

Analisis Performa Metode Yolo Untuk Deteksi Hyperlipidemia Berdasarkan Klasifikasi Citra Corneal Arcus

Joseph Supriadi^{1*}, Agustinus Rudatyo Himamunanto², Haeni Budiati³

Informatika, Universitas Kristen Immanuel, Yogyakarta, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: josephsupriadi86@gmail.com

Abstract

Hyperlipidemia is a medical condition with high blood lipid levels that increase the risk of cardiovascular disease. A physical indicator of hyperlipidemia is Corneal Arcus, a white ring around the cornea. This study analyzes the ability of the YOLO (You Only Look Once) method to detect and classify Corneal Arcus in eye images. The dataset consists of 348 eye images in three categories: normal, at-risk, and Corneal Arcus. Results show the YOLO model achieved 88.9% accuracy in detecting Corneal Arcus, with precision, recall, F1-score, and mean average precision (MAP) of 88.9%, 89.2%, 88.8%, and 88.9%, respectively. These findings indicate significant potential for the YOLO method in technical applications within informatics. Although not yet validated for medical use, this research aims to share basic scientific ideas.

Keywords: YOLO; Hyperlipidemia; Corneal Arcus; Image Classification

Abstrak

Hyperlipidemia adalah kondisi medis dengan kadar lipid darah tinggi yang meningkatkan risiko penyakit Kardiovaskular. Indikator fisik hyperlipidemia adalah Corneal Arcus, cincin putih di sekitar kornea. Penelitian ini menganalisis kemampuan metode YOLO (You Only Look Once) dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan Corneal Arcus pada citra mata. Dataset terdiri dari 348 gambar mata dalam tiga kategori: normal, berisiko, dan Corneal Arcus. Hasil menunjukkan model YOLO mencapai akurasi 88,9% dalam mendeteksi Corneal Arcus, dengan presisi, recall, F1-score, dan mean average precision (MAP) masing-masing sebesar 88,9%, 89,2%, 88,8%, dan 88,9%. Temuan ini menunjukkan potensi besar metode YOLO dalam aplikasi teknis di bidang informatika. Meskipun belum tervalidasi untuk penggunaan medis, hasil ini bertujuan untuk membagikan ide ilmiah dasar.

Kata kunci: YOLO; Hyperlipidemia; Corneal Arcus; Klasifikasi Citra;

1. Pendahuluan

Hyperlipidemia merupakan kondisi medis serius yang ditandai dengan tingginya kadar lipid dalam darah, yang dapat meningkatkan risiko penyakit *kardiovaskular* seperti aterosklerosis, serangan jantung, dan *stroke* [1]. Salah satu indikator fisik dari *hyperlipidemia* adalah *Corneal Arcus*, yaitu cincin putih yang terlihat di sekitar kornea mata. *Corneal Arcus* sering ditemukan pada individu dengan kadar kolesterol tinggi, sehingga dapat digunakan sebagai tanda awal untuk mendeteksi *hyperlipidemia* [2],[3].

Deteksi *hyperlipidemia* umumnya dilakukan melalui tes darah yang invasif dan membutuhkan waktu. Metode non-invasif seperti pemeriksaan visual *Corneal Arcus* oleh dokter memiliki keterbatasan dalam hal akurasi dan konsistensi. Terdapat kebutuhan untuk mengembangkan metode deteksi yang lebih cepat, akurat, dan non-invasif.

Yolo adalah algoritma deteksi objek yang cepat dan akurat, yang mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam citra dengan satu kali pemrosesan. Versi terbaru dari *Yolo*, seperti *Yolov7* dan *Yolov8*, telah mengalami peningkatan signifikan dalam hal akurasi dan efisiensi deteksi [2],[4]. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa metode *Yolo* dapat digunakan untuk mendeteksi berbagai kondisi medis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Misalnya, penelitian oleh [5] membandingkan berbagai algoritma deteksi objek termasuk *Yolo*, menunjukkan kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam aplikasi medis

Penelitian ini bertujuan menganalisis performa metode YOLO dalam mendeteksi *hyperlipidemia* berdasarkan klasifikasi citra *Corneal Arcus*, serta mengukur tingkat akurasi dan efektivitas model tersebut. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode deteksi *hyperlipidemia* yang lebih cepat, akurat, dan non-invasif, sehingga membantu upaya pencegahan dan penanganan dini penyakit kardiovaskular.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian Sari, dkk [6] juga relevan dalam konteks ini. Penelitian mereka mengembangkan sistem deteksi kadar kolesterol melalui citra iris menggunakan metode fraktal dan pohon keputusan. Proses penelitian ini melibatkan beberapa tahap, mulai dari resizing gambar, konversi ke grayscale, dan cropping, hingga ekstraksi fitur menggunakan metode fraktal dan klasifikasi menggunakan pohon keputusan. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 95.23%, presisi 90.47%, recall 100%, dan waktu komputasi 40 ms.

