

ANALISIS PERFORMA METODE YOLO DAN VIOLA-JONES PADA APLIKASI DETEKSI KANTUK

Alven Safik Ritonga¹, Isnaini Muhandhis²

¹ Universitas Wijaya Putra

Jalan Raya Benowo NO.1-3 Surabaya

² Universitas Wijaya Putra

Jalan Raya Benowo No. 1-3 Surabaya

¹alvensafik@uwp.ac.id, ²isnainimuhandhis@uwp.ac.id

ABSTRAK

Pendeteksian kantuk merupakan hal penting dalam menjaga keselamatan, terutama dalam konteks transportasi dan lingkungan kerja. Dalam upaya untuk mengembangkan aplikasi pendeteksi kantuk yang efektif, metode-metode berbasis visi komputer, seperti YOLO (You Only Look Once) dan Viola-Jones, telah menjadi fokus penelitian yang signifikan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa kedua metode tersebut dalam aplikasi pendeteksi kantuk berbasis website. Pendekatan pemecahan masalah yang terstruktur digunakan untuk mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan dari masing-masing metode. Evaluasi dilakukan menggunakan kriteria seperti akurasi deteksi, kecepatan pemrosesan, efisiensi sumber daya, dan robustness terhadap variasi kondisi lingkungan. Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi dataset video dan gambar yang mencakup berbagai kondisi pencahayaan dan posisi wajah. Kedua metode YOLO dan Viola-Jones menggunakan dataset, algoritma untuk klasifikasi menggunakan CNN (Convolutional Neural Network) dan jumlah epoch yang sama. training metode Viola-Jones lebih cepat, 13 menit 37 detik. Dibandingkan dengan metode Yolo membutuhkan waktu 400 menit. Perbandingan keakurasian kedua metode, nilai metrik Viola-Jones 0,9 lebih besar dibandingkan metode Yolo 0,75, berarti metode Viola-Jones memiliki ketepatan yang tinggi dalam mengklasifikasi kondisi "kantuk". Nilai metrik Recall Viola-Jones 0,88 lebih besar dibandingkan metode Yolo 0,75. Nilai metrik F1-score Viola-Jones 0,88 lebih besar dibandingkan metode Yolo 0,70, hal ini menunjukkan performa model metode Viola-Jones cukup baik dalam mendeteksi kondisi "kantuk".

Kata Kunci: Deteksi Kantuk, Metode YOLO, Metode Viola-Jones, Visi Komputer, Performa Algoritma.

ABSTRACT

Drowsiness detection is a crucial aspect of ensuring safety, particularly in the contexts of transportation and work environments. In the effort to develop an effective drowsiness detection application, computer vision-based methods such as YOLO (You Only Look Once) and Viola-Jones have become significant research focuses. This study aims to compare the performance of these two methods in a web-based drowsiness detection application. A structured problem-solving approach is employed to identify the strengths and weaknesses of each method. The evaluation is conducted using criteria such as detection accuracy, processing speed, resource efficiency, and robustness to environmental condition variations. The data used in this study include video and image datasets covering various lighting conditions and facial positions. Both the YOLO and Viola-Jones methods utilize the same dataset, classification algorithm (Convolutional Neural Network or CNN), and number of epochs. The training time for the Viola-Jones method is faster, taking 13 minutes and 37 seconds, compared to YOLO, which requires 400 minutes. In terms of accuracy, Viola-Jones achieves a metric value of 0.9, which is higher than YOLO's 0.75, indicating that the Viola-Jones method is more precise in classifying "drowsiness" conditions. The Recall metric for Viola-Jones is 0.88, surpassing YOLO's 0.75. Similarly, the F1-score for Viola-Jones is 0.88, greater than YOLO's 0.70. These results demonstrate that the Viola-Jones method performs well in detecting "drowsiness" conditions.

Keywords : Drowsiness Detection, YOLO Method, Viola-Jones Method, Computer Vision, Algorithm Performance.

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang terus berkembang, keselamatan dan kesehatan menjadi perhatian utama dalam berbagai sektor, terutama di bidang transportasi dan industri. Salah satu tantangan signifikan yang kerap dihadapi adalah rasa kantuk, yang dapat menurunkan produktivitas serta meningkatkan risiko kecelakaan. Kondisi ini, yang sering kali tidak terdeteksi secara dini, menjadi penyebab utama berbagai insiden yang merugikan baik dari segi ekonomi maupun keselamatan jiwa.

