



IMPLEMENTASI MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK BERBASIS ARSITEKTUR RESNET50 UNTUK KLASIFIKASI PADA PENYAKIT MATA DARI CITRA FUNDUS RETINA

¹Kalfinus Waruwu, ²Syafri Arlis

^{1,2}Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

^{1,2} kalfinuswar7@gmail.com, syafri_arlis@upiypk.ac.id

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel :

Diterima : 30 Agustus 2025

Disetujui : 4 September 2025

Kata Kunci :

CNN, Fundus Retina, ResNet50, Transfer Learning.

ABSTRAK

Kondisi mata seperti katarak, glaukoma, dan retinopati diabetik merupakan penyebab utama kebutaan di dunia. Deteksi dini melalui analisis citra fundus retina sangat penting untuk mencegah komplikasi lebih lanjut. Studi ini merancang sistem klasifikasi penyakit mata berbasis citra retina menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ResNet50 dengan pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle, berjumlah 4.217 citra fundus, dan diklasifikasikan ke dalam empat kategori: normal, katarak, glaukoma, dan retinopati diabetik. Proses pelatihan dilakukan dengan rasio data 80:10:10 untuk training, validasi, dan pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan performa tinggi dengan akurasi keseluruhan mencapai 94%, didukung oleh nilai precision, recall, dan F1-score yang optimal, khususnya pada kelas diabetic retinopathy dengan hasil sempurna (1.00). Meskipun demikian, kelas glaukoma masih menghadapi kesulitan klasifikasi akibat kemiripan visual dengan kelas normal. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada implementasi ResNet50 yang terbukti efektif dalam mendeteksi penyakit mata berbasis citra fundus secara otomatis, sekaligus memberikan dasar ilmiah untuk pengembangan sistem pendukung keputusan klinis di bidang oftalmologi. Dengan demikian, studi ini tidak hanya menunjukkan keandalan model deep learning dalam diagnosis medis, tetapi juga membuka peluang penerapan lebih luas pada deteksi dini penyakit mata untuk meningkatkan kualitas layanan kesehatan.

ARTICLE INFO

Article History :

Received : August 30, 2025

Accepted : Sept 4. 2025

Keywords:

CNN, Fundus Retina, ResNet50, Transfer Learning.

ABSTRACT

Eye conditions, including cataracts, glaucoma, and diabetic retinopathy, are among the leading causes of blindness worldwide. Early detection through retinal fundus image analysis is crucial to prevent further complications. This study designed a classification system for retinal eye disorders using a ResNet50-based convolutional neural network architecture with transfer learning. The dataset, sourced from Kaggle, contains 4,217 fundus images classified into the following categories: normal, cataracts, glaucoma, and diabetic retinopathy. The training process was carried out with a data ratio of 80:10:10 for training, validation, and testing. The evaluation results showed an excellent model performance of 94%, supported by precision, recall, and F1-score values, indicating optimal results, especially for the diabetic retinopathy class. The high performance of the model demonstrates the effectiveness of the ResNet50

architecture in recognizing visual patterns of eye diseases. However, there is still room for improvement in the glaucoma class, which is often misclassified. This architecture shows excellent potential for application as a decision-making tool in ophthalmology to accelerate disease identification and improve eye health services.

1. PENDAHULUAN

Mata adalah organ sensorik utama yang berperan penting dalam sistem penglihatan manusia adalah mata, yang mengumpulkan informasi visual dari lingkungan dan kemudian menafsirkannya. Mata terdiri dari beberapa struktur anatomi penting, termasuk retina, iris, lensa, kornea, dan saraf optik. Kornea berfungsi sebagai transparan yang berguna untuk melindungi mata dari partikel yang beterbangan. Iris, yang memberikan peringatan kepada mata, berguna untuk mengurangi intensitas cahaya yang masuk. Lensa berfungsi untuk memfokuskan cahaya ke retina melalui transformasinya. Retina sendiri merupakan lapisan yang mengandung fotoreseptor yang dikenal sebagai sel batang dan sel kerucut, yang mengikat cahaya dengan kuat dan mengubahnya menjadi sinyal listrik. Setelah itu, cahaya tersebut dikirim ke teleskop melalui saraf optik untuk ditafsirkan sebagai suatu penelitian (Verdy & Hartati, 2024).

