

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pendeteksian dini dan penanganan yang tepat terhadap penyakit mata memiliki peran krusial dalam mencegah kebutaan dan meningkatkan kualitas hidup seseorang (Muthukannan, 2022). Glaukoma, retinopati diabetik, dan katarak merupakan tiga penyakit mata yang dapat mempengaruhi fungsi penglihatan secara serius. Retinopati diabetik secara langsung disebabkan oleh diabetes, yang mempengaruhi pembuluh darah di retina (Handono, et al., 2020). Di sisi lain, Glaukoma adalah kondisi mata kronis dan progresif yang disebabkan oleh peningkatan tekanan di dalam mata akibat hambatan dalam pengeluaran cairan mata, yang dapat berhubungan dengan gangguan aliran darah (Umayya & Wardani, 2023). Sementara itu, katarak adalah penyakit mata yang ditandai dengan perubahan pada lensa mata yang sebelumnya jernih menjadi keruh, sehingga mengurangi kemampuan mata untuk memfokuskan Cahaya (Ibrahim, 2019). Ketiga penyakit ini dapat menyebabkan gangguan penglihatan yang serius, namun dengan deteksi dini dan penanganan yang tepat dapat dilakukan untuk mencegah kerusakan permanen.

Data dari Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menunjukkan bahwa jumlah penderita katarak secara global mencapai 94 juta orang yang mengalami gangguan penglihatan atau kebutaan. Selain itu, jumlah penderita glaukoma di seluruh dunia diperkirakan mencapai 7,7 juta orang, dan retinopati diabetik berdampak signifikan dengan sekitar 3,9 juta penderita global mengalami gangguan penglihatan atau kebutaan dari jumlah kasus yang sama (WHO, 2023). Di Indonesia, berdasarkan data dari Rumah Sakit Soeradji Tirtonegoro (2019), katarak menjadi penyebab utama kebutaan dengan prevalensi sebesar 0,78% dari total populasi. Selain itu, glaukoma menyumbang 0,20% dari prevalensi kebutaan, sedangkan gangguan retina, termasuk retinopati diabetik, memiliki prevalensi sebesar 0,13%. Secara keseluruhan, kondisi ini berkontribusi pada tingginya angka kebutaan di Indonesia, yang mencapai total sekitar 3 juta orang (1,5% dari populasi).

Menghadapi tingginya prevalensi penyakit mata tersebut, Teknik diagnosa konvensional dalam menganalisis fitur gambar masih mengandalkan interpretasi dan pengalaman dokter spesialis (Weni, et al., 2021). Dalam praktiknya, citra fundus digunakan untuk mendeteksi, mendiagnosis, serta memantau perkembangan berbagai gangguan pada mata melalui visualisasi struktur penting di bagian

belakang mata, seperti retina, saraf optik, dan makula (Kumar & Paul, 2023; Suwanda & Juniati, 2022). Namun, proses identifikasi manual ini berpotensi menimbulkan variasi hasil dan kesalahan diagnosa (Muthukannan, 2022).

Sebagai solusi untuk mengatasi keterbatasan diagnosis manual, *Deep learning* telah mendorong kemajuan besar dalam berbagai masalah *computer vision*, termasuk deteksi objek (Voulodimos, et al., 2018). Sebagai bagian dari *machine learning*, *deep learning* memiliki kemampuan untuk mempelajari pola-pola kompleks dari data melalui lapisan-lapisan jaringan saraf (LeCun, et al., 2015). Dalam penerapannya pada bidang medis, *deep learning* mampu mengidentifikasi dan mendiagnosis penyakit mata berdasarkan citra fundus, dengan menganalisis pola visual kompleks yang terdapat pada gambar (Rahimy, 2018).

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan salah satu teknik *deep learning* yang dirancang khusus untuk pengenalan pola dalam citra (Pratiwi & Fauzi, 2024). CNN memiliki kemampuan untuk mengotomatisasi proses ekstraksi fitur dari gambar, sehingga mampu mengenali objek dengan optimal (Efrian & Latifa, 2022). Kemampuan ini juga memungkinkan CNN untuk memproses citra kompleks, termasuk mengidentifikasi pola-pola penting pada citra fundus (Ardyansyah & Gunawansyah, 2023). CNN dilengkapi dengan lapisan konvolusi yang menerapkan filter untuk melakukan operasi konvolusi pada citra input, sehingga memungkinkan ekstraksi fitur-fitur penting dari gambar secara efisien dan mengidentifikasi pola visual seperti tepi, tekstur, dan bentuk (Bintang & Imaduddin, 2024).

Dalam perkembangan model CNN, implementasi model yang sudah terlatih (*pre-trained*) menjadi pendekatan yang efisien dalam pengembangan model (Ravikumar & Harini, 2020). Dengan dilatih pada kumpulan data yang besar sebelumnya, model-model ini telah memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi beragam karakteristik visual (Azizpour, et al., 2015). Melalui penerapan *transfer learning*, penggunaan model *pre-trained* tidak hanya menghemat waktu dan resources komputasi dalam proses pelatihan, namun juga mampu meningkatkan kinerja model, khususnya saat menghadapi keterbatasan dataset (Elakkiya & Saraniya, 2019).