Pendeteksian kantuk berbasis teknologi telah menjadi salah satu solusi inovatif yang menjanjikan. Menggunakan visi komputer, tanda-tanda kantuk seperti mata tertutup, sering menguap, dan gerakan kepala yang tidak stabil dapat dianalisis secara otomatis dan real-time [1]. Teknologi ini tidak hanya relevan bagi pengemudi dalam mencegah kecelakaan lalu lintas, tetapi juga bagi pekerja di industri untuk meningkatkan keselamatan kerja dan efisiensi operasional. Dalam konteks ini, aplikasi berbasis website muncul sebagai alat yang praktis dan mudah diakses, memungkinkan pengguna dari berbagai latar belakang untuk memanfaatkan solusi ini.

Kemajuan dalam pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah membuka jalan bagi pengembangan algoritma deteksi kantuk yang lebih canggih. Dua pendekatan utama yang sering digunakan adalah metode Viola-Jones dan YOLO (You Only Look Once) [2]. Masing-masing metode memiliki keunggulan dalam hal kecepatan, akurasi, dan efisiensi, yang menjadi pertimbangan penting dalam implementasi sistem berbasis web. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa kedua metode tersebut dalam konteks aplikasi pendeteksi kantuk berbasis website [3].

Artikel ini akan mengeksplorasi latar belakang, metode, dan tujuan penelitian, serta pendekatan sistematis yang digunakan untuk membandingkan algoritma Viola-Jones dan YOLO. Dengan pemaparan yang komprehensif, diharapkan dapat memberikan panduan bagi pengembang dalam memilih teknologi yang paling sesuai untuk mendeteksi tanda-tanda kantuk secara efektif dan efisien.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama yang dirancang untuk memastikan pengembangan sistem deteksi kantuk berbasis web yang efektif dan efisien. Metode penelitian mencakup studi literatur, pengumpulan dan persiapan dataset, pengembangan

aplikasi, integrasi metode deteksi, pengujian performa, analisis hasil, dan penyusunan perbandingan performa metode.

A. Studi Literatur

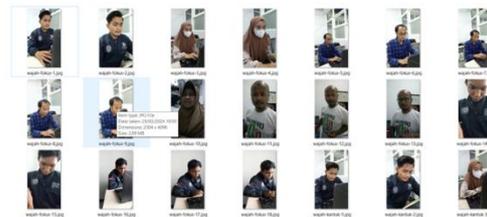
Studi literatur bertujuan untuk:

1. Mengkaji metode deteksi objek seperti YOLO dan Viola-Jones [4].
2. Mempelajari aplikasi pendeteksi kantuk yang telah ada dan teknologi pendukungnya.
3. Mengidentifikasi kesenjangan penelitian dan kontribusi yang dapat diberikan.

Sumber literatur utama berupa artikel ilmiah yang membahas kedua metode, serta jurnal terkait pengembangan aplikasi pendeteksi kantuk.

B. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian adalah data gambar (image) yang berasal dari sumber internal yang diambil melalui kamera local peneliti [5], seperti yang diperlihatkan di gambar 1, dan sumber eksternal yang diunduh dari platform *Roboflow* dan CED Dataset, seperti yang diperlihatkan pada gambar 2 berikut ini.



Gambar. 1 Contoh Data Internal



Gambar. 2 Contoh Data Eksternal

C. Pembagian Data

Pembagian data ini tergantung metode apa yang akan digunakan. Menggunakan metode Yolo, dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 3.232, dengan pembagian data training 80% atau sebanyak 2.586 data, dan data testing 20% atau sebanyak 646 data [6]. Sedangkan menggunakan metode Viola-Jones, dari 3.232 dataset tersebut, kemudian dibagi 2 yaitu, data fokus sebanyak 1.432 data dan data kantuk sebanyak 1.800 data, kemudian

masing-masing kelompok data dibagi 80% data training dan 20% data testing [7].

D. Anotasi Data

Proses selanjutnya melibatkan anotasi dataset, di mana setiap gambar diberi label "fokus" atau "kantuk". Anotasi dilakukan menggunakan platform *Roboflow* yang menghasilkan format data berupa file .txt berisi koordinat bounding box (x, y, w, h) dan kelas objek (c), seperti gambar 3 berikut ini [8].



Gambar. 3 Anotasi Data

E. Transformasi Data

Setelah proses anotasi dan ekstraksi data, maka dataset akan bertambah, yaitu dataset gambar dan dataset teks, seperti gambar 4 berikut ini.



Gambar. 4 Tranformasi Data

Dataset teks berisi angka-angka yang merepresentasikan titik anotasi sesuai dengan format algoritma yang digunakan. Transformasi ini bertujuan untuk mengubah data gambar yang awalnya belum dianotasi menjadi data yang memiliki nilai numerik dalam bentuk teks. Meski demikian, proses transformasi ini tidak mengubah fungsi utama data gambar [9]. Kedua jenis data, baik gambar maupun teks, akan digunakan secara bersamaan dalam proses pelatihan model.