Penelitian Kocejko, dkk. [7] menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk deteksi *corneal arcus* (CA) yang terkait dengan skrining *familial hypercholesterolemia* (FH). Untuk mencapai tujuan ini, dibuat dataset gambar iris yang mengandung berbagai tahap CA serta iris tanpa CA. Dataset tersebut terdiri dari hampir 4000 gambar, yang diambil dari pasien dengan CA di *National Centre of Familial Hypercholesterolemia* di Gdansk, dan dilengkapi dengan gambar yang diunduh dari Internet. Model jaringan saraf yang diuji meliputi arsitektur VGG16, *ResNet*, dan *Inception*. Akurasi deteksi CA dalam skenario kehidupan nyata mencapai 88% dengan skor F1 sebesar 86%

Penelitian Ramlee, dkk [3] memfokuskan pada klasifikasi *Corneal Arcus* untuk deteksi *hyperlipidemia* menggunakan fitur matriks ko-okurensi tingkat abu-abu (GLCM). Penelitian ini menggunakan beberapa model klasifikasi seperti *scale conjugate gradient*, *Bayesian regulation*, dan *Levenberg-Marquardt*. Hasil terbaik diperoleh dengan *classifier Bayesian regulation* dengan sensitivitas 96% dan spesifisitas 100%, menunjukkan efektivitas sistem dengan akurasi 98.4%.

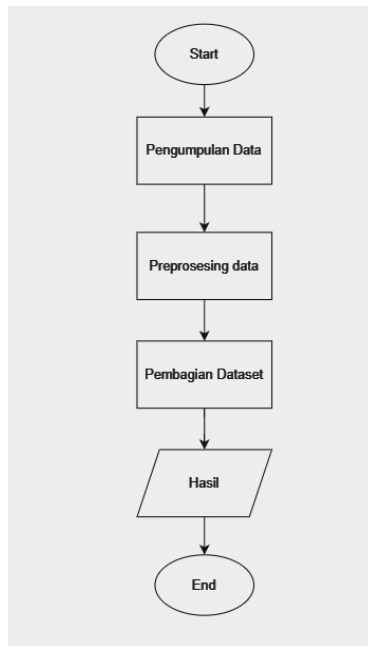
Penelitian Sofiandi, dkk [8], mengembangkan sistem deteksi pola citra iris mata untuk mengetahui kadar kelebihan kolesterol menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Decision Tree*. Metode ini melibatkan beberapa tahap, termasuk *pre-processing* citra iris, ekstraksi fitur menggunakan GLCM, dan klasifikasi menggunakan *Decision Tree*. Hasil dari ekstraksi fitur kemudian dikelompokkan berdasarkan nilai fitur korelasi, energi, dan homogenitas. Penelitian ini mencapai akurasi sebesar 93.3% dengan waktu komputasi 0.0363 detik saat menggunakan 120 data latih dan 30 data uji.

Penelitian Nurhusni, dkk [9] mengembangkan metode untuk mengklasifikasikan kadar kolesterol menggunakan ekstraksi ciri Moment Invariant dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset Ubiris V1 yang terdiri dari citra iris mata manusia. Proses pengolahan citra melibatkan ekstraksi ciri *Moment Invariant* untuk mengenali pola pada iris mata yang berkaitan dengan kadar kolesterol. Setelah proses ekstraksi, data diklasifikasikan menggunakan algoritma KNN untuk menentukan apakah kadar kolesterol termasuk dalam kategori normal atau tinggi. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 84,85%

Secara keseluruhan, berbagai metode yang digunakan untuk klasifikasi *corneal arcus* dan citra iris menunjukkan hasil yang signifikan dalam mendeteksi hiperlipidemia dan kadar kolesterol. Penelitian ini memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan lebih lanjut dalam Analisis Performa Metode YOLO Untuk Deteksi *Hyperlipidemia* Berdasarkan Klasifikasi Citra *Corneal Arcus*.

