

## PEMODELAN DETEKSI BELA DIRI BERBASIS WEB DENGAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE V8

Rifan Afiansyah, Prajoko, Asriyanik

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi

Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Cikole, Kec. Cikole, Kota Sukabumi, Jawa Barat 43113

Rifanafiansyah054@ummi.ac.id

### ABSTRAK

Seni bela diri merupakan aktivitas yang tidak hanya berfungsi sebagai metode pertahanan diri, tetapi juga memiliki manfaat positif seperti menjaga kesehatan, meningkatkan disiplin, dan mempromosikan nilai-nilai budaya. Dengan minat yang semakin meningkat terhadap teknologi deteksi gerakan bela diri untuk tujuan pelatihan dan edukasi, penelitian sebelumnya telah menggunakan berbagai metode seperti Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi gerakan silat dengan akurasi 77%, serta Support Vector Machine dan YOLOv3 untuk klasifikasi pose dasar karate dengan hasil presisi, recall, dan F1 Score yang tinggi, meskipun masih terdapat tingkat kesalahan sebesar 66,66%. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya terbatas pada deteksi satu jenis bela diri. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi gerakan bela diri berbasis web menggunakan metode YOLOv8, dengan fokus pada tiga jenis bela diri: karate, taekwondo, dan silat. Metode YOLO dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi objek secara real-time, dengan memprediksi kotak pembatas dan probabilitas kelas langsung pada satu gambar penuh dalam satu evaluasi. Model yang dikembangkan diharapkan dapat mengenali gerakan dengan tingkat akurasi minimal 90% dan mencakup 25 kelas gerakan yang meliputi ketiga jenis bela diri tersebut. Model ini dilatih secara real-time menggunakan data yang diolah dan di-augmentasi melalui Roboflow, serta menggunakan optimizer AdamW dengan *learning rate* 0.001. Pengujian dengan 50 *epoch* menunjukkan akurasi tinggi, dengan metrik precision, recall, dan F1 yang hampir sempurna. Model ini kemudian diimplementasikan dalam sebuah website sederhana yang memungkinkan pengguna mendeteksi gerakan bela diri secara interaktif, menunjukkan potensi besar dalam aplikasi praktis di masa depan. Penelitian ini diharapkan dapat mendorong pengembangan teknologi deteksi gerakan dalam seni bela diri dan memberikan kontribusi terhadap peningkatan kualitas latihan serta edukasi seni bela diri.

**Kata Kunci :** Bela Diri, YOLOv8, Deteksi Gerakan, Sistem Berbasis Web, Deteksi Real-Time, Karate, Taekwondo, Silat

### 1. PENDAHULUAN

Seni bela diri adalah bentuk seni atau olahraga yang mengajarkan teknik-teknik untuk melindungi diri atau membela diri dari serangan lawan. Fokus utama bela diri adalah pada ketahanan tubuh, kekuatan fisik, dan kemahiran dalam memanfaatkan anggota tubuh atau senjata. Selain sebagai metode pertahanan diri, seni bela diri juga memiliki manfaat positif seperti menjaga kesehatan, meningkatkan disiplin, dan mempromosikan penghargaan terhadap nilai-nilai budaya [1]. Semua aliran bela diri yang berkembang di Indonesia memiliki dasar yang hampir serupa, melibatkan teknik pukulan, tendangan, tangkisan, serangan, hingga berbagai jurus [2]. Berbagai jenis bela diri seperti karate, muay thai, kickboxing, tinju, pencak silat, dan gulat menarik minat banyak orang, baik anak-anak maupun dewasa, karena manfaatnya dalam meningkatkan aktivitas fisik. Mereka yang berusaha menurunkan berat badan juga tertarik mencoba olahraga ini karena dapat membakar kalori secara signifikan [3]. Pada tahun 2023, Nur Rahmawati melakukan penelitian menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi gerakan silat, tetapi hasilnya hanya mencapai akurasi 77% [4]. Pada tahun yang sama, Akbar melakukan penelitian tentang klasifikasi pose dasar bela diri karate menggunakan *Support Vector*

