

Klasifikasi Pose Dasar Beladiri Karate Dengan *Support Vector Machine* Dan Gerakan Menggunakan YOLOv3

1st Qorio Surya Akbar
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

qoriosuryaakbar@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Randy Erfa Saputra
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

resaputra@telkomuniversity.ac.id

3rd Meta Kalista
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

metakalista@telkomuniversity.ac.id

Abstrak— Cabang olahraga beladiri Karate yang berasal dari Jepang merupakan salah satu olahraga yang cukup digemari oleh masyarakat Indonesia, termasuk anak-anak sampai orang dewasa. Beladiri seringkali didefinisikan sebagai sistem pertarungan menyerang dan bertahan. Beladiri terkini biasanya merupakan seni pertarungan yang sudah dimodifikasi untuk tujuan olahraga, pertahanan diri, serta hiburan. Hal ini sesuai dengan tujuan beladiri.

Cabang olahraga beladiri Karate yang merupakan beladiri beraliran keras yang menggunakan teknik-teknik fisik seperti pukulan, tendangan, tangkisan, dan hindaran dengan kuda-kuda yang kokoh. Karate juga merupakan salah satu olahraga yang mempunyai karakteristik gerak dan teknik tersendiri. Pembelajaran olahraga beladiri Karate pertamanya harus menguasai teknik *Kihon* yang merupakan Latihan dasar Karate yang meliputi teknik kuda-kuda (*Dachi*), tangkisan (*Uke*), tendangan (*Geri*), pukulan (*Tsuki*), dan semua gerakan tubuh yang digunakan dalam kata dan kumite.

Penelitian mengenai klasifikasi Gerakan beladiri Karate menggunakan metode *Support Vector Machine* sebelumnya belum pernah dilakukan. Pada Tugas Akhir ini akan menggunakan gerakan *Kihon*, *Kumite*, dan *Geri*. Setelah dilakukan pengujian terhadap performansi dari algoritma *Support Vector Machine* didapatkan hasil nilai Presisi 99,47%, Recall 99,47%, F1 Score 99,45%, serta akurasi 99,65%, dan error rate sebesar 66,66% dari 27 sampel yang diambil.

Kata kunci— Beladiri Karate, *Support Vector Machine*, Gerakan Dasar

I. PENDAHULUAN

Beladiri karate merupakan salah satu olahraga yang berasal dari negara Jepang dan olahraga yang menggunakan teknik tangan kosong. Bela diri seringkali didefinisikan sebagai sistem pertarungan menyerang dan bertahan. Beladiri terkini biasanya merupakan seni pertarungan yang sudah dimodifikasi untuk tujuan olahraga, pertahanan diri, serta hiburan. Hal ini sesuai dengan tujuan beladiri, yaitu untuk melindungi diri sendiri dari ancaman bahaya[1].

Karate pertama kali tiba di Indonesia pada awal tahun 1960an, bukan karena tantara kolonial Jepang, tetapi dari mahasiswa Indonesia yang telah menempuh pendidikan di Jepang dan mereka membentuk sebuah organisasi karate yang diberi dengan nama PORKI (Persatuan Olahraga Karate Indonesia) yang di resmikan pada tanggal 10 maret 1964 di Jakarta[2]. Pembelajaran olahraga bela diri Karate pertama-

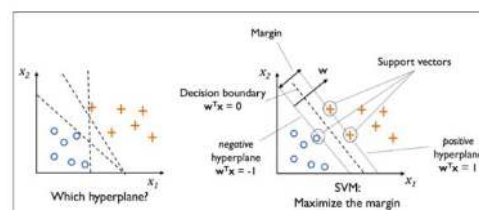
tama harus menguasai teknik *Kihon* yang merupakan Latihan dasar Karate yang meliputi teknik kuda-kuda (*Dachi*), tangkisan (*Uke*), tendangan (*Geri*), pukulan (*Tsuki*), dan semua gerakan tubuh yang digunakan dalam kata dan kumite[3].

Penelitian mengenai klasifikasi gerakan beladiri Karate menggunakan metode *Support Vector Machine* sebelumnya belum pernah dilakukan. Pada Tugas Akhir ini akan dirancang dan dibangun sebuah sistem klasifikasi untuk mengetahui tingkat keakuratan gerakan dasar beladiri Karate menggunakan YOLO (You Only Look Once) sebagai perangkat yang akan melakukan deteksi objek dan menggunakan metode *Support Vector Machine* untuk melakukan tahap klasifikasi gerakan dasar Karate.

