

Klasifikasi Gait Berjalan Berdasarkan Posisi Dan Kecepatan Sudut Engkel Menggunakan Pendekatan *Machine Learning*

1st Muhammad Nasrulloh Mubarak
Program Studi Teknik Elektro Fakultas
Teknik Elektro
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
[nasrullohmubarak@student.telkomuni-
versity.ac.id](mailto:nasrullohmubarak@student.telkomuni-
versity.ac.id)

2nd Dimas Adiputra
Program Studi Teknik Elektro Fakultas
Teknik Elektro
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
dimasze@telkomuniversity.ac.id

3rd Chaironi Latif
Program Studi Teknik Elektro Fakultas
Teknik Elektro
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
chaironi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak: Stroke pada tubuh bagian bawah (*lower limb*) seringkali menyebabkan kecacatan jangka panjang yang mempengaruhi mobilitas pasien. Teknologi robot rehabilitasi telah berkembang untuk mendukung proses terapi dengan lebih cepat, objektif, dan terkontrol, memberikan manfaat signifikan bagi pasien. Dalam penggunaannya, diperlukan sensor untuk mengklasifikasikan pola berjalan (*gait*) pasien, dengan pendekatan *Machine Learning* berbasis posisi dan kecepatan sudut engkel. Penelitian ini menggunakan *Motion capture* untuk menangkap koordinat sendi lutut, engkel, dan ujung jari kaki dari video berjalan individu normal. Data koordinat tersebut digunakan untuk menghitung sudut dan kecepatan sudut engkel, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machines (SVM)*. Analisis dilakukan dengan membandingkan variansi, standar deviasi, dan tingkat akurasi klasifikasi. Hasil menunjukkan bahwa variansi posisi mencapai 15,6, variansi kecepatan sudut engkel sebesar 2330,4, dan variansi fase gait 0,13. Fitur posisi dan kecepatan sudut engkel terbukti signifikan untuk klasifikasi dengan korelasi tertinggi 0,664. Algoritma SVM mampu mengklasifikasikan data *walking gait* dengan akurasi tertinggi 91,80% dan rata-rata akurasi 62,82%. Kesimpulannya, posisi dan kecepatan sudut engkel merupakan fitur yang relevan untuk klasifikasi gait pada pasien stroke, dengan potensi aplikasi dalam rehabilitasi berbasis robotik.

Kata kunci: *Motion capture*, *Machine Learning*, Robot Rehabilitasi, *Stroke*, *Support Vector Machine*.

I. PENDAHULUAN

Stroke menyebabkan kecacatan jangka panjang yang serius, termasuk penurunan kualitas hidup dan gangguan fungsi motorik. Stroke terjadi ketika pembuluh darah otak tersumbat atau pecah, mengakibatkan kematian sel/jaringan otak yang mengganggu fungsi tubuh, termasuk motorik. Gangguan ini dapat memengaruhi kemampuan berjalan, mengganggam, dan melakukan tugas sehari-hari. Fungsi motorik *lower limb* (tubuh bagian bawah) sangat penting untuk kemandirian, karena berperan dalam gerakan dasar seperti berjalan dan berdiri. Rata-rata seseorang berjalan 1.000-10.000 langkah per hari, sehingga gangguan pada *lower limb* dapat memengaruhi cara berjalan dan posture tubuh [1], [2]. Oleh karena itu, penanganan fungsi motorik *lower limb* harus diprioritaskan guna mempermudah mobilitas sehari-hari dan meningkatkan kualitas hidup pasien secara keseluruhan.

Untuk pasien dengan gangguan *lower limb*, latihan rehabilitasi aktif harus dimulai secepat mungkin. Teknologi robot kesehatan memiliki peran penting dalam rehabilitasi *lower limb*, karena dapat

mempercepat penanganan pasien dan mengurangi beban terapis. Selain itu, teknologi ini juga mampu mendeteksi data selama latihan, membantu evaluasi kuantitatif pemulihan dengan cara yang terkontrol dan dapat diulang [3]. Kombinasi antara teknologi robot medis dan peran terapis memungkinkan terapi yang lebih cepat, penilaian objektif, serta latihan yang lebih terstruktur. Robot rehabilitasi bekerja berdasarkan program dan parameter yang diberikan, seperti nilai *walking gait*. Nilai ini diperoleh melalui metode seperti analisis gerakan, sensor gerakan, dan pengolahan data, yang kemudian digunakan untuk mengatur robot agar bekerja sesuai kebutuhan rehabilitasi [4], [5].

Beberapa penelitian telah dilakukan dalam pengembangan klasifikasi *walking gait* pada robot rehabilitasi *lower limb*. Adapun penelitian tersebut menggunakan wearable sensor yang terpasang pada robot atau pasien seperti penggunaan rotary encoder di sendi engkel dan footswitches untuk mengetahui posisi serta kecepatan sudut engkel [4]. Penggunaan sensor tekanan untuk mengetahui refrensi dari pengukuran dinamis ketika berjalan [6]. Terdapat juga *Ambulatory Inertial Sensors (AIS)* yang digunakan untuk mengetahui nilai kecepatan, percepatan dan orientasi tubuh selama aktivitas yang berbeda [7]. sensor goniometer yang dipasang di sendi pinggul dan lutut robot untuk mengumpulkan informasi sudut dari setiap sendi [8], inertia measurement units (IMU), sensor gaya untuk mengidentifikasi kontak dengan bawah [9]. Pada penelitian yang telah disebutkan diatas, semuanya menggunakan 2 buah wearable sensor untuk dapat mengklasifikasikan *walking gait*.

Penelitian menunjukkan bahwa jumlah sensor yang digunakan pada robot fisioterapi sangat memengaruhi tingkat kompleksitas sistem secara keseluruhan [4]. Oleh karena itu, penting untuk mengurangi jumlah sensor tanpa mengorbankan fungsionalitas dan efektivitas robot. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan *walking gait* menjadi empat kategori berdasarkan posisi dan kecepatan sudut engkel. Pendekatan ini dirancang untuk mengurangi penggunaan sensor dalam pengambilan data, di mana data dapat diperoleh dengan satu sensor, seperti sensor encoder, atau menggunakan metode *Motion capture*. Data yang diperoleh melalui *Motion capture* akan diolah menggunakan algoritma *Machine Learning*, yang akan belajar mengenali dan mengklasifikasikan *walking gait* berdasarkan pola yang ditemukan. Mengingat klasifikasi berdasarkan posisi dan kecepatan sudut engkel belum banyak dilakukan, penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan teknologi rehabilitasi robotik dengan pendekatan yang lebih sederhana dan efisien.

II. KAJIAN TEORI

A. Stroke dan Rehabilitasi

Stroke merupakan salah satu faktor penyebab kecacatan jangka panjang yang serius. Stroke terjadi karena pembuluh darah otak mengalami penyumbatan atau pecah. Hal ini mengakibatkan sebagian otak tidak mendapatkan pasokan darah yang membawa oksigen yang dibutuhkan sehingga mengalami kematian sel/jaringan [1]. kondisi medis yang serius dan pemulihan setelah stroke melibatkan berbagai tahap rehabilitasi. Tujuan rehabilitasi stroke adalah untuk membantu pasien memulihkan dan memaksimalkan fungsi fisik, kognitif, dan psikososial mereka.

Rehabilitasi stroke berfokus pada pemulihan fungsi yang terganggu, seperti kemampuan berjalan, berbicara, berpikir, dan melakukan aktivitas sehari-hari [10]. Program rehabilitasi stroke biasanya didesain secara individual sesuai dengan kebutuhan dan tingkat keparahan pasien. Rehabilitasi stroke dapat dimulai segera setelah kondisi pasien stabil dan biasanya dilakukan di rumah sakit, pusat rehabilitasi, atau secara ambulatori.

B. Teknologi robot untuk rehabilitasi

Teknologi robot telah menjadi perkembangan terbaru yang menjanjikan dalam bidang rehabilitasi. Dalam konteks rehabilitasi, robot dapat digunakan sebagai alat bantu untuk memfasilitasi latihan fisik dan pemulihan fungsi motorik pada pasien stroke atau kondisi neurologis lainnya. Robot rehabilitasi digunakan untuk memberikan latihan berulang dan terstruktur kepada pasien dengan tingkat keakuratan dan kontrol yang tinggi. Robot dapat membantu memperbaiki kekuatan otot, rentang gerak, koordinasi, dan keseimbangan melalui latihan yang terprogram dengan presisi [11].



Gambar 1. Penggunaan Robot Rehabilitasi stroke lower limb pada kaki kanan pasien [4].

Salah satu contoh teknologi robot yang digunakan dalam rehabilitasi adalah robot ekso-skeleton. Robot ini dirancang untuk membantu pasien yang mengalami kelemahan atau kehilangan fungsi pada anggota tubuh tertentu. Robot eksoskeleton berfungsi sebagai kerangka eksternal yang dikenakan oleh pasien dan dapat memberikan bantuan atau resistensi saat pasien melakukan gerakan fisik. Dengan bantuan robot ini, pasien dapat melatih dan merehabilitasi anggota tubuh yang terkena secara terkontrol dan terukur. Penggunaan teknologi robot dalam rehabilitasi dapat memberikan manfaat signifikan dalam pemulihan pasien stroke, termasuk peningkatan kekuatan otot, koordinasi gerakan yang lebih baik [12].

Meskipun teknologi robot dalam rehabilitasi menunjukkan potensi yang besar, masih diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengoptimalkan desain dan penggunaan robot dalam konteks rehabilitasi. Pengembangan algoritma kontrol yang lebih canggih, penggabungan teknologi sensorik dan kecerdasan buatan, serta adaptasi program latihan yang sesuai dengan kebutuhan individu merupakan beberapa aspek yang perlu diperhatikan dalam pengembangan teknologi robot rehabilitasi.

C. State of The Art: Klasifikasi Gait

Dalam penelitian sebelumnya, membantu dalam melakukan penelitian mengenai klasifikasi *walking gait* menggunakan wearabe sensor. Beberapa penelitian yang berkaitan dengan penelitian penulis saat ini dapat dijadikan sebagai bahan referensi penulis.

Tabel 1. Kajian Penelitian Terkait.

Refrensi	Fitur Klasifikasi	Gait detector	Pembagian Fase	Metode
[4]	Sudut engkel dan kecepatan sudut	Rotary encoders dan Foot switches	4	PID Controller
[7]	Kecepatan, percepatan, orientasi tubuh dan kontak dengan lantai	Floor Sensor, Ambulatory Inertial Sensors (AIS)	8	Deep learning
[8]	Sudut engkel dan kontak dengan lantai	AS5048A Goniometer dan FSR402	4	Graph Convolutional Network Model (GCNM)
[9]	Perpindahan, kecepatan dan kontak dengan lantai	Inertial Measurement Units dan Force sensor	4	Supervised learning
[13]	percepatan linier, kecepatan sudut engkel, kontak dengan lantai	Inersia Measure Unit (IMU), insole pressure sensors (IPS)	8	Rule-based Methode
Usulan	Sudut engkel dan kecepatan sudut	Motion capture	4	Supervised learning (Support Vector Machines (SVM))

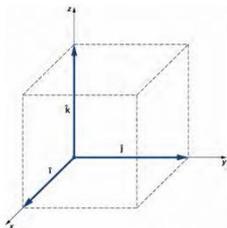
Gait detector adalah perangkat atau sensor untuk mendeteksi dan mengukur parameter gaya berjalan. Alat seperti *Rotary encoders* dan *Foot switches* mengukur sudut engkel, kecepatan sudut, dan kontak kaki dengan lantai [4]. Selain itu, Floor Sensor dan *Ambulatory Inertial Sensors (AIS)* mengukur kecepatan, percepatan, orientasi tubuh, dan kontak lantai saat berjalan. AS5048A Goniometer dan *Force Sensitive Resistor (FSR402)* mengukur sudut antara segmen tubuh dan tekanan pada lantai [7], [8]. *Inertial Measurement Units (IMU)* dan *Force Sensors* mendeteksi perpindahan, kecepatan, dan gaya kaki pada lantai [9]. *Motion capture* menggunakan kamera untuk mendapatkan data koordinat *lower limb* untuk sudut engkel dan kecepatan sudut.