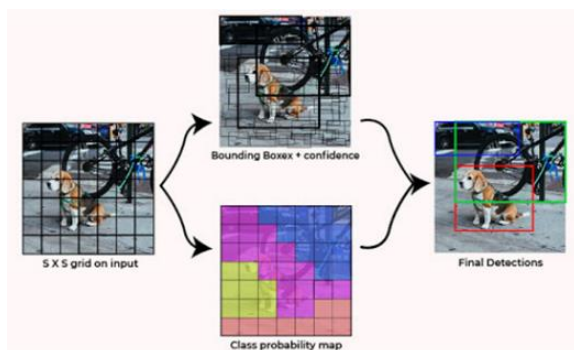
*Machine* dan YOLOv3 dengan hasil presisi, *recall*, dan F1 Score yang tinggi, tetapi tingkat kesalahannya mencapai 66,66% dari 27 sampel [5]. Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya, metode YOLO dipilih karena efektifitasnya dalam mendeteksi objek secara *real-time*. YOLO (*You Only Look Once*) dapat memprediksi kotak pembatas dan probabilitas kelas langsung pada satu gambar penuh dalam satu evaluasi, sehingga cocok untuk mendeteksi gerakan bela diri. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model deteksi gerakan bela diri berbasis web menggunakan metode YOLOv8, dengan tujuan mengenali gerakan dengan akurasi minimal 90%. Selain itu, sistem ini diharapkan dapat mengenali gerakan khas dari karate, taekwondo, dan silat. Model deteksi gerakan bela diri ini dilatih secara *real-time* menggunakan data yang diolah dan di-augmentasi melalui Roboflow, dengan optimizer AdamW dan *learning rate* 0.001. Pengujian model selama 50 *epoch* menunjukkan akurasi tinggi pada ketiga jenis bela diri, dengan metrik *precision*, *recall*, dan F1 yang hampir sempurna. Model ini kemudian diimplementasikan dalam sebuah website sederhana yang memungkinkan pengguna mendeteksi gerakan bela diri secara interaktif, menunjukkan potensi besar dalam aplikasi praktis di masa depan. Penelitian ini diharapkan dapat mendorong pengembangan teknologi deteksi gerakan dalam seni

bela diri, memberikan kontribusi positif terhadap kualitas latihan mandiri, dan menambah literatur ilmiah di bidang ini [6].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. You Only Look Once (YOLO)

YOLO, atau "You Only Look Once," adalah sebuah arsitektur dalam bidang visi komputer yang digunakan untuk deteksi objek. Arsitektur ini terkenal karena kemampuannya dalam melakukan deteksi objek secara *real-time* dengan tingkat akurasi yang tinggi. YOLO dirancang untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar atau video secara efisien.



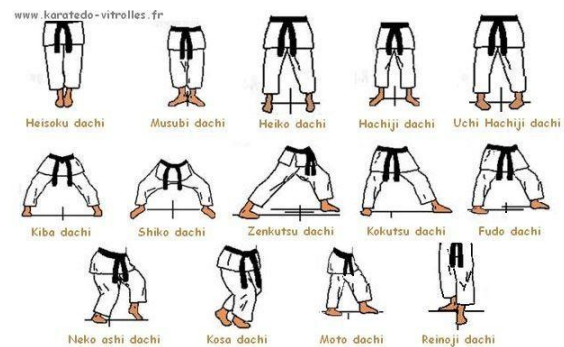
Gambar 1. You only look once (yolo)

YOLO (You Only Look Once) bekerja dengan mengambil gambar sebagai input dan mengolahnya melalui *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengekstraksi fitur. Gambar tersebut kemudian dibagi menjadi beberapa *grid*, di mana setiap sel *grid* memprediksi kotak pembatas dan kelas objek yang mungkin ada di dalamnya. Proses ini dilakukan dalam satu langkah, memungkinkan YOLO untuk mendeteksi objek secara *real-time* dengan fokus pada kecepatan dan efisiensi. Setelah prediksi selesai, *Non-Maximum Suppression* (NMS) diterapkan untuk menghilangkan prediksi yang tumpang tindih dan menghasilkan hasil deteksi objek akhir [7].

### 2.2. Karate

Karate adalah olahraga bela diri yang memerlukan keterampilan, Teknik khusus, dan Tingkat kepercayaan diri yang tinggi untuk mencapai penampilan yang baik dan konsisten dalam pertandingan. Selain aspek kompetitif, karate juga menekankan pada pertahanan diri. Seni bela diri ini memiliki dua elemen utama: Kumite, yaitu pertarungan di mana dua individu bertarung untuk mencetak poin, dan Kata, yang melibatkan serangkaian gerakan yang dilakukan secara individu. Latihan karate terdiri dari tiga komponen utama: *Kihon*, yang melibatkan latihan dasar dengan fokus pada pengulangan gerakan tertentu atau kombinasi gerakan; *Kumite*, yang melibatkan latihan bersama untuk melatih kerja sama; dan *Kata*, yang melibatkan penampilan gerakan seni secara individu [8]. Di Indonesia, karate diperkenalkan oleh mahasiswa

Indonesia yang belajar di Jepang dan kemudian membawa kembali pengetahuan dan keterampilan tersebut ke tanah air [8].