II. KAJIAN TEORI

A. *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi dalam *machine learning* (*supervised learning*) yang memprediksi kelas berdasarkan model atau pola dari hasil proses *training*. *Support Vector Machine* digunakan sebagai metode yang mencari *hyperplane* terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas[4]. Klasifikasi *Support Vector Machine* diterapkan dalam kerangka deteksi saat ini, karena generalisasi dan popularitasnya yang sangat baik dalam kumpulan data pelatihan mencapai akurasi yang tinggi[5]. SVM juga memiliki kekurangan dalam masalah pemilihan parameter ataupun fitur yang sesuai. SVM telah memberikan banyak minat para penelitian di kalangan ilmuwan. Beberapa keunggulan utama SVM adalah toleransi yang lebih tinggi terhadap peningkatan kompleksitas model dan kerentanan yang lebih rendah[6].



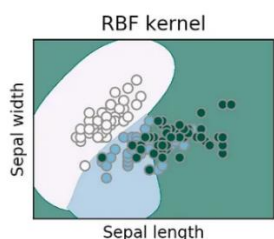
GAMBAR 1

Hyperlane pemisah kelas positif dan bersama.

Hyperlane yang ditemukan Support Vector Machine digambarkan seperti pada Gambar 2.1 yang dimana posisinya berada di tengah-tengah antara kedua kelas, yang artinya adalah jarak antara hyperlane dengan objek-objek data berbeda dengan kelas yang berdekatan (terluar) yang diberi 1. bulat kosong dan positif. Dalam SVM objek data terluar yang paling dekat dengan hyperlane biasanya disebut dengan Support Vector[7]. Pada algoritma Support Vector Machine 2. biasanya digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklkasifikasikan sebuah pola[8]. 3.

Tingkat akurasi pada model yang akan dihasilkan oleh proses peralihan dengan *Support Vector Machine* sangat bergantung terhadap pada fungsi kernel dan parameter yang digunakan berdasarkan dari karakteristiknya[9]. Secara umum, SVM dimaksudkan untuk mengklasifikasikan dua kelas[10]. SVM linier merupakan data yang dipisahkan secara linier yaitu memisahkan kedua kelas pada *hyperplane* dengan *soft margin*. Sedangkan SVM Non-Linier yaitu menerapkan fungsi dari kernel *trick* terhadap ruang yang berdimensi tinggi[9].

Seperti contoh gambar dibawah menggunakan fungsi kernel RBF yaitu fungsi yang membutuhkan parameter gamma dan C dalam penyelesaiannya. C bertindak sebagai penalty kesalahan klasifikasi. X diambil dari vector yang merupakan vektorisasi. Exp merupakan eksponen dari hasil perhitungan X dan gamma. Dan gamma berfungsi untuk batas pengambilan keputusan dan area pengambilan keputusan. Misalnya, jika nilai gamma kecil maka batas keputusan juga kecil tetapi wilayahnya menjadi luas dan sebaliknya. Nilai dari gamma harus lebih besar dari nol[11].



GAMBAR 2
SVM nonlinear dengan kernel RBF

Berikut fungsi dari beberapa kernel:

RBF:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2) \quad (2.1)$$

B. Kelebihan dan Kekurangan SVM

Beberapa kelebihan yang ada pada SVM seperti berikut:

1. Generalisasi yang merupakan istilah mempunyai kemampuan suatu metode (*Support Vector Machine*, *Neural Network*, dsb) untuk melakukan klasifikasi suatu pola, yang dimana tidak termasuk kedalam data yang digunakan dalam fase pembelajaran metode tersebut.
2. *Curse of Dimensionality* merupakan sebuah istilah yakni suatu masalah yang biasa dihadapi suatu metode *pattern recognition* dalam melakukan estimasi parameter. Dikarenakan jumlah sampel data yang 2ersama2 sedikit jika dibandingkan dengan dimensional ruang vector data, sehingga semakin tinggi dimensi ruang vector yang diolah, maka akan menimbulkan konsekuensi yang membutuhkan jumlah data dalam berdimensi tinggi juga.

3. *Feasibility* dalam metode SVM dengan mudah dapat diimplementasikan karena proses dalam menentukan *Support Vector* dapat dirumuskan dalam *QP problem*.

Beberapa kelemahan pada SVM antara lain:

1. Sulit digunakan pada masalah yang mempunyai ukuran besar. Dimaksudkan ukuran besar dengan jumlah sampel yang diolah.
2. Metode SVM secara teritik dikembangkan dengan fungsi untuk masalah klasifikasi yang menggunakan dua kelas[9].