Analisis gait membagi siklus langkah menjadi fase, dengan resolusi 4 fase seperti F1: *Initial Contact (IC)* ke *Foot Flat (FF)*, F2: *FF* ke *Heel Off (HO)*, F3: *HO* ke *Toe Off (TO)*, dan F4: *swing* [4], [8], [9], atau 8 fase untuk analisis lebih rinci [7], [13]. Untuk mengklasifikasikan data, metode seperti *PID Controller* mengatur output berdasarkan perbedaan hasil [4], [14], *Deep Learning* mengenali pola dalam data [7], *Graph Convolutional Network Model (GCNM)* menganalisis hubungan spasial dan temporal [8],

[15], dan *Supervised learning* menggunakan model berlabel seperti *Support Vector Machines (SVM)* [9]. Metode berbasis aturan (Rule-based Method) menggunakan aturan yang ditentukan sebelumnya untuk analisis gait [13].

D. Vektor Posisi

Perhitungan vektor posisi memiliki peran krusial dalam analisis berbagai fenomena fisika dan matematika dalam ruang tiga dimensi. Vektor posisi memungkinkan penentuan lokasi suatu titik atau objek secara akurat, yang menjadi dasar bagi konsep-konsep lanjutan seperti perpindahan, besar sudut, kecepatan, percepatan, dan gaya [16].



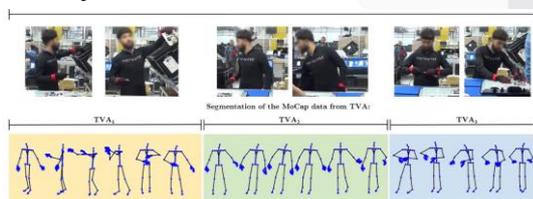
Gambar 2. Vektor satuan dalam ruang tiga dimensi [16].

Vektor posisi adalah konsep dasar dalam matematika dan fisika yang digunakan untuk menggambarkan posisi atau lokasi suatu titik dalam ruang. Dalam ruang tiga dimensi, vektor posisi didefinisikan sebagai vektor yang menghubungkan titik referensi ke titik yang posisinya ingin ditentukan. Vektor posisi ini terdiri dari tiga komponen, yaitu komponen x , y , dan z yang merepresentasikan perpindahan sepanjang sumbu x , y , dan z . Misalnya, jika titik referensi berada di titik asal koordinat $(0, 0, 0)$ dan titik P berada pada koordinat (x, y, z) , maka vektor posisi dari titik asal koordinat ke titik P dapat dituliskan sebagai vektor posisi $r = (x, y, z)$ [17].

E. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dibuat oleh Guido van Rossum dan pertama kali dirilis pada tahun 1991. Python sangat populer karena dirancang dengan fokus pada keterbacaan kode dan kesederhanaan sintaks. Hal ini membuatnya menjadi bahasa pemrograman yang sangat mudah dipelajari dan digunakan oleh pemula, tetapi juga kuat dan fleksibel bagi para pengembang yang lebih berpengalaman [18]. Python banyak digunakan di berbagai bidang termasuk pengembangan web, analisis data, kecerdasan buatan, pemrosesan bahasa alami, pengembangan game, dan banyak lainnya. Python memiliki ekosistem yang kaya akan berbagai library dan framework yang mendukung pengembangan aplikasi di berbagai bidang.

F. Motion capture



Gambar 3. Segmentasi gerakan dari satu pengulangan [19].

Motion capture adalah teknologi yang digunakan untuk merekam gerakan manusia secara detail dan diolah dalam bentuk data digital. Proses *Motion capture* dimulai dengan pemasangan sensor atau marker pada tubuh target yang akan direkam namun juga terdapat metode *Motion capture* tanpa marker sehingga membutuhkan pemrograman lebih lanjut pada pengolahan rekaman/kamera [20]. Sensor-sensor ini bisa berupa bola kecil, marker berbasis cahaya, atau sensor inersia. Marker-marker ini mengindikasikan posisi dan orientasi tubuh target dalam ruang tiga dimensi. Data marker yang direkam kemudian diproses

menggunakan perangkat lunak *Motion capture* atau algoritma pemrograman untuk menghasilkan output yang diinginkan. Pengolahan data yang diperoleh dari kamera akan menghasilkan model digital gerakan target. Model ini biasanya terdiri dari rangkaian titik-titik yang terhubung, yang merepresentasikan bentuk dan gerakan tubuh manusia.

Menangkap data mentah dari gerakan manusia yang dilakukan dalam konteks berbeda memungkinkan penghitungan dan pemahaman yang lebih baik tentang parameter gerakan. Dengan menganalisis data *Motion capture*, parameter tersembunyi dapat diungkap, berguna untuk evaluasi gerakan dalam olahraga, rehabilitasi, seni dan industri untuk pemantauan ergonomis [19]. Dalam olahraga, *Motion capture* dapat merekam gerakan atlet untuk analisis teknik, pelatihan, dan peningkatan performa. Data *Motion capture* membantu pelatih dan atlet memahami gerakan tubuh mereka dengan lebih baik, mengidentifikasi area perbaikan, dan mencapai tingkat keunggulan yang lebih tinggi.

Selain itu, *Motion capture* juga memiliki aplikasi dalam rehabilitasi fisik. Ahli terapi dapat menggunakan data *Motion capture* untuk memantau dan mengukur perkembangan pasien dalam pemulihan setelah cedera atau penyakit. Dengan membandingkan gerakan pasien dengan gerakan normal yang direkam sebelumnya, ahli terapi dapat mengevaluasi kemajuan dan menyesuaikan program pemulihan untuk mencapai hasil yang optimal [21].

G. Machine Learning

Machine Learning adalah bidang kecerdasan buatan (AI) yang berfokus pada pengembangan algoritma dan model agar komputer dapat belajar dari data dan pengalaman, mirip dengan cara manusia belajar. Dalam *Machine Learning*, komputer diberi kemampuan untuk belajar dari data tanpa perlu diprogram untuk setiap skenario secara eksplisit. Model *Machine Learning* dilatih dengan data contoh input dan output yang diinginkan, kemudian menyesuaikan parameter internalnya untuk meningkatkan prediksi atau pengambilan keputusan. Model ini dapat mengenali pola rumit dan memberikan hasil yang relevan saat menghadapi data baru [22].

Seiring kemajuan teknologi, *Machine Learning* berkembang pesat dan memainkan peran penting dalam menyelesaikan masalah kompleks. *Machine Learning* umumnya dibagi menjadi tiga kategori: *Supervised learning*, *Unsupervised learning*, dan *Reinforcement Learning* [23]. Dalam *Supervised learning*, model dilatih menggunakan data yang telah diberi label untuk mempelajari hubungan antara input dan output, dengan tujuan membuat prediksi yang akurat untuk data baru. *Unsupervised learning* melibatkan data tanpa label untuk menemukan pola atau struktur tersembunyi dalam data. Sementara itu, *Reinforcement Learning* melibatkan agen yang belajar melalui interaksi dengan lingkungan, dengan menerima umpan balik berupa reward atau hukuman berdasarkan tindakan yang diambil, untuk mengoptimalkan total reward dari lingkungan seiring waktu [24]. *Supervised learning* adalah metode yang paling umum digunakan, dengan proses pelatihan yang meliputi pemrosesan data, pemilihan algoritma, pelatihan model, evaluasi, dan optimasi [25].

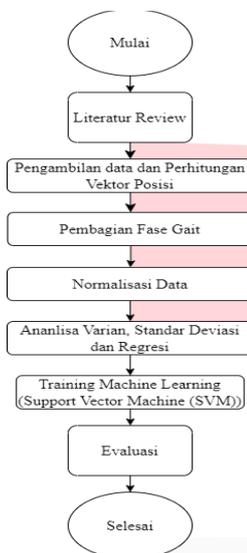
III. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengukuran empiris dan analisis statistik untuk menganalisis data gerakan yang diambil menggunakan sistem *Motion capture* berbasis *OpenCV*. Data mentah yang diperoleh kemudian dinormalisasi dengan Matlab dan dihitung vektor posisi untuk mendapatkan nilai besar sudut dan kecepatan sudut serta membagi fase gait. Langkah selanjutnya melibatkan penggunaan metode *Supervised Machine Learning*,

yaitu *Support Vector Machine (SVM)*, untuk mengklasifikasikan data fase gait.

A. Alur Penelitian

Pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan untuk menyelesaikan penelitian. Proses yang dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis, sesuai dengan alur yang dijelaskan dalam gambar 3.1, bertujuan untuk memastikan setiap langkah dilaksanakan secara metodis dan berkesinambungan, untuk mendapatkan hasil yang akurat dan dapat diandalkan.



Gambar 4. Alur Penelitian.

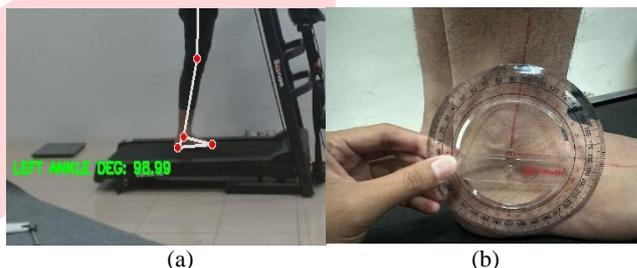
Tahap awal dimulai dengan *Literatur Review*, di mana berbagai sumber pustaka terkait topik yang dibahas dikaji secara mendalam. Langkah ini bertujuan untuk memahami konsep-konsep dasar yang relevan, mengidentifikasi metode yang telah digunakan dalam studi sebelumnya, serta menemukan celah yang dapat dijadikan landasan dalam pengembangan metode baru atau penyempurnaan metode yang ada. Selanjutnya, tahap *Pengambilan Data dan Perhitungan Vektor Posisi* dilakukan dengan mengambil video berjalan dari subjek penelitian untuk memperoleh data koordinat sendi lutut, engkel, dan ujung kaki. Nilai koordinat ini diperoleh melalui program *Motion capture Body Pose Estimation OpenCV*, yang menghasilkan titik-titik sendi tubuh. Data disimpan dalam file .csv dan diuji kualitasnya dengan perhitungan vektor posisi untuk memastikan bahwa sudut engkel (*plantarflexi* dan *dorsiflexi*) yang diperoleh dapat diolah tanpa kesalahan [26]. Jika ditemukan data yang tidak normal, pengambilan data ulang dilakukan untuk menjamin kualitas yang baik.

Tahap berikutnya adalah *Pembagian Fase Gait*, di mana data digunakan untuk menghitung nilai sudut dan kecepatan sudut engkel pada setiap fase berjalan. Pembagian fase ini penting untuk analisis spesifik pada tiap tahap pergerakan. Setelah fase gait dibagi, data melalui proses *Normalisasi Data* untuk menyamakan panjang data dalam satu siklus (*cycle*), sehingga data dari berbagai fase dapat dibandingkan dan dianalisis lebih akurat. Kemudian, data yang sudah dinormalisasi dianalisis dalam tahap *Analisis Varian, Standar Deviasi, dan Regresi*. Pada tahap ini, perhitungan nilai varian, standar deviasi, dan korelasi regresi antar variabel dilakukan untuk memahami distribusi data dan hubungan antar variabel serta mendeteksi pola-pola tertentu. Setelah analisis statistik selesai, data digunakan dalam tahap *Training Machine Learning (Support Vector Machine)*, di mana model *Machine Learning* dilatih menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Proses ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mampu mengklasifikasikan atau memprediksi hasil berdasarkan data input. Tahap akhir adalah *Evaluasi*, di mana performa model yang telah dilatih dievaluasi

untuk menilai akurasi prediksinya. Jika hasil evaluasi menunjukkan performa yang baik, kesimpulan dan rekomendasi dapat disusun berdasarkan temuan yang diperoleh sepanjang proses.