Gambar 2. Kuda kuda karate

### 2.3. Silat

Pencak Silat, sering disebut silat, adalah seni bela diri tradisional dari Indonesia yang mengutamakan keindahan gerakan dalam setiap jurusnya. Berbagai aliran pencak silat dapat ditemukan di berbagai daerah di Indonesia, mencerminkan kekayaan budaya dan karakteristik unik dari setiap komunitas. Pengakuan oleh UNESCO terhadap pencak silat sebagai warisan budaya Nusantara menegaskan pentingnya seni bela diri ini dalam identitas dan sejarah Indonesia. Selain itu, pencak silat juga telah menyebar ke negara-negara Asia lainnya seperti Malaysia, Brunei, Filipina, Singapura, dan bagian selatan Thailand, menunjukkan daya tarik global dan nilai-nilai yang dimiliki oleh seni bela diri ini. Keberadaan pencak silat di negara-negara tersebut mencerminkan perannya sebagai seni bela diri yang tidak hanya relevan secara lokal tetapi juga diakui secara internasional [9].



Gambar 3. Kuda kuda silat

### 2.4. Taekwondo

Dalam bahasa Korea, "tae" berarti menendang atau menghancurkan dengan kaki, "kwon" merujuk pada pukulan atau penghancuran dengan tangan dan kepala, sedangkan "do" berarti jalan atau metode.

Taekwondo dikenal karena fokusnya pada tendangan tinggi dan teknik tangan yang cepat, yang membedakannya dari seni bela diri lain seperti karate. Praktisi taekwondo, baik atlet maupun pelajar, umumnya mengenakan seragam berwarna hitam atau putih yang dilengkapi dengan sabuk (*dhee*). Ada tiga gaya utama seragam, yang membedakannya terutama terletak pada desain pakaian, termasuk pakaian luar yang mirip dengan busana tradisional Korea, pakaian dengan leher berbentuk V yang sering dikenakan oleh atlet taekwondo internasional, dan pakaian dengan penutupan vertikal. Selain itu, taekwondo secara tradisional dipraktikkan tanpa alas kaki [10].

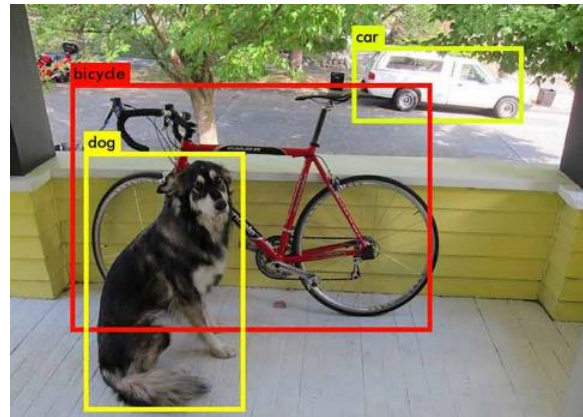


Gambar 4. Kuda kuda taekwondo

## 2.5. Object Detection

Deteksi objek dalam pemrosesan citra digital, yang dikenal sebagai *Object Detection*, bertujuan untuk mengidentifikasi dan menentukan keberadaan objek spesifik dalam gambar digital. Proses ini menggunakan berbagai metode yang umumnya melibatkan ekstraksi fitur dari objek dalam citra input. Metode ini memungkinkan sistem untuk membaca dan mengenali fitur karakteristik objek secara akurat, sehingga mendukung identifikasi yang efisien dalam konteks deteksi objek pada citra digital [11]. Berbagai metode deteksi objek meliputi R-CNN, Fast R-CNN, dan Faster R-CNN, yang menggunakan *Region-based Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengekstrak fitur dan menentukan *bounding box* objek. Metode lain seperti YOLO (*You Only Look Once*) dan SSD (*Single Shot Multibox Detector*) menggunakan pendekatan *single shot* untuk klasifikasi dan penentuan *bounding box* objek dalam satu langkah. Selain itu, inovasi seperti Mask R-CNN

memungkinkan deteksi objek dan segmentasi piksel secara bersamaan, sementara RetinaNet menggunakan *Focal Loss* untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Pilihan metode ditentukan oleh kebutuhan proyek, dan umumnya melibatkan arsitektur jaringan saraf tiruan, khususnya *Convolutional Neural Networks*, untuk mencapai akurasi dan efisiensi dalam deteksi objek [11].

