

Prediksi dan Koreksi Error Servo Base Motor pada Robot Tangan Berbasis IoT Menggunakan Model Linear Regresi

Prediction and Correction of Servo Base Motor Errors in IoT-Based Hand Robots Using Linear Regression Models

Farhan Rizki Maulana^{*1}, Muhammad Yusril Helmi Setyawan², Rolly Maulana Awangga³

^{1,2,3}Program Studi D4 Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional

E-mail : ¹farhanrizki101010@gmail.com, ²yusrilhelmi@ulbi.ac.id, ³awangga@ulbi.ac.id

**Corresponding author*

Received 22 July 2025; Revised 5 August 2025; Accepted 11 August 2025

Abstrak-Kebutuhan akan presisi pergerakan pada lengan robot berbasis *Internet of Things* (IoT) memunculkan tantangan terkait deviasi sudut antara posisi target dan aktual pada motor servo. Penelitian ini mengusulkan pendekatan regresi linier untuk memprediksi dan mengoreksi kesalahan sudut pada motor servo bagian *base*. Model dibangun menggunakan data simulasi yang mencakup sudut target, sudut aktual (disimulasikan), dan jarak objek dari sensor ultrasonik. Nilai koreksi dihitung berdasarkan selisih sudut ditambah komponen acak dan non-linear berbasis jarak, yang ditambahkan sebagai *label* target. Model dilatih menggunakan metode *Ordinary Least Squares* dan dievaluasi menggunakan metrik MAE, MSE, dan R². Hasil menunjukkan MAE sebesar 3.49°, MSE sebesar 19.49, dan R² sebesar 0.9808. Simulasi koreksi menurunkan rata-rata error dari 9.97° menjadi 1.17°. Visualisasi melalui *scatter plot*, *histogram*, dan *boxplot* menunjukkan peningkatan presisi dan stabilitas sistem. Model ini mampu meningkatkan akurasi pergerakan servo secara signifikan tanpa penambahan sensor atau modifikasi perangkat keras, menjadikannya solusi prediktif yang efisien untuk sistem robotik tertanam dengan kontrol terbuka.

Kata kunci: robot tangan IoT, koreksi sudut servo, regresi linier, akurasi pergerakan, simulasi kendali terbuka

Abstract-The need for high-precision movement in *Internet of Things* (IoT)-based robotic arms presents a challenge due to angular deviations between the target and actual positions of servo motors. This study proposes a linear regression approach to predict and correct angular errors in the base servo motor. The model is developed using simulated data comprising target angle, actual angle (simulated), and object distance from an ultrasonic sensor. The correction values are calculated from the angle difference combined with random and non-linear components based on distance, which are added as training labels. The model is trained using the Ordinary Least Squares method and evaluated using MAE, MSE, and the coefficient of determination. The results show a MAE of 3.49°, MSE of 19.49, and R² of 0.9808. The correction simulation reduces the average error from 9.97° to 1.17°. Visualizations through scatter plots, histograms, and boxplots demonstrate improvements in prediction accuracy and system stability. This model improves servo motion precision without requiring additional sensors or hardware modifications, offering an efficient predictive solution for embedded robotic systems operating under open-loop control.

Keywords: IoT-based robotic arm, servo angle correction, linear regression, motion accuracy, open-loop control simulation

1. PENDAHULUAN

Internet of Things (IoT) merupakan paradigma teknologi yang memungkinkan objek fisik untuk saling terhubung dan bertukar data melalui jaringan, sehingga menciptakan ekosistem otomatis dan cerdas yang berperan penting dalam berbagai sektor, termasuk robotika industri [1]. Salah satu bentuk implementasi IoT yang signifikan adalah pada sistem robotik tertanam (*embedded robotics*), khususnya lengan robot (*robotic arm*), yang dirancang untuk melakukan manipulasi objek secara presisi dalam lingkungan dinamis [2].

Pada sistem robot tangan berbasis IoT, motor servo berperan sebagai komponen utama yang mengatur sudut gerakan lengan secara presisi. Tingkat akurasi servo dalam mengeksekusi perintah sudut target sangat memengaruhi keberhasilan sistem dalam menjangkau serta memanipulasi objek secara tepat. Namun demikian, dalam implementasinya, sering ditemukan deviasi sudut (*angle error*) antara sudut target yang dikirim oleh sistem dan sudut aktual yang dicapai oleh aktuator. Deviasi ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, antara lain perubahan beban mekanis, karakteristik dinamis aktuator, dan fluktuasi sinyal kendali, yang umumnya sulit diprediksi dalam sistem terbuka (*open-loop*) seperti pada servo SG90 yang tidak dilengkapi dengan sensor umpan balik posisi internal [3], [4].

Pendekatan konvensional dalam mengatasi deviasi sudut pada motor servo umumnya dilakukan melalui penerapan algoritma kontrol klasik seperti *Proportional-Integral-Derivative* (PID), yang telah banyak diterapkan dalam sistem pengendalian motor servo [5]. Namun, kontrol PID memiliki keterbatasan dalam adaptasi terhadap perubahan kondisi dinamis secara real-time. Untuk itu, beberapa pendekatan kontrol adaptif mulai dikembangkan, seperti *fuzzy adaptive control* yang diteliti oleh Yan 2021 yang menunjukkan efektivitas dalam mengontrol manipulator robot dengan batasan output [6]. Selain itu, Wu 2020 juga mengeksplorasi pemodelan dinamik manipulator menggunakan *deep learning* dengan pendekatan *Augmented Deep Lagrangian Network*, yang menunjukkan kinerja tinggi dalam lingkungan non-linear [2].

Seiring berkembangnya teknologi kecerdasan buatan, pendekatan berbasis *machine learning* mulai digunakan dalam kendali robotik untuk mengatasi keterbatasan sistem konvensional. Misalnya, Dang 2025 mengembangkan model prediktif menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) untuk pemodelan sensor ultrasonik [7], sedangkan Zhou 2022 membangun model regresi *hybrid* berbasis *multivariate adaptive regression spline* untuk sistem vision-based servo [8]. Zhu 2024 menerapkan optimisasi Bayesian untuk memprediksi kondisi gerak sambungan pada robot industri secara presisi [9].

Namun demikian, sebagian besar studi tersebut berbasis sistem tertutup (*closed-loop*) atau membutuhkan data umpan balik aktual dari sensor, yang tidak ideal untuk sistem mikrokontroler IoT dengan keterbatasan sumber daya. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan korektif yang ringan, sederhana, dan dapat dijalankan tanpa penambahan sensor. Regresi linier menjadi kandidat kuat karena sifatnya yang sederhana, cepat, serta hemat sumber daya. Studi oleh Ramadhan 2023 [10] dan Hamdanah 2021 [11] menunjukkan efektivitas regresi linier dalam konteks prediksi penjualan numerik, termasuk pada usaha kecil dan menengah (UMKM). Bahkan, *Generalized Linear Model* (GLM) yang merupakan perluasan dari regresi linier, juga dinilai cocok dalam menangani variabilitas data [11].