C. Karate

Karate merupakan seni beladiri paling bersama yang secara teratur dipraktikkan di seluruh belahan dunia yang melibatkan teknik pertahanan dan serangan dengan tujuan untuk mendapatkan poin dari lawan[12]. Karate pertama kali tiba di Indonesia pada awal tahun 1960an, bukan karena tantara kolonial Jepang, tetapi dari mahasiswa Indonesia yang telah menempuh pendidikan di Jepang dan mereka membentuk sebuah organisasi karate yang diberi dengan nama PORKI (Persatuan Olahraga Karate Indonesia) yang di resmikan pada tanggal 10 maret 1964 di Jakarta[2].

Karate memiliki tiga gerakan dasar yang harus dipahami dan dilatih oleh karateka yaitu Kihon, Kata, Kumite. Gerakan Kihon terbentuk dari posisi tangan, dorongan, pukulan, tendangan, dengan sikap tubuh yang baik dan benar. Semakin lama mempelajari gerakan tersebut maka semakin tajam dan kuat untuk melakukan gerakan Kihon. Sedangkan untuk gerakan Kata yang terdiri dari bagian pertarungan tanpa lawan, atau rangkaian jurus dari Kihon yang dipadukan menjadi jurus yang menarik untuk dilihat karna keindahan gerakan tersebut. Kumite yang menerapkan teknik menyerang dan bertahan yang telah dipelajari dalam teknik Kata. Ketika melakukan gerakan Kumite yang bersifat agresif bertujuan untuk mendapatkan poin dari lawan selama pertandingan, Kumite memiliki dua cara berlatih yaitu memakai lawan atau sendiri[12].

Gerakan Dasar Karate:

Karate merupakan cabang olahraga bela diri yang bentuk aktivitas gerakannya memakai kaki dan tangan seperti pukulan, tangkisan, dan tendangan. Gerakan dasar Karate memiliki 4 macam, yaitu:

1. *Dachi Waza* (Kuda-kuda)
Dachi Waza merupakan gerakan dasar paling utama untuk berdiri atau bersikap kuda-kuda yang baik dan benar atau sesuai teknik yang akan dilakukan.
2. *Tsuki* (Pukulan)
Tsuki merupakan gerakan pukulan yang dilakukan dengan cara meluncurkan semaksimal mungkin kepalan tangan yang berada di dalam titik pacu (berada disamping badan dan di atas pinggang), luncuran kepalan tangan bersamaan dengan penarikan sebelah tangan.
3. *Uke* (Tangkisan)
Uke yang bertujuan untuk gerakan tangkisan merupakan gerakan menyimpangkan atau menepis serangan lawan dan menghilangkan keberanian lawan untuk melancarkan serangan selanjutnya.
4. *Geri* (Tendangan)

Geri merupakan sebuah gerakan atau teknik tendangan yang memiliki daya rusak dari kekuatan pukulan, meskipun kuat tapi kurang lincah di bandingkan dengan tangan dalam teknik dasar karate[2].

D. YOLO (You Only Look Once)

You Only Look Once merupakan salah satu algoritma yang terbentuk dari model AI yang jaringan syarafnya dibentuk dari *Convolutional Neural Network* (CNN) DarkNet[13]. YOLO Versi 1 diciptakan oleh Joseph Redmon pada tahun 2015, lalu pada tahun 2017 Joseph Redmon dan Ali Farhadi merilis YOLO versi terbarunya yaitu YOLO Versi 2 atau yang sering disebut dengan YOLOv2, versi terbaru dari YOLOv1 meningkatkan performansi dan akurasi dibandingkan dengan YOLO sebelumnya, lalu pada tahun 2018 Joseph Redmon dan Ali Farhadi merilis kembali versi terbarunya dari YOLOv2 yaitu YOLOv3[14]. Dalam penelitian ini menggunakan YOLOv3 sebagai proses untuk mendeteksi sebuah *person* dalam mengolah gambar dan menentukan sebuah *bounding box* yang memprediksi tata letak sebuah *person* untuk melanjutkan proses klasifikasi gerakan dasar beladiri Karate.

E. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu proses yang bertujuan untuk menentukan atau memilih suatu obyek kedalam suatu kelas maupun kategori yang sudah dipilih sebelumnya. Klasifikasi data ataupun dokumen juga dapat dimulai dari membangun aturan klasifikasi tertentu yang menggunakan data *training* yang sering disebut sebagai tahapan pembelajaran dan pengujian digunakan sebagai data *testing*[9].

III. METODE

A. Analisis Kebutuhan Sistem

Pada klasifikasi gerakan dasar beladiri Karate ini memiliki spesifikasi dan kebutuhan yang diperlukan agar sistem dapat bekerja dengan optimal. Berikut spesifikasi dan kebutuhan klasifikasi gerakan dasar beladiri Karate.