F. Modelling

1) *Metode YOLO*: YOLO adalah algoritma berbasis CNN yang mendeteksi objek dengan menerapkan jaringan syaraf tunggal pada keseluruhan gambar. Algoritma ini membagi gambar menjadi grid dan memprediksi keberadaan objek pada setiap sel dengan

menggunakan bounding box dan nilai confidence. Versi yang digunakan peneliti adalah algoritma 'YOLOv8' dengan arsitektur 'YOLOv8s.pt', yang sangat sesuai dengan dataset yang digunakan. Dalam proses pengolahan, penulis hanya membutuhkan dua kategori untuk dipahami oleh model [10]. Selain itu, arsitektur ini memiliki keunggulan dalam hal kecepatan pelatihan dan tingkat presisi yang relatif tinggi. 'YOLOv8s.pt' adalah model dengan bobot terkecil kedua di antara model-model dalam algoritma 'YOLOv8'.

2) *Metode Viola-Jones*; penelitian ini juga memanfaatkan metode Viola-Jones dengan Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi kantuk, dengan tujuan memanfaatkan keunggulan masing-masing metode. Integrasi kedua metode ini berfungsi untuk mendeteksi apakah mata tertutup atau terbuka dengan cepat dan akurat, khususnya dalam sistem deteksi kantuk. Viola-Jones adalah algoritma deteksi objek klasik yang sangat efektif dalam mendeteksi wajah dan fitur wajah seperti mata [11]. Pada tahap awal, metode ini digunakan untuk menemukan area wajah pada gambar atau video melalui beberapa langkah[12]:

- Menggunakan detektor berbasis kaskade (cascade classifier) untuk mengenali pola wajah.
- Algoritma Viola-Jones mampu mengenali lokasi wajah dengan sangat cepat, yang penting untuk aplikasi deteksi objek secara waktu nyata.
- Deteksi ini menghasilkan kotak pembatas (bounding box) yang mengelilingi wajah. Setelah wajah terdeteksi, sistem kemudian menggunakan detektor mata berbasis Viola-Jones untuk mendeteksi area mata dalam wajah yang telah dikenali. Proses deteksi mata ini membantu mempersempit area yang akan diproses lebih lanjut oleh CNN, meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam mendeteksi kantuk.

G. Pengujian Performa Model

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi akurasi, kecepatan, dan efisiensi kedua metode. Data yang digunakan untuk pengujian adalah dataset uji, dataset beragam kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi wajah. Metriks evaluasi yang digunakan, yaitu; Akurasi, Presisi, Recall, F1-Score, dan waktu pemrosesan, berikut penjelasan mengenai metriks evaluasi tersebut [13];

- Akurasi: menunjukkan seberapa tepat model dalam melakukan prediksi secara keseluruhan.

- Presisi: digunakan untuk melihat ketepatan model dalam mengidentifikasi kondisi "kantuk" tanpa memprediksi secara salah.
- Recall: menunjukkan sensitivitas model atau kemampuannya untuk mendeteksi kondisi "kantuk" yang benar-benar terjadi.
- F1-Score: digunakan saat keseimbangan antara precision dan recall penting untuk performa model secara keseluruhan.

Hasil pengujian dianalisis untuk mengevaluasi keunggulan dan kekurangan kedua metode berdasarkan metrik evaluasi di atas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Training Model Metode YOLO