B. Kalibrasi

Kalibrasi adalah proses penting dalam pengukuran untuk memastikan bahwa alat ukur memberikan hasil yang akurat dan sesuai dengan nilai sebenarnya. Kalibrasi digunakan untuk mengevaluasi akurasi pengukuran sudut engkel yang dihasilkan oleh kamera dibandingkan dengan sudut engkel sebenarnya yang diukur menggunakan metode atau perangkat referensi yang lebih presisi. Tujuan utama dari kalibrasi ini adalah untuk mengidentifikasi dan mengurangi perbedaan antara sudut engkel yang terukur oleh kamera dan sudut sebenarnya. Dengan melakukan kalibrasi, kita dapat menentukan tingkat akurasi kamera dan, jika perlu, melakukan koreksi terhadap data pengukuran yang dihasilkan oleh kamera [27].

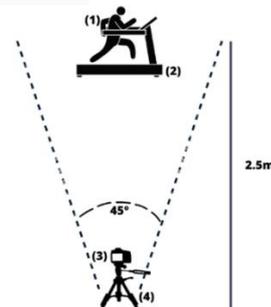


Gambar 5. Pengukuran besar sudut engkel kaki pada (a) program motion capture dan (b) pengukuran sebenarnya.

Dalam proses kalibrasi, pengukuran sudut engkel dilakukan secara bersamaan menggunakan program *motion capture* kamera dan busur derajat sebagai alat pengukur seperti pada gambar. Pengukuran dilakukan pada berbagai sudut dan posisi engkel untuk memastikan variasi yang cukup dalam dataset. Setelah data terkumpul, dilakukan perhitungan akurasi untuk setiap pasangan data (sudut terukur oleh kamera dan sudut sebenarnya). Jika hasil kalibrasi menunjukkan bahwa akurasi kamera berada di bawah 82,5% maka diperlukan kalibrasi ulang [28], [29], [30], [31].

C. Pengambilan Data

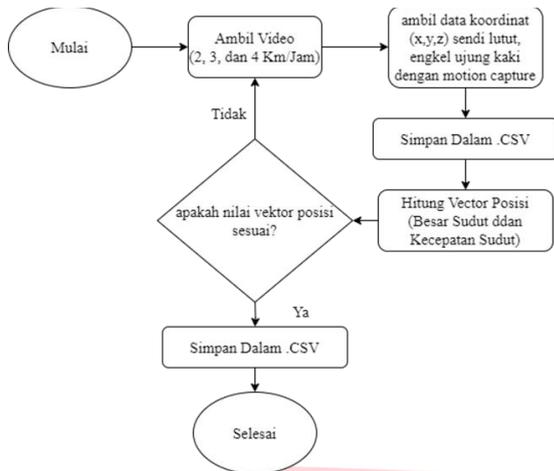
Pengambilan data mengacu pada proses mengumpulkan informasi atau fakta yang relevan yang berkaitan dengan aspek teknis suatu sistem atau proses yang sedang diteliti. Pengambilan data melibatkan penggunaan perangkat keras serta manusia yang terdesain dalam gambar 6.



Gambar 6. Setup perangkat pengambilan data

Penjelasan dari gambar 6 adalah sebagai berikut:

1. Subjek yang berjalan dan diambil datanya.
2. Treadmill yang memungkinkan pengambilan data ditempat yang tetap.
3. Kamera yang berfungsi untuk merekam gerakan berjalan yang sedang berlangsung.
4. Tripot untuk menahan pengambilan video yang berlangsung.



Gambar 7. Proses pengambilan data.

Penjelasan dari gambar 7 flowchart proses pengambilan data adalah sebagai berikut:

1. Akan diambil 30 subjek.
2. subjek menggunakan base layer hitam yang telah disediakan dan melepas alas kaki (kaos kaki, sepatu dan sejenisnya)
3. Sampel berdiri diatas treadmill dan mulai berjalan.
4. Parameter kecepatan 2Km/Jam, 3 Km/Jam dan 4 Km/Jam.
5. Setelah 10 detik, kamera mulai mengambil data gerakan Subjek.
6. Subjek berjalan sebanyak 30 langkah.
7. Diambil data titik koordinat (x,y,z) dari sendi lutut, engkel dan ujung jari kaki.
8. Nilai tersebut disimpan dalam file .CSV
9. Dihitung besar sudut yang terbentuk dari ketiga titik (lutut, engkel dan ujung jari kaki) dan kecepatan sudutnya menggunakan persamaan vektor posisi.
10. Setelah itu disimpan kembali dalam bentuk file .CSV.

Dalam proses pengambilan data, subjek akan berjalan diatas treadmill dengan kecepatan 2 Km/Jam, 3 Km/Jam dan 4 Km/Jam. Kecepatan teradmill 2 km/h, 3 Km/Jam dan 4 km/h didapatkan dari data kecepatan manusia normal pada saat berjalan yaitu 2-5 km/h[4], [32]. Dalam satu sesi, diambil 30 langkah data berjalan yang nantinya akan dipilih untuk diproses lebih lanjut[4]. Total ada 90 sesi (30 subjek \times 3 kecepatan berjalan). pengolahan video, diglakukan pemrograman *Motion capture Body Pose Estimation OpenCV* yang menghasilkan eksoskeleton titik titik sendi tubuh seperti gambar 3.4 yang sudah dilengkapi dengan *landmark* atau penanda masing masing posisi sendi. Video memiliki resolusi 30 fps yang memungkinkan munculnya 30 frame dalam rentang waktu 1 detik. Sehingga dalam 1 detik didapatkan 30 data koordinat subjek. Namun tidak semua titik tersebut dipakai dalam penelitian ini, sehingga diperlukan pemilahan titik koordinat sendi yang diambil. Titik sendi itu antara lain lutut kanan, engkel kanan, ujung jari kaki kanan, lutut kiri, engkel kiri dan ujung jari kaki kiri dalam *Body Pose Estimation* berada pada landmark 25-32[33]. Pengukuran empiris dan analisis statistik dilakukan untuk menganalisis data gerakan yang diambil menggunakan sistem *Motion capture* berbasis *OpenCV*. Data mentah yang diperoleh dinormalisasi dengan Matlab, kemudian dihitung vektor posisi untuk mendapatkan nilai besar sudut dan kecepatan sudut serta membagi fase gait. Langkah selanjutnya melibatkan penggunaan metode *Supervised Machine Learning*, yaitu *Support Vector Machine (SVM)*, untuk mengklasifikasikan data berdasarkan fase gait. Dengan menggabungkan teknologi pengambilan data gerakan dan teknik analisis data ini diharapkan dapat memberikan wawasan lebih dalam mengenai dinamika gerakan dan bermanfaat dalam berbagai aplikasi, seperti analisis gait untuk tujuan medis atau pengembangan teknologi interaksi manusia-komputer.



Gambar 8. Titik sendi ditubuh yang terbaca

Setelah didapatkan nilai koordnat dari tiap titik lutut kanan, engkel kanan, ujung jari kaki kanan, lutut kiri, engkel kiri dan ujung jari kaki kiri, maka dilakukan perhitungan vektor posisi. Perhitungan ini meliputi besar nilai sudut yang terbentuk dari titik lutut, engkel dan ujung jari kaki serta besar nilai kecepatan sudut. Langkah pertama untuk mendapatkan nilai vektorposisi adalah dengan menemukan nilai sudut yang terbentuk dengan menggunakan persamaan berikut:

$$r = (x, y, z)$$

$$\vec{r} = \hat{i}x + \hat{j}y + \hat{k}z \quad (1)$$

$$|r| = \sqrt{\hat{i}x^2 + \hat{j}y^2 + \hat{k}z^2} \quad (2)$$

$$\hat{i} \cdot \hat{i} = 1, \hat{j} \cdot \hat{j} = 1, \hat{k} \cdot \hat{k} = 1 \quad (3)$$

Garis terbentuk oleh paling sedikit 2 titik, misalkan titik A adalah titik awal dan titik B adalah titik akhir. Kita mendefinisikan jarak/perpindahan benda dari titik A ke titik B sebagai berikut:

$$AB = \vec{B} - \vec{A} \quad (4)$$

Dapat juga ditulis vektor \vec{A} dan \vec{B} dalam komponen-komponennya, yaitu

$$\vec{A} = x_A \hat{i} + y_A \hat{j} + z_A \hat{k} \quad (5)$$

$$\vec{B} = x_B \hat{i} + y_B \hat{j} + z_B \hat{k} \quad (6)$$

Jika kita nyatakan dalam komponen-komponen vektor maka kita dapat menulis vektor perpindahan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} AB &= (x_B \hat{i} + y_B \hat{j} + z_B \hat{k}) - (x_A \hat{i} + y_A \hat{j} + z_A \hat{k}) \\ &= (x_B \hat{i} - x_A \hat{i}) + (y_B \hat{j} - y_A \hat{j}) + (z_B \hat{k} - z_A \hat{k}) \end{aligned} \quad (7)$$

Perpindahan adalah besaran vektor sehingga memiliki panjang dan arah. Besar perpindahan benda, yaitu panjang vektor perpindahan adalah

$$|AB| = \sqrt{(x_B \hat{i} - x_A \hat{i})^2 + (y_B \hat{j} - y_A \hat{j})^2 + (z_B \hat{k} - z_A \hat{k})^2} \quad (8)$$

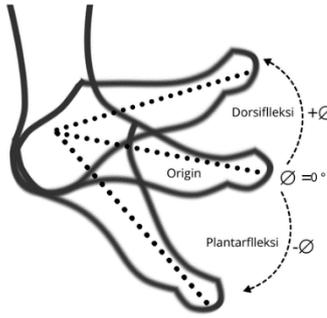
Sudut dalam vector posisi diperoleh dengan membagi hasil perkalian dot vektor dengan perkalian mutlak vektor. Hasil pembaian tersebut kemudian arccos kan untuk menemukan nilai sudutnya. Untuk persamaannya sebagai berikut:

$$AB \cdot BC = (x_{AB} \cdot x_{BC}) + (y_{AB} \cdot y_{BC}) + (z_{AB} \cdot z_{BC}) \quad (9)$$

$$\cos \phi = \frac{AB \cdot BC}{|AB||BC|} \quad (10)$$

Kemudian dilanjutkan dengan menghitung besar simpangan dorsiflesi dan plantarfleksinya terhadap origin atau posisi normal saat kaki tegak lurus saat berdiri. Diasumsikan untuk sudut pada saat origin adalah 0° , ketika kondisi kaki dorsiflekmilai sudut positif dan ketika plantarfleksi besar sudut bernilai negatif seperti yang terlihat pada gambar 3.5. Dorsiflesi dan plantarfleksi dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$\phi' = \text{origin} - \phi \quad (11)$$



Gambar 9. Origin, dorsiflesi dan plantarfleksi ankel

Setelah didapatkan nilai ϕ' maka kita dapat mencari besar nilai kecepatan sudut dengan melakukan penuruann terhadap waktu sebagai berikut

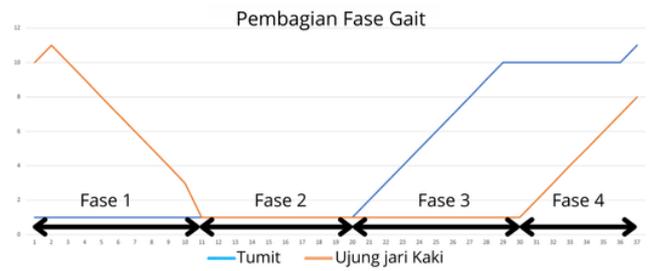
$$\begin{aligned} \omega &= \frac{\Delta\phi'}{dt} \\ &= \frac{\phi'_n - \phi'_{n-1}}{dt} \end{aligned} \quad (12)$$

Fase gait akan dibagi menjadi 4 yakni F1: *Initial Contact (IC)* ke *Foot Flat (FF)*, F2: *FF* ke *Heel Off (HO)*, F3: *HO* ke *Toe Off (TO)*, dan F4 : *swing*, terlihat pada gambar 3.6. F1 menunjukkan kondisi kaki dari kontak awal dengan lantai sampai dengan kaki seluruhnya menyentuh lantai. F2 menunjukkan kondisi kaki dari menyentuh lantai seluruhnya ke tumit melayang dan ujung jari masih menyentuh lantai. F3 menunjukkan kondisi kaki dari tumit melayang dan ujung jari masih menyentuh lantai ke ujung jari tidak menyentuh lantai. F4 menunjukkan kondisi kaki saat memgaton.