Analisis kebutuhan perangkat keras untuk pengujian Tugas Akhir ini, digunakan laptop sebagai penunjang dari perangkat keras dan pengolahan program, ditambah laptop dan *webcam* sebagai media rekam gerakan untuk pembuatan *dataset*. Laptop dan *webcam* yang digunakan memiliki spesifikasi sebagai berikut:

Spesifikasi laptop yang digunakan untuk membuat sistem klasifikasi gerakan dasar beladiri Karate ini adalah laptop Lenovo Legion 5 15ITH6 dengan Processor Intel i7-11800H, GPU RTX 3050TI dengan RAM 16GB dan 1 Kamera Eksternal Rexus Webcam Stream Alva II.

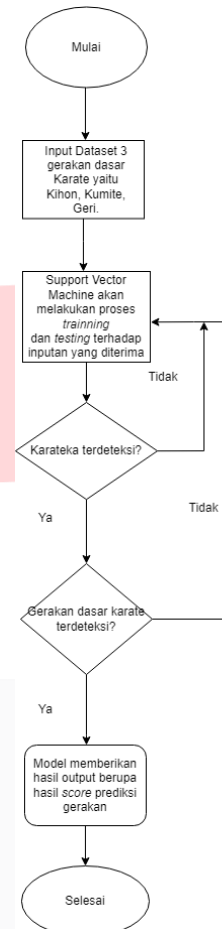
Kebutuhan Perangkat Lunak:

Berikut merupakan kebutuhan perangkat lunak yang digunakan dalam merancang sistem klasifikasi:

1. Google Colab: Digunakan untuk melakukan proses *training* pada parameter tertentu dengan pertimbangan durasi dan digunakan sebagai *text editor* dalam menambah atau mengedit kode.
2. Microsoft Windows 11: Microsoft Windows 11 OHS digunakan sebagai sistem operasi pada laptop.
3. *Library*: *Library* yang digunakan seperti OpenCV, Scikit-Learn, numpy.

B. Diagram Sistem

Pada Gambar 2 menunjukkan diagram alir cara kerja dari algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) sebagai berikut:

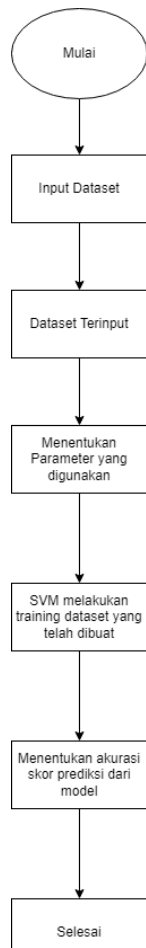


GAMBAR 3
Flowchart keseluruhan alur sistem.

Proses pertama yang akan dilakukan di sistem ini adalah user akan memberikan inputan kepada sistem baik dari sumber gambar atau video inputan, kemudian inputan tersebut akan dibaca dan dilakukan klasifikasi oleh sistem klasifikasi gerakan dasar beladiri karate ini, di saat proses klasifikasi ini sistem akan menentukan apakah gerakan tersebut masuk kedalam kelas gerakan dasar beladiri karate yang telah dibuat, apabila gerakan terdeteksi maka akan di outputkan hasil klasifikasi bahwa gerakan tersebut masuk kedalam gerakan Kihon, Kumite, atau Geri.

C. Algoritma Support Vector Machine

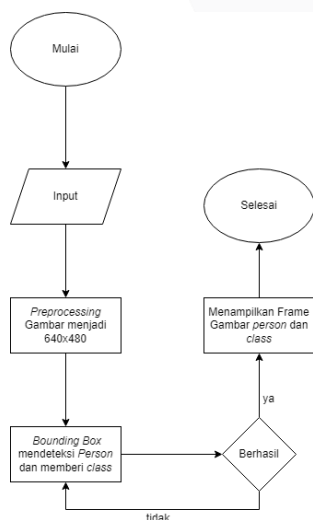
Pada gambar 3 menunjukkan gambaran umum dari cara kerja GUI pada Aplikasi Matlab.



GAMBAR 4
Flowchart Algoritma Support Vector Machine

Proses pertama yang dilakukan dalam algoritma *Support Vector Machine* adalah menentukan parameter yang akan digunakan dalam melakukan proses klasifikasi gerakan dasar Karate. Setelah itu SVM akan melakukan proses *train* data yang telah dibuat sebelumnya untuk melakukan proses pembelajaran pada algoritma *Support Vector Machine*.