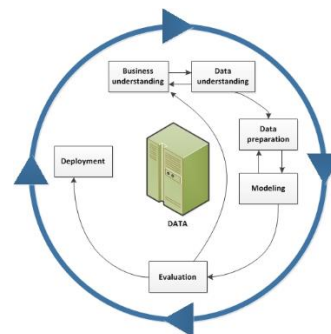


Gambar 5. Object detection

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1. Metode CRISP-DM

Penelitian ini dimulai dengan proses identifikasi dan perumusan masalah, penetapan tujuan, serta penentuan batasan penelitian. Selanjutnya, data diproses menggunakan metode CRISP-DM, yang terdiri dari enam tahap: Pemahaman Bisnis, Pemahaman Data, Persiapan Data, Pemodelan, dan Evaluasi Pemodelan, deployment, Tahap terakhir adalah Kesimpulan dan Saran. Penjelasan rinci mengenai penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:



Gambar 6. Metodologi CRISP-DM

### 3.2. Business Understanding

Pada era digital saat ini, teknologi *computer vision*, terutama metode YOLO (*You Only Look Once*), telah menunjukkan efisiensi tinggi dalam deteksi objek dan klasifikasi *pose*, termasuk dalam seni bela diri. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis *web* yang mampu mendeteksi gerakan bela diri menggunakan YOLOv8, dengan fokus pada seni bela diri seperti karate, taekwondo, dan silat. Sistem ini diharapkan mampu

mempertahankan dan bahkan meningkatkan akurasi deteksi gerakan bela diri.

### 3.3. Data Understanding

Setelah tahap pemahaman bisnis, langkah selanjutnya adalah memahami data yang akan digunakan. Pada tahap ini, peneliti melakukan analisis terhadap jenis dan sifat data yang diperlukan, termasuk penentuan gerakan kuda-kuda dalam setiap gerakan bela diri yang akan dideteksi. Objek deteksi dalam analisis ini mencakup sembilan jenis kuda-kuda karate, enam jenis kuda-kuda silat, dan sepuluh jenis kuda-kuda taekwondo. Berikut adalah nama tiap gerakannya:

Tabel 1. Variable dataset

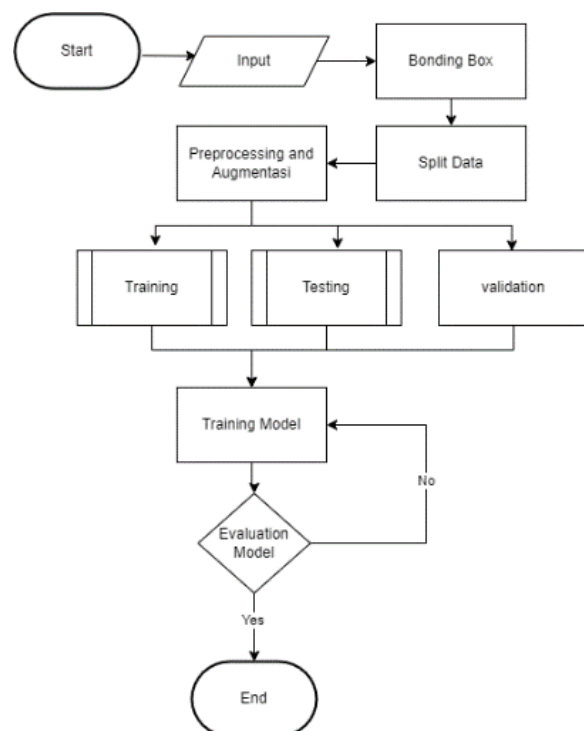
| No | Nama gerakan              | Jumlah data gambar |
|----|---------------------------|--------------------|
| 1  | <i>Fudo dachi</i>         | 100                |
| 2  | <i>Heisoku dachi</i>      | 100                |
| 3  | <i>Kiba dachi</i>         | 100                |
| 4  | <i>Kokutsu dachi</i>      | 100                |
| 5  | <i>Kosa dachi</i>         | 100                |
| 6  | <i>Musubi dachi</i>       | 100                |
| 7  | <i>Neko ashi dachi</i>    | 100                |
| 8  | <i>Renoji dachi</i>       | 100                |
| 9  | <i>Zenkutsu dachi</i>     | 100                |
| 10 | <i>Moa seogi</i>          | 100                |
| 11 | <i>Naranhi seogi</i>      | 100                |
| 12 | <i>Beom seogi</i>         | 100                |
| 13 | <i>Wen seogi</i>          | 100                |
| 14 | <i>Juchum seogi</i>       | 100                |
| 15 | <i>Apseogi</i>            | 100                |
| 16 | <i>Apkkoa seogi</i>       | 100                |
| 17 | <i>Ap kubi</i>            | 100                |
| 18 | <i>Dwitkubi</i>           | 100                |
| 19 | <i>Dwikkoa seogi</i>      | 100                |
| 20 | Kuda kuda depan           | 200                |
| 21 | Kuda kuda belakang        | 200                |
| 22 | Kuda kuda samping         | 200                |
| 23 | Kuda kuda silang depan    | 200                |
| 24 | Kuda kuda silang belakang | 200                |
| 25 | Kuda kuda tengah          | 200                |