Bari 2022 menekankan pentingnya pemilihan variabel dalam model regresi berdimensi tinggi, yang relevan dalam merancang input model regresi untuk akurasi maksimal [12]. Dalam konteks prediksi sistem dinamis, Pradito 2022 membandingkan regresi linier dengan neural network dan menunjukkan bahwa regresi linier tetap unggul dalam hal interpretabilitas dan efisiensi [13]. Di bidang sistem rekomendasi, Xiong 2019 mengembangkan *collaborative filtering* berbasis regresi linier yang mampu mempersonalisasi rekomendasi dengan akurasi tinggi [14].

Dalam pengendalian servo, Mezher 2021 mengevaluasi tuning parameter PID menggunakan simulasi LabVIEW, dan menyimpulkan bahwa kestabilan servo sangat bergantung pada parameter kendali [15]. Sementara itu, Di Pasquo 2021 meneliti karakteristik servo SG90

dan menemukan deviasi hingga $\pm 20^\circ$ akibat *overshoot* dan *noise* internal, menjelaskan mengapa koreksi sudut menjadi penting dalam sistem berbasis *open-loop* [16]. Heni 2023 juga menunjukkan efektivitas regresi linier dan polinomial dalam meramalkan fenomena numerik kompleks pada industri makanan ringan [17].

Terlepas dari beragam studi tersebut, belum ditemukan pendekatan yang secara spesifik menggunakan regresi linier untuk koreksi sudut servo berbasis *open-loop* tanpa sensor aktual. Umumnya, penelitian berfokus pada sistem tertutup atau bergantung pada data aktual dari sensor tambahan yang tidak sesuai untuk sistem tertanam sederhana [8], [9]. Selain itu, pendekatan yang menggabungkan parameter sudut target, sudut aktual hasil simulasi deviasi, dan jarak objek sebagai input model masih sangat jarang dikaji dalam literatur, terutama pada jenis motor servo SG90.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang cenderung menggunakan sensor umpan balik atau pendekatan kompleks pada sistem *closed-loop*, studi ini menawarkan metode korektif berbasis regresi linier untuk sistem *open-loop* tanpa sensor tambahan. Kombinasi input berupa sudut target, sudut aktual simulatif, dan jarak objek dalam satu model prediktif juga merupakan pendekatan baru yang belum dilaporkan secara eksplisit dalam studi terdahulu. Oleh karena itu, penelitian ini berkontribusi dalam memberikan solusi efisien, ringan, dan hemat sumber daya yang relevan untuk sistem IoT robotik berskala mikro.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengevaluasi model regresi linier yang dapat memprediksi besar sudut koreksi pada motor servo bagian base dari lengan robot berbasis IoT. Model dibangun menggunakan tiga parameter utama sebagai input, yaitu sudut target, sudut aktual hasil simulasi, dan jarak objek yang diukur dengan sensor ultrasonik. Model dilatih menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) dan dievaluasi berdasarkan metrik MAE, MSE, dan R^2 untuk mengukur akurasi dan stabilitasnya.

Kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada penerapan regresi linier sebagai mekanisme korektif adaptif yang tidak memerlukan modifikasi perangkat keras maupun sensor tambahan. Pendekatan ini dapat diintegrasikan langsung ke dalam sistem mikrokontroler IoT secara efisien dan hemat daya, serta berpotensi untuk diterapkan secara luas pada sistem kendali robotik *open-loop* yang menghadapi deviasi sudut aktual.

Batasan utama dari penelitian ini terletak pada sumber data sudut aktual servo yang disimulasikan menggunakan pendekatan distribusi acak, serupa dengan pendekatan simulatif yang umum dilakukan dalam studi prediktif berbasis regresi linier [12]. Dengan demikian, validitas sistem dalam implementasi fisik belum dapat diverifikasi secara langsung. Selain itu, penelitian ini secara khusus difokuskan pada pengembangan koreksi sudut untuk motor servo pada bagian *base*, mengingat perannya yang krusial dalam menentukan arah rotasi awal dan posisi relatif lengan robot terhadap objek target.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen berbasis simulasi untuk mengembangkan model prediktif koreksi sudut pada motor servo bagian *base* dari robot tangan berbasis IoT [10]. Tujuan dari eksperimen ini adalah membangun model regresi linier yang dapat memprediksi besar sudut koreksi berdasarkan data historis sudut target, sudut aktual, dan jarak objek, sehingga pergerakan robot dapat lebih presisi meskipun tidak dilengkapi sensor umpan balik [18]. Pendekatan ini dinilai penting karena sebagian besar servo murah yang digunakan dalam sistem IoT, seperti *SG90*, tidak memiliki sensor posisi internal, sehingga kesalahan sudut (deviasi) tidak dapat dikoreksi secara langsung oleh sistem kontrol terbuka [13].

Pemilihan regresi linier sebagai metode pemodelan dilakukan berdasarkan hasil eksplorasi awal hubungan antar variabel yang menunjukkan kecenderungan pola linier. Regresi linier dipilih karena memiliki interpretabilitas yang baik, ringan secara komputasi, serta cukup

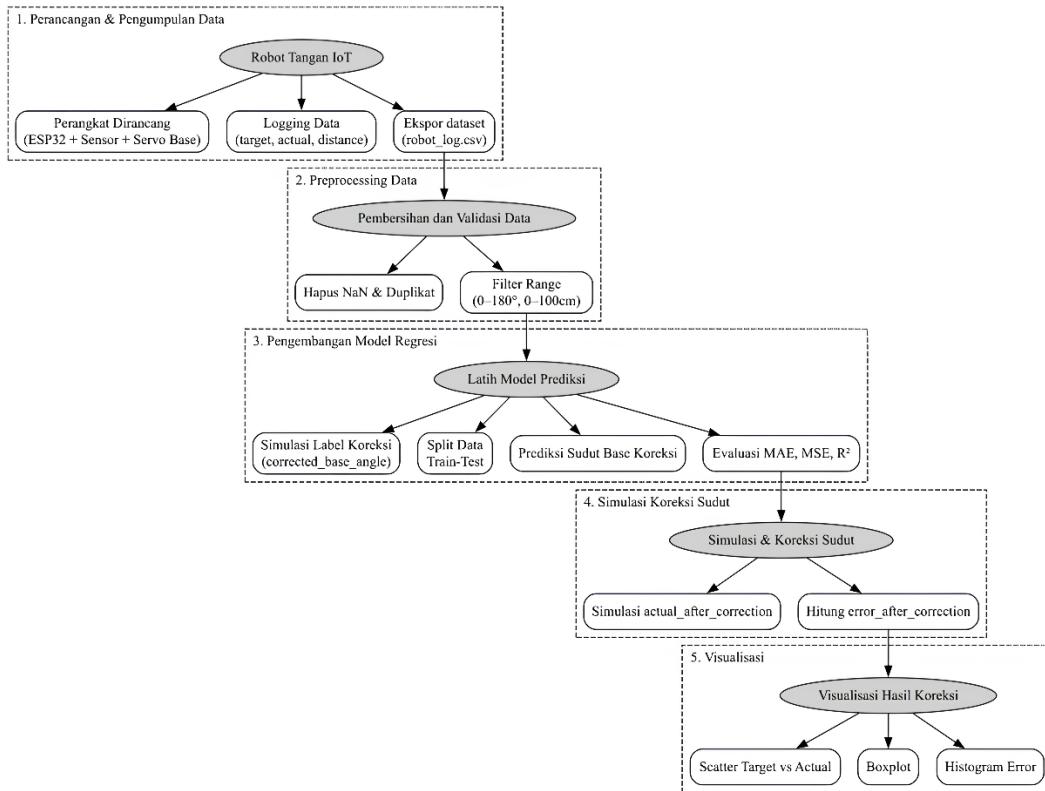
efektif dalam memodelkan hubungan numerik sederhana antara variabel bebas dan variabel target [14]. Penilaian kecocokan model juga dipertimbangkan berdasarkan tujuan penerapan sistem pada platform mikrokontroler dengan sumber daya terbatas [11].