D. Algoritma YOLO



GAMBAR 5
Flowchart Algoritma YOLO

Proses yang dilakukan algoritma YOLO dalam penelitian ini adalah mendeteksi sebuah objek *person* yang diinginkan seperti gerakan Karate untuk melakukan *training*. Kemudian tahap selanjutnya melakukan *preprocessing* perubahan dan membuat ukuran gambar per *frame* menjadi 640 x 480 *pixels*. Setelah itu langkah selanjutnya adalah mendeteksi sebuah *person* dengan membentuk *Bounding Boxes* dan memberikan *class* yang telah dibuat sebelumnya seperti gerakan Kihon, Kumite, dan Geri. Ketika YOLO berhasil mendeteksi sebuah *person* maka setiap *frame* gambar akan menampilkan sebuah gambar dengan *person* yang telah dilabelkan bersama *Bounding Boxes* dan menampilkan nama *class* yang telah dibuat sampai selesainya proses prediksi gerakan dasar Karate.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Pengujian

Untuk skenario pengujian yang akan dilakukan dalam Tugas Akhir ini adalah tingkat keakuratan sebuah pose dan gerakan dasar beladiri Karate yang meliputi gerakan Kumite, Kihon, dan Geri. Untuk skenario pertama penggunaan *dataset* dari setiap gerakan memiliki jumlah yang berbeda-beda di setiap gerakannya, gerakan Kihon memiliki *dataset* sebanyak 392 proses pose gerakan dari awal hingga akhir, untuk gerakan Kumite memiliki *dataset* sebanyak 389 proses pose gerakan dari awal hingga akhir, dan yang terakhir adalah gerakan Geri memiliki *dataset* sebanyak 385 proses pose gerakan dari awal hingga akhir. Total dari *dataset* yang dipakai sebanyak 1166 *dataset*, setiap gerakan dasar Karate yang digunakan dalam *dataset* mempunyai lima arah yang berbeda mulai dari hadap depan, serong kiri, kiri, serong kanan, kanan.

Untuk skenario kedua, penggunaan *dataset* ditambahkan dari sebelumnya dengan gerakan Kihon memiliki 670 *dataset*, gerakan Kumite memiliki 609 *dataset*, dan gerakan Geri memiliki 630 *dataset*. Total dari *dataset* yang dipakai sebanyak 1909 *dataset*. Kemudian menguji apakah *source code* berjalan sesuai dengan keinginan dan algoritma berjalan sesuai parameter yang diterapkan yang nantinya akan mempengaruhi keluaran dan keberhasilan dari hasil deteksi dengan menggunakan parameter perbandingan data *train* dan *test* yang berbeda di setiap percobaan, ada beberapa skenario pengujian Gerakan dasar bela diri Karate yang akan dijelaskan dibawah.

Untuk pengujian rasio, *dataset* akan dibagi menjadi tiga rasio, yaitu 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Dengan melakukan perbandingan nilai C=10, gamma=0,0001 hasil dari GridSearch CV, dan hasil manual dengan nilai C=1, gamma=0.001, kernel RBF. Setiap kelas gerakan dasar dilakukan uji coba sebanyak lima kali sesuai dengan arah dari gerakan tersebut. Berikut merupakan hasil dari pengujian:

Pengujian Gerakan Dasar Beladiri Menggunakan Pose

TABEL 1
Hasil Uji latih Pose Rasio 70:30%

Gerakan	Hasil Gerakan	Benar/Salah
Kihon Hadap Depan	Kihon	Benar
Kihon Hadap Kanan	Kihon	Benar
Kihon Hadap Kiri	Kihon	Benar
Kihon Serong Kanan	Kihon	Benar
Kihon Serong Kiri	Kihon	Benar
Kumite Hadap Depan	Kumite	Benar
Kumite Hadap Kanan	Kumite	Benar
Kumite Hadap Kiri	Kumite	Benar
Kumite Serong Kanan	Kumite	Benar
Kumite Serong Kiri	Kumite	Benar
Geri Hadap Depan	Geri	Benar
Geri Hadap Kanan	Geri	Benar
Geri Hadap Kiri	Geri	Benar
Geri Serong Kanan	Geri	Benar
Geri Serong Kiri	Geri	Benar

Berdasarkan tabel 1 hasil dari uji coba gerakan menggunakan pose di setiap gerakan dengan total uji coba sebanyak lima belas kali dengan rasio 70%:30% mendapatkan hasil gerakan dengan jawaban benar sebanyak 100% atau benar semua.