Gambar 10. Pembagian fase gait.

Data akan dibagi menjadi 4 yakni fase 1, fase 2, fase 3 dan fase 4 sesuai gambar 3.10, dimana nantinya data akan dilabeli sesuai tiap fase. Fase 1 dilabeli ketika titik tumit berada pada koordinat vertikal terendah dan titik ujung jari kaki belum pada koordinat vertikal terendah. Fase 2 dilabeli ketika titik tumit dan ujung jari kaki berada pada koordinat vertikal terendah. Fase 3 dilabeli ketika titik tumit tidak berada pada koordinat vertikal terendah dan titik ujung jari kaki berada pada koordinat vertikal terendah. Kemudian Fase 4 dilabeli ketika titik tumit dan titik ujung jari kaki berada pada koordinat vertikal terendah. Jika digambarkan dalam grafik akan seperti pada gambar 3.8.



Gambar 11. Pembagian fase gait dalam grafik.

D. Normalisasi data

Langkah pertama yang dilakukan adalah normalisasi data. Normalisasi data merupakan proses penting untuk memastikan bahwa data yang berada dalam satu siklus fase namun memiliki panjang yang berbeda dapat disamakan panjangnya. Dengan normalisasi, setiap data dalam siklus fase yang berbeda akan memiliki panjang yang seragam, sehingga analisis dapat dilakukan dengan lebih akurat dan konsisten. Proses ini menggunakan penkodingan software Matlab. Setelah proses normalisasi, perhitungan varian dilakukan untuk mengetahui sejauh mana data tersebar atau bervariasi dari nilai rata-ratanya. Varian memberikan informasi tentang seberapa jauh setiap nilai data menyimpang dari rata-rata keseluruhan. Dalam konteks ini, varian digunakan untuk mengukur tingkat keragaman data setelah normalisasi. Untuk mencari nilai varian dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut [34]:

$$s^2 = \frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n} \quad (13)$$

Selanjutnya, perhitungan standar deviasi dilakukan untuk melengkapi analisis varian. Standar deviasi adalah akar kuadrat dari varian dan menunjukkan seberapa jauh data tersebar dalam satuan yang sama dengan data aslinya. Dengan menghitung standar deviasi, bisa didapatkan gambaran yang lebih jelas tentang variasi data setelah dinormalisasi. Hasil perhitungan varian dan standar deviasi ini akan membantu menilai apakah data tersebut seragam atau bervariasi. Untuk mencari nilai standar deviasi dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut [34]:

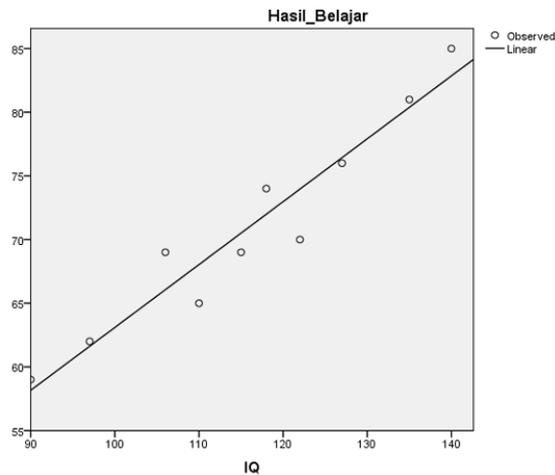
$$s = \sqrt{\frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n}} \quad (14)$$

E. Korelasi antara besar sudut dan kecepatan sudut terhadap fase berjalan

Korelasi regresi berkaitan dengan hubungan antara dua atau lebih variabel dalam analisis regresi. Dalam analisis regresi, kita mencoba untuk memahami bagaimana perubahan dalam satu variabel (variabel independen) berhubungan dengan perubahan dalam variabel lain (variabel dependen). Korelasi regresi sering diukur dengan menggunakan koefisien korelasi atau koefisien determinasi. Koefisien korelasi ("R") menggambarkan kekuatan dan arah hubungan antara dua variabel. Nilai R berkisar antara -1 hingga +1, dengan nilai positif menunjukkan hubungan positif (sejalan), nilai negatif menunjukkan hubungan negatif (berlawanan), dan nilai 0 menunjukkan tidak adanya hubungan linier. Untuk mengetahui besar korelasi regresi dari variabel, maka dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut [35]:

$$R = \sqrt{1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n E_i^2}{\sum_{i=1}^n (\omega_i - \omega_{mean})^2} \right)} \quad (15)$$

Dari korelasi regresi tersebut akan diperoleh titik titik data dan hasil regresinya. Dari tiap titik tersebut dihitung berapa besar nilai errornya seperti dalam gambar 12.



Gambar 12. Grafik Garis Regresi [36].

F. Klasifikasi Walking gait berbasis Machine Learning

Data yang diperoleh selanjutnya akan dilatih menggunakan *Machine Learning*, dengan Python sebagai bahasa pemrograman yang populer untuk keperluan ini. Python dipilih karena merupakan bahasa tingkat tinggi yang mudah dibaca dan dilengkapi dengan berbagai libraries dan frameworks yang mendukung desain *Machine Learning*, seperti NumPy, Pandas, Scikit-learn, TensorFlow, dan PyTorch. Dalam pengolahan data, *Machine Learning* yang digunakan adalah jenis *Supervised learning*, yang sesuai dengan tipe data yang tersedia, yaitu data input dan output yang telah diberi label. Langkah-langkah umum dalam menggunakan *Supervised learning* adalah sebagai berikut:

1. Persiapkan dataset: Mempersiapkan dataset yang terdiri dari contoh data input dan output yang sudah diberi label. Dataset harus lengkap, bervariasi, dan mewakili keadaan yang ingin diprediksi.
2. Pilih jenis model: Penelitian ini menggunakan *Support Vector Machines (SVM)* sebagai model *Machine Learning*, dengan Python sebagai bahasa pemrogramannya.
3. Bagi dataset: Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji kinerja model.
4. Training model: Melatih model menggunakan data pelatihan untuk menemukan pola atau hubungan antara input dan output dalam data tersebut.
5. Evaluasi kinerja model: Evaluasi dilakukan dengan memplot hasil klasifikasi dalam bentuk scatter plot untuk memahami seberapa baik model SVM memisahkan kelas-kelas dalam data pengujian dan seberapa akurat model dalam melakukan klasifikasi berdasarkan pola yang ditemukan selama pelatihan..

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melibatkan 30 subjek yang berjalan di atas treadmill dengan tiga kecepatan berbeda (2 km/jam, 3 km/jam, dan 4 km/jam), di mana data posisi dan kecepatan sudut sendi engkel dikumpulkan menggunakan *motion capture*. Data yang diperoleh diproses dengan menghitung besar sudut dan kecepatan sudut engkel, kemudian dinormalisasi menggunakan Matlab untuk memastikan keseragaman analisis. Metode *Support Vector Machine (SVM)* digunakan untuk menganalisis data, menentukan varian, standar deviasi, dan akurasi klasifikasi pola berjalan. Subjek dengan akurasi tertinggi dibandingkan untuk memahami pengaruh kecepatan terhadap pola gait dan konsistensi SVM dalam klasifikasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mendalam tentang dinamika gait dan efektivitas SVM.

A. Hasil Kalibrasi

Pada Tabel 2 terlihat hasil kalibrasi yang dilakukan untuk mengevaluasi tingkat akurasi pengukuran sudut engkel menggunakan kamera, yang dibandingkan dengan nilai sudut sebenarnya yang diukur menggunakan busur derajat sebagai alat referensi. Busur derajat dipilih karena keandalannya dalam memberikan pengukuran sudut yang presisi. Data dalam tabel mencakup pengukuran sudut engkel pada kaki kanan dan kaki kiri, serta akurasi pengukuran dalam bentuk persentase.

Tabel 2. Hasil kalibrasi.

no	Kaki Kanan		Kaki Kiri		Akurasi Kaki Kanan (%)	Akurasi Kaki Kiri (%)
	kamera (°)	Sebenarnya (°)	kamera (°)	Sebenarnya (°)		
1	91,06	85	84	80	92,87	95
2	77,94	80	104,81	101	97,43	96,23
3	110,05	101	101,8	103	91,04	98,83
4	84,06	82	98,99	90	97,49	90,01
5	107,76	115	95,85	95	93,70	99,11
Rata - Rata Akurasi					95,17	

Pada kaki kanan, akurasi pengukuran berkisar antara 91,04% hingga 97,49%, dengan rata-rata yang cukup tinggi. Sebagai contoh, pada baris pertama, pengukuran sudut engkel oleh kamera adalah 91,06 derajat, sedangkan nilai sebenarnya yang diukur dengan busur derajat adalah 85 derajat, menghasilkan akurasi sebesar 92,87%. Ini menunjukkan bahwa deviasi antara pengukuran oleh kamera dan nilai sebenarnya relatif kecil, menandakan kamera dapat mengukur sudut engkel dengan tingkat presisi yang baik untuk kaki kanan.

Sementara itu, untuk kaki kiri, akurasi pengukuran juga menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai berkisar antara 90,01% hingga 99,11%. Sebagai contoh, pada baris kelima, pengukuran sudut engkel oleh kamera adalah 95,85 derajat, sedangkan nilai sebenarnya yang diukur dengan busur derajat adalah 95 derajat, menghasilkan akurasi sebesar 99,11%. Hasil ini hampir sempurna, menunjukkan bahwa kamera memiliki keakuratan yang sangat tinggi dalam mengukur sudut engkel pada kaki kiri.

Secara keseluruhan, rata-rata akurasi pengukuran dari semua data adalah 95,17%. Rata-rata ini menunjukkan bahwa kamera yang digunakan dalam penelitian memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam mengukur sudut engkel dibandingkan dengan hasil pengukuran menggunakan busur derajat. Dengan tingkat akurasi yang tinggi ini, data pengukuran dari kamera dapat diandalkan untuk analisis lebih lanjut, memberikan keyakinan bahwa hasil pengukuran mendekati nilai sebenarnya dan hanya memerlukan sedikit atau bahkan tidak ada koreksi.

B. Hasil Normalisasi Data (Varian dan Standar Deviasi)

Varian dan standar deviasi tiap-tiap subjek memiliki nilai yang beragam, terdapat nilai varian dan standar deviasi yang kecil dan ada juga yang memiliki nilai yang besar. Untuk membandingkan maka dalam bab ini akan menampilkan data dari 3 subjek yang memiliki hasil uji SVM tertinggi dan dibandingkan data rata semua subjek. Terlihat pada Tabel 3 dan 4, data varian dan standar deviasi dari posisi, kecepatan sudut, dan fase beberapa sampel subjek dengan parameter penelitian 2 Km/Jam. Pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah, yaitu 6,53 °², sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi, yaitu 33,54 °². Kemudian untuk pergerakan kaki kiri, juga terlihat bahwa Subjek 26 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah, yaitu 4,32°², dan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi, yaitu 17,86 °².

Tabel 3. Varian dan standar deviasi kaki kanan untuk parameter 2 Km/Jam.