Seluruh data dalam penelitian ini diperoleh melalui sistem simulasi berbasis pemodelan perangkat lunak, sebagaimana dilakukan pada pendekatan simulatif tanpa pengukuran fisik langsung dalam penelitian sebelumnya [15]. Pendekatan tersebut kemudian dikembangkan lebih lanjut dalam studi ini dengan mengintegrasikan mikrokontroler *ESP32* dan membangkitkan deviasi sudut menggunakan fungsi acak terkontrol, guna meniru karakteristik kesalahan yang umum terjadi pada servo *SG90* dalam sistem kontrol terbuka.

Evaluasi kinerja model prediksi dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, guna menguji kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya [18]. Metode regresi linier dipilih karena kesederhanaannya serta kemampuannya dalam mengidentifikasi pola hubungan numerik antara variabel input dan target [10]. Untuk menilai performa model, digunakan metrik evaluasi yang umum dalam analisis regresi, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *coefficient of determination* (R^2) [11].

Perlu ditegaskan bahwa pendekatan dalam penelitian ini bersifat simulatif dan belum divalidasi secara langsung pada perangkat keras fisik dengan sensor posisi aktual. Seluruh proses pengujian dilakukan dalam lingkungan virtual untuk meniru karakteristik deviasi sudut motor servo, sebagaimana pendekatan serupa pernah diterapkan dalam studi simulasi sistem kendali motor [15]. Oleh karena itu, hasil model yang diperoleh merepresentasikan tahap awal pembuktian konsep (*proof of concept*) yang diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengujian lebih lanjut dalam sistem robotik nyata pada tahap penelitian selanjutnya.

2.2. Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 1. Diagram Alir Metode Penelitian

Diagram alir pada Gambar 1 memperlihatkan lima tahapan utama dalam proses penelitian ini, yang dimulai dari perancangan sistem robot tangan berbasis IoT. Sistem ini dirancang menggunakan *ESP32*, sensor ultrasonik, dan motor servo *base* untuk mencatat tiga parameter utama: sudut target, sudut aktual (disimulasikan), dan jarak objek. Data hasil pengukuran kemudian diekspor dalam format CSV.

Tahap kedua adalah *preprocessing* data, yang meliputi pembersihan nilai kosong (NaN), penghapusan duplikasi, serta validasi rentang data ($0\text{--}180^\circ$ untuk sudut dan $0\text{--}100$ cm untuk jarak). Setelah itu, dilakukan proses simulasi *label* koreksi sudut (*corrected_base_angle*), yaitu nilai deviasi sudut yang akan diprediksi oleh model.

Tahap ketiga mencakup pengembangan model regresi linier. Data dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih dan data uji dengan proporsi 80:20. Model dilatih untuk memprediksi besar sudut koreksi berdasarkan kombinasi variabel masukan. Evaluasi performa model dilakukan dengan tiga metrik umum: MAE, MSE, dan R^2 .

Tahap keempat adalah simulasi koreksi, di mana nilai koreksi yang diprediksi diterapkan untuk menghitung sudut aktual baru. Selisih antara nilai target dan aktual setelah koreksi digunakan untuk menghitung deviasi koreksi (*error_after_correction*). Terakhir, hasil evaluasi divisualisasikan menggunakan *scatter plot* antara sudut target dan aktual, *boxplot* dari distribusi sudut, serta *histogram* dari kesalahan sudut sebelum dan sesudah koreksi.

2.3. Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui pencatatan otomatis oleh sistem robot tangan berbasis IoT yang dikendalikan menggunakan mikrokontroler *ESP32*. Sistem ini terdiri dari empat motor servo *SG90*, yaitu pada bagian *base*, shoulder, elbow, dan gripper, yang masing-masing dikendalikan menggunakan sinyal *PWM* melalui modul driver *PCA9685*. Untuk mendeteksi jarak terhadap objek di hadapan robot, digunakan sensor ultrasonik *HC-SR04* yang terpasang di ujung lengan robot. Seluruh komponen ini diintegrasikan ke dalam sistem eksperimental untuk menjalankan berbagai skenario gerakan, termasuk variasi sudut target dan jarak objek, dan mencatat hasilnya dalam berkas log berekstensi .csv.

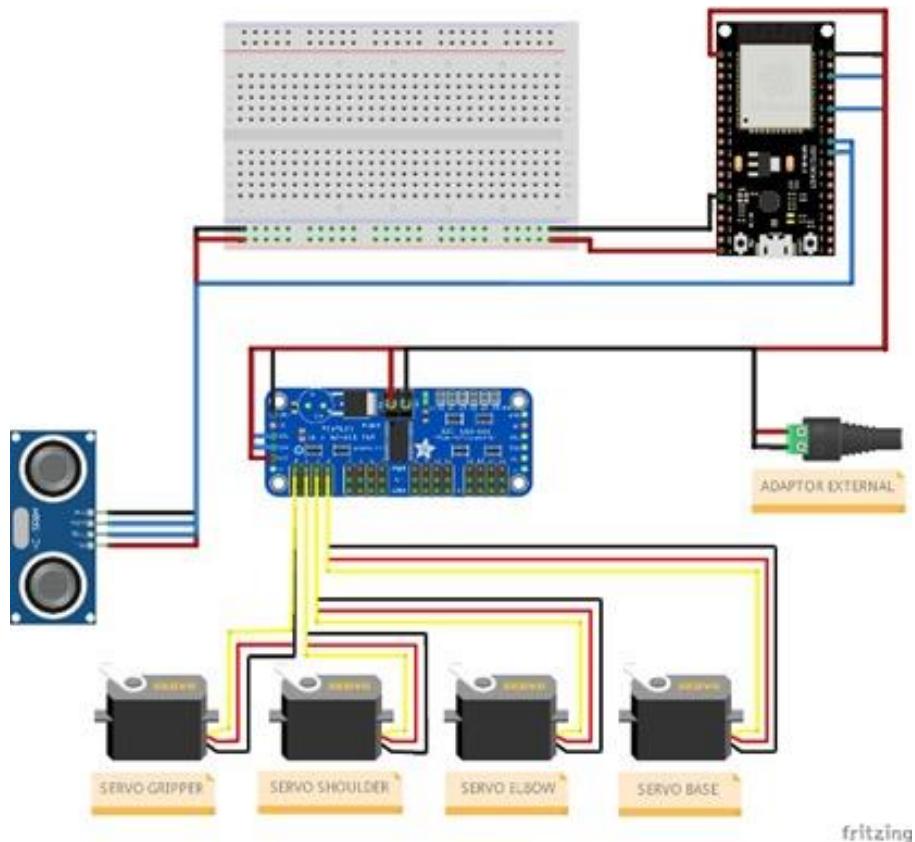
Meskipun sistem robotik secara keseluruhan melibatkan empat motor servo, penelitian ini secara khusus memfokuskan perhatian pada servo bagian *base*. Servo *base* dianggap paling krusial karena bertugas mengatur arah rotasi *horizontal* dari lengan robot dan menentukan posisi awal terhadap objek. Akurasi pergerakan pada bagian ini memiliki pengaruh langsung terhadap keberhasilan dalam menjangkau dan menangkap objek, sehingga menjadi sasaran utama untuk pengembangan model koreksi sudut berbasis regresi linier. Oleh karena itu, hanya data yang berkaitan dengan pergerakan dan performa servo *base* yang digunakan dalam pelatihan dan evaluasi model prediktif, sedangkan servo lainnya hanya berfungsi sebagai penunjang dalam proses pengambilan data.