TABEL 2
Hasil Uji Latih Video Rasio 80:20%

Gerakan	Skor Tertinggi	Hasil Gerakan	Benar/Salah
Kihon Hadap Depan	0.99960434	Geri	Salah
Kihon Hadap Kanan	0.9993935	Geri	Salah
Kihon Hadap Kiri	0.99941856	Kihon	Benar
Kihon Serong Kanan	0.99923337	Kihon	Benar
Kihon Serong Kiri	0.99979156	Geri	Salah
Kumite Hadap Depan	0.9996382	Geri	Salah
Kumite Hadap Kanan	0.9988586	Kumite	Benar
Kumite Hadap Kiri	0.9988897	Kihon	Salah
Kumite Serong Kanan	0.9995747	Geri	Salah
Kumite Serong Kiri	0.99961686	Kihon	Salah
Geri Hadap Depan	0.9998884	Geri	Benar
Geri Hadap Kanan	0.99757004	Geri	Benar
Geri Hadap Kiri	0.9998305	Kihon	Salah
Geri Serong Kanan	0.9992269	Kihon	Salah
Geri Serong Kiri	0.99832153	Geri	Benar

Berdasarkan dari tabel 2 dapat dilihat bahwa dari kategori kihon mendapatkan hasil gerakan yang benar sebesar 2 dan hasil gerakan yang salah sebesar 3, kemudian dari kategori Kumite mendapatkan hasil gerakan yang benar sebesar 1 dan hasil gerakan yang salah sebesar 4, sedangkan dari kategori Geri mendapatkan hasil gerakan yang benar sebesar 3 dan hasil gerakan yang salah sebesar 2. Sehingga dari keseluruhan uji coba pada perbandingan rasio 80%:20%

mendapatkan hasil gerakan yang benar adalah 6 gerakan dan hasil gerakan yang salah adalah 9 gerakan.

TABEL 3
Hasil Uji Latih Video Rasio 90:10%

NO	GERAKAN	Score Tertinggi	Hasil Gerakan	Keterangan
1	Kihon	0,99849474	Geri	Salah
2	Kihon	0,99931437	Geri	Salah
3	Kihon	0,9996356	Geri	Salah
4	Kihon	0,9995826	Geri	Salah
5	Kihon	0,9947112	Geri	Salah
6	Kumite	0,99967986	Geri	Salah
7	Kumite	0,9998791	Geri	Salah
8	Kumite	0,9994974	Geri	Salah
9	Kumite	0,9994974	Geri	Salah
10	Kumite	0,9971891	Geri	Salah
11	Geri	0,9997422	Geri	Benar
12	Geri	0,9997422	Geri	Benar
13	Geri	0,99984884	Geri	Benar
14	Geri	0,99870217	Geri	Benar
15	Geri	0,9961684	Geri	Benar

B. Perhitungan Confussion Matrix

Pengujian ini menggunakan Confussion Matrix Multiclass Classification karena terdapat 3 kelas yaitu Kumite (0), Kihon (1), Geri (2). Berikut tabel Confussion Matrix:

Presisi

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4.2}$$

- Perhitungan presisi kernel RBF dengan perbandingan 70:30

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

- Presisi kelas Kumite

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{182}{182+1}$$

$$Presisi = 0,99453$$

- Presisi kelas Kihon

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{199}{199+1}$$

$$Presisi = 0,995$$

- Presisi kelas Geri

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{189}{189+1}$$

$$Presisi = 0,99473$$

- Perhitungan presisi Kernel RBF dengan perbandingan 80:20

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

- Presisi kelas Kumite

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{112}{112+1}$$

$$Presisi = 0.99115$$

- Presisi kelas Kihon

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{133}{133+1}$$

$$Presisi = 0,99253$$

- Presisi kelas Geri

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{126}{126+1}$$

$$Presisi = 0,99212$$

3. Perhitungan presisi Kernel RBF dengan perbandingan 90:10

a. Presisi kelas Kumite

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{61}{61+0}$$

$$Presisi = 1$$

b. Presisi kelas Kihon

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{67}{67+0}$$

$$Presisi = 1$$

c. Presisi kelas Geri

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Presisi = \frac{63}{63+0}$$

$$Presisi = 1$$

Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.3)$$

1. Perhitungan recall kernel RBF dengan perbandingan 70:30

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

a. Recall kelas Kumite

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{182}{18+1}$$

$$Recall = 0,99453$$

b. Recall kelas Kihon

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{199}{199+1}$$

$$Recall = 0,335$$

c. Recall kelas Geri

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{189}{189+1}$$

$$Recall = 0,99473$$

2. Perhitungan recall kernel RBF dengan perbandingan 80:20

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

a. Recall kelas Kumite

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{112}{112+0}$$

$$Recall = 1$$

b. Recall kelas Kihon

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{133}{133+0}$$

$$Recall = 1$$

c. Recall kelas Geri

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{126}{126+0}$$

$$Recall = 1$$

3. Perhitungan recall kernel RBF dengan perbandingan 90:10

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

a. Recall kelas Kumite

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{61}{61+0}$$

$$Recall = 1$$

b. Recall kelas Kihon

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{67}{67+0}$$

$$Recall = 1$$

c. Recall kelas Geri

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall = \frac{63}{63+0}$$

$$Recall = 1$$

F1 Score

$$F1\ Score = 2x \frac{(Presisi \times Recall)}{(Presisi + Recall)} \quad (4.4)$$