Subjek	Kaki Kanan					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	21,79	3,44	408,90	16,16	0,15	0,23
21	20,62	3,85	317,00	14,37	0,17	0,19
26	6,53	2,34	374,11	17,83	0,07	0,17
Semua	33,54	5,76	1440,90	37,44	0,19	0,41

Tabel 4. Varian dan standar deviasi kaki kiri untuk parameter 2 Km/Jam

Subjek	Kaki Kiri					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	8,04	2,34	531,32	20,01	0,09	0,16
21	9,01	2,48	601,44	16,90	0,01	0,03
26	4,32	1,92	669,99	23,57	0,12	0,25
Semua	17,86	4,22	1098,34	32,36	0,24	0,45

Pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $2,34^{\circ}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $5,76^{\circ}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri, juga terlihat bahwa Subjek 26 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $1,92^{\circ}$, dan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $4,22^{\circ}$.

Pergerakan kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $317,00^{\circ 2}/s^2$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $1440,90^{\circ 2}/s^2$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri, juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $531,32^{\circ 2}/s^2$, dan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $1098,34^{\circ 2}/s^2$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $37,44^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu $14,37^{\circ}/s$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $32,36^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas kecepatan sudut engkel yang paling kecil, yaitu $16,90^{\circ}/s$.

Pergerakan kaki kanan Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,19$, sedangkan pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,07$. Pergerakan kaki kiri Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,24$, sedangkan pergerakan kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,01$. Standar deviasi fase kaki kanan Subjek Semua menunjukkan

variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,41$, sedangkan standar deviasi fase kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,17$. Standar deviasi fase kaki kiri Subjek Semua menunjukkan variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,45$, sedangkan standar deviasi fase kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,03$.

Variabilitas dalam posisi, kecepatan sudut, dan fase lebih tinggi pada kelompok Subjek Semua dibandingkan dengan subjek yang lain. Hal ini menunjukkan bahwa agregasi data dari semua subjek menghasilkan lebih banyak variasi. Subjek 26 sering menunjukkan variabilitas paling rendah, baik dalam posisi maupun fase, baik untuk kaki kanan maupun kaki kiri, menunjukkan konsistensi gerakan yang lebih tinggi. Hal ini bisa disebabkan karena pengaruh refrensi kecepatan berjalan sehari hari yang sesuai dengan parameter kecepatan treadmill sehingga subjek 26 memiliki nilai yang konsisten [36]. Sebaliknya, variabilitas tertinggi sering muncul pada kelompok Subjek Semua, yang mencakup data dari semua subjek.

Pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $2,34^{\circ}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $5,76^{\circ}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri, juga terlihat bahwa Subjek 26 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $1,92^{\circ}$, dan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $4,22^{\circ}$.

Pergerakan kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $317,00^{\circ 2}/s^2$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $1440,90^{\circ 2}/s^2$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri, juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $531,32^{\circ 2}/s^2$, dan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $1098,34^{\circ 2}/s^2$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $37,44^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu $14,37^{\circ}/s$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $32,36^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas kecepatan sudut engkel yang paling kecil, yaitu $16,90^{\circ}/s$.

Pergerakan kaki kanan Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,19$, sedangkan pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,07$. Pergerakan kaki kiri Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,24$, sedangkan pergerakan kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,01$. Standar deviasi fase kaki kanan Subjek Semua menunjukkan variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,41$, sedangkan standar deviasi fase kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,17$. Standar deviasi fase kaki kiri Subjek Semua menunjukkan variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,45$, sedangkan standar deviasi fase kaki kiri Subjek 21 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,03$.

Variabilitas dalam posisi, kecepatan sudut, dan fase lebih tinggi pada kelompok Subjek Semua dibandingkan dengan subjek yang lain. Hal ini menunjukkan bahwa agregasi data dari semua subjek menghasilkan lebih banyak variasi. Subjek 26 sering menunjukkan variabilitas paling rendah, baik dalam posisi maupun fase, baik untuk kaki kanan maupun kaki kiri, menunjukkan konsistensi gerakan yang lebih tinggi. Hal ini bisa disebabkan karena pengaruh refrensi kecepatan berjalan sehari hari yang sesuai dengan parameter kecepatan treadmill sehingga subjek 26 memiliki nilai yang konsisten [36]. Sebaliknya, variabilitas tertinggi sering muncul pada kelompok Subjek Semua, yang mencakup data dari semua subjek.

Pada Tabel 5 dan Tabel 6 ditampilkan data varian dan standar deviasi dari posisi, kecepatan sudut, dan fase beberapa sampel subjek dengan parameter penelitian 3 Km/Jam.

Tabel 5. Varian dan standar deviasi kaki kanan untuk parameter 3 Km/Jam

Subjek	Kaki Kanan					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	4,92	2,02	471,59	19,20	0,13	0,24
21	3,22	1,50	478,78	16,78	0,17	0,26
26	4,07	1,83	855,45	23,88	0,05	0,11
Semua	26,74	5,15	1544,23	38,72	0,22	0,43

Tabel 6. Varian dan standar deviasi kaki kiri untuk parameter 3 Km/Jam

Subjek	Kaki Kiri					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	3,73	1,61	176,42	11,69	0,05	0,10
21	6,78	2,17	150,72	10,62	0,11	0,17
26	5,04	1,90	554,70	19,67	0,13	0,25
Semua	15,64	3,93	911,27	29,70	0,20	0,40

Pergerakan kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah sebesar 3,22 $^{\circ 2}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi sebesar 26,74 $^{\circ 2}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah sebesar 3,73 $^{\circ 2}$ dan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi sebesar 15,64 $^{\circ 2}$. Pergerakan kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah sebesar 1,50 $^{\circ}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi sebesar 5,15 $^{\circ}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah sebesar 1,61 $^{\circ}$ dan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi sebesar 3,93 $^{\circ}$.

Pergerakan kaki kanan Subjek 5 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah sebesar 471,59 $^{\circ 2}/s^2$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi sebesar 1544,23 $^{\circ 2}/s^2$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 21 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah sebesar 150,72 $^{\circ 2}/s^2$ dan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi sebesar 911,27 $^{\circ 2}/s^2$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu 38,72 $^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek 21 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu 16,78 $^{\circ}/s$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek Semua menunjukkan nilai

yang paling besar, yaitu 29,70 $^{\circ}/s$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek 21 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu 10,62 $^{\circ}/s$.

Pergerakan kaki kanan Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu 0,22, sedangkan pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan varian fase yang paling rendah, yaitu 0,05. Pergerakan kaki kiri Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu 0,20, sedangkan pergerakan kaki kiri Subjek 5 menunjukkan varian fase yang paling rendah, yaitu 0,05. Standar deviasi fase kaki kanan Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu 0,43, sedangkan standar deviasi fase kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu 0,11. Standar deviasi fase kaki kiri Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu 0,40, sedangkan standar deviasi fase kaki kiri Subjek 5 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu 0,10.

Secara umum, pada kecepatan 3 Km/Jam, varian dan standar deviasi untuk posisi dan fase cenderung lebih kecil atau mirip dibandingkan dengan 2 Km/Jam, yang menunjukkan variabilitas yang lebih rendah. Ini menandakan bahwa subjek menunjukkan konsistensi gerakan yang lebih tinggi pada kecepatan 3 Km/Jam dibandingkan dengan 2 Km/Jam[32]. Namun, ada pengecualian untuk variabel kecepatan sudut engkel pada kaki kanan yang sedikit meningkat pada 3 Km/Jam.

Pada Tabel 7 dan Tabel 8 ditampilkan data varian dan standar deviasi dari posisi, kecepatan sudut, dan fase beberapa sampel subjek dengan parameter penelitian 4 Km/Jam.

Tabel 7. Varian dan standar deviasi sampel untuk parameter 4 Km/Jam

Subjek	Kaki Kanan					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	27,74	4,81	813,85	25,41	0,12	0,23
21	14,19	3,27	1642,28	31,07	0,21	0,31
26	10,15	3,05	1258,35	31,97	0,05	0,14
Semua	27,70	5,25	1807,17	42,02	0,16	0,36

Tabel 8. Varian dan standar deviasi sampel untuk parameter 4 Km/Jam

Subjek	Kaki Kiri					
	Varian Posisi ($^{\circ 2}$)	Standar Deviasi Posisi ($^{\circ}$)	Varian Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ 2}/s^2$)	Standar Deviasi Kecepatan Sudut Engkel ($^{\circ}/s$)	Varian Fase	Standar Deviasi Fase
5	6,94	2,32	739,43	22,71	0,03	0,08
21	12,4	2,7	1126,74	25,94	0,1	0,16
26	21,11	4,45	1629,3	39,06	0,15	0,34
Semua	23,53	4,75	9062,76	83,05	0,18	0,37

Pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah, yaitu $10,15^{\circ}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi, yaitu $27,70^{\circ}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai varian posisi paling rendah, yaitu $6,94^{\circ}$, dan Subjek Semua menunjukkan varian posisi paling tinggi, yaitu $23,53^{\circ}$. Pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $3,05^{\circ}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $5,25^{\circ}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling rendah, yaitu $2,32^{\circ}$, dan Subjek Semua menunjukkan nilai standar deviasi posisi paling tinggi, yaitu $4,75^{\circ}$.

Pergerakan kaki kanan Subjek 5 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $813,85^{\circ/s^2}$, sedangkan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $1807,17^{\circ/s^2}$. Kemudian untuk pergerakan kaki kiri juga terlihat bahwa Subjek 5 menunjukkan nilai varian kecepatan sudut paling rendah, yaitu $739,43^{\circ/s^2}$, dan Subjek Semua menunjukkan varian kecepatan sudut paling tinggi, yaitu $9062,76^{\circ/s^2}$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $42,02\%$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kanan Subjek 5 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu $25,41\%$. Standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek Semua menunjukkan nilai yang paling besar, yaitu $83,05\%$, sedangkan standar deviasi kecepatan sudut engkel kaki kiri Subjek 5 menunjukkan nilai yang paling kecil, yaitu $22,71\%$.

Pergerakan kaki kanan Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,16$, sedangkan pergerakan kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,05$. Pergerakan kaki kiri Subjek Semua menunjukkan varian fase yang paling tinggi, yaitu $0,18$, sedangkan pergerakan kaki kiri Subjek 5 menunjukkan variabilitas fase yang paling rendah, yaitu $0,03$. Standar deviasi fase kaki kanan Subjek Semua menunjukkan variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,36$, sedangkan standar deviasi fase kaki kanan Subjek 26 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,14$. Standar deviasi fase kaki kiri Subjek Semua menunjukkan variabilitas fase yang paling besar, yaitu $0,37$, sedangkan standar deviasi fase kaki kiri Subjek 5 menunjukkan variabilitas fase yang paling kecil, yaitu $0,08$.

Terlihat bahwa terdapat perubahan dalam variabilitas parameter kaki kanan dan kaki kiri. Pada kaki kanan, terdapat sedikit peningkatan dalam varian dan standar deviasi posisi pada kecepatan 4 Km/Jam dibandingkan dengan 3 Km/Jam , meskipun keduanya tetap lebih rendah dibandingkan dengan kecepatan 2 Km/Jam . Namun, untuk kecepatan sudut engkel, baik kaki kanan maupun kaki kiri menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam varian dan standar deviasinya pada 4 Km/Jam , menandakan variasi yang lebih besar dalam gerakan engkel pada kecepatan yang lebih tinggi. Meskipun demikian, untuk fase, terlihat bahwa varian dan standar deviasi cenderung menurun pada 4 Km/Jam dibandingkan dengan kecepatan yang lebih rendah.

C. Hasil Regresi

Pada tabel 9 ditampilkan data nilai regresi beberapa subjek dengan parameter 2 Km/Jam . Regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kanan menunjukkan nilai terendah pada Subjek Semua, yaitu sebesar $0,0021$, sementara Subjek 21 mencatatkan nilai tertinggi dengan $0,0237$. Sebaliknya, untuk regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 26 menunjukkan nilai terendah sebesar $0,0195$, sementara Subjek 5 menunjukkan nilai tertinggi dengan $0,2723$.

