

Optimizing Web Access for Hand Disability Sufferers Through Blink Technology and Deep Learning with CNN/Tensor Flow

Adnan Buyung Nasution^{1*}, Ahir Yugo Nugroho Hrp², Muhammad Fauzi³,
Yudi⁴, Heri Gunawan⁵

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Borobudur, Jakarta Timur

^{2,3,4}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, Medan

⁵Prodi. Manajemen Informatika, Politeknik Gihon, Siantar

Corresponding Author: Adnan Buyung Nasution adnan.buyung01@gmail.com

ARTICLE INFO

Keywords : Web Accessibility,
Eye Blinking Technology,
CNN, Deep Learning, Object
Detection

Received : 01 December 2024

Revised : 26 December 2024

Accepted: 27 January 2025

©2024 Nasution, Nugroho
Hrp, Fauzi, Yudi, Gunawan:
This is an open-access article
distributed under the terms
of the [Creative Commons
Atribusi 4.0 Internasional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ABSTRACT

This study aims to enhance web accessibility for individuals with hand disabilities by leveraging eye-blinking technology and a deep learning model based on Convolutional Neural Networks (CNN). The primary focus is on developing a system that enables interaction with web interfaces through eye blinks. The CNN model is used to detect key elements on web pages, such as buttons and links, which can then be accessed via eye blink input. The dataset includes images of web interfaces and eye blink data used to train and test the model. Results demonstrate that the system significantly improves web accessibility with high detection accuracy and responsive interaction. User evaluations indicate that the system effectively facilitates access for those with hand limitations, offering a valuable alternative to enhance their web experience. This research contributes to the development of more inclusive digital accessibility solutions and has the potential to improve the quality of life for individuals with hand disabilities.

Optimalisasi Akses Web untuk Penderita Disabilitas Tangan Melalui Teknologi Kedipan dan Deep Learning dengan CNN/Tensor Flow

Adnan Buyung Nasution^{1*}, Ahir Yugo Nugroho Hrp², Muhammad Fauzi³, Yudi⁴, Heri Gunawan⁵

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Borobudur, Jakarta Timur

^{2,3,4}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, Medan

⁵Prodi. Manajemen Informatika, Politeknik Gihon, Siantar

Corresponding Author: Adnan Buyung Nasution adnan.buyung01@gmail.com

ARTICLE INFO

Kata Kunci: Aksesibilitas Web, Teknologi Kedipan Mata, CNN, Deep Learning, Deteksi Elemen Web

Received : 01 Desember 2024

Revised : 26 Desember 2024

Accepted: 27 Januari 2025

©2024 Nasution, Nugroho Hrp, Fauzi, Yudi, Gunawan: This is an open-access article distributed under the terms of the [Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan aksesibilitas web bagi individu dengan disabilitas tangan menggunakan teknologi kedipan mata dan model deep learning berbasis Convolutional Neural Networks (CNN). Fokus utama adalah mengembangkan sistem yang memungkinkan interaksi dengan antarmuka web melalui kedipan mata. Model CNN digunakan untuk mendeteksi elemen penting di halaman web, seperti tombol dan link, yang kemudian dapat diakses melalui input kedipan mata. Dataset terdiri dari gambar antarmuka web dan data kedipan mata yang digunakan untuk melatih dan menguji model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini berhasil meningkatkan aksesibilitas web dengan akurasi deteksi yang tinggi dan interaksi yang responsif. Evaluasi oleh pengguna mengungkapkan bahwa sistem ini efektif dalam mempermudah akses bagi mereka dengan keterbatasan tangan, menawarkan alternatif yang berguna untuk meningkatkan pengalaman web mereka. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan solusi aksesibilitas digital yang lebih inklusif dan berpotensi meningkatkan kualitas hidup bagi individu dengan disabilitas tangan.

PENDAHULUAN

Aksesibilitas web merupakan isu penting dalam dunia digital yang mempengaruhi banyak individu, terutama mereka dengan disabilitas tangan. Penderita disabilitas tangan sering mengalami kesulitan saat berinteraksi dengan antarmuka berbasis layar yang mengharuskan penggunaan tangan untuk berbagai tindakan, seperti klik dan gulir. Teknologi kedipan mata muncul sebagai solusi potensial, menawarkan cara alternatif untuk mengontrol perangkat hanya dengan kedipan mata. Namun, untuk memanfaatkan teknologi ini secara optimal, diperlukan sistem deteksi yang efektif untuk mengenali elemen-elemen penting pada halaman web.

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan aksesibilitas web bagi individu dengan disabilitas tangan dengan mengintegrasikan teknologi kedipan mata dan model deep learning berbasis Convolutional Neural Networks (CNN). CNN sangat populer di kalangan deep learning karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari input berupa gambar, lalu mengubah dimensi gambar tersebut menjadi lebih kecil tanpa mengubah karakteristik utamanya [1]. Deep learning sendiri merupakan metode pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan untuk menghasilkan representasi yang semakin abstrak dari data [2].