Proses pelatihan model memerlukan waktu yang bervariasi, tergantung pada beberapa faktor, seperti nilai epoch, arsitektur model yang digunakan, ukuran batch, dan jenis pelatihan yang diterapkan [14]. Dalam penelitian ini, penulis mengatur nilai epoch sebesar 100, menggunakan arsitektur model 'yolov8s.pt', ukuran batch sebesar delapan, serta menerapkan pelatihan paralel, seperti gambar 5 di bawah ini. Pelatihan paralel ini berarti bahwa YOLO tidak hanya melibatkan pemrosesan melalui inti CPU dan RAM, tetapi juga memanfaatkan komponen GPU. GPU yang digunakan dalam penelitian ini adalah GPU dari Nvidia.

```

# Windows Prompt - python training
4 -1 2 37932 ultralytics.nn.modules.block.C2F [128, 128, 2, True]
5 -1 1 29424 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [128, 256, 3, 2]
6 -1 2 78648 ultralytics.nn.modules.block.C2F [256, 256, 2, True]
7 -1 1 138672 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [256, 512, 3, 2]
8 -1 1 181888 ultralytics.nn.modules.block.C2F [512, 512, 2, True]
9 -1 1 654896 ultralytics.nn.modules.block.SPPF [512, 512, 5]
10 -1 1 0 torch.nn.modules.upsampling.upsample [None, 2, 'nearest']
11 [-1, 4] 1 0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
12 -1 1 591360 ultralytics.nn.modules.block.C2F [768, 256, 1]
13 -1 1 0 torch.nn.modules.upsampling.upsample [1]
14 [-1, 4] 1 0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
15 -1 1 148224 ultralytics.nn.modules.block.C2F [384, 128, 1]
16 -1 1 147712 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [128, 128, 3, 2]
17 [-1, 12] 1 0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
18 -1 1 493968 ultralytics.nn.modules.block.C2F [384, 256, 1]
19 -1 1 598368 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [256, 256, 3, 2]
20 [-1, 8] 1 0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
21 -1 1 1969152 ultralytics.nn.modules.block.C2F [768, 512, 1]
22 [15, 18, 21] 1 2218432 ultralytics.nn.modules.head.Detect [1, [128, 256, 512]]

Model summary: 225 layers, 11138374 parameters, 11138358 gradients, 28.6 GFLOPs

Transferred 348/355 items from pretrained weights
TensorBoard: Start with 'tensorboard --logdir runs/detect/yolov8s_unks2-v2_batch8_epoch100_log6482', view at http://localhost:6006/
AMP: Raising Automatic Mixed Precision (AMP) checks with YOLOv8n...
AMP: checks passed
train: Scanning C:\Users\Nashwan\Music\unks2-v2\yolo\train\labels.cache... 3321 images, 3 backgrounds, 0 corrupt: 180
WARNING: Box and segment counts should be equal, but got len(segments) = 81, len(boxes) = 3582. To resolve this only boxes will be used and all segments will be removed. To avoid this please supply either a segment or segment dataset, not a detect-segment mixed dataset.
val: Scanning C:\Users\Nashwan\Music\unks2-v2\yolo\val\labels.cache... 189 images, 0 backgrounds, 0 corrupt: 185
Plotting labels to runs/detect/yolov8s_unks2-v2_batch8_epoch100_log6482/labels.jpg...
optimizer: AdamW(lr=0.001), momentum=0.9, with parameter groups 17 weight(decay=0.0), 64 bias(decay=0.0)
Image sizes 640 train, 640 val
Using 8 data loader workers
Logging results to runs/detect/yolov8s_unks2-v2_batch8_epoch100_log6482
Starting training for 100 epochs...

Epoch GPU_mem box_loss cls_loss off_loss Instances Size
1/100 2.186 2.124 1.524 2.396 1.881 14 640: 495 | 166/416 [02:49:03:07,
  
```

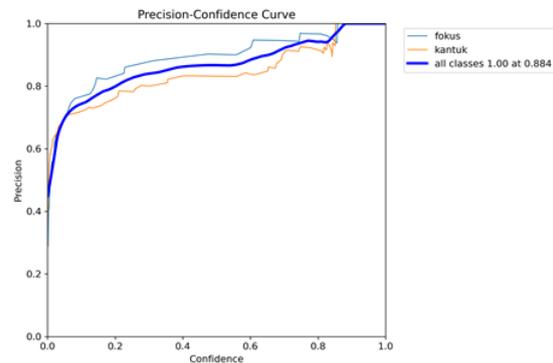
Gambar. 5 Proses Training Berjalan

Proses pelatihan data yang dilakukan oleh penulis berlangsung selama 400 menit, atau sekitar enam jam 40 menit, dengan waktu pelatihan untuk setiap epoch adalah empat menit. Output dari proses pelatihan model ini disimpan dalam sebuah folder sebagai hasil akhir dari training tersebut.

B. Pengujian Model Metode YOLO

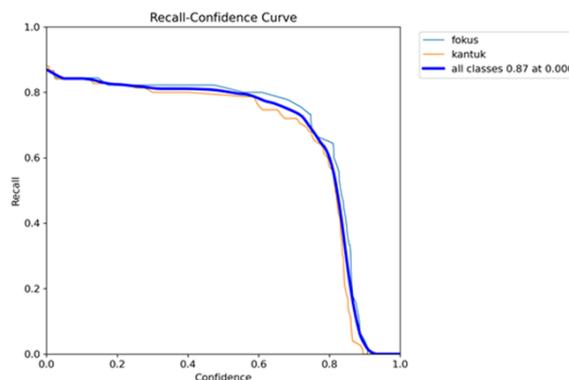
Model diuji selama proses pelatihan. Setelah menyelesaikan satu epoch pelatihan, YOLO akan menguji model tersebut menggunakan gambar dari folder test. Hasil pengujian ini akan menghasilkan nilai mAP untuk model pada epoch tersebut [15].