Dalam hal regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan, Subjek Semua memiliki nilai terendah sebesar $0,0960$, sedangkan Subjek 21 memiliki nilai tertinggi

dengan $0,4076$. Di sisi lain, untuk regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 21 mencatatkan nilai terendah sebesar $0,0314$, sedangkan Subjek 26 memiliki nilai tertinggi dengan $0,1164$.

Terakhir, dalam regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan, Subjek Semua memiliki nilai terendah sebesar $0,1020$, sementara Subjek 21 memiliki nilai tertinggi dengan $0,4341$. Untuk regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 21 mencatatkan nilai terendah sebesar $0,0412$, sedangkan Subjek 5 memiliki nilai tertinggi dengan $0,2872$.

Tabel 9. Hasil regresi beberapa sampel untuk parameter 2 Km/Jam

Subjek	2 Km/Jam					
	Kanan			Kiri		
	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase
5	0,0022	0,3665	0,3708	0,2723	0,0767	0,2872
21	0,0237	0,4076	0,4341	0,0260	0,0314	0,0412
26	0,0166	0,3662	0,3658	0,0195	0,1164	0,1190
Semua	0,0021	0,0960	0,1020	0,0320	0,0350	0,0595

Pada tabel 10 ditampilkan data nilai regresi beberapa subjek dengan parameter penelitian 3 Km/Jam . Regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kanan menunjukkan variasi yang signifikan antara subjek-subjek yang berbeda. Subjek 5 mencatatkan nilai terendah dengan $0,0044$, sementara Subjek 26 menunjukkan nilai tertinggi dengan $0,6641$. Demikian pula, untuk regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 5 juga memiliki nilai terendah sebesar $0,0016$, sedangkan Subjek 26 mencatatkan nilai tertinggi sebesar $0,3468$.

Dalam hal regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan, Subjek 26 memiliki nilai terendah dengan $0,0152$, sementara Subjek 5 mencatatkan nilai tertinggi dengan $0,5888$. Di sisi lain, untuk regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 26 kembali menunjukkan nilai terendah dengan $0,0185$, sedangkan Subjek 5 memiliki nilai tertinggi sebesar $0,0261$.

Terakhir, regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan menunjukkan nilai terendah pada Subjek Semua dengan $0,1124$, sedangkan Subjek 26 kembali menunjukkan nilai tertinggi dengan $0,6630$. Untuk regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, Subjek 21 mencatatkan nilai terendah sebesar $0,0191$, sementara Subjek 5 memiliki nilai tertinggi dengan $0,6221$.

Tabel 10. Hasil regresi beberapa sampel untuk parameter 3 Km/Jam

Subjek	3 Km/Jam					
	Kanan			Kiri		
	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase
5	0,0044	0,3733	0,3853	0,0016	0,5888	0,6221
21	0,0256	0,1736	0,2115	0,0076	0,0261	0,0191
26	0,6641	0,0152	0,6630	0,3468	0,0185	0,3442
Semua	0,0051	0,1008	0,1124	0,0380	0,0740	0,1015

Pada tabel 11 ditampilkan data nilai regresi beberapa subjek dengan parameter penelitian 4 Km/Jam. Regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kanan menunjukkan variasi yang signifikan antara subjek-subjek yang berbeda. Subjek 5 mencatatkan nilai terendah dengan 0,0026, sementara nilai tertinggi tercatat pada Subjek Semua dengan 0,0198. Demikian pula, untuk regresi posisi terhadap fase pergerakan kaki kiri, nilai terendah tercatat pada Subjek Semua dengan 0,0020, sementara Subjek 5 memiliki nilai tertinggi sebesar 0,1593.

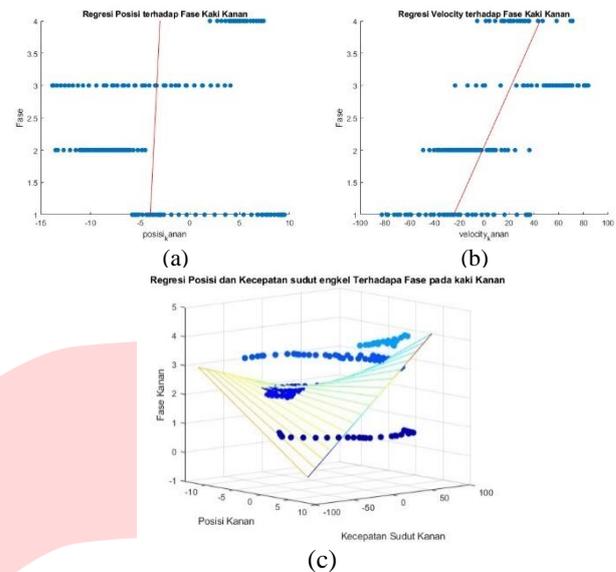
Dalam hal regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan, nilai terendah tercatat pada Subjek Semua dengan 0,0785, sedangkan Subjek 5 mencatatkan nilai tertinggi dengan 0,2634. Di sisi lain, untuk regresi kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, nilai terendah tercatat pada Subjek Semua dengan 0,0186, sementara Subjek 26 memiliki nilai tertinggi sebesar 0,2127.

Terakhir, regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kanan menunjukkan nilai terendah pada Subjek Semua dengan 0,1086, sedangkan Subjek 5 kembali menunjukkan nilai tertinggi dengan 0,3867. Untuk regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase pergerakan kaki kiri, nilai terendah tercatat pada Subjek Semua dengan 0,0186, sementara Subjek 5 memiliki nilai tertinggi sebesar 0,6221.

Tabel 11. Hasil regresi beberapa sampel untuk parameter 4 Km/Jam

SUBJEK	4 Km/Jam					
	Kanan			Kiri		
	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi terhadap Fase	Regresi Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase	Regresi Posisi dan Kecepatan Sudut Engkel terhadap Fase
5	0,0026	0,2634	0,2750	0,1593	0,1719	0,3867
21	0,0089	0,1702	0,1829	0,0425	0,0927	0,1682

26	0,0038	0,1447	0,1547	0,1278	0,2127	0,3042
Semua	0,0198	0,0785	0,1086	0,0020	0,0186	0,0186



Gambar 13. Hasil analisa regresi (a) posisi terhadap fase, (b) Kecepatan sudut engkel terhadap fase, (c) posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase

D. Hasil Support Vector Machine (SVM)

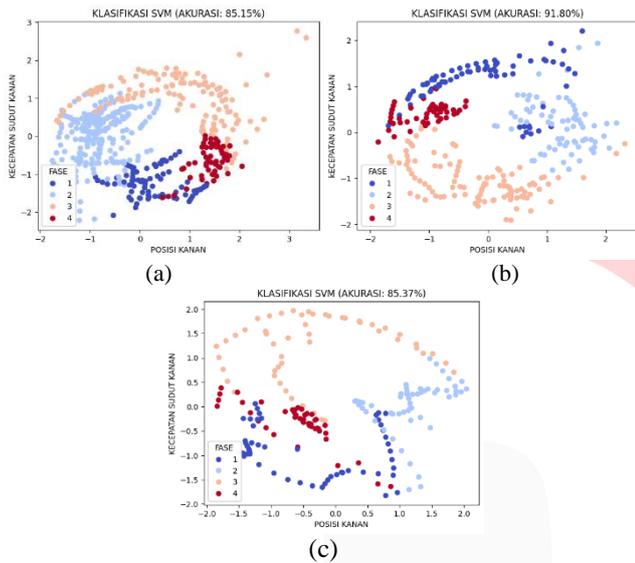
Berikut adalah nilai-nilai akurasi training SVM untuk beberapa sampel subjek pada tabel 12. Dalam parameter 2 km/jam, subjek 26 memperoleh nilai akurasi tertinggi baik untuk kaki kanan 85.15% dan subjek 5 memperoleh akurasi tertinggi 70,47% untuk kaki kiri. sementara subjek Semua memiliki nilai akurasi terendah dengan 53,63% untuk kaki kanan dan subjek 21 memperoleh nilai akurasi 39,02% untuk kaki kiri. Pada parameter 3 km/jam, subjek 5 menunjukkan nilai akurasi tertinggi dengan 91,8% untuk kaki kanan dan 77,05 % untuk kaki kiri, sedangkan subjek Semua secara memperoleh nilai akurasi terendah dengan 52,5% untuk kaki kanan dan subjek 21 memiliki nilai akurasi 52,18% untuk kaki kiri. Pada parameter 4 km/jam, subjek 21 mencatat nilai akurasi tertinggi dengan 85.37% untuk kaki kanan, sementara subjek 5 memiliki nilai akurasi tertinggi dengan 70.49% untuk kaki kiri. Subjek 26 memperoleh nilai akurasi terendah 48,43% untuk kaki kanan dan subjek Semua memiliki nilai akurasi terendah 54,07% untuk kaki kiri.

Tabel 12. Akurasi Training SVM beberapa sampel subjek

Subjek	2 km/Jam		3 km/Jam		4 km/Jam	
	Kanan (%)	Kiri (%)	Kanan (%)	Kiri (%)	Kanan (%)	Kiri (%)
5	68,29	70,73	91,8	77,05	72,13	70,49
21	78,05	39,02	70,73	46,34	85,37	56,1
26	85,15	53,47	76,54	59,26	48,43	59,19
Semua	53,63	49,42	52,5	52,18	53,5	54,07

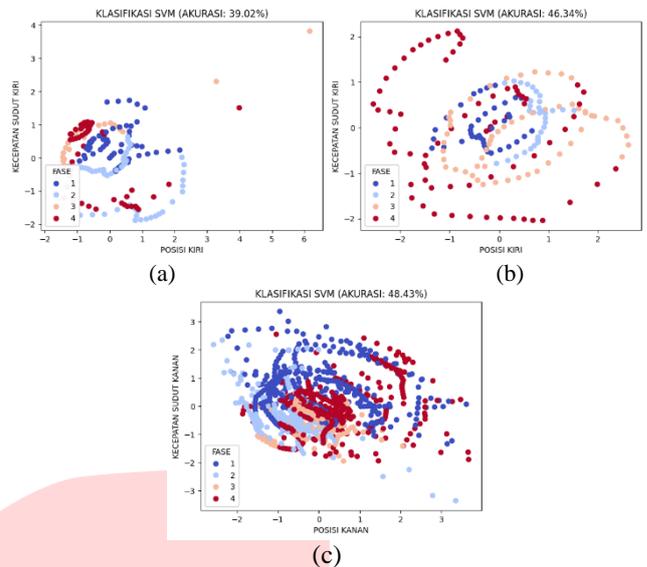
Dalam pengolahan data *Machine Learning* menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), Gambar 14. memperlihatkan beberapa hasil plot klasifikasi dengan akurasi training tertinggi untuk beberapa subjek dan parameter kecepatan yang berbeda. Gambar 14 (a) menunjukkan hasil klasifikasi SVM untuk subjek 26 pada kecepatan 2 Km/Jam. Akurasi training yang dicapai adalah 85,15%, yang menunjukkan seberapa baik model SVM dapat

membedakan antara kelas-kelas yang ada pada data training untuk subjek dan kecepatan tersebut. Selanjutnya pada Gambar 14 (b) memperlihatkan klasifikasi SVM untuk subjek 5 pada kecepatan 3 Km/Jam dengan akurasi training tertinggi sebesar 91,80%. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model SVM mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik pada data training untuk kondisi tersebut. Kemudian Gambar 14 (c) menampilkan klasifikasi SVM untuk subjek 21 pada kecepatan 4 Km/Jam. Akurasi training yang dicapai untuk kondisi ini adalah 85,37%, sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan subjek 26 pada kecepatan 2 Km/Jam tetapi lebih rendah dibandingkan dengan subjek 5 pada kecepatan 3 Km/Jam. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVM tetap memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan kelas-kelas dalam data training, meskipun terdapat variasi pada akurasi tergantung pada subjek dan kecepatan.