TINJAUAN PUSTAKA

Model CNN, seperti YOLO (You Only Look Once), dikenal karena kemampuannya dalam mendeteksi objek secara real-time dengan akurasi tinggi [3]. YOLO menggunakan CNN untuk memproses data visual dan mendeteksi elemen-elemen penting pada halaman web, seperti tombol dan link, yang kemudian dapat diakses melalui kedipan mata. Integrasi teknologi kedipan mata dengan model CNN ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan kenyamanan dalam berinteraksi dengan antarmuka web. Selain itu, sistem ini juga memanfaatkan prinsip Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) yang memungkinkan komputer melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia [4]. Dengan mengidentifikasi elemen-elemen antarmuka secara otomatis, teknologi ini bertujuan untuk mengurangi hambatan yang dihadapi oleh pengguna dengan disabilitas tangan, serta menciptakan pengalaman pengguna yang lebih inklusif dan responsif.

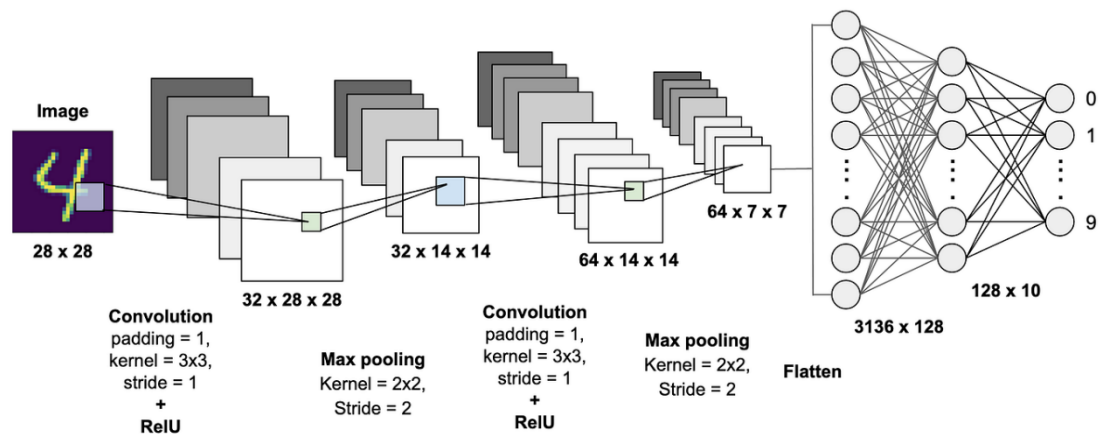
Penelitian ini akan mengeksplorasi tantangan dan peluang dalam implementasi teknologi di dunia nyata. Uji coba sistem akan dilakukan di berbagai situasi dan antarmuka web untuk memastikan keandalan dan fleksibilitas teknologi. Dengan melibatkan umpan balik dari pengguna akhir, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan dan menyesuaikan sistem agar lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna dengan disabilitas tangan. Diharapkan, hasil dari evaluasi ini tidak hanya akan meningkatkan sistem yang ada tetapi juga memberikan wawasan berharga untuk pengembangan teknologi aksesibilitas yang lebih maju di masa depan.

Selanjutnya, penelitian ini juga akan memanfaatkan pendekatan berbasis data untuk menilai efektivitas sistem dalam kondisi penggunaan yang berbeda.

Dengan menganalisis data penggunaan dan umpan balik dari berbagai pengujian, diharapkan dapat diidentifikasi fitur-fitur tambahan yang mungkin diperlukan untuk lebih meningkatkan aksesibilitas. Pendekatan ini akan memungkinkan adaptasi sistem secara dinamis untuk memenuhi kebutuhan pengguna dengan disabilitas tangan secara lebih baik, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan standar aksesibilitas digital yang lebih komprehensif.