Fundus merupakan bagian mata yang tersusun dari beberapa komponen penting, seperti retina, koroid, sel-sel fotoreseptor, pembuluh darah, dan saraf optik. Kerusakan atau kelainan pada area ini dapat mengenai salah satu atau beberapa struktur yang disebutkan di atas, yang pada akhirnya dapat menimbulkan berbagai manifestasi klinis, antara lain munculnya skotoma (area mirip gelap untuk penglihatan), tajamnya fungsi penglihatan, dan gangguan penglihatan pada situasi pencahayaan rendah (Pan et al., 2023).

Secara khusus, pengembangan model klasifikasi untuk mendeteksi penyakit retina umum dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur ResNet50 dan menggunakan dataset yang terdiri dari 4.217 citra fundus (Zhu et al., 2024). Parameter model ResNet50 telah disempurnakan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis penyakit mata (Maehara et al., 2025). Deep learning memiliki banyak kesuksesan dalam visi komputer, jadi ada banyak minat untuk menerapkannya pada

analisis gambar, meskipun pendekatan pembelajaran transfer dapat digunakan untuk memecahkan masalah (Khan et al., 2025).

Subbidang pembelajaran mesin, pembelajaran mendalam, dan pengembangan dalam komputer semuanya diimplementasikan secara komprehensif. Teknik yang paling efektif di antaranya adalah jaringan saraf konvolusional (CNN), yang digunakan dalam ekstraksi dan pendidikan kebugaran otomatis. CNN menggunakan kernel konvolusional untuk menganalisis gambar dalam perspektif skala kecil, yang secara signifikan mengurangi kinerja komputer (Du et al., 2024).

Model pembelajaran mesin dilatih menggunakan dataset untuk mengidentifikasi fitur-fitur relevan dan mendeteksi pola yang terdapat dalam citra (Pannu et al., 2025). Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan akurasi dan ketahanan klasifikasi tetapi juga terbukti sangat efektif dalam skenario sampel, Penggabungan pembelajaran transfer meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam kondisi sampel (Yu & Dong, 2025). Pembelajaran mendalam telah menunjukkan kemampuan luar biasa di berbagai macam analisis gambar medis dan tugas diagnosis bantuan komputer (Holste et al., 2024).

Dataset yang digunakan untuk melatih dan memvalidasi algoritma umumnya bersifat kompleks dan memerlukan proses anotasi yang intensif. Mengatasi keterbatasan ini sangat krusial dalam mendorong kemajuan penelitian serta memungkinkan evaluasi dan perbandingan yang adil terhadap performa algoritma segmentasi, klasifikasi, dan diagnosis (Zhang et al., 2025).

Teknologi medis, seperti kamera fundus, memainkan peran penting dalam mendiagnosis penyakit tubuh (Yudono et al., 2025). Penyakit fundus merupakan penyebab utama kebutaan. Selain glaukoma, penting untuk dicatat bahwa orang-orang dari semua lapisan masyarakat mungkin memiliki penglihatan. Risiko berubah menjadi kewajiban atau gangguan penglihatan

yang meningkatkan tingkat kehati-hatian usia. Gambar fundus retina dapat mengungkapkan lesi atau gejala lain yang mungkin mengindikasikan penyakit tertentu. Citra fundus dapat digunakan untuk mengidentifikasi kondisi retina tertentu. Bintik kapas dapat disebabkan oleh berbagai kondisi medis, termasuk diabetes melitus, hipertensi sistemik, leukemia, AIDS, dan masih banyak lagi (Chavan & Pete, 2024).

Bagi individu, masalah kesehatan mata dapat menyebabkan pembelajaran yang kurang efektif karena penglihatan yang buruk dapat memengaruhi kinerja akademis dan kebiasaan kerja. Bagi masyarakat umum, mereka yang memiliki masalah kesehatan mental mungkin memerlukan perawatan mata dan kacamata yang lebih sering. Ada beberapa jenis penyakit fundus yang secara serius mengganggu kesehatan manusia dan merupakan salah satu penyebab utama kebutaan di seluruh dunia. Kondisi kebutaan yang umum termasuk katarak, retinopati diabetik, degenerasi makula, dan miopia tinggi. Meskipun ada banyak jenis penyakit fundus, banyak di antaranya akan menyebabkan gejala fundus yang spesifik. Namun, karena sebagian besar populasi tidak memahami tanda-tanda ini, mereka mungkin dapat menjelaskan perubahan dan mengakhiri pengobatan. Akibatnya, deteksi penyakit fundus sangat penting untuk perawatan lebih lanjut (Liu et al., 2024).