3. Metodologi

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi beberapa tahap, yaitu:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

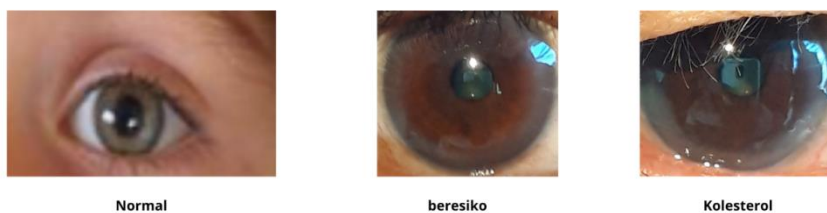
Dataset citra mata yang menunjukkan adanya *corneal arcus* dikumpulkan dari berbagai sumber seperti institusi kesehatan, repositori data penelitian, atau koleksi data pribadi [10], [11]. Setiap citra harus memiliki resolusi yang memadai untuk memastikan akurasi deteksi dan klasifikasi oleh model YOLO.

3.2 Preprocessing Data

Data *preprocessing* meliputi resizing gambar, normalisasi, dan augmentasi data. Teknik augmentasi seperti rotasi, pemotongan, perubahan kontras, kecerahan, *flipping*, dan penambahan noise digunakan untuk meningkatkan performa dan kemampuan generalisasi model.

3.3 Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, dengan 1/3 data dari setiap kategori sakit, beresiko, normal dijadikan data uji, total data yang akan diuji dan dilatih adalah 348 data. Total 231 gambar digunakan untuk pelatihan dan 117 gambar untuk pengujian. Dalam pembagian dataset penulis menggunakan teknik *holdout validation*, membagi dataset menjadi bagian pelatihan dan pengujian tanpa *cross-validation*.



Gambar 2. Model Dataset

3.4 Training Model

Proses pelatihan model *YOLO* dilakukan di *Google Colab* menggunakan dataset yang diakses dari *Google Drive* [12]. Model dikonfigurasi dengan parameter seperti *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch*. Pelatihan memanfaatkan GPU untuk mempercepat proses.

1) Persiapan dataset

Citra mata yang menunjukkan adanya *Corneal Arcus* dikumpulkan dari berbagai sumber seperti repositori data penelitian [10] dan dataset kaggle [11]. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian dengan proporsi tertentu, di mana 1/3 data dari setiap kategori (sakit, beresiko, normal) dijadikan data uji, sementara sisanya digunakan untuk pelatihan.

2) Instalasi dan Persiapan

Langkah pertama adalah menginstal library yang diperlukan, yaitu *ultralytics* untuk model *YOLO*. Selain itu, *Google Drive* di-mount untuk mengakses dataset yang tersimpan di dalamnya.

3) Definisi Direktori Dataset dan Model

Dataset yang digunakan tersimpan di direktori `/content/drive/MyDrive/Dataset-klasifikasi-baru/Data-set`. Model *YOLO* yang digunakan adalah *yolov8n-cls.pt*, yang merupakan model *YOLO* versi 8 dengan ukuran terkecil (*nano*), dioptimalkan untuk klasifikasi.

4) Pelatihan Model

- Model dilatih dengan menggunakan dataset yang telah disiapkan. Proses pelatihan dilakukan selama 100 *epoch* dengan ukuran gambar sebesar 64x64 piksel.
- Parameter pelatihan termasuk *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch* dikonfigurasi untuk memastikan model dapat belajar secara efektif dari data yang diberikan.
- Proses ini dilakukan di *platform Google Colab* dengan memanfaatkan GPU untuk mempercepat komputasi.

5) Penyimpanan Hasil Pelatihan

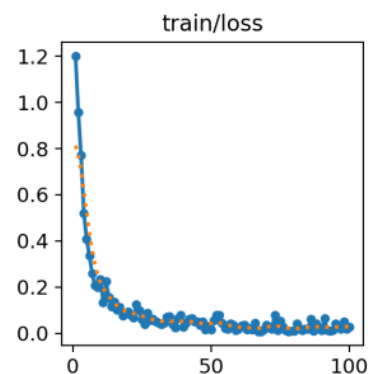
Setelah pelatihan selesai, hasilnya disimpan kembali ke *Google Drive* untuk analisis lebih lanjut menggunakan perintah *scp* untuk menyalin folder hasil pelatihan.