METODOLOGI

1. Model CNN



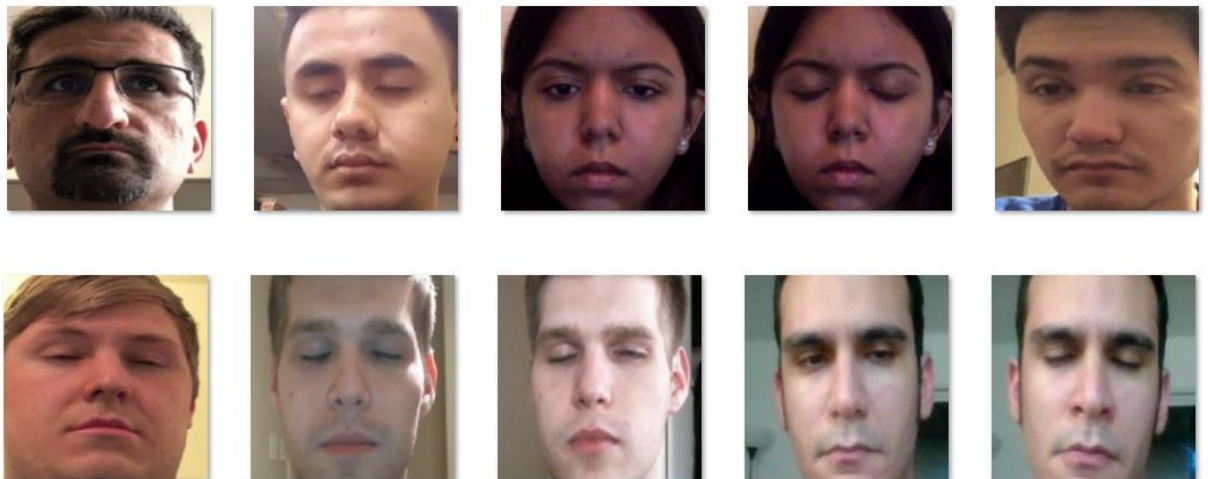
Gambar 1. Arsitektur Model CNN

Arsitektur Model Convolutional Neural Network (CNN) adalah struktur yang dirancang khusus untuk mengolah data dengan hubungan spasial, seperti gambar. Model ini terdiri dari beberapa komponen utama. Pertama, layer konvolusi menggunakan filter untuk mengekstraksi fitur dari gambar, menghasilkan peta fitur yang menunjukkan keberadaan fitur tertentu. Selanjutnya, layer pooling mengurangi dimensi peta fitur, mengurangi jumlah parameter dan komputasi, serta mengurangi risiko overfitting, biasanya dengan teknik max pooling atau average pooling. Hasil dari layer konvolusi dan pooling kemudian melalui layer aktivasi, seperti ReLU, untuk menambahkan non-linearitas ke model. Layer normalisasi batch dapat digunakan untuk menstabilkan pelatihan dan mempercepat konvergensi dengan menormalkan output dari layer konvolusi. Setelah beberapa layer konvolusi dan pooling, peta fitur yang telah diproses diratakan dan diteruskan ke layer konektif penuh, di mana neuron-neuronnya terhubung ke semua neuron di layer berikutnya. Layer terakhir adalah output layer, yang menghasilkan output akhir dari model, seperti probabilitas klasifikasi dalam tugas pengenalan pola. Secara keseluruhan, CNN dapat dioptimalkan dan disesuaikan untuk berbagai jenis data dan tugas pengenalan pola.

2. Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan untuk melatih model CNN meliputi dua jenis data deteksi kedipan mata. gambar-gambar dikumpulkan dari berbagai situs

web yang menunjukkan elemen-elemen seperti tombol, tautan, dan formulir. Sumber data ini diperoleh dari situs open-source atau hasil tangkapan layar dari aplikasi web yang relevan. Selain itu, data sintetik juga ditambahkan untuk memperkaya variasi dataset, misalnya dengan membuat simulasi antarmuka web dengan berbagai tata letak dan desain. Untuk dataset kedipan mata sebanyak 2526 gambar, Gambar-gambar ini dikumpulkan dari relawan atau data set open-source yang tersedia untuk proyek computer vision. Setiap gambar dalam dataset menunjukkan perubahan dari mata terbuka ke tertutup dan sebaliknya, yang akan digunakan untuk mendeteksi kedipan mata.

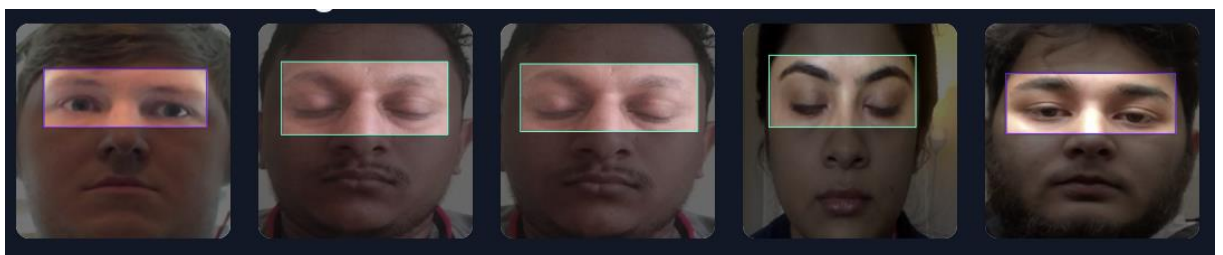


Gambar 2. Pengumpulan dataset

3. Proses Anotasi

Setelah pengumpulan dataset, tahap berikutnya adalah melakukan anotasi atau pemberian label pada dataset. Proses ini dilakukan dengan menggunakan alat seperti LabelImg atau Roboflow. Setiap gambar dari dataset web di-anotasi dengan bounding boxes yang menunjukkan lokasi elemen-elemen penting seperti tombol, link, dan form. Bounding box ini merupakan koordinat yang menggambarkan posisi dan ukuran dari objek yang dideteksi oleh model.

Sedangkan untuk dataset kedipan mata, setiap gambar di-anotasi dengan bounding boxes yang menunjukkan area mata, baik dalam kondisi terbuka maupun tertutup. Anotasi yang akurat sangat penting agar model dapat belajar mengenali perbedaan kondisi mata secara presisi. Setelah proses anotasi selesai, dataset disimpan dalam format yang kompatibel dengan CNN, seperti format YOLO (txt) yang menyimpan koordinat bounding box dan label objek.