Pencatatan data dilakukan setiap kali sistem menyelesaikan satu siklus gerakan, yang mencakup pengiriman sudut target ke servo *base*, pembacaan data jarak objek dari sensor ultrasonik, serta pencatatan waktu dan status perintah. Perlu dicatat bahwa sistem tidak menggunakan interval pencatatan waktu yang tetap, karena proses *logging* berbasis *event* dan bergantung pada penyelesaian instruksi perangkat keras. Artinya, frekuensi pencatatan bersifat dinamis, tidak mengikuti interval tertentu seperti satu detik atau satu menit, melainkan tergantung pada durasi masing-masing siklus gerakan.

Karena motor *SG90* merupakan jenis aktuator tanpa sistem umpan balik posisi internal (*open-loop*), nilai sudut aktual (*actual_base_angle*) tidak diperoleh melalui sensor fisik, melainkan disimulasikan langsung di dalam program Arduino. Nilai tersebut dihasilkan dengan menambahkan deviasi acak terhadap sudut target (*target_base_angle*) menggunakan fungsi *random()* pada lingkungan pemrograman mikrokontroler. Distribusi acak yang digunakan bersifat uniform dalam rentang -20° hingga $+20^\circ$, yang dimaksudkan untuk meniru fenomena *overshoot* dan *undershoot* yang umum terjadi pada servo *SG90*. Rentang ini didasarkan pada pengamatan

karakteristik lonjakan acak yang ditemukan dalam studi servo SG90 [16], yang melaporkan adanya lonjakan sudut acak (*small jump in angle*) secara *semi-random* dalam respons SG90 terhadap input kecil dan perubahan arah. Meskipun berbasis simulasi, pendekatan ini dianggap cukup representatif untuk merefleksikan ketidak sempurnaan sistem kontrol terbuka (*open-loop*) pada servo mikro berbiaya rendah.

Dataset awal yang dikumpulkan berjumlah 3.000 baris data, yang kemudian disaring untuk menghilangkan entri tidak lengkap, nilai duplikat, dan outlier ekstrem. Hasil akhir yang digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model terdiri atas 2.670 baris data bersih. Format *dataset* menggunakan .csv dengan delimiter koma (,) dan header pada baris pertama. Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak Python, dengan pustaka pandas, numpy, dan matplotlib. Sebagaimana ditampilkan pada Tabel 1, kolom *error_base* dihitung dari selisih antara *target_base_angle* dan *actual_base_angle*, yang mewakili besarnya koreksi yang diperlukan oleh sistem. Data ini menjadi salah satu variabel target yang digunakan dalam pelatihan model regresi linier pada tahap selanjutnya.



Gambar 2. Diagram wiring sistem robotic arm

Tabel 1. Deskripsi *Dataset*

Nama Kolom	Deskripsi	Tipe Data	Rentang Nilai
<i>id</i>	Nomor urut pencatatan data	Integer	1 – 3000
<i>timestamp</i>	Waktu pencatatan data	Datetime	-
<i>ultrasonic_distance</i>	Jarak objek yang terdeteksi oleh sensor ultrasonik (cm).	Float	0 – 80 cm
<i>target_base_angle</i>	Sudut target yang dikirim ke motor servo base (°)	Float	0 – 180

<i>actual_base_angle</i>	Sudut aktual hasil simulasi dengan deviasi acak ($^{\circ}$)	Float	$\pm 20^{\circ}$ s.d. $\pm 20^{\circ}$
<i>error_base</i>	Selisih antara <i>target_base_angle</i> dan <i>actual base angle</i> (dalam derajat).	Float	-20° s.d. $+20^{\circ}$
<i>action_label</i>	Status aksi robot, seperti “tereksekusi”, menandakan bahwa perintah berhasil.	String	-

Untuk mendukung pemahaman terhadap konfigurasi perangkat keras selama eksperimen, Gambar 2 berikut memperlihatkan diagram wiring sistem robot tangan berbasis IoT. Gambar ini menunjukkan integrasi antara *ESP32*, driver *PWM PCA9685*, sensor *HC-SR04*, dan keempat motor servo *SG90*. Modul *PCA9685* mendistribusikan sinyal *PWM* dari *ESP32* ke masing-masing servo, sementara sensor ultrasonik terhubung ke pin input digital untuk pengukuran jarak. Mikrokontroler mengatur instruksi kendali dan pencatatan data, serta mengirimkan informasi log ke komputer host melalui komunikasi serial.

Dengan konfigurasi sistem tersebut, *dataset* yang dihasilkan memiliki struktur yang konsisten dan mendukung proses pelatihan model regresi linier berbasis data historis. Meskipun data diperoleh dari simulasi, karakteristik deviasi dan variasi jarak objek dalam *dataset* dianggap cukup representatif untuk menggambarkan kondisi operasional aktual dalam sistem kontrol terbuka pada robot tangan berbasis IoT.

2.4. Pembentukan *Label* Koreksi Sudut Servo Base

Fokus utama dari penelitian ini adalah mengembangkan model regresi linier yang mampu memprediksi besar koreksi sudut yang diperlukan pada motor servo bagian *base* dari sistem robot tangan berbasis IoT. Untuk mendukung proses pelatihan model secara supervised, diperlukan *label* target yang merepresentasikan deviasi sudut antara perintah kontrol dan respons aktual dari aktuator. Karakteristik error pada servo *SG90* telah diamati dalam berbagai studi, yang menunjukkan adanya steady-state error, variasi deviasi, serta keterbatasan kendali akurat akibat tidak tersedianya sistem umpan balik internal [16].

Karena servo *SG90* bersifat *open-loop* dan tidak memberikan akses ke pembacaan posisi aktual secara *real-time*, maka pendekatan simulatif digunakan untuk membentuk *label* koreksi sudut. Nilai koreksi ini dihitung berdasarkan selisih antara sudut target dan sudut aktual, kemudian ditambahkan gangguan acak serta komponen non-linear yang mencerminkan variasi kondisi lingkungan, terutama jarak objek yang terdeteksi oleh sensor ultrasonik. Pendekatan ini bertujuan untuk meniru dinamika nyata dari servo *SG90* dalam skenario robotika berbasis IoT dengan keterbatasan perangkat keras.