### 3.4. Data Preparation

Pada tahap ini, peneliti memproses data untuk mempersiapkan dataset agar lebih bervariasi dan dapat meningkatkan performa model dalam mendeteksi objek pada tiap gerakan bela diri. Proses ini melibatkan dua langkah utama: pertama, *Data Pre-processing*, yang bertujuan untuk memanipulasi gambar menggunakan Roboflow. Kedua, *Data Augmentation*, di mana peneliti melakukan augmentasi data dengan teknik seperti *Crop*, *Grayscale*, *Hue*, *Saturation*, *Brightness*, dan *Exposure* pada gambar, juga menggunakan Roboflow. Pada tahap ini, data dibagi menjadi tiga bagian: *Training*, *Testing*, dan *Validasi*, untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model secara efektif.

### 3.5. Modeling

Dalam proses pembuatan model, YOLOv8 dipilih sebagai kerangka kerja untuk mendeteksi gerakan bela diri. Langkah awal melibatkan konfigurasi model dan penerapan bobot yang telah dilatih sebelumnya. Model kemudian dilatih menggunakan dataset gambar latihan dengan parameter pelatihan yang disesuaikan untuk meningkatkan kinerja. Evaluasi dilakukan menggunakan dataset pengujian untuk memastikan akurasi deteksi gerakan bela diri yang optimal. Tiga model dikembangkan, masing-masing untuk jenis gerakan karate, silat, dan taekwondo, guna membedakan gerakan yang mungkin mirip dalam hal posisi kuda-kuda. Setelah mencapai hasil yang memuaskan, model diekspor dan siap diimplementasikan pada dataset baru untuk mendeteksi gerakan bela diri secara efektif. Implementasi ini bertujuan untuk memberikan umpan balik objektif mengenai keakuratan gerakan.



Gambar 7. Flowchart Model

### 3.6. Evaluation

Setelah model dilatih dengan YOLOv8 untuk mendeteksi gerakan bela diri, tahap berikutnya adalah evaluasi. Evaluasi ini mencakup analisis kinerja model pada data uji dengan menghitung metrik seperti *MAP (Mean Average Precision)*, *IoU (Intersection over Union)*, *presisi*, *recall*, *kecepatan*, dan *akurasi*. Hasil deteksi dianalisis untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali gerakan bela diri dengan tepat. Jika diperlukan, model akan di *tune* ulang, kemudian diuji pada dataset yang belum pernah digunakan sebelumnya. Selain itu, waktu eksekusi model dan umpan balik dari pengguna (jika tersedia)

juga diperiksa untuk memastikan efektivitas dan kegunaan model dalam mendeteksi berbagai gerakan bela diri.

### 3.7. Deployment

Pada tahap akhir, peneliti melanjutkan dengan mengintegrasikan model yang telah selesai ke dalam situs web yang telah disiapkan. Proses integrasi ini dilakukan menggunakan Framework Flask.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Business Understanding

Peneliti ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi gerakan bela diri berbasis web dengan membuat tiga model khusus untuk karate, taekwondo, dan silat dengan melakukan pemodelan yang dapat mengenali gerakan dengan akurasi tinggi. Metode deteksi gerakan sebelumnya sering terbatas pada satu jenis bela diri. Dengan mengembangkan model deteksi untuk ketiga jenis bela diri.

### 4.2. Data Understanding

Pada tahap pemahaman data, foto-foto yang diambil menggunakan smartphone akan dikumpulkan terlebih dahulu di komputer lokal sebelum diolah. Data ini berupa 3100 gambar, dengan masing-masing kelas berisi 100 gambar untuk 9 gerakan bela diri karate, 100 gambar untuk 10 gerakan taekwondo, dan 200 gambar untuk 6 gerakan bela diri silat. Gambar-gambar tersebut akan dikelompokkan dalam tiga folder terpisah, yaitu untuk kategori karate, taekwondo, dan silat, di mana setiap folder akan berisi gambar-gambar gerakan dari masing-masing jenis bela diri tersebut.



Gambar 8. Dataset kelas beladiri Silat



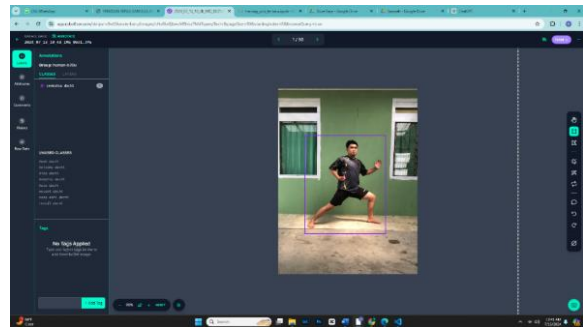
Gambar 9. Dataset kelas beladiri Karate



Gambar 10. Dataset kelas beladiri Taekwondo

### 4.3. Data Pre-processing

Pada tahapan ini gambar diproses lebih lanjut dengan auto orient dan augmentasi seperti Crop: 0% Minimum Zoom, 30% Maximum Zoom, Grayscale 10%, Hue -10° hingga +10°, Saturation -25% hingga +25%, Brightness -25% hingga +25%, serta Exposure -15% hingga +15%. Jumlah gambar juga ditingkatkan tiga kali lipat menjadi 2160 gambar.