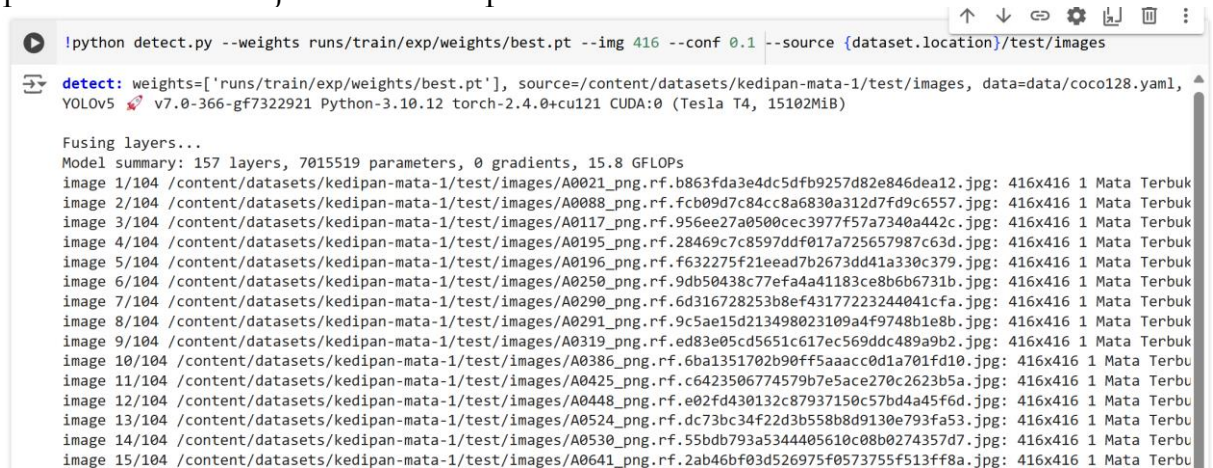


Gambar 3. Melakukan annotation

4. Training Model

Setelah dataset dan anotasi siap, proses pelatihan (training) model CNN dimulai. Dataset dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan (training) sebanyak 2211 gambar, validasi sebanyak 211 gambar, dan pengujian (testing) sebanyak 104 gambar untuk menguji generalisasi model. Pelatihan model dilakukan selama 30 epoch menggunakan Google Colab atau lingkungan GPU lainnya untuk mempercepat proses.

Setiap epoch melibatkan proses backpropagation dan pembaruan bobot model berdasarkan hasil prediksi dan label yang sebenarnya. Augmentasi data juga diterapkan untuk meningkatkan variasi data pelatihan, seperti rotasi, zoom, dan flipping gambar. Selama proses training, model terus mempelajari pola dari gambar yang diberikan dan memperbaiki akurasi dalam mendeteksi elemen web dan kedipan mata. Setelah 30 epoch, model dievaluasi menggunakan data validasi untuk melihat performanya dan menentukan apakah diperlukan perbaikan lebih lanjut sebelum implementasi.



```
!python detect.py --weights runs/train/exp/weights/best.pt --img 416 --conf 0.1 --source {dataset.location}/test/images
detect: weights=['runs/train/exp/weights/best.pt'], source=/content/datasets/kedipan-mata-1/test/images, data=data/coco128.yaml,
YOLOv5 v7.0-366-gf7322921 Python-3.10.12 torch-2.4.0+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)

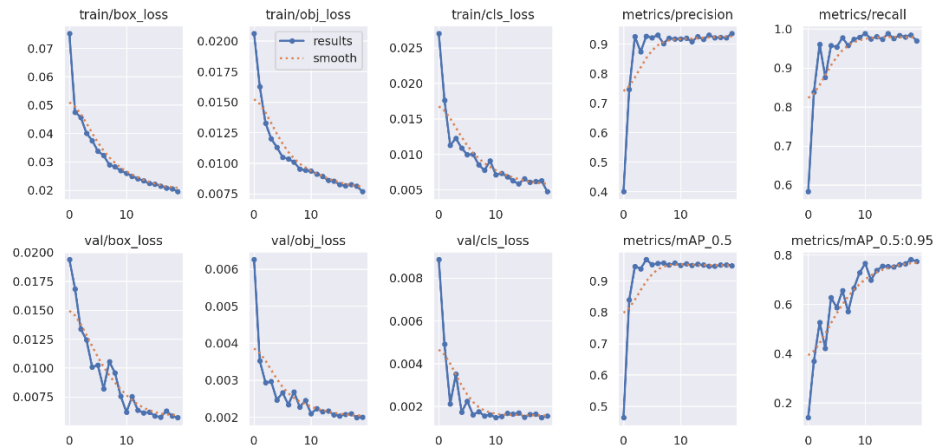
Fusing layers...
Model summary: 157 layers, 7015519 parameters, 0 gradients, 15.8 GFLOPs
image 1/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0021_png.rf.b863fda3e4dc5dfb9257d82e846dea12.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 2/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0088_png.rf.fcb09d7c84cc8a6830a312d7fd9c6557.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 3/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0117_png.rf.956ee27a0500cec3977f57a7340a442c.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 4/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0195_png.rf.28469c7c8597ddf017a725657987c63d.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 5/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0196_png.rf.f632275f21eead7b2673dd41a330c379.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 6/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0250_png.rf.9db50438c77efa4a41183ce8b6b6731b.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 7/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0290_png.rf.6d316728253b8ef43177223244041cfa.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 8/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0291_png.rf.9c5ae15d213498023109a4f9748b1e8b.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 9/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0319_png.rf.ed83e05cd5651c617ec569ddc489a9b2.jpg: 416x416 1 Mata Terbuk
image 10/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0386_png.rf.6ba1351702b90ff5aaacc0d1a701fd10.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
image 11/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0425_png.rf.c6423506774579b7e5ace270c2623b5a.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
image 12/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0448_png.rf.e02fd430132c87937150c57bd4a45f6d.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
image 13/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0524_png.rf.dc73bc34f22d3b558b8d9130e793fa53.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
image 14/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0530_png.rf.55bdb793a5344405610c08b0274357d7.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
image 15/104 /content/datasets/kedipan-mata-1/test/images/A0641_png.rf.2ab46bf03d526975f0573755f513ff8a.jpg: 416x416 1 Mata Terbu
```