Analisis dan diagnosis penyakit fundus okular, seperti deteksi penyakit, klasifikasi, pengukuran tingkat keparahan, segmentasi penyakit, dan perencanaan pengobatan, telah menunjukkan banyak hal yang menjanjikan ketika menggunakan pembelajaran mendalam. Jaringan saraf diperlukan untuk akuisisi pola dan koneksi kompleks dalam gambar fundus. Algoritma pembelajaran mendalam memiliki kemampuan untuk meningkatkan dan mempercepat diagnosis, yang memengaruhi perawatan pasien yang lebih cepat dan mempersingkat waktu yang diperlukan untuk mendiagnosis. Perkembangan terkini dalam analisis medis, khususnya dalam penelitian CNN, telah menimbulkan kekhawatiran tentang peningkatan akurasi dan efisiensi diagnosis penyakit. Studi ini berfokus pada penggunaan metode CNN berdasarkan pembelajaran transfer

untuk mengkategorikan penyakit mata (Vidivelli et al., 2025).

Dengan fokus pada pola dan pengamatan peringatan, beberapa faktor dapat diidentifikasi, seperti kesehatan pasien. Beberapa arsitektur yang sedang dikembangkan meliputi AlexNet, GoogleLeNet, SqueezeNet, DenseNet201, MobileNetV2, dan InceptionV3, yang menggunakan konfigurasi dan metodologi pelatihan yang berbeda. Dengan menggunakan pembelajaran transfer sebagai sarana deteksi kanker, metode pembelajaran transfer berbasis CNN dikombinasikan dengan filter terstruktur untuk meningkatkan klasifikasi kanker payudara. Sebagai efek samping, strategi ini mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk mempelajari model pembelajaran yang mendalam (Santos-Bustos et al., 2022).

Oleh karena itu, analisis fundus manual yang dilakukan oleh dokter mata kurang efektif dari segi throughput yang tinggi. Input citra fundus retina mengalami beberapa tahapan tersendiri dalam proses pemrosesan, meliputi segmentasi, teknik ekstraksi fitur, praproses, pemilihan fitur, dan klasifikasi yang efisien. Tujuan dari teknik praproses adalah untuk meningkatkan kualitas input sekaligus mengurangi noise. CNN merupakan teknik yang sangat akurat yang dapat dengan cepat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan gangguan medis. Akan tetapi, teknik ini memerlukan jumlah citra latih yang signifikan. Oleh karena itu, klasifikasi berdasarkan Deep CNN digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi gangguan medis yang normal atau sakit yang akurat (Thanikachalam et al., 2024).

2. METODE

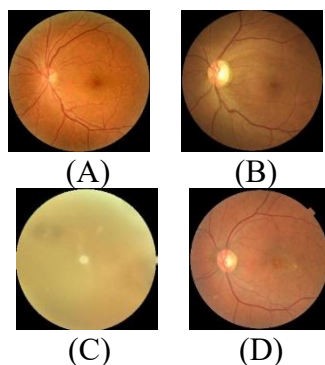
Penelitian dilakukan secara bertahap untuk memastikan hasil yang optimal. Prosedur penelitian mencakup tahap-tahap studi literatur, analisis kebutuhan, pembentukan model penelitian, desain sistem, serta pengujian dan evaluasi. Diagram alur prosedur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

2.1 Dataset

Dataset Eye Disease Intelligent Recognition mencakup sebanyak 4.217 citra fundus mata. Dataset ini berisi gambar fundus berwarna dari mata kiri dan kanan setiap pasien, dengan klasifikasi ke dalam delapan kategori, di antaranya: Normal, Glaukoma, Katarak, dan Retinopati Diabetik. Dataset ini menyajikan variasi citra fundus yang merepresentasikan berbagai kondisi pada mata. Seluruh data bersifat publik dan diambil dari platform Kaggle, yang dapat diakses melalui tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/gunav/enkatdoddi/eye-diseases-classification/data>.