Gambar 11. proses bounding box

### 4.4. Modeling

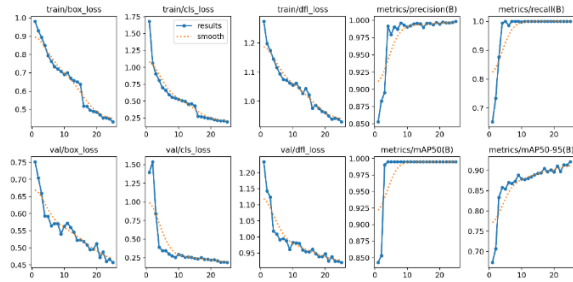
Model dibangun menggunakan varian YOLOv8 dengan parameter pelatihan sebanyak 25 kali, ukuran gambar 640x640 piksel, batch size 16, dan learning rate 0.001. Model ini diuji dengan berbagai optimizer seperti Adam, SGD, Adamax, AdamW, NAdam, RAdam, dan RMSProp untuk membandingkan kinerja masing-masing optimizer.

Tabel 2. Perbandingan Model YOLOv8 dengan menggunakan beberapa optimizer pada data karate

| no | Optimizer | Pprecision | recal   | mAP50   | mAP50-95 |
|----|-----------|------------|---------|---------|----------|
| 1. | Adam      | 0.99755    | 1       | 0.995   | 0.9165   |
| 2. | Adamax    | 0.99885    | 1       | 0.995   | 0.9159   |
| 3. | AdamW     | 0.99863    | 1       | 0.995   | 0.92085  |
| 4. | NAdam     | 0.99804    | 1       | 0.995   | 0.91681  |
| 5. | RAdam     | 0.9986     | 1       | 0.995   | 0.91987  |
| 6. | RMSprop   | 0.92987    | 0.97942 | 0.99274 | 0.74061  |
| 7. | SGD       | 0.99708    | 1       | 0.995   | 0.91487  |

Berdasarkan hasil eksperimen dengan berbagai optimizer, AdamW terbukti sebagai pilihan terbaik dengan mAP50-95 tertinggi mencapai 0.92085, menunjukkan keunggulannya dalam mendeteksi objek dalam berbagai kondisi. Meskipun Adam, Adamax, NAdam, dan RAdam juga menunjukkan kinerja yang

sangat baik dengan presisi hampir sempurna dan *recall* sempurna, serta mAP50 yang konsisten di 0.995, AdamW unggul sedikit di mAP50-95. Sebaliknya, RMSprop menunjukkan kinerja yang jauh lebih rendah, dan meskipun SGD menunjukkan performa yang baik, tetap sedikit di bawah AdamW dalam hal mAP50-95. Oleh karena itu, AdamW merupakan pilihan *optimizer* terbaik berdasarkan data ini. Berikut adalah diagram metrik dari optimizer AdamW.



Gambar 12. metrics Training dari optimizer AdamW pada data karate

Sebuah model telah dikembangkan menggunakan varian YOLOv8 dengan parameter pelatihan selama 25 epoch, ukuran gambar 640x640 piksel, batch size sebanyak 16, dan *optimizer* AdamW. Dalam percobaan ini, dilakukan variasi pada nilai *learning rate* menjadi 0.01, 0.001, dan 0.0001 untuk mengevaluasi dampaknya terhadap kinerja model. Tujuannya adalah untuk menentukan nilai *learning rate* yang paling optimal bagi model tersebut.

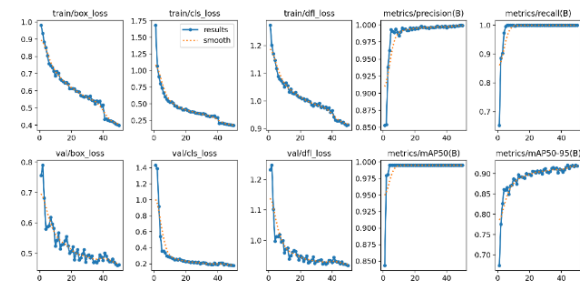
Tabel 3. Perbandingan Model YOLOv8 dengan menggunakan beberapa *Learning rate* pada data karate

| no | <i>Learning rate</i> | <i>Pprecision</i> | <i>Recall</i> | mAP50 | Map50-95 |
|----|----------------------|-------------------|---------------|-------|----------|
| 1  | 0.01                 | 0.9964            | 1             | 0.995 | 0.90246  |
| 2  | 0.001                | 0.99863           | 1             | 0.995 | 0.92085  |
| 3  | 0.0001               | 0.99761           | 1             | 0.995 | 0.91577  |