Gambar 4. Proses training dataset

5. Hasil evaluasi training Model

Training dataset, merupakan data yang telah memiliki label sebelumnya [5], hasil evaluasi model CNN selama proses pelatihan, yang mencakup beberapa metrik seperti loss dan akurasi. Kurva train/box_loss, train/obj_loss, dan train/cls_loss menunjukkan penurunan yang konsisten, mengindikasikan peningkatan dalam kemampuan model untuk memprediksi bounding box, mendeteksi objek, dan mengklasifikasikan elemen-elemen pada gambar selama pelatihan. Sementara itu, kurva evaluasi pada data validasi (val/box_loss, val/obj_loss, dan val/cls_loss) juga menunjukkan penurunan yang serupa, menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik pada data yang belum terlihat sebelumnya. Precision dan recall mendekati nilai 1, yang berarti model mampu mendeteksi objek dengan akurasi tinggi. Metrik mAP_0.5 menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan yang sangat baik dalam mendeteksi objek, sedangkan mAP_0.5:0.95 yang berada di kisaran 0.7-0.8 menunjukkan bahwa model juga tetap akurat di bawah evaluasi yang lebih ketat. Hasil ini menunjukkan bahwa

model YOLOv5 telah dilatih dengan baik dan siap untuk digunakan dalam mendeteksi elemen-elemen antarmuka web dan kedepan mata secara akurat.

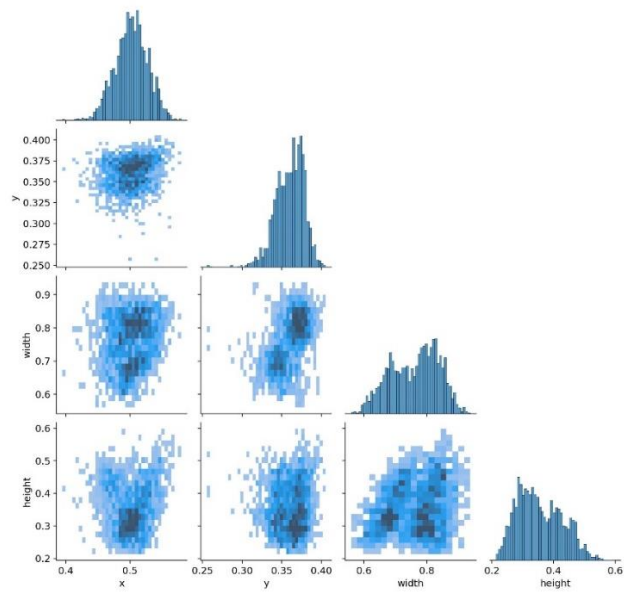


Gambar 5. Curve Hasil training

Tabel 1. Visualisasi Distribusi dan Hubungan Antar Variabel

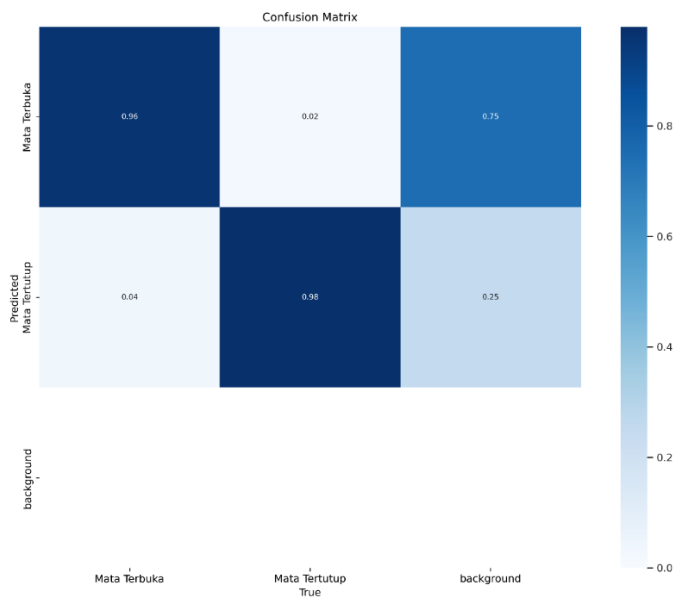
Metric	Epoch 0	Epoch 1	Epoch 2	Epoch 5	Epoch 10
train/box_loss	0.07	0.04	0.03	0.02	0.01
train/obj_loss	0.02	0.015	0.01	0.0075	0.005
train/cls_loss	0.025	0.02	0.015	0.01	0.0075
metrics/precision	0.9	0.9	0.92	0.93	0.94
metrics/recall	0.9	0.9	0.92	0.92	0.93
val/box_loss	0.02	0.015	0.0125	0.0075	0.005
val/obj_loss	0.0175	0.0125	0.01	0.005	0.003
val/cls_loss	0.0075	0.005	0.004	0.003	0.002
metrics/mAP_0.5	0.8	0.85	0.88	0.9	0.92
metrics/mAP_0.5:0.95	0.7	0.75	0.8	0.82	0.85