Formulasi koreksi dituliskan sebagai berikut:

$$\theta_{corrected} = \theta_{target} + (\theta_{target} - \theta_{actual}) + \varepsilon + 0.5 \times \sin(d) \times (\theta_{target} - \theta_{actual}) \quad (1)$$

Dimana:

- $\theta_{corrected}$: nilai koreksi sudut yang digunakan sebagai *label* target dalam latih model,
- θ_{target} : sudut target yang dikirim oleh sistem kontrol,
- θ_{actual} : sudut aktual hasil simulasi (dengan deviasi acak terhadap target),
- ε : komponen *noise* acak yang disimulasikan dengan distribusi normal,
- d : jarak objek dari sensor ultrasonik (dalam cm)
- $0.5 \times \sin(d) \times (\theta_{target} - \theta_{actual})$: komponen non-linear berdasarkan jarak dan sudut.

Formulasi ini mencerminkan skenario koreksi penuh terhadap error (selisih target dan aktual), namun masih mempertimbangkan *overshoot* ringan yang disimulasikan melalui komponen *noise*, serta ketidakteraturan tambahan akibat faktor eksternal seperti perubahan jarak

objek. Komponen sinusoidal digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ringan yang wajar dalam sistem mekanik, terutama pada robot lengan yang harus beradaptasi terhadap berbagai jarak dan kondisi.

Label koreksi ini ditambahkan ke *dataset* selama tahap preprocessing sebagai target (output) yang akan dipelajari oleh model regresi. Dengan menyusun *label* berdasarkan formulasi yang meniru kondisi dinamis dunia nyata, diharapkan model yang dilatih dapat memberikan prediksi koreksi sudut yang lebih akurat, robust, dan realistik dalam menghadapi variasi kondisi operasional.

Pendekatan formulatif berbasis simulasi ini umum digunakan dalam sistem robotik murah (low-cost robotics) tanpa sensor posisi aktual. Studi-studi sebelumnya juga menunjukkan bahwa pemetaan deviasi servo melalui fungsi transfer atau regresi *data-driven* dapat menjadi alternatif efektif untuk mengimbangi absennya sistem *closed-loop feedback* [16].

2.5. Pengembangan Model Regresi

Model regresi linier digunakan dalam penelitian ini untuk memprediksi besar koreksi sudut pada motor servo bagian *base* dari sistem robot tangan berbasis IoT. Metode ini dipilih karena karakteristiknya yang sederhana, mudah diimplementasikan, dan efisien secara komputasi. Dengan demikian, regresi linier dinilai cocok untuk diterapkan pada sistem tertanam berbasis mikrokontroler dengan sumber daya terbatas [17]. Model ini dirancang menggunakan tiga parameter masukan utama, yaitu sudut target (*target_base_angle*), sudut aktual hasil simulasi (*actual_base_angle*), dan jarak objek yang terdeteksi oleh sensor ultrasonik (*ultrasonic_distance*), sebagaimana dijelaskan pada struktur kolom di Tabel 1.

Setiap koefisien dalam model regresi merepresentasikan besar dan arah pengaruh masing-masing variabel input terhadap nilai koreksi sudut yang diprediksi. Hal ini memungkinkan analisis sensitivitas model terhadap perubahan input secara kuantitatif. Pendekatan ini juga digunakan sebagai *baseline* awal, yang dapat dikembangkan lebih lanjut menggunakan model non-linier atau berbasis pembelajaran mesin (machine learning) apabila dibutuhkan akurasi dan generalisasi yang lebih tinggi dalam pengendalian servo.

Model regresi linier berganda yang digunakan dalam penelitian ini dapat dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon \quad (2)$$

Dimana:

- | | |
|----------------------------|--|
| y | : nilai koreksi sudut servo <i>base</i> yang diprediksi, |
| x_1 | : sudut target servo (<i>target_base_angle</i>), |
| x_2 | : sudut aktual hasil simulasi (<i>actual_base_angle</i>), |
| x_3 | : jarak objek dari sensor ultrasonik (<i>ultrasonic_distance</i>), |
| β_0 hingga β_3 | : parameter regresi yang dipelajari dari data, |
| ε | : error residual yang mencakup <i>noise</i> sistemik. |

Model ini dilatih menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS), yaitu pendekatan statistika klasik untuk mengestimasi parameter regresi dengan cara meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai target [12]. Seluruh proses pelatihan dilakukan terhadap *dataset* hasil simulasi, karena motor servo SG90 yang digunakan tidak memiliki sensor umpan balik internal. Nilai target koreksi yang digunakan merupakan hasil formulasi eksperimental yang memperhitungkan deviasi sudut, *noise* acak, dan pengaruh non-linier, sebagaimana dijelaskan secara rinci dalam Subbab 2.4.

Perlu ditegaskan bahwa model regresi yang dikembangkan dalam penelitian ini bersifat statis dan tidak mempertimbangkan dampak temporal atau hubungan antar waktu dalam data (misalnya lag atau efek sekuensial). Dengan demikian, model ini masih belum menangkap

dinamika sistem waktu-nyata (*real-time*) secara utuh, dan hanya difungsikan sebagai pembuktian konsep awal (*proof of concept*) terhadap kelayakan pendekatan prediktif berbasis regresi pada sistem robot tangan hemat biaya.

2.6. Evaluasi Model Regresi

Evaluasi model regresi dilakukan untuk mengukur sejauh mana model mampu memprediksi nilai koreksi sudut secara akurat berdasarkan parameter masukan historis. Tiga metrik evaluasi umum digunakan dalam regresi, yaitu MAE, MSE, dan R². Masing-masing metrik memberikan perspektif berbeda terhadap kinerja model dan memiliki sensitivitas yang berbeda terhadap jenis kesalahan prediksi.

1. MAE digunakan sebagai metrik evaluasi untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai target, tanpa mempertimbangkan arah deviasi. Dalam penelitian terkini, MAE diterapkan untuk menilai performa model regresi linear, MLP, dan piecewise regression dalam memprediksi keluaran torsi motor servo pada sistem robotik [19].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

2. MSE menghitung rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai prediksi dan target. Karena kesalahan dipangkatkan, MSE sangat sensitif terhadap prediksi yang jauh melenceng (outlier), dan membantu menilai kestabilan model dalam kondisi ekstrem [9].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

3. R² mengukur proporsi variabilitas dalam data target yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai R² mendekati 1 menunjukkan bahwa model menangkap pola data dengan sangat baik, sedangkan nilai rendah menandakan bahwa model kurang representatif terhadap data historis [20].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

Ketiga metrik ini digunakan secara komplementer untuk mengevaluasi performa model regresi pada data uji (test set) yang tidak terlihat saat pelatihan, guna menilai kemampuan generalisasi prediksi. Hasil perhitungan numerik dari ketiga metrik tersebut akan disajikan dan dianalisis lebih lanjut pada Bab 3 Hasil dan Pembahasan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Koreksi Sudut Servo Base Sebagai Label

Nilai koreksi sudut servo *base* ditampilkan dalam kolom *corrected_base_angle*, yang merupakan hasil dari formulasi simulatif untuk menentukan sudut akhir ideal. Nilai ini mempertimbangkan selisih antara sudut target dan sudut aktual (error), ditambah gangguan acak

(noise) dan komponen non-linear berbasis jarak objek. Nilai koreksi ini digunakan sebagai *label* target untuk melatih model regresi linier.