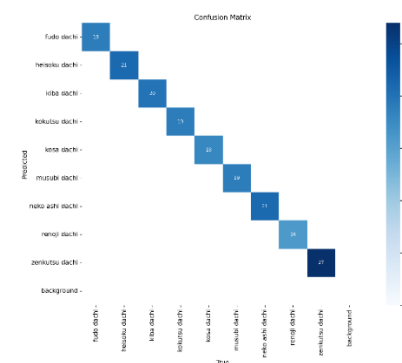
Hasil pelatihan model YOLOv8 dengan tiga nilai *learning rate* menunjukkan bahwa *learning rate* 0.001 memberikan performa terbaik, dengan mAP50-95 tertinggi sebesar 0.92085, diikuti oleh 0.0001 (0.91577) dan 0.01 (0.90246). Meskipun precision dan recall hampir sempurna untuk ketiga nilai tersebut, 0.001 terbukti paling optimal dalam akurasi prediksi pada berbagai threshold IoU. Optimizer AdamW memberikan performa terbaik dibandingkan optimizer lainnya, dengan mAP50-95 sebesar 0.92085. Untuk SGD, nilai *learning rate* 0.001 juga menunjukkan performa terbaik dengan mAP50-95 yang sama. Kombinasi optimal adalah batch size 16, optimizer AdamW, dan *learning rate* 0.001, sehingga konfigurasi ini akan digunakan untuk melatih data karate, silat, dan taekwondo..

#### 4.5. Evaluation

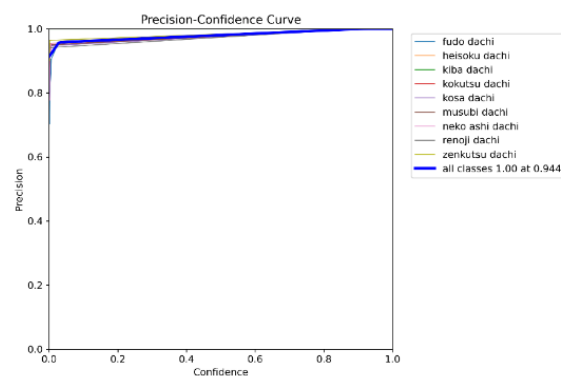
Berdasarkan hasil pengujian, peneliti memilih untuk menggunakan data karate sebagai basis untuk menentukan komposisi parameter terbaik yang akan diterapkan pada data silat dan taekwondo. Oleh karena itu, untuk pelatihan data silat dan taekwondo juga diterapkan *learning rate* 0.001, optimizer AdamW, dan jumlah epoch sebanyak 50. Hasil dari diagram metrik menunjukkan bahwa ketiga model akhir yang dilatih selama 50 epoch memberikan performa yang memuaskan.



Gambar 13. Hasil Training model karate



Gambar 14. confusion matric model karate

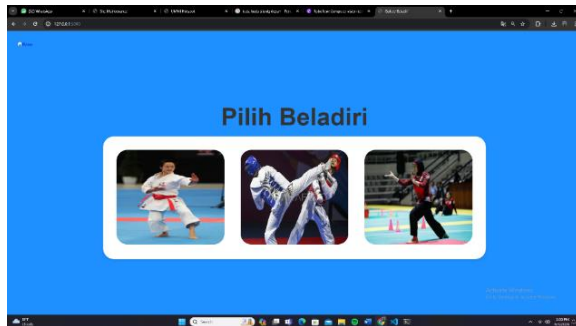


Gambar 15. Precision Confidence Curve model karate

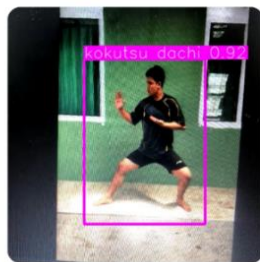
#### 4.6. Deployment

Pada tahap deployment, akan dibuat sebuah situs web sederhana yang menyediakan tiga pilihan: karate, silat, dan taekwondo. Pengguna dapat memilih salah satu opsi, dan model akan mengidentifikasi gerakan sesuai dengan pilihan tersebut, seperti gerakan karate untuk opsi karate, dan seterusnya. Dengan pendekatan

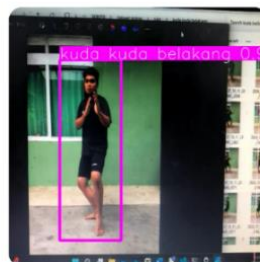
ini, situs web akan memudahkan pengguna dalam mendeteksi gerakan bela diri yang telah dilatih sebelumnya.