Seperti gambar 6 berikut ini, adalah grafik confidence precision (presisi). Grafik ini menunjukkan bahwa seluruh kelas (fokus dan kantuk) memiliki presisi 1.00 pada tingkat kepercayaan sekitar 0.884. Artinya, pada tingkat kepercayaan tersebut, model berhasil mendeteksi dengan sangat akurat baik kategori fokus maupun kantuk.



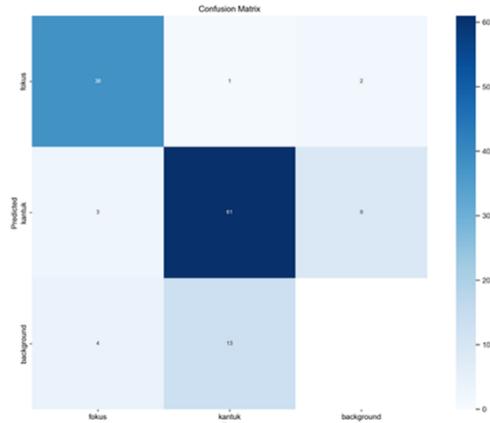
Gambar. 6 Grafik Precision

Grafik pada gambar 7 di bawah ini, menunjukkan kurva pengujian metrik recall, yang mengindikasikan performa model dengan nilai 0,87 untuk semua kelas. Artinya, model berhasil mengenali 87 persen ulasan positif dari kedua kelas. Jika dirinci, model mampu mendeteksi kelas positif sebesar 42,5 persen untuk kelas kantuk dan kelas fokus. Kinerja model pada metrik recall berlawanan dengan metrik presisi, di mana grafik recall menunjukkan peningkatan nilai ketika tingkat confidence lebih rendah.



Gambar. 7 Grafik Recall

Hasil pengujian model menggunakan data testing disajikan dalam bentuk grafik confusion matrix seperti yang ditampilkan gambar 8, berikut ini.



Gambar. 8 Confusion Matriks Hasil Training

Gambar 8 di atas menunjukkan bahwa:

- Model cukup baik dalam mengklasifikasikan "fokus" dan "kantuk", dengan 38 dan 61 prediksi yang benar untuk masing-masing kategori tersebut.
- Namun, model memiliki kesalahan dalam mengklasifikasikan data sebagai "background", dengan 2 data yang salah diklasifikasikan sebagai "background" saat seharusnya "fokus", dan 9 data "kantuk" yang salah diklasifikasikan sebagai "background".
- Secara keseluruhan, model dapat membedakan antara kategori "fokus", "kantuk", dan "background", meskipun ada beberapa kesalahan prediksi.

Berdasarkan confusion matrik tersebut, bisa dihitung metrik evaluasi, berikut ini.

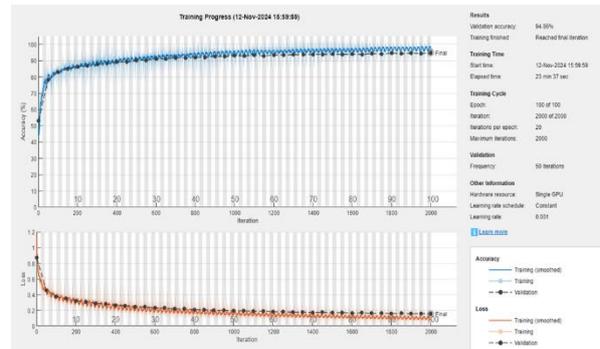
- Presisi :0,75
- Recall :0,75
- Akurasi :0,82
- F1-Score :0,75

Evaluasi metrik secara keseluruhan, seperti yang ditunjukkan di atas, memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja model. Dari perhitungan tersebut, metrik recall mencapai 75 persen, yang berarti model berhasil mengenali 99 objek positif dari total 131 objek. Rinciannya adalah 38 objek positif pada kelas fokus, 61 objek positif pada kelas kantuk, dan 0 objek pada kelas background. Metrik precision juga mencatat nilai 75 persen, sejalan dengan nilai pada recall, dengan pembagian objek yang sama. Untuk metrik akurasi,

model mencapai 82 persen, menunjukkan kemampuannya untuk memprediksi kelas positif dan negatif dengan benar pada masing-masing kelas. Dari 361 prediksi yang dilakukan, model menghasilkan 99 prediksi positif dan 198 prediksi negatif untuk setiap kelas.