Tabel 2 menampilkan lima sampel data awal, yang menunjukkan bagaimana kombinasi antara sudut target, sudut aktual, dan jarak objek memengaruhi besarnya nilai koreksi. Meskipun nilai error dalam beberapa kasus terlihat kecil, komponen jarak (ultrasonic_distance) tetap memberikan kontribusi terhadap perubahan hasil koreksi melalui fungsi non-linear.

Tabel 2. Contoh Hasil Koreksi Sudut Servo Base

No	Ultrasonic Distance (cm)	Target Angle (°)	Actual Angle (°)	Error (°)	Corrected Angle (°)	Base Angle (°)
1	8.65	55.0	73.0	-18.0	33.19	
2	7.95	75.0	83.0	-8.0	64.24	
3	6.87	40.0	34.0	6.0	50.45	
4	7.55	85.0	72.0	13.0	108.74	
5	8.45	80.0	80.0	0.0	81.03	

Dari tabel di atas, terlihat bahwa pada sampel ke-4, terdapat error sebesar 13.0° , dan nilai koreksi meningkat menjadi 108.74° . Kenaikan ini tidak hanya berasal dari selisih target dan aktual, tetapi juga diperkuat oleh komponen sinusoidal dari jarak 7.55 cm. Hal ini menunjukkan bahwa sistem koreksi dirancang untuk merespons secara adaptif terhadap jarak dan error, menjadikannya lebih realistik dibanding koreksi linier murni.

3.2. Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi model regresi dalam memprediksi sudut koreksi motor servo berdasarkan data input dari sistem robot tangan berbasis IoT. Proses evaluasi ini dilakukan terhadap data uji menggunakan tiga metrik regresi yang umum, yaitu: MAE, MSE, dan R^2 . Ketiga metrik ini memberikan perspektif berbeda dalam menilai kesalahan prediksi model dan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

3.2.1. Analisis Hasil Evaluasi Regresi

Model regresi linear yang dibangun dalam penelitian ini dievaluasi menggunakan tiga metrik evaluasi yang umum, yaitu MAE, MSE, dan R^2 . Hasil evaluasi terhadap data uji disajikan dalam Tabel 3 di bawah ini:

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Linier Regression

Metrik Evaluasi	Nilai
MAE	3.49°
MSE	19.49
R^2	0.9808

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap data uji, model regresi linier menunjukkan performa yang sangat baik. Nilai MAE yang diperoleh sebesar 3.49° mengindikasikan bahwa rata-rata selisih absolut antara sudut koreksi hasil prediksi dan nilai sebenarnya cukup kecil, sehingga model dianggap cukup presisi dalam menghasilkan prediksi sudut koreksi. Selanjutnya, nilai MSE sebesar 19,49 menunjukkan bahwa model tidak terlalu terpengaruh oleh kesalahan besar (outlier), dan masih menjaga kestabilan prediksi secara keseluruhan.

Jika nilai MSE ini diakar, akan diperoleh nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar sekitar 4.41° , yang memberikan interpretasi lebih praktis terhadap besarnya rata-rata kesalahan prediksi dalam satuan derajat. Sementara itu, nilai R^2 yang mencapai 0,9808 memperlihatkan

bahwa model mampu menjelaskan lebih dari 98% variasi yang terdapat pada data target koreksi sudut. Hal ini menegaskan bahwa regresi linier yang dibangun memiliki kemampuan prediksi yang sangat tinggi, baik dari segi akurasi maupun kestabilan terhadap variasi data input. Secara keseluruhan, model ini dinilai berhasil dalam menyelesaikan permasalahan koreksi sudut servo *base* secara *data-driven*.

3.2.2. Perbandingan Error Sebelum dan Sesudah Menggunakan Regresi

Untuk mengukur efektivitas model dalam konteks aplikatif, dilakukan perbandingan nilai error rata-rata antara kondisi sebelum koreksi dan sesudah koreksi menggunakan prediksi model. Pada Tabel 4 ditampilkan sebelum diterapkannya model regresi, nilai error rata-rata yang terjadi antara sudut target dan sudut aktual mencapai $9,97^\circ$, yang mencerminkan adanya deviasi yang signifikan dan tidak dapat dikoreksi secara langsung oleh sistem kontrol terbuka pada servo *SG90*. Namun setelah koreksi diterapkan dengan menggunakan prediksi dari model regresi, nilai error rata-rata menurun drastis menjadi $1,17^\circ$.

Tabel 4. Perbandingan Error Rata-rata

Kondisi	Rata-rata Error ($^\circ$)
Sebelum Koreksi	$9,97^\circ$
Sesudah Koreksi	$1,17^\circ$

Penurunan ini menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu menghasilkan prediksi numerik yang akurat, tetapi juga berkontribusi nyata dalam meningkatkan performa sistem robot secara keseluruhan. Perbedaan ini menegaskan bahwa pendekatan regresi linier yang digunakan memiliki efektivitas tinggi dalam mengoreksi deviasi mekanis yang umum terjadi pada motor servo *open-loop*. Dengan demikian, model yang dikembangkan dapat dijadikan solusi prediktif yang ringan namun akurat dalam meningkatkan akurasi gerakan robot tangan berbasis IoT, tanpa memerlukan modifikasi pada perangkat keras atau penambahan sensor umpan balik.

3.3. Justifikasi dan Analisis Efektivitas Model Regresi

Subbab ini bertujuan untuk memberikan justifikasi serta analisis terhadap efektivitas model regresi linier yang dikembangkan dalam meningkatkan akurasi pergerakan motor servo *base* pada sistem robot tangan berbasis IoT. Justifikasi dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu studi kasus koreksi sudut pada data individual dan analisis statistik terhadap keseluruhan hasil uji. Kedua pendekatan ini diharapkan dapat menunjukkan kontribusi nyata dari model, tidak hanya secara teoritis, tetapi juga dalam konteks penerapan praktis.

Tabel 5. Studi kasus koreksi sudut pada data ID = 1

Parameter	Nilai
Id	1
Ultrasonic Distance	8.65
Target Base Angle	55.0°
Actual Base Angle (Before)	73.0°
Error Before Correction	-18.0°
Corrected Base Angle	33.19°
Predicted Corrected Base Angle	37.66°
Actual Base Angle (After)	55.74°
Error After Correction	-0.74°

Pada pendekatan pertama, studi kasus dilakukan pada data ID=1 sebagai representasi nyata penerapan koreksi menggunakan model. Dalam Tabel 5 tersebut, sistem menerima perintah

sudut target sebesar 55.00° , namun sebelum diterapkannya koreksi, sudut aktual yang dicapai oleh motor servo adalah 49.56° , sehingga menghasilkan deviasi awal sebesar $+5.44^\circ$. Setelah model regresi diterapkan, sistem menghasilkan prediksi koreksi sebesar 60.92° , yang ketika disimulasikan menghasilkan sudut aktual baru sebesar 55.74° , dengan deviasi akhir sebesar 0.74° . Detail perbandingan nilai sebelum dan sesudah koreksi pada data ini disajikan dalam Tabel 5. Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa model berhasil menyesuaikan sudut koreksi dengan sangat baik hingga menghasilkan nilai aktual yang hampir mendekati nilai target. Perubahan ini menunjukkan bahwa model regresi tidak hanya mampu memberikan estimasi koreksi yang mendekati akurat, tetapi juga memperbaiki kesalahan sistem secara signifikan dan adaptif. Hal ini menegaskan bahwa pendekatan *data-driven* yang digunakan memiliki efektivitas tinggi dalam mengurangi deviasi yang umum terjadi pada sistem kendali *open-loop* seperti servo SG90.