Gambar 2. (A)Normal, (B)Glaucoma, (C)Katarak, (D)Retinopati Diabetik

2.2 Preprocessing

Prapemrosesan sebuah tahapan untuk meningkatkan kualitas gambar, menghilangkan noise, pencahayaan yang tidak dapat diandalkan, dan perubahan warna dari gambar fundus. Proses ini dimulai dengan augmentasi data, sebuah teknik untuk meningkatkan akurasi pengumpulan data penelitian. Prapemrosesan diterapkan pada setiap gambar sebelum gambar tersebut menjadi lebih panjang. Prapemrosesan mencakup penskalaan ulang gambar ke ukuran standar dan mengubahnya menjadi format abu-abu. Koneksi biasanya digunakan untuk memeriksa gambar abu-abu dari variabel R, G, dan B (Sharma & Lalwani, 2025).

2.3 Arsitektur Model

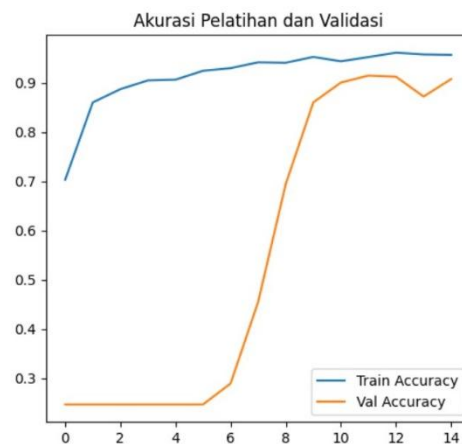
ResNet50 merupakan arsitektur jaringan residual yang terdiri dari 50 lapisan, dan telah diaplikasikan secara luas dalam berbagai domain seperti deteksi objek, segmentasi citra, dan pengenalan pola. ResNet bekerja dengan mempelajari residual mapping atau selisih (δ) antara input dan output dari setiap lapisan untuk memperbaiki prediksi di lapisan

berikutnya. Arsitektur ini dirancang secara khusus untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient yang sering muncul pada jaringan saraf yang dalam, dengan memanfaatkan skip connections atau koneksi loncatan, yang memungkinkan aliran informasi tetap terjaga secara efektif antar lapisan yang berjauhan (Aljohani & Aburasain, 2024).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

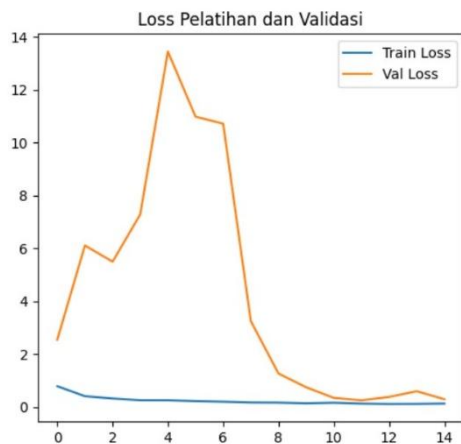
Berdasarkan percobaan skenario yang dilakukan, dataset dibagi dengan rasio 80% data latih, 10% data validasi, dan 10% data uji. Tujuan utama dari skenario ini adalah untuk mengevaluasi efektivitas pembagian data tersebut dalam mendukung proses pelatihan model klasifikasi penyakit mata berbasis CNN ResNet50. Model dilatih selama 15 *epoch*, yang merupakan jumlah iterasi optimal berdasarkan pengamatan terhadap tren konvergensi akurasi dan loss. Perbandingan pada data latih (*training accuracy*) maupun data validasi (*validation accuracy*) tersebut dapat dilihat sebagai berikut.

3.1 Grafik accuracy Training dan Validasi



Gambar 3. Grafik Accuracy Training dan Validasi

3.2 Grafik Loss Training dan Validasi



Gambar 4. Grafik Loss Training dan Validasi

3.3 Hasil Evaluasi Pengujian

Berdasarkan hasil evaluasi model CNN ResNet50 terhadap citra retina yang terbagi dalam empat kelas (cataract, diabetic retinopathy, glaucoma, dan normal), penggunaan pembagian dataset dengan rasio 80:10:10 untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 94%.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Pengujian

Precision	Recall	F1-Score	Support
0.97	0.94	0.96	104
1.00	1.00	1.00	110
0.92	0.86	0.89	101
0.87	0.94	0.91	107