1. Perhitungan F1 Score kernel RBF dengan perbandingan 70:30

$$F1\ Score = 2x \frac{(0,99453 \times 0,99453)}{(0,99453 + 0,99453)}$$

$$F1\ Score = 0,99453$$

2. Perhitungan F1 Score Kernel RBF dengan perbandingan 80:20

$$F1\ Score = 2x \frac{(Presisi \times Recall)}{(Presisi + Recall)}$$

$$F1\ Score = 2x \frac{(0,99253 \times 1)}{(0,99253 + 1)}$$

$$F1\ Score = 0,49777$$

3. Perhitungan F1 Score Kernel RBF dengan perbandingan 90:10

$$F1\ Score = 2x \frac{(Presisi \times Recall)}{(Presisi + Recall)}$$

$$F1\ Score = 2x \frac{(1 \times 1)}{(1 + 1)}$$

$$F1\ Score = 1$$

Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4.5)$$

1. Perhitungan akurasi kernel RBF dengan perbandingan 70:30

a. Perhitungan akurasi kelas Kumite

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{182+389}{182+389+1+1}$$

$$Akurasi = \frac{571}{573}$$

$$Akurasi = 0,99650$$

b. Perhitungan akurasi kelas Kihon

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{192+373}{192+373+1+1}$$

$$Akurasi = \frac{565}{566}$$

$$Akurasi = 0,99647$$

c. Perhitungan akurasi kelas Geri

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{189+383}{183+383+1+1}$$

$$Akurasi = \frac{572}{574}$$

$$Akurasi = 0,996515$$

2. Perhitungan akurasi Kernel RBF dengan perbandingan 80:20

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

a. Perhitungan akurasi kelas Kumite

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{112+259}{112+259+1+0}$$

$$Akurasi = \frac{371}{372}$$

$$Akurasi = 0,997311$$

b. Perhitungan akurasi kelas Kihon

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{133+239}{133+239+1+0}$$

$$Akurasi = \frac{372}{373}$$

$$Akurasi = 0,99731$$

c. Perhitungan akurasi kelas Geri

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{126+246}{126+246+1+0}$$

$$Akurasi = \frac{372}{373}$$

$$Akurasi = 0,99731$$

3. Perhitungan akurasi Kernel RBF dengan perbandingan 90:10

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{61+130}{61+130+0+0}$$

$$Akurasi = \frac{191}{191}$$

$$Akurasi = 1$$

b. Perhitungan akurasi kelas Kihon

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{67+124}{67+124+0+0}$$

$$Akurasi = \frac{191}{191}$$

$$Akurasi = 1$$

c. Perhitungan akurasi kelas Geri

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Akurasi = \frac{63+191}{63+191+0+0}$$

$$Akurasi = \frac{254}{254}$$

$$Akurasi = 1$$

C. Pengujian Kernel RBF

Pada pengujian kernel RBF dapat dilakukan pengujian data uji latih dengan 6 kali percobaan dengan mengubah nilai C dan gamma seperti berikut:

TABEL 1
Tabel Pengujian Kernel RBF

Percobaan	C	Gamma	Uji Latih	Hasil Akurasi
1	1	10	70:30	56,36%
2	0,1	10	70:30	35,07%
3	10	10	70:30	56,36%
4	1	0,1	70:30	56,89%
5	1	1	70:30	56,36%
6	1	0,001	70:30	99,47%

Pada Tabel 1 merupakan hasil dari uji dan latih pada kernel RBF untuk menentukan tingkat akurasi yang baik.



GAMBAR 8
Grafik pengujian uji latih RBF

Gambar 8 merupakan hasil grafik dari menentukan nilai akurasi pada uji latih menggunakan kernel RBF.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil proses *testing* untuk data yang sama dengan *dataset* menghasilkan hasil yang baik, namun untuk proses *testing* diluar dari *dataset* mendapatkan hasil kurang baik, hal ini dapat disimpulkan karena terjadinya model data *overfitting* akibat nilai C, dan gamma dari GridSearch.
2. Sistem klasifikasi pose gerakan dasar beladiri Karate untuk melakukan pengklasifikasian sebuah pose dengan tingkat akurasi 100% dengan menggunakan pose gambar yang sama dengan *dataset*.
3. Durasi video untuk data *testing* sangat berpengaruh terhadap pengujian *Time Computing*.