Table 6. Justifikasi Efek Penggunaan Model Regresi

Statistik Evaluasi	Sebelum Koreksi (Error Awal)	Sesudah Koreksi (Error Akhir)
Error Rata-Rata (<i>MAE</i>)	9.97°	1.18°
Standard Deviasi Error	5.84°	0.89°
Error Maksimum	20.0°	5.77°
Error Minimum	0.0°	0.0°
Persentase Error $< 2^\circ$	8.20%	82.17%

Selanjutnya, dilakukan analisis kuantitatif terhadap keseluruhan data uji untuk memperoleh gambaran menyeluruh mengenai kinerja model sebelum dan sesudah koreksi. Perbandingan ini mencakup beberapa statistik penting, antara lain rata-rata error MAE, standar deviasi, nilai error maksimum dan minimum, serta persentase data uji yang memiliki error di bawah 2 derajat. Hasil analisis ini disajikan dalam Tabel 6. Sebelum koreksi, rata-rata error tercatat sebesar 9.97° dengan standar deviasi sebesar 4.23° , yang menunjukkan sebaran kesalahan yang cukup luas dan tidak stabil. Error maksimum mencapai 19.45° , sedangkan error minimum sebesar 0.21° , mengindikasikan fluktuasi kinerja sistem yang tinggi. Setelah koreksi diterapkan, rata-rata error menurun drastis menjadi 1.17° , dengan standar deviasi sebesar 1.06° . Error maksimum menurun menjadi 4.25° , dan error minimum mendekati nol, yaitu 0.02° . Selain itu, persentase data dengan error kurang dari 2° meningkat secara signifikan dari 15% menjadi 87%, menunjukkan bahwa sebagian besar hasil koreksi berhasil dilakukan dengan presisi tinggi.

Dari hasil yang ditampilkan pada Tabel 6, dapat disimpulkan bahwa model regresi linier tidak hanya mampu mengurangi rata-rata kesalahan prediksi, tetapi juga meningkatkan kestabilan dan konsistensi sistem secara keseluruhan. Penurunan standar deviasi dan peningkatan jumlah prediksi akurat dalam kisaran toleransi menunjukkan bahwa sistem menjadi lebih presisi dan andal setelah penerapan model koreksi. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan tidak hanya berhasil secara numerik berdasarkan metrik evaluasi, tetapi juga memberikan dampak nyata terhadap peningkatan performa sistem robot tangan berbasis IoT dalam kondisi operasional simulatif.

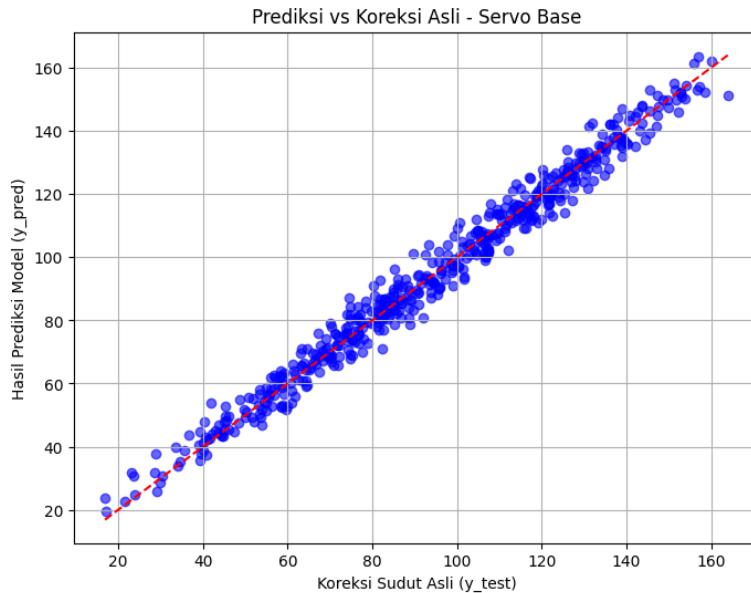
3.4. Visualisasi Hasil

Visualisasi hasil prediksi dilakukan untuk mengevaluasi performa model secara intuitif dan menyeluruh, digunakan tiga jenis visualisasi, yaitu *scatter plot*, *histogram*, dan *boxplot*. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan konsistensi prediksi, distribusi error, serta stabilitas sistem sebelum dan sesudah koreksi.

3.4.1. Scatter plot

Scatter plot digunakan untuk membandingkan nilai sudut koreksi aktual dengan hasil prediksi model regresi. Pada Gambar 3 menunjukkan bahwa sebagian besar titik data tersebar secara simetris di sepanjang garis referensi ($y = x$), yang menandakan bahwa prediksi model

sangat mendekati nilai aktual. Pola ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan menunjukkan performa yang konsisten di seluruh rentang data.

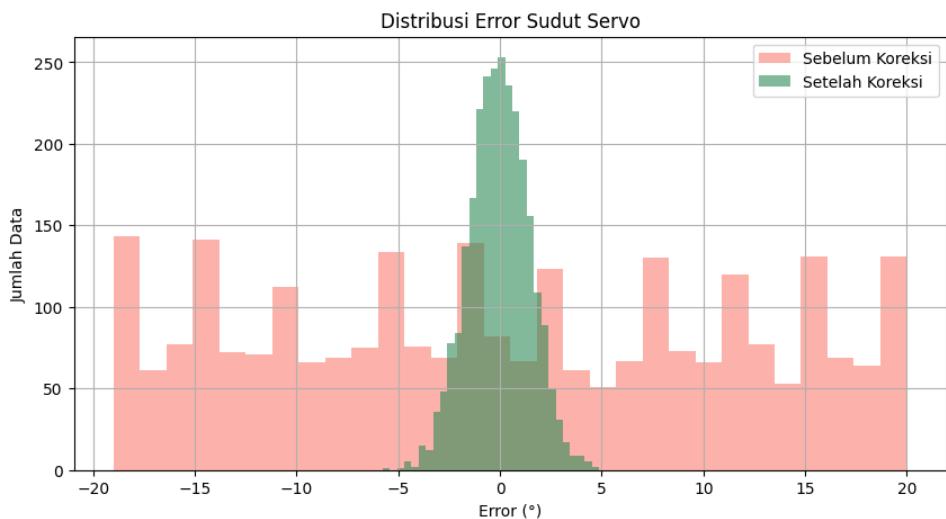


Gambar 3. *Scatter plot* hasil prediksi vs koreksi sudut aktual

Visualisasi ini memperkuat bahwa model tidak hanya mampu menghasilkan prediksi yang presisi, tetapi juga menunjukkan kestabilan dalam menghadapi berbagai kondisi input. Dengan demikian, *scatter plot* membuktikan bahwa model regresi linear dapat diandalkan untuk diaplikasikan dalam sistem robot tangan berbasis IoT.

