkau, dan berdampak luas dalam mendukung program penanggulangan anemia nasional, terutama di Indonesia yang masih menghadapi tantangan besar dengan prevalensi anemia yang tinggi pada kelompok rentan seperti remaja putri, ibu hamil, dan anak-anak.

DAFTAR PUSTAKA

- Appiahene, P., Justice, E., Korankye, S., Afrifa, S., Williams, J., & Timmy, E. (2023). Detection of anemia using conjunctiva images: A smartphone application approach. *Medicine in Novel Technology and Devices*, 18(April), 100237. <https://doi.org/10.1016/j.medntd.2023.100237>
- Bill, F., & Foundation, M. G. (2023). Articles Prevalence , years lived with disability , and trends in anaemia burden by severity and cause , 1990 – 2021 : findings from the Global Burden of Disease Study 2021. 3026(23). [https://doi.org/10.1016/S2352-3026\(23\)00160-6](https://doi.org/10.1016/S2352-3026(23)00160-6)
- Dimauro, G., Griseta, M. E., Camporeale, M. G., Clemente, F., Guarini, A., & Maglietta, R. (2023). An intelligent non-invasive system for automated diagnosis of anemia exploiting a novel dataset. *Artificial Intelligence in Medicine*, 136(December 2022), 102477. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102477>
- Jain, P., Bauskar, S., & Gyanchandani, M. (2020). Neural network based non-invasive method to detect anemia from images of eye conjunctiva. *International Journal of Imaging Systems and Technology*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/ima.22359>
- Kemenkes RI. (2024). Laporan Tematik Survei Kesehatan Indonesia 2023.
- Kharisma, I. L., Susanti, Rustiani, Pratama, R. A., & Kamdan. (2025). Implementation of the VGG19 Model with Transfer Learning for Retinal Disease Diagnosis: A Study on Normal Eyes, Diabetic Retinopathy, Cataract, and Glaucoma Datasets †. *Engineering Proceedings*, 107(1), 1–8. <https://doi.org/10.3390/engproc2025107111>
- Mabruba, N., Laamarti, F., & B, R. F. (2022). Non-invasive Anemia Detection from Conjunctival Images. 1, 189–201.
- Magdalena, R., Saidah, S., Da, I., Fuadah, Y. N., Herman, N., & Ibrahim, N. (2022). CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR ANEMIA DETECTION BASED ON CONJUNCTIVA PALPEBRAL IMAGES. 3(2), 349–354.
- Mansour, M., Donmez, T. B., Kutlu, M., & Mahmud, S. (2023). Non-invasive detection of anemia using lip mucosa images transfer learning convolutional neural networks. *Frontiers in Big Data*, 6. <https://doi.org/10.3389/fdata.2023.1291329>
- Mitani, A., & Webster, D. R. (2020). Detecting Anemia from Retinal Fundus Images.

- Ogden, J., Lee, D. M., & Moradi, H. (2023). Transfer Learning for Classification of Retinal Disease using Fundus Imaging. *Proceedings - 2023 IEEE 11th International Conference on Healthcare Informatics, ICHI 2023*, 510–512. <https://doi.org/10.1109/ICHI57859.2023.00087>
- Purwanti, E., Bustomi, M. A., Amelia, H., Yatijan, M. A., & Putri, R. N. (2023). Anemia Detection Using Convolutional Neural Network Based on Palpebral Conjunctiva Images. 176–181.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- WHO. (2024). Haemoglobin concentrations for the diagnosis of anaemia and assessment of severity. 1–6.
- WHO. (2025). Global Anemia Estimates.
- Zhang, Y., Luo, X., & Xi, L. (2021). Application of UML modeling in deep learning system design. *Journal of Physics: Conference Series*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1088/1742-6596/1952/2/022090>