Gambar 14. Plot SVM akurasi tertinggi untuk (a) parameter 2 Km/Jam, (b) parameter 3 Km/Jam, dan (c) parameter 4 Km/Jam.

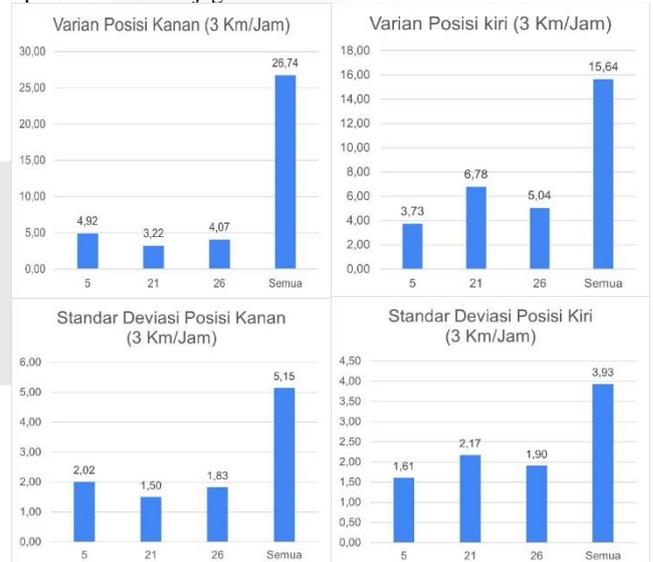
Gambar 15 memperlihatkan beberapa hasil plot klasifikasi dengan akurasi training terendah untuk beberapa subjek dan parameter kecepatan yang berbeda. Dalam Gambar ini, dapat dilihat bagaimana performa model SVM bervariasi berdasarkan subjek dan kecepatan yang berbeda. Gambar 15 (a) menunjukkan hasil klasifikasi SVM untuk subjek 21 pada kecepatan 2 Km/Jam. Pada kondisi ini, akurasi training yang dicapai adalah 39,02%. Akurasi yang rendah ini mengindikasikan bahwa model SVM kurang mampu membedakan antara kelas-kelas yang ada pada data training untuk subjek dan kecepatan tersebut. Selanjutnya, pada Gambar 15 (b), diperlihatkan hasil klasifikasi SVM untuk subjek 21 pada kecepatan 3 Km/Jam. Pada kecepatan ini, akurasi training yang dicapai adalah 46,34%, yang masih tergolong rendah namun menunjukkan sedikit peningkatan dibandingkan dengan akurasi pada kecepatan 2 Km/Jam. Peningkatan ini mungkin disebabkan oleh perubahan dalam pola data yang lebih mudah dikenali oleh model pada kecepatan yang berbeda. Kemudian, Gambar 15 (c) menampilkan klasifikasi SVM untuk subjek 26 pada kecepatan 4 Km/Jam. Akurasi training yang dicapai untuk kondisi ini adalah 48,43%. Meskipun masih merupakan salah satu akurasi terendah, ini adalah nilai tertinggi di antara ketiga kondisi yang ditampilkan dalam Gambar 15. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun akurasi tetap rendah, model SVM sedikit lebih efektif dalam membedakan kelas-kelas pada kecepatan 4 Km/Jam untuk subjek 26 dibandingkan dengan subjek 21 pada kecepatan yang lebih rendah.



Gambar 15. Plot SVM akurasi terendah untuk (a) parameter 2 Km/Jam, (b) parameter 3 Km/Jam, dan (c) parameter 4 Km/Jam

E. Analisis Varian dan standar deviasi

Kecepatan berjalan seseorang dapat memengaruhi stabilitas dan konsistensi pergerakan. Variasi dalam kecepatan ini juga berpengaruh terhadap persebaran data posisi yang dihasilkan selama berjalan. Dimana setiap orang mempunyai referensi kecepatan berjalan yang berbeda beda [37]. Pada kecepatan 3 Km/Jam, seperti yang ditunjukkan pada gambar 16, posisi memiliki nilai variansi dan standar deviasi yang lebih kecil dibandingkan dengan kecepatan 2 Km/Jam dan 4 Km/Jam. Hal ini menunjukkan bahwa data posisi pada kecepatan 3 Km/Jam lebih konsisten dan memiliki persebaran yang lebih kecil. Dengan kata lain, posisi pada kecepatan 3 Km/Jam menunjukkan kestabilan yang lebih tinggi dibandingkan dengan kecepatan lainnya[32]. Kestabilan ini berarti bahwa pergerakan atau perubahan posisi cenderung lebih sedikit atau lebih seragam, yang dapat menjadi indikasi bahwa kecepatan ini adalah yang paling optimal untuk menjaga kontrol dan koordinasi tubuh.



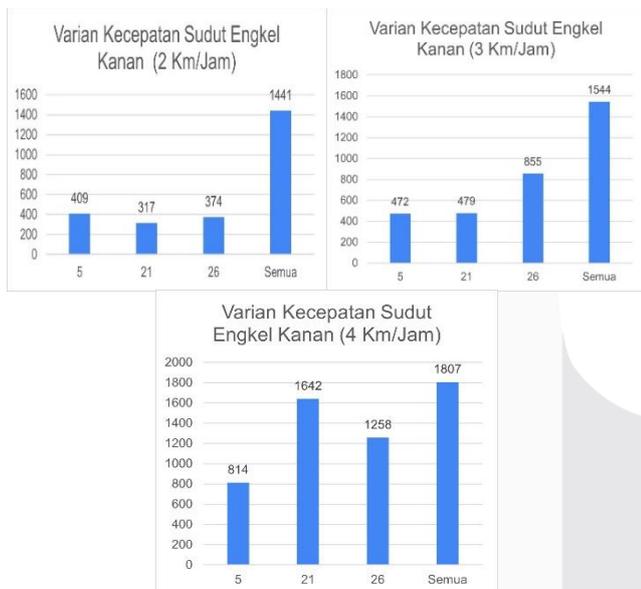
Gambar 16. Plot Varian dan Standar Deviasi subjek 5, 21 dan 26 dengan parameter kecepatan 3 Km/Jam

Secara keseluruhan, nilai variansi dan standar deviasi kecepatan sudut meningkat seiring dengan peningkatan kecepatan treadmill seperti yang terlihat pada Gambar 17 dan Gambar 18. Ini menunjukkan bahwa semakin tinggi kecepatan treadmill, kecepatan sudut menjadi semakin bervariasi dan kurang konsisten. Peningkatan variasi ini bisa disebabkan oleh tantangan yang lebih

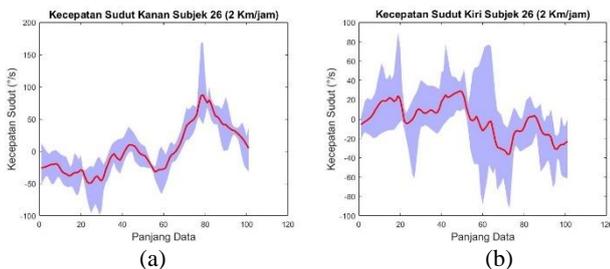
besar dalam mempertahankan kontrol tubuh dan stabilitas pada kecepatan yang lebih tinggi[38]. Dengan kecepatan treadmill yang meningkat, tubuh harus beradaptasi dengan perubahan yang lebih cepat, yang dapat mengakibatkan fluktuasi yang lebih besar dalam kecepatan sudut seperti Gambar 19. Ketidakstabilan ini bisa menunjukkan bahwa pada kecepatan yang lebih tinggi, tubuh mengalami kesulitan lebih besar dalam menjaga gerakan yang halus dan terkontrol, sehingga menyebabkan variasi yang lebih besar.



Gambar 17. Plot Standar deviasi kecepatan sudut engkel kanan



Gambar 18. Varian kecepatan sudut engkel kanan



Gambar 19. Plot kecepatan sudut engkel (a) kanan dan (b) kiri subjek 26

Dari data yang diperoleh menunjukkan bahwa kaki kanan cenderung memiliki nilai varian dan standar deviasi yang tinggi

dibandingkan kaki kiri. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti pengambilan data dari program *Motion capture* yang hanya diambil dari sisi kanan tubuh subjek, sehingga kaki kanan memiliki lebih banyak data yang digunakan untuk analisis. Selain itu, beban tumpuan pada kaki dominan (kaki kanan) biasanya lebih besar dibandingkan kaki non-dominan (kaki kiri), yang dapat menyebabkan variasi gerakan yang lebih tinggi karena kaki dominan harus menyesuaikan diri dengan berbagai situasi dan kondisi yang berbeda. Kinerja motorik pada kaki dominan mungkin juga lebih kompleks dan beragam dibandingkan kaki non-dominan, yang dapat menyebabkan variasi gerakan yang lebih tinggi[39]. Dengan demikian, perbedaan nilai varian dan standar deviasi antara kaki kanan dan kaki kiri dapat dipengaruhi oleh kombinasi dari faktor pengambilan data, beban tumpuan, dan kinerja motorik.

F. Analisis regresi posisi dan kecepatan sudut engkel terhadap fase

Analisis regresi dari posisi terhadap fase secara keseluruhan memiliki nilai yang relatif lebih kecil dibandingkan dengan regresi kecepatan sudut terhadap fase. Ini menunjukkan bahwa hubungan antara posisi dan fase tidak sekuat hubungan antara kecepatan sudut dan fase. Namun, ketika posisi dan kecepatan sudut keduanya dibandingkan terhadap fase, nilai regresi mengalami peningkatan dibandingkan dengan nilai regresi masing-masing secara terpisah. Ini menunjukkan bahwa kombinasi antara posisi dan kecepatan sudut memberikan gambaran yang lebih komprehensif dan kuat tentang hubungan mereka terhadap fase. Menggunakan kedua variabel ini secara bersamaan dapat memberikan model prediksi yang lebih akurat dibandingkan jika hanya menggunakan satu variabel saja.

Secara keseluruhan nilai regresi tergolong rendah baik dari tiap subjek atau pun ketika semua subjek digabungkan untuk tiap tiap parameter. Hal ini disebabkan oleh variansi data yang masih besar antar subjek, meskipun sudah dilakukan penyamaan warna latar belakang serta pakaian yang digunakan agar didapatkan data yang lebih akurat. Namun, variansi data tetap tinggi. Variansi data yang beragam ini juga ada kaitannya dengan akurasi *OpenCV* yang tidak tergolong tinggi namun juga tidak terlalu rendah pada jenis kategori *Body Pose Estimation* [31].

G. Kinerja SVM dalam klasifikasi fase gait

Pada plot akurasi rendah pada Gambar 15 performa SVM terlihat tidak stabil dengan fluktuasi akurasi yang signifikan, menunjukkan kesulitan dalam memisahkan fase gait dan mengklasifikasikan setiap fase dengan jelas. Gambar ini menunjukkan bagaimana performa model bervariasi untuk subjek dan kecepatan yang berbeda, dengan akurasi training yang dicapai berkisar dari 39,02% hingga 48,43%. Akurasi yang rendah ini mengindikasikan bahwa model SVM kurang mampu membedakan antara kelas-kelas yang ada pada data. Meskipun ada sedikit peningkatan akurasi pada kecepatan yang lebih tinggi, secara keseluruhan, SVM tidak mampu menangkap pola unik pada setiap fase gait, menyebabkan hasil klasifikasi yang tidak konsisten dan akurat.