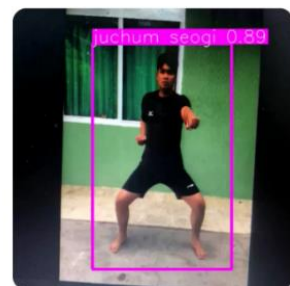
Gambar 16. Tampilan halaman utama



Gambar 17. Halaman Deteksi Beladiri Karate



Gambar 18. Halaman Deteksi Beladiri Silat



Gambar 19. Halaman Deteksi Beladiri Taekwondo

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi gerakan bela diri dengan menggunakan YOLOv8, mencakup 25 kategori gerakan seperti karate, taekwondo, dan pencak silat. Model dilatih secara real-time menggunakan data yang telah

diproses dan di-augmentasi melalui Roboflow, dengan penggunaan optimizer AdamW dan learning rate 0.001. Hasilnya menunjukkan kinerja deteksi yang sangat baik dengan nilai mAP50-95 optimal, serta metrik precision, recall, dan F1 yang hampir sempurna setelah pengujian 50 epoch. Implementasi model dalam sebuah website interaktif menunjukkan potensi aplikasi praktis yang signifikan. Sebagai saran, perluasan dataset dengan variasi gerakan, sudut pandang, dan kondisi pencahayaan yang lebih beragam dianjurkan untuk meningkatkan generalisasi model. Penelitian lanjutan juga disarankan untuk memastikan efektivitas model dalam berbagai situasi nyata.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nur, "Bela Diri: Pengertian, Teknik Dasar, Jenis, dan Fungsinya," UI An Nur Lampung. [Online]. Available: <https://an-nur.ac.id/blog/bela-diri-pengertian-teknik-dasar-jenis-dan-fungsinya.html>
- [2] D. Valencia, Giraldo, "濟無No Title No Title No Title," *Angew. Chemie Int. Ed.* 6(11), 951–952., vol. 2, 2019.
- [3] Faradila, "5 Manfaat dan Risiko Olahraga Bela Diri, Serta Tips Aman Melakukannya," GRIDHEALTH.ID. [Online]. Available: <https://health.grid.id/read/353279678/5-manfaat-dan-risiko-olahraga-bela-diri-serta-tips-aman-melakukannya?page=all>
- [4] V. Rahmawati, *Klasifikasi Gerakan Pencak Silat Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Body Pose*. 2023.
- [5] Q. S. Akbar, R. E. Saputra, and M. Kalista, "Klasifikasi Pose Dasar Beladiri Karate Dengan Support Vector Machine Dan Gerakan Menggunakan Yolov3," *e-proceeding Eng.*, vol. 10, no. 5, pp. 4519–4526, 2023.
- [6] Hidayat, Firmansyah, Ilham, Yazid, and P. Rosyani, "Analisis Kinerja Dan Peningkatan Kecepatan Deteksi Kendaraan Dalam Sistem Pengawasan Video Dengan Metode YOLO," *JRIIN J. Ris. Inform. dan Inov.*, vol. 1, no. 2, pp. 504–509, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/jriin>
- [7] P. Alfarizi, S. Aditya, and P. Rosyani, "Penggunaan Metode YOLO Pada Deteksi Objek: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis," *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 1, pp. 54–63, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk>
- [8] R. J. Same, P. I. S. Samad, and A. Risal, "Penyusunan Instrumen Tes Kecepatan Pukulan dalam Olahraga Karate Berbasis Digital," pp. 512–517, 2023.
- [9] A. Yuda, "Pengertian Pencak Silat, Unsur-unsur, Tujuan, Fungsi, Teknik, dan Manfaat yang Didapat," bola.com. [Online]. Available: <https://www.bola.com/ragam/read/4519010/pen>

- gertian-pencak-silat-unsur-unsur-tujuan-fungsi-teknik-dan-manfaat-yang-didapat?page=2
- [10] R. Makarim, "Mengenal Olahraga Taekwondo, Teknik Dasar, dan Tingkatan Sabuk," halodoc. [Online]. Available: <https://www.halodoc.com/artikel/mengenal-olahraga-taekwondo-teknik-dasar-dan-tingkatan-sabuk>
- [11] A. Rifqi, "UNIKOM\_Azhar Rifqi Baehaqi\_BAB 1," pp. 1–6, 2021, [Online]. Available: [https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/4756/7/UNIKOM\\_Azhar Rifqi Baehaqi\\_BAB 1.pdf](https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/4756/7/UNIKOM_Azhar_Rifqi_Baehaqi_BAB_1.pdf)