REFERENSI

- [1] M. Ahmad and R. R. Diana, "PARTISIPASI DALAM BELADIRI KARATE DAN AGRESIVITAS ANAKDI INSTITUT KARATE-DO INDONESIA (INKAI)," *Jurnal Psikologi Integratif*, vol. 1, no. 1, pp.63–71 Aug.2013,doi: <https://doi.org/10.14421/jpsi.2013.%25x>.
- [2] T. Andibowo, S. Sudarsono, and M. I. Iskandar, "IMPLIKASI PENGGUNAAN METODE LATIHAN TEKNIK DASAR KARATE INKAI WONOGIRI," *PROFICIO: Jurnal Abdimas FKIP UTP*, vol. 2, no. 1, pp.23–29,Jan.2021,doi: <https://doi.org/10.36728/jpf.v2i01.1306>.
- [3] P. H. Purba, "PEMBELAJARAN KIHON DALAM OLAHRAGA BELADIRI KARATE," *Jurnal Ilmu Keolahragaan*, vol. 14, no. 2, pp. 57–64, Jul. 2015, doi: <https://doi.org/10.24114/jik.v14i2.6115>.
- [4] S. K. Lidya, O. S. Sitompul, and S. Efendi, "SENTIMENT ANALYSIS PADA TEKS BAHASA

- INDONESIA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN),” in *SENTIMENT ANALYSIS PADA TEKS BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*, 2015, no. 43, pp. 1–8. Accessed: Jan. 31, 2023. [Online]. Available: <http://repository.usu.ac.id/handle/123456789/70216>
- [5] M. A. Nanda, K. B. Seminar, D. Nandika, and A. Maddu, “A comparison study of kernel functions in the support vector machine and its application for termite detection,” *MDPI*, vol. 9, no. 1, pp. 1–14, Jan. 2018, doi: 10.3390/info9010005.
- [6] V. Kirinčić, E. Čeperić, S. Vlahinić, and J. Lerga, “Support Vector Machine State Estimation,” *Applied Artificial Intelligence*, vol. 33, no. 6, pp. 517–530, May 2019, doi: 10.1080/08839514.2019.1583452.
- [7] Samsudiney, “Penjelasan Sederhana tentang Apa Itu SVM?,” *Medium*, Jul. 25, 2019. <https://medium.com/@samsudiney/penjelasan-sederhana-tentang-apa-itu-svm-149fec72bd02> (accessed Jan. 31, 2023).
- [8] N. Nagoda and L. Ranathunga, “Rice Sample Segmentation and Classification Using Image Processing and Support Vector Machine,” in *Rice Sample Segmentation and Classification Using Image Processing and Support Vector Machine*, May 2018, pp. 179–184. doi: 10.1109/ICIINFNS.2018.8721312.
- [9] A. M. Puspitasari, D. E. Ratnawati, and A. W. Widodo, “Klasifikasi Penyakit Gigi Dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 2, pp. 802–810, Feb. 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] V. Basharan, W. I. M. Siluvairaj, and M. R. Velayutham, “Recognition of multiple partial discharge patterns by multi-class support vector machine using fractal image processing technique,” *IET Science, Measurement and Technology*, vol. 12, no. 8, pp. 1031–1038, Nov. 2018, doi: 10.1049/iet-smt.2018.5020.
- [11] H. Marius, “Multiclass Classification with Support Vector Machines (SVM), Dual Problem and Kernel Functions,” *Towards Data Science*, Jun. 09, 2020. <https://towardsdatascience.com/multiclass-classification-with-support-vector-machines-svm-kernel-trick-kernel-functions-f9d5377d6f02> (accessed Jan. 31, 2023).
- D. Yudhistira and Tomoliyus, “Content validity of agility test in karate kumite category,” *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*, vol. 8, no. 5, pp. 211–216, Oct. 2020, doi: 10.13189/saj.2020.080508.
- [12] D. Yudhistira and Tomoliyus, “Content validity of agility test in karate kumite category,” *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*, vol. 8, no. 5, pp. 211–216, Oct. 2020, doi: 10.13189/saj.2020.080508.
- [13] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2015, vol. 1. Accessed: Jan. 31, 2023.
- [14] J. Redmon and A. Farhadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Apr. 2018. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1804.02767>