C. Hasil Training Model Metode Viola-Jones

Gambar 9 di bawah ini, menunjukkan grafik progres pelatihan model yang terdiri dari dua bagian: akurasi dan loss selama pelatihan (training) dan validasi. Akurasi meningkat secara signifikan pada awal iterasi hingga sekitar 500 iterasi, lalu stabil mendekati nilai maksimum (94,86% untuk validasi), menunjukkan bahwa Akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan pola konsisten, yang menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting [16]. Mencapai akurasi validasi 94,86% menunjukkan tingkat akurasi model pada data validasi setelah pelatihan selesai, dengan durasi pelatihan 23 menit 36 detik. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch (setiap epoch terdiri dari 20 iterasi), dengan parameter learning rate 0,001.



Gambar. 9 Grafik Proses Training

D. Pengujian Model Metode Viola-Jones

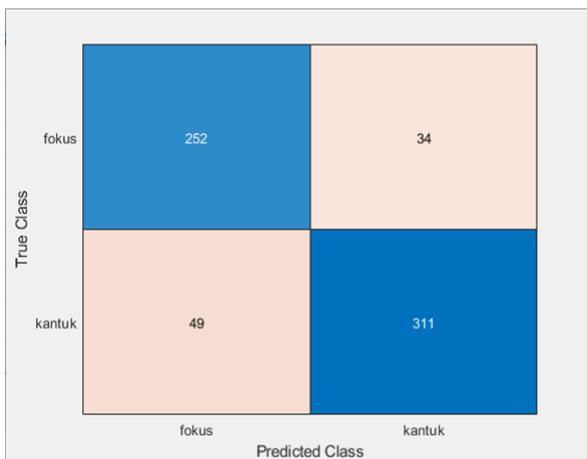
Proses training model dengan jumlah epoch maksimal 100, learning rata 0,001 dan menggunakan GPU single, diperoleh nilai-nilai metrik berikut ini;

- Precision : 0,90
- Recall : 0,86
- F1-Score : 0,88
- Akurasi : 0,87

Nilai metrik precision meningkat seiring dengan meningkatnya nilai confidence. Nilai confidence sekitar 0,90. Menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan yang tinggi dalam mengklasifikasikan kondisi "kantuk" (atau "mata tertutup") dengan benar. Nilai metrik recall yang menunjukkan performa model menunjukkan nilai 0,86 di semua kelas. Menunjukkan bahwa model Anda cukup baik dalam menemukan kondisi "kantuk" yang

sebenarnya terjadi dalam data uji. Nilai metrik F1-score sebesar 0,88 hampir mendekati 1 menunjukkan kinerja model dalam menyeimbangkan antara precision (ketepatan) dan recall (kelengkapan) dalam klasifikasi. Ini berarti model berhasil dalam mengidentifikasi kondisi kantuk (mata tertutup) dan kondisi fokus (mata terbuka) dengan cukup akurat dan konsisten.

Nilai-nilai metrik yang disebutkan di atas juga dapat disajikan dalam bentuk confusion matrix, seperti yang ditampilkan pada Gambar 10 berikut ini.



Gambar. 10 Confusion Matriks Hasil Training

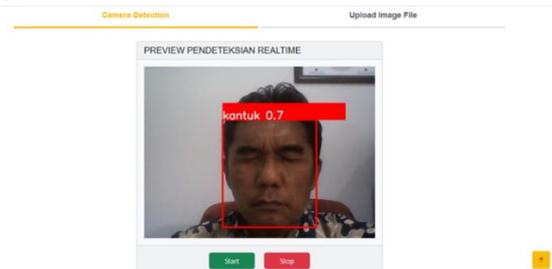
Berdasarkan confusion matrix yang ditampilkan, berbagai metrik evaluasi dapat dihitung untuk menilai kinerja model dalam mendeteksi kondisi "fokus" dan "kantuk." Berikut adalah penjelasan confusion matrix:

- True Positives (TP):311 – Model berhasil memprediksi kondisi "kantuk" dengan benar.
- False Positives (FP):34 – Model memprediksi "kantuk," tetapi sebenarnya kondisi tersebut adalah "fokus".
- True Negatives (TN):252 – Model berhasil memprediksi kondisi "fokus" dengan benar.
- False Negatives (FN):49-Model memprediksi "fokus," tetapi sebenarnya kondisi tersebut adalah "kantuk".

Dari confusion matrix ini, bisa menyimpulkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mendeteksi kantuk dengan precision, recall, dan F1-score yang tinggi. Precision yang tinggi mengindikasikan sedikitnya prediksi salah untuk "kantuk," sementara recall yang cukup tinggi menunjukkan model mampu mendeteksi sebagian besar kondisi "kantuk" yang sebenarnya ada.