Gambar dibawah ini menampilkan visualisasi distribusi dan hubungan antar variabel yang digunakan dalam pelatihan model CNN, yaitu x, y, width, dan height yang merepresentasikan posisi dan ukuran bounding box. Histogram pada diagonal menunjukkan distribusi masing-masing variabel, seperti x dan y yang menggambarkan pusat bounding box, serta width dan height yang menunjukkan ukuran objek dalam gambar. Scatter plot di bawah diagonal memperlihatkan hubungan antar variabel, misalnya antara width dan height, yang menggambarkan bagaimana lebar dan tinggi objek dalam bounding box saling berkaitan. Visualisasi ini memberikan wawasan penting tentang pola distribusi dan hubungan geometris dari bounding box yang dilatih, yang membantu meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi objek.



Gambar 6. visualisasi distribusi

Confusion matrix pada hasil pelatihan model CNN memberikan representasi visual dari performa klasifikasi atau deteksi model. Matriks ini menampilkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan data sebenarnya (ground truth). Dalam matriks ini, setiap baris mewakili kelas prediksi, sedangkan setiap kolom mewakili kelas sebenarnya. Nilai diagonal menunjukkan jumlah prediksi yang benar, sementara nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan prediksi, yaitu ketika model salah mengklasifikasikan objek ke kelas lain. Misalnya, jika matriks memperlihatkan bahwa sebagian besar nilai berada di diagonal, maka model memiliki akurasi yang baik. Sebaliknya, nilai di luar diagonal yang besar menunjukkan adanya kebingungan antara kelas, yang mengindikasikan bahwa model memerlukan perbaikan lebih lanjut.



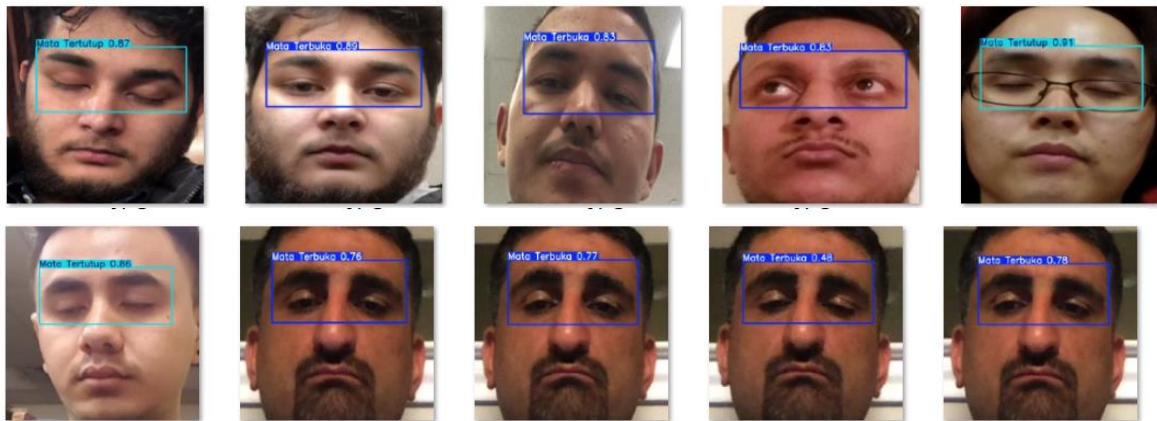
Gambar 7. Confusion matrix

Tabel 2. Hasil Pengujian Model

True/Predicted	Mata Terbuka (Predicted)	Mata Tertutup (Predicted)	Background (Predicted)
Mata Terbuka	0.96	0.02	0.75
Mata Tertutup	0.04	0.98	0.25

6. Hasil Pengujian Model

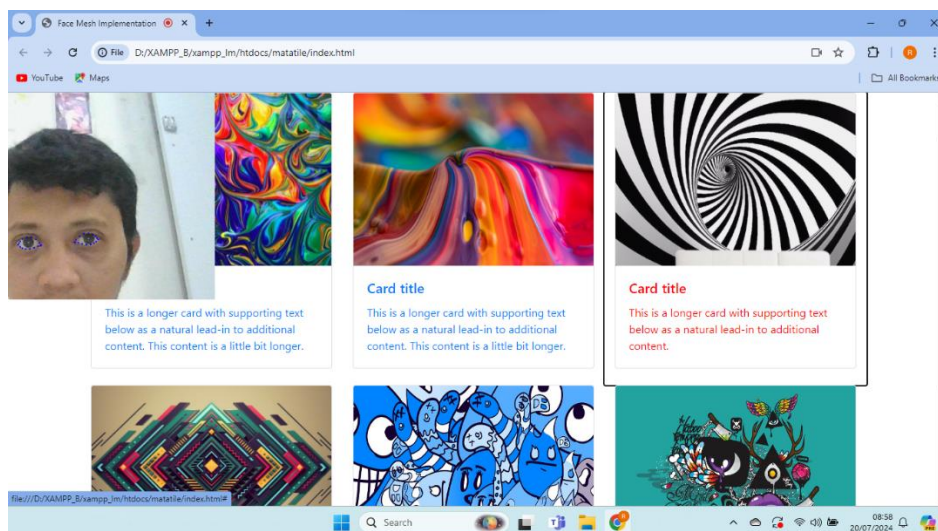
Sistem deteksi kedipan mata yang dikembangkan telah diuji menggunakan model CNN di Google Colab. Hasil deteksi menunjukkan bahwa model mampu mengenali kondisi mata terbuka dan tertutup dengan akurasi tinggi, yang ditandai dengan bounding box pada area mata. Pada pengujian, model merespons kedipan mata secara real-time, memberikan hasil deteksi yang konsisten dalam berbagai kondisi pencahayaan dan posisi wajah.