Namun, pada Gambar 14, SVM menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 85,15% untuk kecepatan 2 Km/Jam, 91,80% untuk kecepatan 3 Km/Jam, dan 85,37% untuk kecepatan 4 Km/Jam. Akurasi tertinggi SVM dalam klasifikasi fase gait terlihat pada Gambar 14 (b) dengan nilai 91,80% untuk kecepatan 3 Km/Jam, menandakan kemampuan SVM untuk mengklasifikasikan fase gait subjek 5 dengan baik pada kecepatan tersebut. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model SVM mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. SVM mampu memisahkan fase gait dengan lebih baik dan pada Gambar 14 (b) terlihat jelas bahwa SVM dapat mengklasifikasikan setiap fase gait (fase 1, 2, 3, dan 4) dengan jelas, menunjukkan kemampuannya menangkap pola unik pada setiap fase gait.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa posisi dan kecepatan sudut engkel dapat digunakan sebagai fitur klasifikasi fase gait. Data gait walking yang dikumpulkan dari 30 subjek menggunakan metode *Motion capture* berbasis kamera dengan *OpenCV* berhasil mencakup posisi, kecepatan sudut engkel, dan fase gait. Analisis variansi dan standar deviasi menunjukkan bahwa kecepatan sudut engkel memiliki tingkat variasi yang lebih besar dibandingkan dengan posisi, terutama pada kaki kanan, yang kemungkinan disebabkan oleh pengambilan data dari sisi kanan subjek. Korelasi regresi menunjukkan bahwa kecepatan sudut engkel memiliki hubungan yang lebih kuat dengan fase gait dibandingkan posisi. Namun, ketika posisi dan kecepatan sudut engkel digabungkan sebagai fitur, nilai korelasi regresi meningkat, menandakan bahwa kombinasi fitur ini lebih efektif dalam menganalisis fase gait. Penggunaan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi data gait walking menghasilkan akurasi yang bervariasi, dengan nilai tertinggi mencapai 91,80% dan terendah 26,83%, serta rata-rata akurasi sebesar 62,82%. Hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun terdapat variasi akurasi yang signifikan, SVM mampu menghasilkan klasifikasi gait yang cukup akurat ketika posisi dan kecepatan sudut engkel digunakan bersama sebagai fitur. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa posisi dan kecepatan sudut engkel adalah indikator yang kuat dalam klasifikasi fase gait, dan penggunaan SVM sebagai algoritma klasifikasi mampu memberikan hasil yang bermanfaat untuk analisis gait lebih lanjut.

REFERENSI

- [1] K. S. Hall *et al.*, "Systematic review of the prospective association of daily step counts with risk of mortality, cardiovascular disease, and dysglycemia," *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, vol. 17, no. 1, Jun. 2020, doi: 10.1186/s12966-020-00978-9.
- [2] M. Asif *et al.*, "Advancements, Trends and Future Prospects of Lower Limb Prosthesis," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 85956–85977, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3086807.
- [3] D. Shi, W. Zhang, W. Zhang, and X. Ding, "A Review on Lower Limb Rehabilitation Exoskeleton Robots," Dec. 01, 2019, *Chinese Mechanical Engineering Society*. doi: 10.1186/s10033-019-0389-8.
- [4] Di. Adiputra, M. A. A. Rahman, Ubaidillah, and S. A. Mazlan, "Improving passive ankle foot orthosis system using estimated ankle velocity reference," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 194780–194794, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3033852.
- [5] C. F. Chen *et al.*, "Development and hybrid control of an electrically actuated lower limb exoskeleton for motion assistance," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 169107–169122, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2953302.
- [6] S. Pasinetti, A. Fornaser, M. Lancini, M. De Cecco, and G. Sansoni, "Assisted Gait Phase Estimation through an Embedded Depth Camera Using Modified Random Forest Algorithm Classification," *IEEE Sens J*, vol. 20, no. 6, pp. 3343–3355, Mar. 2020, doi: 10.1109/JSEN.2019.2957667.
- [7] S. U. Yunas and K. B. Ozanyan, "Gait Activity Classification Using Multi-Modality Sensor Fusion: A Deep Learning Approach," *IEEE Sens J*, vol. 21, no. 15, pp. 16870–16879, Aug. 2021, doi: 10.1109/JSEN.2021.3077698.
- [8] X. Wu, Y. Yuan, X. Zhang, C. Wang, T. Xu, and D. Tao, "Gait Phase Classification for a Lower Limb Exoskeleton System Based on a Graph Convolutional Network Model," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 69, no. 5, pp. 4999–5008, May 2022, doi: 10.1109/TIE.2021.3082067.
- [9] O. Harib *et al.*, "Feedback Control of an Exoskeleton for Paraplegics: Toward Robustly Stable, Hands-Free Dynamic Walking," *IEEE Control Syst*, vol. 38, no. 6, pp. 61–87, Dec. 2018, doi: 10.1109/MCS.2018.2866604.
- [10] F. Ganut, R. Arafat, and S. Hariati, "Rehabilitasi Pasien Stroke Dimasa Pandemi Covid-19: Integrative Review," *Jurnal Kesehatan Komunitas*, vol. 9, no. 3, pp. 521–531, Dec. 2023, doi: 10.25311/keskom.vol9.iss3.1526.
- [11] K. Lo, M. Stephenson, and C. Lockwood, "Effectiveness of robotic assisted rehabilitation for mobility and functional ability in adult stroke patients: a systematic review," *JBI Database System Rev Implement Rep*, vol. 15, no. 12, pp. 3049–3091, Dec. 2017, doi: 10.11124/JBISRIR-2017-003456.
- [12] S. Masiero, M. Armani, and G. Rosati, "Upper-limb robot-assisted therapy in rehabilitation of acute stroke patients: Focused review and results of new randomized controlled trial," *J Rehabil Res Dev*, vol. 48, no. 4, pp. 355–366, 2011, doi: 10.1682/JRRD.2010.04.0063.
- [13] H. Prasanth *et al.*, "Wearable sensor-based real-time gait detection: A systematic review," Apr. 02, 2021, *MDPI AG*. doi: 10.3390/s21082727.
- [14] V. M. Alfaro and R. Vilanova, "PID control: Resilience with respect to controller implementation," *Frontiers in Control Engineering*, vol. 3, Nov. 2022, doi: 10.3389/fcteg.2022.1061830.
- [15] W. Herzberg, D. B. Rowe, A. Hauptmann, and S. J. Hamilton, "Graph Convolutional Networks for Model-Based Learning in Nonlinear Inverse Problems," Mar. 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2103.15138>
- [16] S. J. Ling and W. Moebs, *University Physics*, vol. 1. Houston: OpenStax, 2018.
- [17] M. Abdullah, *FISIKA DASAR 1*. Bandung: Institut Teknologi Bandung, 2016.
- [18] J. Blank and K. Deb, "Pymoo: Multi-Objective Optimization in Python," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 89497–89509, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2990567.
- [19] B. E. Olivas-Padilla, A. Glushkova, and S. Manitsaris, "Motion Capture Benchmark of Real Industrial Tasks and Traditional Crafts for Human Movement Analysis," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 40075–40092, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3269581.
- [20] J. E. Geelen, M. P. Branco, N. F. Ramsey, F. C. T. Van Der Helm, W. Mugge, and A. C. Schouten, "MarkerLess Motion Capture: ML-MoCap, a low-cost modular multi-camera setup." [Online]. Available: <https://github.com/JinneGeelen/ML-MoCap.git>
- [21] J. Sarsfield *et al.*, "Segmentation of exercise repetitions enabling real-time patient analysis and feedback using a single exemplar," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 27, no. 5, pp. 1004–1019, May 2019, doi: 10.1109/TNSRE.2019.2907483.
- [22] S. V. Mahadevkar *et al.*, "A Review on Machine Learning Styles in Computer Vision - Techniques and Future Directions," 2022, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc*. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3209825.
- [23] S. Sah, "Machine Learning: A Review of Learning Types," 2020, doi: 10.20944/preprints202007.0230.v1.
- [24] Angga Aditya Permana *et al.*, *Machine Learning*. Tangah Padang: PT GLOBAL EKSEKUTIF TEKNOLOGI, 2023.
- [25] G. James, D. Witten, T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Taylor, "An Introduction to Statistical Learning," *Springer*, 2023, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0_1.
- [26] A. Setyorini, N. Setyaningrum, P. Studi, I. Keperawatan, S. Surya, and G. Yogyakarta, "PENGARUH LATIHAN RANGE OF MOTION (ROM) AKTIF ASSITIF

- TERHADAP RENTANG GERAK SENDI PADA LANSIA YANG MENGALAMI IMMOBILISASI FISIK,” *JURNAL ILMIAH ILMU KEPERAWATAN DAN ILMU KESEHATAN MASYARAKAT*, vol. 13, no. 2, pp. 96–103, 2018.
- [27] P. H. Situmorang, “Calibration of Digital Cameras for Mobile Mapping Purposes,” *JGISE: Journal of Geospatial Information Science and Engineering*, vol. 2, no. 1, Jun. 2019, doi: 10.22146/jgise.40817.
- [28] A. S. Pramudyo, F. Muhammad, and A. D. Angkoso, “SISTEM DETEKSI OBJEK MENGGUNAKAN METODE HSV DAN BINOCULAR DISPARITY PADA TURTLEBOT3,” *Setrum: Sistem Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 11, no. 1, Jun. 2022, doi: 10.36055/setrum.v11i1.15821.
- [29] S. G. Gunanto, “Human Motion Capture Berbasis Bebas-Model Menggunakan Penanda Fitur Multi Warna Terparameter,” *Journal of Animation and Games Studies*, vol. 1, no. 1, 2015.
- [30] R. Rachmat, R. Mardiyanto, and Budiman. Fajar, “Pengolahan Citra untuk Mengukur Diameter Terkecil Kayu guna Mengatasi Rugi akibat Kesalahan Pengukuran pada Industri Kayu,” *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 4, 2015.
- [31] I. A. Putra, O. D. Nurhayati, and D. Eridani, “Human Action Recognition (HAR) Classification Using MediaPipe and Long Short-Term Memory (LSTM),” *TEKNIK*, vol. 43, no. 2, pp. 190–201, Aug. 2022, doi: 10.14710/teknik.v43i2.46439.
- [32] A. W. Christianto and Y. Kaelani, “Mengukur Kecepatan dan Percepatan Gerak Kaki Manusia Menggunakan Kamera Digital,” *JURNAL TEKNIK POMITS*, vol. 2, 2013.
- [33] J. W. Kim, J. Y. Choi, E. J. Ha, and J. H. Choi, “Human Pose Estimation Using MediaPipe Pose and Optimization Method Based on a Humanoid Model,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 4, Feb. 2023, doi: 10.3390/app13042700.
- [34] M. Wahyuni, *STATISTIK DESKRIPTIF UNTUK PENELITIAN OLAH DATA MANUAL DAN SPSS VERSI 25*. Yogyakarta: Bintang Pustaka Madani, 2020.
- [35] D. Adiputra, “Ankle Velocity Reference for Passive Ankle Foot Orthosis Based On Walking Speed And Body Mass Index,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 194780–194794, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3033852.
- [36] Suyono, *Analisis Regresi untuk Penelitian*, 1st ed. Yogyakarta: deepublish, 2015.
- [37] Y. Liu, H. An, H. Ma, and Q. Wei, “Online Walking Speed Estimation Based on Gait Phase and Kinematic Model for Intelligent Lower-Limb Prosthesis,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 3, Feb. 2023, doi: 10.3390/app13031893.
- [38] E. M. Murtagh, J. L. Mair, E. Aguiar, C. Tudor-Locke, and M. H. Murphy, “Outdoor Walking Speeds of Apparently Healthy Adults: A Systematic Review and Meta-analysis,” Jan. 01, 2021, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s40279-020-01351-3.
- [39] F. Reynard, D. Christe, and P. Terrier, “Postural control in healthy adults: Determinants of trunk sway assessed with a chest-worn accelerometer in 12 quiet standing tasks,” *PLoS One*, vol. 14, no. 1, Jan. 2019, doi: 10.1371/journal.pone.0211051.
- [40] D. S. Bila, D. S. Irawan, and A. F. Rahim, “Differences In Knee Valgus Degrees In Cutting And Drop Landing On The Dominant And Non-Leg Dominant In High School Basketball Players,” *JURNAL KEPERAWATAN DAN FISIOTERAPI (JKF)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–9, Oct. 2023, doi: 10.35451/jkf.v6i1.1700.