Pada kelas diabetic retinopathy dengan nilai precision, recall, dan f1-score sempurna (1.00). Kelas cataract juga menunjukkan hasil baik dengan f1-score 0.96. Kesalahan terbanyak terjadi pada kelas glaucoma yang sering diklasifikasikan sebagai normal, karena menandakan kemiripan visual antar kelas tersebut. Hasil ini menunjukkan bahwa model sudah sangat baik dan akurat dalam sistem deteksi penyakit mata berbasis citra retina.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Model CNN berbasis arsitektur ResNet50 yang digunakan dalam klasifikasi citra retina ke dalam empat kelas (cataract, diabetic retinopathy, glaucoma, dan normal) menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan mencapai 94% pada data

uji. Pembagian dataset dengan rasio 80% untuk pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian terbukti efektif dalam menghasilkan model yang stabil dan andal. Kelas diabetic retinopathy memperoleh hasil terbaik dengan nilai precision dan recall sempurna (1.00), sementara glaucoma menjadi kelas dengan akurasi terendah karena beberapa kasus salah diklasifikasikan sebagai normal. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola visual penyakit mata secara otomatis dengan tingkat keakuratan tinggi.

4.2. Saran

Meskipun hasil penelitian ini menunjukkan capaian yang cukup menjanjikan, masih terdapat sejumlah aspek yang dapat ditingkatkan dan dikembangkan lebih lanjut dalam penerapan metode CNN berbasis arsitektur ResNet50 untuk mengidentifikasi penyakit retina. Dengan mempertimbangkan temuan dan keterbatasan yang ada, beberapa saran berikut dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian di masa mendatang.

1. Optimasi Model: Untuk meningkatkan akurasi pada kelas glaucoma, disarankan melakukan penambahan data latih khusus untuk kelas tersebut serta menerapkan teknik augmentasi yang lebih bervariasi.
2. Visualisasi Fitur: Gunakan teknik Grad-CAM untuk memahami area penting yang digunakan model dalam proses prediksi, sehingga dapat membantu dalam interpretasi klinis.
3. Eksperimen Lanjutan: Coba bandingkan dengan arsitektur lain seperti EfficientNet atau DenseNet untuk mengetahui apakah ada peningkatan performa lebih lanjut.
4. Penerapan Nyata: Model ini memiliki potensi untuk diimplementasikan sebagai sistem pendukung keputusan (decision support system) di bidang oftalmologi, khususnya untuk skrining dini penyakit mata.

5. DAFTAR PUSTAKA

Ali, M. A., Hossain, M. S., Hossain, M. K., Sikder, S. S., Khushbu, S. A., & Islam, M. (2024). AMDNet23: Hybrid CNN-LSTM deep learning approach with enhanced preprocessing for age-related macular degeneration (AMD) detection. *Intelligent*



Systems with Applications, 21.
<https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200334>

Signal Processing and Control, 96.
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106621>