Gambar 8. Hasil pengujian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil pengembangan dan implementasi sistem akses web berbasis kedipan mata menggunakan teknologi deep learning. Hasil penelitian ini ditampilkan melalui beberapa screenshot dari aplikasi web yang telah dibangun dan dijelaskan secara rinci.

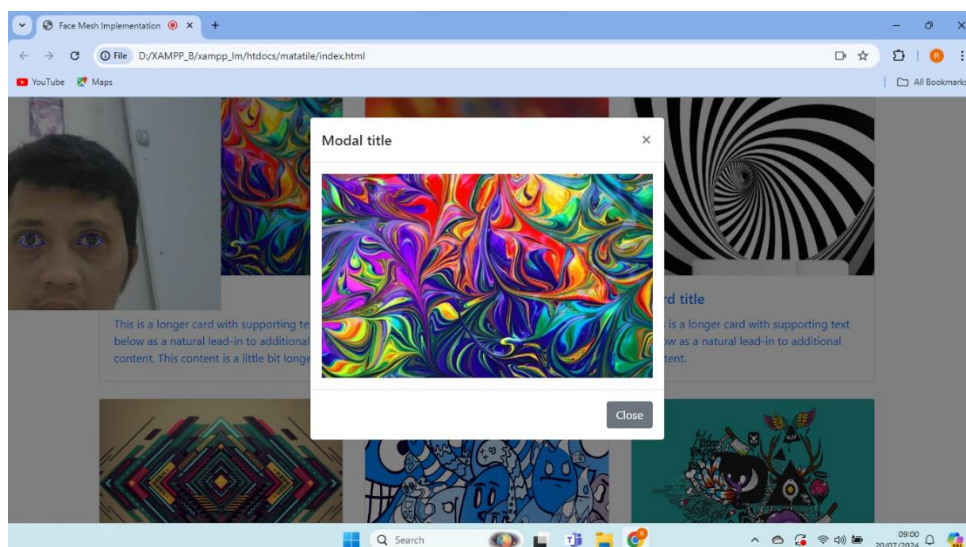


Gambar 9. Design web

Gambar di atas menunjukkan antarmuka utama dari aplikasi web yang telah dikembangkan. Aplikasi ini dirancang untuk memungkinkan pengguna dengan disabilitas tangan mengakses konten web melalui kedipan mata, memberikan mereka cara baru yang inovatif untuk berinteraksi dengan perangkat digital tanpa perlu menggunakan tangan mereka. Pada bagian ini, sistem mendeteksi kedipan mata pengguna menggunakan model deep learning yang telah dilatih dengan menggunakan TensorFlow, sebuah kerangka kerja pembelajaran mesin yang kuat. Dalam gambar tersebut, titik-titik pada mata pengguna menunjukkan titik-titik referensi yang digunakan oleh model untuk mendeteksi kedipan, yang merupakan bagian dari teknologi computer vision yang diterapkan.

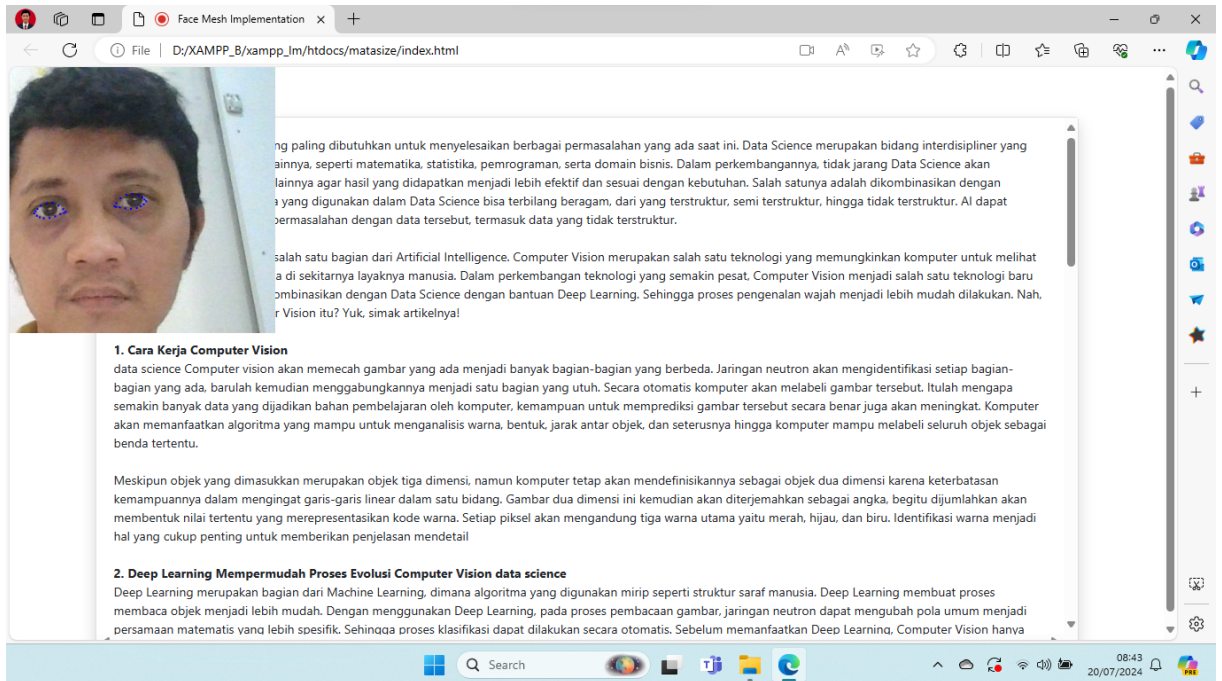
Setiap kedipan mata yang terdeteksi oleh sistem akan memindahkan kursor pada card yang akan dipilih. Dengan mengandalkan kedipan mata sebagai input, pengguna dapat menavigasi antarmuka aplikasi dengan mudah dan memilih konten yang diinginkan tanpa menggunakan perangkat input konvensional seperti mouse atau keyboard. Fitur ini sangat memudahkan pengguna dalam menavigasi dan memilih konten hanya dengan menggunakan kedipan mata, memberikan mereka kebebasan untuk mengakses informasi dan layanan web dengan lebih mandiri. Teknologi ini memanfaatkan titik-titik referensi pada mata untuk memastikan deteksi kedipan yang akurat, sehingga kursor dapat diarahkan ke card yang diinginkan dengan presisi tinggi.