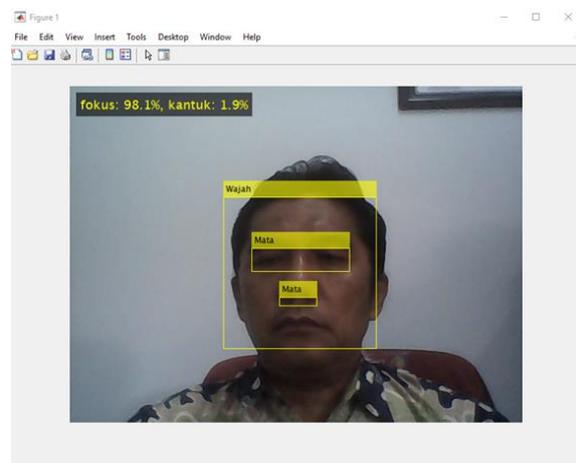
E. Penerapan Metode YOLO dan Viola-Jones

Gambar 11 di bawah ini adalah tampilan webcam deteksi YOLO dalam tampilan website ketika fitur webcam detection berjalan. Fitur ini mendeteksi secara realtime menggunakan perantara webcam sebagai input data yang akan diprediksi. Dicontohkan pada tampilan gambar 11 ini, model meyakini input data tersebut masuk dalam kelas fokus dengan persentase kantuk 70%.



Gambar. 11 Tampilan Webcam Deteksi YOLO

Pada gambar 12 berikut ini, ini menunjukkan tampilan antarmuka dari sistem deteksi kantuk yang menggunakan metode Viola-Jones dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk memantau kondisi mata pengguna. Kotak berwarna kuning di sekitar wajah bertuliskan "Wajah" menunjukkan area wajah yang berhasil terdeteksi oleh sistem dengan metode Viola-Jones. Kotak kecil di dalam area wajah bertuliskan "Mata" menandakan lokasi mata pengguna yang juga dideteksi menggunakan metode yang sama. Area mata inilah yang nantinya akan diproses oleh CNN untuk menentukan apakah mata dalam kondisi fokus atau kantuk. Pada gambar ini, sistem mendeteksi bahwa pengguna berada dalam keadaan fokus dengan tingkat keyakinan 98.1%.



Gambar. 12 Tampilan Webcam Deteksi Viola-Jones

F. *Perbandingan Performa Metode YOLO dengan Viola-Jones*

Berikut ini pada tabel 1 adalah tabel perbandingan performa antara metode YOLO (You Only Look Once) dan Viola-Jones berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, dengan menggunakan parameter jumlah epoch 100 dan learning rate 0,001.

Tabel 1
Performa Metode Yolo Dan Metode Viola-Jones

Metode	Waktu Training	Presisi	Recall	F1-Score	Akurasi
YOLO	400 Menit	0,75	0,75	0,75	0,82
Viola-Jones	13 Menit 37 detik	0,90	0,86	0,88	0,87

G. *Pengaruh Kualitas Kamera Laptop Terhadap Performa Model.*

Kualitas kamera memainkan peran penting dalam memengaruhi hasil pengolahan citra, terutama dalam proses deteksi kondisi fokus dan kantuk [17]. Pada penelitian ini menggunakan kamera laptop pada umumnya memiliki spesifikasi yang lebih rendah, yang berdampak pada aspek berikut:

- Area deteksi menjadi lebih buram, sehingga model seperti YOLO mengalami kesulitan dalam mengenali fitur yang diperlukan untuk klasifikasi. Hal ini berkontribusi pada tingkat presisi dan recall yang lebih rendah (masing-masing sebesar 0,75) dibandingkan dengan metode Viola-Jones.
- Kurang mampu menangkap gambar dengan baik di lingkungan bercahaya rendah, menghasilkan noise atau gangguan visual, mengakibatkan Penurunan performa model, terutama pada metode YOLO yang bergantung pada kualitas citra dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek.
- Pada metode Viola-Jones, pengaruh kualitas kamera laptop relatif lebih kecil dibandingkan YOLO karena Viola-Jones menggunakan pendekatan berbasis fitur (seperti pola wajah dan mata).

IV. KESIMPULAN

Ada beberapa kesimpulan yang diambil dari hasil dan pembahasan.

1. Metode Viola-Jones menunjukkan keunggulan dalam hal precision 0,90, recall 0,86, F1-score 0,88, mencapai akurasi yang lebih baik secara keseluruhan 87% dan waktu pelatihan yang jauh lebih cepat 13 menit 37 detik. Hal ini menjadikannya metode yang lebih efisien untuk deteksi kondisi fokus dan kantuk.
2. Metode YOLO, meskipun memiliki waktu pelatihan yang lebih lama 400 menit, mencapai akurasi yang baik secara keseluruhan 82%. Namun, nilai precision dan recall masing-masing hanya sebesar 0,75, menunjukkan performa yang kurang optimal dibandingkan Viola-Jones.
3. Viola-Jones lebih stabil dalam mendeteksi wajah dan mata meskipun menggunakan kamera dengan kualitas rendah, menjadikannya lebih andal untuk aplikasi berbasis pengawasan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini tidak akan dapat terlaksana tanpa dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, kami ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada; teman-teman peneliti dan rekan-rekan sesama dosen, mahasiswa-mahasiswa saya yang membantu dalam pengumpulan data.