3.5 Evaluasi Hasil

Setelah pelatihan, model dievaluasi menggunakan dataset pengujian untuk menilai kinerjanya. Metrik performa yang digunakan meliputi *akurasi*, *presisi*, *recall*, *F1-score*, dan *mean average precision (mAP)*.

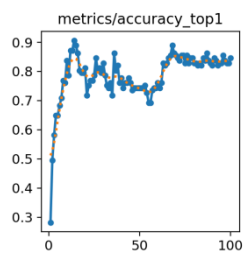
4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Deteksi dan Klasifikasi



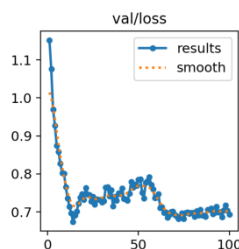
Gambar 3. Train/loss

Train Loss menunjukkan penurunan yang konsisten, mengindikasikan model belajar dengan baik.



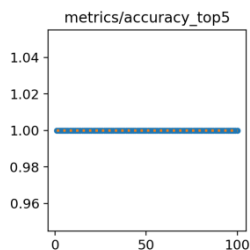
Gambar 4. Accuracy Top-1

Akurasi meningkat dari sekitar 0.3 hingga mendekati 0.9, menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam klasifikasi yang benar.



Gambar 5. Validation Loss

Validation Loss menurun dan stabil, namun menunjukkan sedikit fluktuasi setelah epoch ke-50, mengindikasikan potensi overfitting.

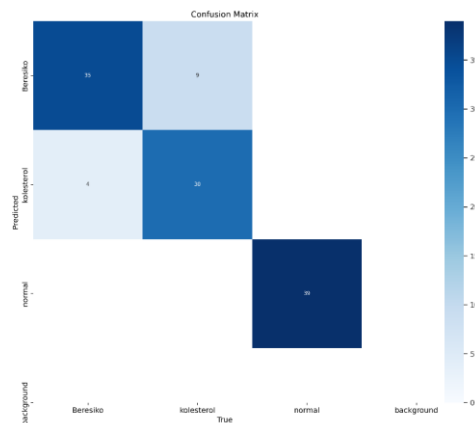


Gambar 6. Accuracy Top-5

Akurasi tetap konstan di sekitar 1.0, menunjukkan bahwa dalam lima prediksi teratas, model selalu mencakup prediksi yang benar. Model menunjukkan performa yang baik dengan akurasi top-1 yang tinggi. Namun, sedikit fluktuasi pada validation loss setelah epoch ke-50 menunjukkan potensi overfitting yang perlu diatasi untuk meningkatkan generalisasi model.

1) Confusion Matrix

Dari Gambar hasil confusion matrix yang sudah dilakukan pengujian dan pelatihan, kita dapat menghitung *metrix* Akurasi, *Presisi*, *Recall*, *F1-Score* dan *Mean Average* (mAP). Tujuan dari perhitungan hasil *Confusion Matrix* adalah untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, dalam hal ini algoritma *Yolo*, dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan *Corneal Arcus* pada citra mata. *Confusion Matrix* memberikan informasi detail tentang prediksi model, yang dibagi menjadi empat kategori utama *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negatif* (FN). Dari (*confusion matrix*) yang diberikan, kita dapat menghitung *metrik* seperti *Akurasi*, *Presisi*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Mean Average Precision* (mAP) [13] [14]. Berikut adalah matriks kebingungan yang terlihat pada gambar:



Gambar 7. Confusion Matrix

Untuk Mengitung Nilai *Matrix* seperti Akurasi, Presisi, Recall, F1-Score dan mAP adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{35 + 30 + 39}{35 + 9 + 4 + 30 + 39} = \frac{104}{114} = 0.889 \text{ atau } 89\% \\
 \text{Presisi Beresiko} &= \frac{35}{35 + 4} = \frac{30}{39} = 0.769 \text{ atau } 76.9\% \\
 \text{Presisi Normal} &= \frac{39}{39 + 0} = \frac{39}{39} = 1 \text{ atau } 100\% \\
 \text{Presisi Kolesterol} &= \frac{30}{30 + 9} = 0.769 \text{ atau } 76.9\% \\
 \text{Recall Beresiko} &= \frac{35}{35 + 9} = \frac{35}{44} = 0.795 \text{ atau } 79.5\% \\
 \text{Recall Normal} &= \frac{39}{39 + 0} = \frac{39}{39} = 0.882 \text{ atau } 88.2\% \\
 \text{Recall Kolesterol} &= \frac{30}{30 + 4} = \frac{30}{34} = 0.882 \text{ atau } 88.2\% \\
 \text{F1 - Score Beresiko} &= 2 \times \frac{0.897 \times 0.795}{0.897 + 0.795} = 0.842 \text{ atau } 84.2\% \\
 \text{F1 - Score Normal} &= 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1} = 1 \text{ atau } 100\% \\
 \text{F1 - Score Kolesterol} &= 2 \times \frac{0.769 \times 0.882}{0.769 + 0.882} = 0.822 \text{ atau } 82.2\% \\
 \text{mAP} &= \frac{1}{3} \times (89.74 + 76.92 + 100) = 88.89\%
 \end{aligned}$$