- Aljohani, A., & Aburasain, R. Y. (2024). A hybrid framework for glaucoma detection through federated machine learning and deep learning models. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/s12911-024-02518-y>
- Chavan, R., & Pete, D. (2024). Automatic multi-disease classification on retinal images using multilevel glowworm swarm convolutional neural network. *Journal of Engineering and Applied Science*, 71(1). <https://doi.org/10.1186/s44147-023-00335-0>
- Du, F., Zhao, L., Luo, H., Xing, Q., Wu, J., Zhu, Y., Xu, W., He, W., & Wu, J. (2024). Recognition of eye diseases based on deep neural networks for transfer learning and improved D-S evidence theory. *BMC Medical Imaging*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01176-2>
- Holste, G., Lin, M., Zhou, R., Wang, F., Liu, L., Yan, Q., Van Tassel, S. H., Kovacs, K., Chew, E. Y., Lu, Z., Wang, Z., & Peng, Y. (2024). Harnessing the power of longitudinal medical imaging for eye disease prognosis using Transformer-based sequence modeling. *Npj Digital Medicine*, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01207-4>
- Kansal, I., Khullar, V., Sharma, P., Singh, S., Hamid, J. A., & Santhosh, A. J. (2025). Multiple model visual feature embedding and selection method for an efficient ocular disease classification. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-84922-y>
- Khan, M. A., Hussain, M. Z., Khan, M. F., Ahmad, M., Abbas, S., Mazhar, T., Shahzad, T., & Saeed, M. M. (2025). Blockchain enabled IoMT and transfer learning for ocular disease classification. *Discover Applied Sciences*, 7(5). <https://doi.org/10.1007/s42452-025-06954-x>
- Liu, S., Wang, W., Deng, L., & Xu, H. (2024). Cnn-trans model: A parallel dual-branch network for fundus image classification. *Biomedical*
- Maehara, H., Ueno, Y., Yamaguchi, T., Kitaguchi, Y., Miyazaki, D., Nejima, R., Inomata, T., Kato, N., Chikama, T. I., Ominato, J., Yunoki, T., Tsubota, K., Oda, M., Suzutani, M., Sekiryu, T., & Oshika, T. (2025). Artificial intelligence support improves diagnosis accuracy in anterior segment eye diseases. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-89768-6>
- Pan, Y., Liu, J., Cai, Y., Yang, X., Zhang, Z., Long, H., Zhao, K., Yu, X., Zeng, C., Duan, J., Xiao, P., Li, J., Cai, F., Yang, X., & Tan, Z. (2023). Fundus image classification using Inception V3 and ResNet-50 for the early diagnostics of fundus diseases. *Frontiers in Physiology*, 14. <https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1126780>
- Pannu, R., Zubair, M., Owais, M., Hassan, S., Umair, M., Usman, S. M., Albashrawi, M. A., & Hussain, I. (2025). Enhanced glaucoma classification through advanced segmentation by integrating cup-to-disc ratio and neuro-retinal rim features. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 123. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2025.102559>
- Santos-Bustos, D. F., Nguyen, B. M., & Espitia, H. E. (2022). Towards automated eye cancer classification via VGG and ResNet networks using transfer learning. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 35. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2022.101214>
- Sharma, N., & Lalwani, P. (2025). A multi model deep net with an explainable AI based framework for diabetic retinopathy segmentation and classification. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-93376-9>
- Thanikachalam, V., Kabilan, K., & Erramchetty, S. K. (2024). Optimized deep CNN for detection and classification of diabetic retinopathy and diabetic macular edema. *BMC Medical Imaging*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/s12880-024-01406-1>

- Velpula, V. K., & Sharma, L. D. (2023). Multi-stage glaucoma classification using pre-trained convolutional neural networks and voting-based classifier fusion. *Frontiers in Physiology*, *14*.
<https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1175881>
- Verdy, & Hartati, E. (2024). KLASIFIKASI PENYAKIT MATA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL RESNET-50. In *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi* (Vol. 1).
- Vidivelli, S., Padmakumari, P., Parthiban, C., DharunBalaji, A., Manikandan, R., & Gandomi, A. H. (2025). Optimising deep learning models for ophthalmological disorder classification. *Scientific Reports*, *15*(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75867-3>
- Wang, K., Xu, C., Li, G., Zhang, Y., Zheng, Y., & Sun, C. (2023). Combining convolutional neural networks and self-attention for fundus diseases identification. *Scientific Reports*, *13*(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-27358-6>
- Yu, H., & Dong, X. (2025). Ensemble-based eye disease detection system utilizing fundus and vascular structures. *Scientific Reports*, *15*(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-04503-5>
- Yudono, M. A. S., Ridha, F. F., Mardiyana, D., Al-Ghozi, F., & Maulana, A. (2025). Klasifikasi Katarak Berdasarkan Optic Disc Citra Fundus Smartphone: Perbandingan Ekstraksi Ciri Tekstur Dan Metode Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *12*(1), 203–212.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129254>
- Zhang, H., Chan, H. C., Xu, J., Jiang, M., Tao, X., Zhou, H., Song, X., & Fan, X. (2025). TOM500: A Multi-Organ Annotated Orbital MRI Dataset for Thyroid Eye Disease. *Scientific Data*, *12*(1).
<https://doi.org/10.1038/s41597-025-04427-9>
- Zhu, S., Liu, X., Lu, Y., Zheng, B., Wu, M., Yao, X., Yang, W., & Gong, Y. (2024). Application and visualization study of an intelligence-assisted classification model for common eye diseases using B-mode ultrasound images. *Frontiers in Neuroscience*, *18*.
<https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1339075>