REFERENSI

- [1] Albadawi, Y., AlRedhaei, A. & Takruri, M. Real-Time Machine Learning-Based Driver Drowsiness Detection Using Visual Features. *J. Imaging* 9, 2023.
- [2] Yedidiya, N. et al., Perbandingan Metode Yolo Dan Fast R-Cnn Dalam Sistem Deteksi Pengenalan Kendaraan. *JRIIN J. Ris. Inform. dan Inov.* 1, p.431–436, 2023.
- [3] Amanda, A. Z., Lestari, D. P., Basori, J. A., Satifa, R. & Rosyani, P. Perbandingan Metode You Only Look Once (YOLO) Dan Metode Single Shot Detector (SSD) Dalam Pendeteksian Objek Dengan Fokus Pada Wajah. *J. AI dan SPK J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan* 1, p.140–146, 2023.
- [4] Marzuman, Muharnis, Azizul, Rinaldi, D. M. & Prasetyo, B. Perbandingan Metode Haar Cascade, YoloV3, dan TinyYoloV3 Dalam Mendeteksi Kendaraan Bermotor Berbasis Video. *Proceeding Appl. Bus. Eng. Conf.* 17–19, 2022.
- [5] Taib, M.S., Sudin, S., dan Muhammad, H.A., Implementasi Face Detection Dan Recognition Menggunakan Python Dengan Numpy Dan Opencv Menggunakan Metode Haar-Cascade Dan Lbph (Local Binary Pattern Histogram). *Dintek: Jurnal Tekn.* Vol.14, p.97-102, 2021.

-
-
- [6] Alfarizi, D. N., Pangestu, R. A., Aditya, D., Setiawan, M. A. & Rosyani, P. Penggunaan Metode YOLO Pada Deteksi Objek: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis. *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan* 1, 54–63, 2023.
- [7] Mulyana, D. I. & Edi. Penerapan Face Recognition Dengan Algoritma Viola Jones Dalam Sistem Presensi Kehadiran Siswa Dan Guru Pada Sekolah Idn Boarding School Jonggol. *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.* 4, 1749–1757, 2023.
- [8] Hayati, J.N., Singasati, D., dan Muttaqin, R.M., Object Tracking Menggunakan Algoritma You Only Look Once (Yolo)V8 Untuk Menghitung Kendaraan. *KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika.* Vol.12, p. 91-99, 2023.
- [9] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. & Farhadi, A. You only look once: Unified, real-time object detection. *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.* 2016- Decem, 779–788, 2016.
- [10] Naufal, E. and Tanadi, D., Sistem Pendeteksi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur YOLOv8 Berbasis Website. *Neptunus: Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, vol.2, no.3, 2024.
- [11] Hermawati, F. A. & Zai, R. A. Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2021 Sistem Deteksi Pemakaian Masker Menggunakan Metode Viola-Jones dan Convolutional Neural Networks (CNN). *Proceeding KONIK(Konferensi Nas. Ilmu Komputer)* 5, 182–187, 2021.
- [12] Imanuddin, I., Alhadi, F., Oktafian, R. & Ihsan, A. Deteksi Mata Mengantuk pada Pengemudi Mobil Menggunakan Metode Viola Jones. *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.* 18, 321–329, 2019.
- [13] Putra, B., Pamungkas, G., Nugroho, B. & Anggraeny, F. Deteksi dan Menghitung Manusia Menggunakan YOLO-CNN. *J. Inform. dan Sist. Inf.* 02, 67–76, 2021.
- [14] Fadhilah, Z., dan Marpaung, L.N., Pengenalan Alfabet SIBI Menggunakan Convolutional Neural Network sebagai Media Pembelajaran Bagi Masyarakat Umum, *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol.8, no.2, 2023.
- [15] Armin, E.U. *et al.*, Performa Model YOLOv8 untuk Deteksi Kondisi Mengantuk pada pengemudi mobil, *BRAHMANA: Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 51, no.1, pp. 67–76, 2023.
- [16] Syafira, A. R. Sistem Deteksi Wajah Dengan Modifikasi Metode Viola Jones. *J. Tek. Elektro* 17, 1–8, 2020.
- [17] Sari, P.I., Ramadhani, F., Satria, A., dan Apdilah, D., Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones, *Hello World; Jurnal Ilmu Komputer*, vol.02, no. 03, 2023.