2) Hasil Pengujian Keseluruhan

Model berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 88.9% dengan mAP sebesar 88.89%. Hasil ini menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan *Corneal Arcus*.

Table 1. Hasil Pengujian Keseluruhan

Metirx	Beresiko	Kolesterol	Normal
Presisi	89.7%	76.9%	100%
Recall	79.5%	88.2%	88.2%
F1-Score	84.3%	82.2%	100%
mAP		88.89%	
Akurasi		88.9%	

Penelitian ini menggunakan metode YOLO untuk klasifikasi citra *corneal arcus* melalui mata, dan hasilnya menunjukkan performa yang baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 88.9%. Meskipun ada beberapa variasi dalam presisi, *recall*, dan *F1-Score* di antara kategori yang berbeda, model ini secara keseluruhan menunjukkan kemampuan yang solid dalam mendeteksi *corneal arcus*, baik dalam kategori beresiko, kolesterol, maupun normal. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang baik dengan akurasi tinggi dan beberapa area untuk perbaikan dalam mengklasifikasikan kategori beresiko dan kolesterol.

4.2 Pembahasan

Table 2. Perbandingan Klasifikasi dengan Penelitian Sebelumnya

Metode Dan Algoritma yang digunakan	Akurasi (%)	Presisi	Recall
YOLO Usulan	88.9%	88.9%	88.9%
GLCM matrix [3]	98.4%	100%	NA
Moment Invariant dan algoritma <i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> [9]	84,85%.	NA	NA
<i>Fractal and Decision Tree</i> [6]	95.23%	90.47%	100%
<i>Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Decision Tree</i> [8]	93.3%	NA	NA

Meskipun tabel 2 menyajikan perbandingan akurasi, presisi, dan recall dari berbagai metode klasifikasi *corneal arcus*, penting untuk dicatat bahwa perbandingan langsung antara hasil penelitian ini dengan penelitian sebelumnya tidak dapat dilakukan secara akurat. Hal ini disebabkan oleh perbedaan signifikan dalam dataset yang digunakan oleh masing-masing penelitian.

Setiap penelitian menggunakan dataset yang unik, dengan variasi dalam jumlah sampel, kualitas gambar, kriteria klasifikasi, dan kondisi pengambilan gambar. Perbedaan ini dapat mempengaruhi secara signifikan performa model yang dihasilkan. Misalnya, dataset yang lebih besar dan beragam cenderung menghasilkan model yang lebih robust, sementara dataset yang lebih kecil atau kurang representatif dapat membatasi kemampuan generalisasi model.

Dalam konteks penelitian ini, metode YOLO yang diusulkan mencapai akurasi 88.9%, yang meskipun lebih rendah dari beberapa metode lain, tetap menunjukkan performa yang menjanjikan. Namun, tanpa akses ke dataset yang sama yang digunakan dalam penelitian lain, sulit untuk menentukan apakah perbedaan performa ini disebabkan oleh keunggulan metode tertentu atau karena karakteristik dataset yang berbeda.

Oleh karena itu, hasil yang disajikan dalam tabel 4.2 sebaiknya dilihat sebagai indikasi umum dari kemampuan masing-masing metode, bukan sebagai perbandingan langsung. Untuk evaluasi yang lebih akurat, diperlukan pengujian semua metode pada dataset standar yang sama atau melakukan validasi silang pada berbagai dataset.

Ada beberapa jurnal dan sumber yang menyatakan bahwa ukuran dataset pengujian yang kecil dapat mempengaruhi akurasi model pembelajaran mesin. Jika dataset pengujian terlalu kecil, hasil akurasi mungkin tidak dapat diandalkan dan bisa berubah jika dataset pengujian diubah. Dataset yang kecil juga dapat menyebabkan model kurang mampu menggeneralisasi, karena representasi data mungkin tidak cukup luas untuk mencakup berbagai kemungkinan dalam data nyata [15].

5. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan Metode YOLO terbukti efektif dalam klasifikasi citra *corneal arcus* untuk deteksi *hyperlipidemia*, mencapai akurasi 88,9%. Model menunjukkan kemampuan baik dalam membedakan kategori normal, beresiko, dan *corneal arcus*. Augmentasi data berkontribusi signifikan terhadap peningkatan akurasi. Meski hasil ini

menjanjikan untuk pengembangan alat skrining *hyperlipidemia* non-invasif, diperlukan perbaikan lebih lanjut, terutama untuk klasifikasi kategori berisiko. Penelitian ini membuka jalan bagi pengembangan metode deteksi *hyperlipidemia* yang lebih cepat dan akurat, namun validasi lebih lanjut diperlukan sebelum implementasi klinis.

Daftar Referensi

- [1] M. Yasuki, "Asuhan Keperawatan Kardiovaskuler pada Pasien Tn. A Post *Percutaneous Coronary Intervention* (PCI) dengan Diagnosa Medis *Angina Pectoris* Stabil CCS II dan *Coronary Artery Disease* (CAD) 3VD," *Tugas Akhir*, Fak. Keperawatan Univ. Hasanuddin, p. 40, 2021.
- [2] C. Yu et al., "G-YOLO: A YOLOv7-based target detection algorithm for lightweight hazardous chemical vehicles," *PLoS One*, vol. 19, no. 4, e0299959, Apr. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0299959.
- [3] R. A. Ramlee, S. K. Subramaniam, S. B. Yaakob, A. S. F. Rahman, and N. M. Saad, "*Corneal arcus* classification for *hyperlipidemia* detection using gray level co-occurrence matrix features," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1432, no. 1, p. 012084, Jan. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1432/1/012084.
- [4] J. R. Terven and D. Córdova-Esparza, "A Comprehensive Review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS," *Machine Learning and Knowledge Extraction*, vol. 5, no 4, pp. 1680-1716. Available: <https://arxiv.org/abs/2304.00501>
- [5] S. Srivastava, A. V. Divekar, C. Anilkumar, I. Naik, V. Kulkarni, and V. Pattabiraman, "Comparative analysis of deep learning image detection algorithms," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 66, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00434-w.
- [6] D. Sari, J. Raharjo, and L. Novamizanti, "Cholesterol Level Detection through Eye Image Using Fractal and Decision Tree," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 982, no. 1, p. 012010, Dec. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/982/1/012010.
- [7] T. Kocejko, J. Ruminski, M. Mazur-Milecka, M. Romanowska-Kocejko, K. Chlebus, and K. H. Jo, "Using convolutional neural networks for *corneal arcus* detection towards familial hypercholesterolemia screening," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 9, pp. 7225-7235, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.09.001.
- [8] B. Sofiandi, M. J. T. Raharjo, and K. Usman, "Identifikasi Pola Citra Iris Mata Untuk Mendeteksi Kelebihan Kadar Kolesterol Menggunakan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan Decision Tree," *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 3, p. 10242, 2019.
- [9] S. A. Nurhusni, R. I. Adam, and C. Carudin, "Klasifikasi Kadar Kolesterol Menggunakan Ekstraksi Ciri Moment Invariant dan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 169-175, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3273.
- [10] L. Novamizanti, "Cholesterol Image," Harvard Dataverse, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.34820/FK2/RyQ5EN>
- [11] S. Mammadli, "Open-closed-eyes-dataset," Kaggle, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/sehriyarmemmedli/open-closed-eyes-dataset>
- [12] E. Febrywinata, "Pengenalan Dan Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN Secara Sederhana Dengan Menggunakan Google Colab," *Merkurius*, vol. 2, no. 4, pp. 185-193, 2024, doi: 10.61132/merkurius.v2i4.162
- [13] M. Heydarian and T. E. Doyle, "MLCM: Multi-Label Confusion Matrix," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 19083-19095, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3150058.
- [14] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Dewi, "Identifikasi Kendaraan Bermotor pada Dashcam Mobil Menggunakan Algoritma YOLO," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 199-206, 2024, doi: 10.56211/helloworld.v2i4.466.
- [15] R. F. Putra and D. I. Mulyana, "Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma *You Only Look Once* (YOLO)," *J. JTik (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 93-103, 2024, doi: 10.35870/jtik.v8i1.1391.