Sistem ini dirancang untuk mendeteksi kedipan mata secara real-time dan mengarahkan kursor ke card yang dituju dengan cepat dan responsif. Hal ini memungkinkan interaksi yang intuitif dan mudah, yang sangat penting bagi pengguna dengan disabilitas tangan. Dalam proses pengembangan aplikasi ini, TensorFlow dan TensorBoard digunakan untuk melatih dan memonitor model deep learning, sementara Jenkins digunakan untuk continuous integration dan deployment, memastikan aplikasi selalu diperbarui dan berfungsi optimal. Dengan antarmuka yang responsif dan teknologi canggih di baliknya, aplikasi ini memberikan solusi yang inovatif dan inklusif bagi pengguna dengan disabilitas tangan untuk berinteraksi dengan dunia digital.



Gambar 10. Design detail card

Gambar di atas juga menunjukkan fitur modal pop-up yang muncul saat pengguna melakukan kedipan mata. Modal ini menampilkan konten tambahan seperti gambar atau informasi detail lainnya.



Gambar 11. Design resize content

Gambar di atas menunjukkan bagaimana sistem berinteraksi dengan ukuran font berdasarkan kedipan mata pengguna. Ketika pengguna membesarkan mata, ukuran font pada tampilan web akan membesar. Begitu juga sebaliknya, ketika mata dikescilkan, ukuran font akan mengecil. Fitur ini dirancang untuk meningkatkan keterbacaan dan kenyamanan bagi pengguna dengan gangguan penglihatan atau disabilitas tangan.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari proyek ini adalah bahwa teknologi kedipan mata yang didukung oleh model deep learning seperti CNN berhasil diimplementasikan untuk meningkatkan aksesibilitas web bagi pengguna dengan disabilitas tangan. Berdasarkan hasil pelatihan model, metrik evaluasi menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi deteksi yang cukup baik dalam mengenali kedipan mata sebagai input navigasi. Meskipun sistem ini sudah dapat diterapkan dalam skenario nyata, ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut, terutama dalam hal peningkatan kecepatan respon dan pengurangan kesalahan prediksi. Umpan balik dari pengguna juga menunjukkan potensi besar teknologi ini untuk diadopsi lebih luas, dengan fokus pada kenyamanan dan efisiensi interaksi yang lebih optimal.

PENELITIAN LANJUTAN

Dalam penulisan artikel ini peneliti menyadari masih banyak kekurangan baik dari segi bahasa, penulisan, dan bentuk penyajian mengingat keterbatasan pengetahuan dan kemampuan dari peneliti sendiri. Oleh karena itu, untuk kesempurnaan artikel, peneliti mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari berbagai pihak.

DAFTAR PUSTAKA

- K. Azmi, S. Defit, and Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," 2023.
- A. Anggraini and H. Zakaria, "Penerapan Metode Deep Learning Pada Aplikasi Pembelajaran Menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (Studi Kasus: SLB-BC Mahardika Depok)," 2023.
- A. Meirza and N. R. Puteri, "Implementasi Metode YOLOV5 dan Tesseract OCR untuk Deteksi Plat Nomor Kendaraan," 2024.
- M. Tarmizi and Yahfizham, "Perspektif Mahasiswa Terhadap Penggunaan Kecerdasan Buatan ChatGPT dalam Penyusunan Tugas Akhir," 2024.
- R. Rizal, Martanto, and Y. A. Wijaya, "Analisa Dataset Software Defined Network Intrusion Menggunakan Algoritma Deep Learning H2O," 2022.