Berbagai penelitian sebelumnya telah memanfaatkan CNN untuk mendeteksi penyakit mata. Cahya et al. (2021) dalam penelitiannya yang berjudul "*Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)*" mengusulkan penggunaan arsitektur AlexNet untuk mengklasifikasikan 3 penyakit mata, yaitu katarak, glaucoma, dan *retina disease*. Penelitian tersebut menggunakan tiga tahap

proses, yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan implementasi CNN dengan 150 epoch. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi sebesar 98,37%.

Penelitian serupa dilakukan oleh Indraswari et al. (2022) dalam penelitiannya yang berjudul "*Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)*". Dengan pendekatan klasifikasi biner antara "Normal" dan "Tidak Normal", penelitian ini mengimplementasikan arsitektur *MobileNetV2* dalam *transfer learning*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan mampu mencapai akurasi sebesar 72% dengan waktu pemrosesan yang lebih efisien dibandingkan arsitektur lain seperti *ResNet50V2*, *InceptionV3*, dan *VGG*.

William & Lubis (2022) dalam penelitiannya yang berjudul "*Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan CNN*" mengusulkan klasifikasi multi-kelas untuk empat jenis penyakit mata, yaitu Retinopati Diabetik, Glaukoma, Katarak, dan Retinopati Hipertensi. Penelitian ini menggunakan arsitektur CNN dengan *VGG16* sebagai metode ekstraksi fitur citra. Hasil pengujian menunjukkan performa yang baik dengan nilai loss sebesar 0,1228 dan tingkat akurasi mencapai 0,9100.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, terlihat bahwa penggunaan CNN untuk klasifikasi penyakit mata telah menunjukkan hasil yang menjanjikan. Meski demikian, masih terdapat ruang untuk pengembangan, terutama dalam hal perbandingan berbagai arsitektur *pre-trained* untuk mendapatkan hasil yang paling optimal. Berbeda dengan penelitian Cahya et al. (2021) yang hanya menggunakan arsitektur AlexNet, atau William & Lubis (2022) yang terbatas pada penggunaan *VGG16*, serta penelitian Indraswari et al. (2022) yang hanya berfokus pada dua kelas, yaitu normal dan tidak normal, penelitian ini akan menggunakan beberapa arsitektur *pre-trained* CNN untuk membuat sebuah model yang optimal dalam mengklasifikasikan penyakit mata katarak, glaukoma, dan retinopati diabetik melalui citra fundus mata.

Dalam penelitian ini, tiga arsitektur *pre-trained* CNN yang digunakan adalah *MobileNetV3-Large*, *ResNet-50*, dan *VGG16*. Pemilihan ketiga arsitektur ini didasarkan pada karakteristik dari masing-masing arsitektur. *MobileNetV3-Large* memiliki efisiensi yang tinggi dalam pemrosesan data, sehingga cocok untuk aplikasi yang membutuhkan kecepatan dan sumber daya terbatas. *ResNet-50* memiliki kemampuan dalam melatih jaringan hingga ke lapisan dalam tanpa mempengaruhi performa model. Sementara itu, *VGG16* tersusun atas lapisan-lapisan konvolusi

dengan ukuran kecil yang disusun terstruktur sehingga dapat mengambil fitur pada gambar secara detail.

Dengan penerapan arsitektur-arsitektur tersebut, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model yang dapat mengidentifikasi penyakit mata secara optimal serta dapat membantu medis melakukan diagnosa dini dan melakukan penanganan yang tepat. Penelitian ini berjudul **“IDENTIFIKASI PENYAKIT MATA BERDASARKAN CITRA FUNDUS MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *PRETRAINED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)*”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara membangun model Identifikasi Penyakit Mata dengan menggunakan arsitektur pretrained CNN?
2. Bagaimana hasil performa model yang dibangun dengan arsitektur *Pretrained CNN* dalam mengklasifikasikan penyakit mata katarak, glaukoma, dan retinopati diabetik berdasarkan citra fundus?

1.3 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa batasan yang perlu diperhatikan, yaitu:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada identifikasi tiga jenis penyakit mata, yaitu katarak, glaukoma dan retinopati diabetik.
2. Penelitian ini hanya menggunakan citra fundus mata sebagai data input untuk identifikasi penyakit mata.
3. Model CNN yang akan digunakan dalam penelitian ini mencakup beberapa arsitektur yang umum, yaitu *MobileNetv3-Large*, *VGG16*, dan *ResNet-50*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membangun model identifikasi penyakit mata berbasis citra fundus menggunakan arsitektur *pretrained CNN*.
2. Mengevaluasi performa dari ketiga model arsitektur *pretrained CNN* dalam mengklasifikasikan penyakit mata katarak, glaukoma, dan retinopati diabetik berdasarkan citra fundus.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan pemahaman dalam pengembangan model dengan arsitektur *pretrained* CNN dalam identifikasi penyakit mata
2. Memberikan rekomendasi arsitektur CNN optimal untuk identifikasi penyakit mata yang dapat digunakan pada perangkat medis
3. Membantu mempercepat proses identifikasi awal penyakit mata, sehingga memungkinkan penanganan yang lebih cepat dan tepat.
4. Menjadi dasar untuk penelitian lanjutan dalam mengoptimalkan model CNN untuk diagnosis penyakit mata.