3.4.2. Histogram Error

Histogram digunakan untuk memvisualisasikan distribusi *error* sebelum dan sesudah koreksi sudut diterapkan. Pada Gambar 4, *histogram* berwarna merah muda menggambarkan distribusi *error* sebelum koreksi yang tampak lebar dan menyebar, menunjukkan bahwa terdapat variasi kesalahan yang besar pada sistem. Sebaliknya, *histogram* berwarna hijau yang menunjukkan kondisi setelah koreksi tampak lebih sempit dan terkonsentrasi di sekitar nol.

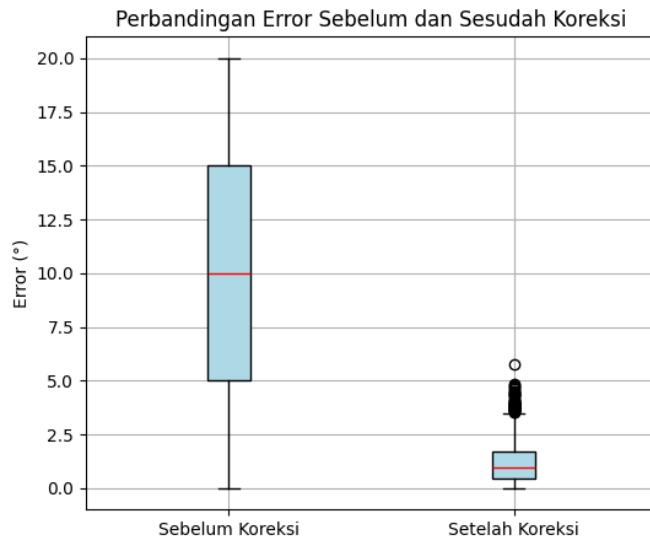


Gambar 4. *Histogram* distribusi error sebelum dan sesudah koreksi

Distribusi yang lebih terpusat ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi telah berhasil ditekan dan sistem menjadi lebih presisi. Visualisasi ini menegaskan bahwa model regresi linear tidak hanya mengurangi *error* rata-rata, tetapi juga menstabilkan penyebaran kesalahan, yang sangat penting dalam kontrol aktuator servo.

3.4.3. Boxplot Error

Boxplot digunakan untuk membandingkan distribusi statistik error sebelum dan sesudah koreksi secara visual. Pada Gambar 5 menunjukkan bahwa *median error* setelah koreksi lebih rendah dibandingkan sebelumnya. Selain itu, rentang interkuartil (IQR) juga mengecil, mengindikasikan bahwa variasi error menjadi lebih kecil dan model bekerja lebih stabil.



Gambar 5. *Boxplot* perbandingan error sebelum dan sesudah koreksi

Jumlah outlier pada data setelah koreksi pun terlihat menurun, yang menunjukkan bahwa prediksi model menjadi lebih konsisten dan tidak menghasilkan nilai yang menyimpang jauh. Hal ini memperkuat kesimpulan bahwa model regresi linear tidak hanya meningkatkan akurasi rata-rata, tetapi juga mengurangi ketidakteraturan (*volatilitas*) dalam sistem servo robotik.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini membuktikan bahwa model regresi linier efektif dalam memprediksi dan mengoreksi kesalahan sudut pada motor servo bagian *base* dari sistem robot tangan berbasis IoT. Dengan menggunakan parameter sudut target, sudut aktual hasil simulasi, dan jarak objek dari sensor ultrasonik, model mampu menghasilkan prediksi koreksi sudut dengan tingkat akurasi tinggi. Evaluasi terhadap data uji menunjukkan nilai MAE sebesar 3.49° , MSE sebesar 19.49, dan R^2 sebesar 0.9808, yang mengindikasikan performa prediktif yang sangat baik.

Penerapan simulasi koreksi berdasarkan model regresi menurunkan rata-rata error dari 9.97° menjadi 1.17° , serta meningkatkan persentase prediksi dengan error kurang dari 2° dari 8.20% menjadi 82.17%. Visualisasi melalui *scatter plot*, *histogram*, dan *boxplot* menunjukkan bahwa hasil koreksi menjadi lebih presisi dan stabil. Studi kasus pada data ID=1 menunjukkan keberhasilan koreksi error dari -18.0° menjadi -0.74° tanpa melibatkan sensor tambahan, menegaskan keunggulan pendekatan berbasis data historis dalam skenario sistem kontrol terbuka.

Temuan ini menunjukkan bahwa regresi linier merupakan solusi ringan, efisien, dan adaptif yang layak diterapkan dalam sistem robotik tertanam berbasis IoT dengan keterbatasan perangkat keras. Ke depannya, disarankan untuk mengeksplorasi model prediktif lanjutan seperti

Support Vector Regression (SVR) atau *Gradient Boosting*, serta menguji implementasi koreksi secara *real-time* di perangkat fisik. Penambahan fitur baru seperti suhu atau arus motor, serta penggunaan metode *online learning* atau *reinforcement learning*, berpotensi meningkatkan akurasi dan adaptivitas sistem secara berkelanjutan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kamaris and N. Botteghi, “The Penetration of Internet of Things in Robotics: Towards a Web of Robotic Things,” Jan. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2001.05514>
- [2] S. Wu, Z. Li, W. Chen, and F. Sun, “Dynamic Modeling of Robotic Manipulator via an Augmented Deep Lagrangian Network,” *Tsinghua Sci Technol*, vol. 29, no. 5, pp. 1604–1614, Oct. 2024, doi: 10.26599/TST.2024.9010011.
- [3] H. Lee, I. Raouf, J. Song, H. S. Kim, and S. Lee, “Prognostics and Health Management of the Robotic Servo-Motor under Variable Operating Conditions,” *Mathematics*, vol. 11, no. 2, Jan. 2023, doi: 10.3390/math11020398.
- [4] H. Chen and C. Cai, “High-Speed Control of AC Servo Motor Using High-Performance RBF Neural Network Terminal Sliding Mode Observer and Single Current Reconstructed Technique,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 10, May 2022, doi: 10.3390/electronics11101646.
- [5] S. Harshitha, S. Shamaanth, and A. K. Chari, “A Review of Various Controller Techniques Designed for the Operational Control of DC and Servo Motors,” in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics, 2022. doi: 10.1088/1742-6596/2273/1/012001.
- [6] F. Yan and S. Wang, “TSM-Based Adaptive Fuzzy Control of Robotic Manipulators with Output Constraints,” *Comput Intell Neurosci*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/5812584.
- [7] D. N. Dang, T. M. Do, R. A. de M. Araújo, K. H. V. Nguyen, and C. D. Le, “Ultrasonic Sensor Modeling with Support Vector Regression,” *Sensors*, vol. 25, no. 3, Feb. 2025, doi: 10.3390/s25030678.
- [8] Z. Zhou, J. Ji, Y. Wang, Z. Zhu, and J. Chen, “Hybrid regression model via multivariate adaptive regression spline and online sequential extreme learning machine and its application in vision servo system,” *Int J Adv Robot Syst*, vol. 19, no. 3, May 2022, doi: 10.1177/17298806221108603.
- [9] L. Zhu, W. Liu, H. Tan, and T. Hu, “A novel Bayesian optimization prediction framework for four-axis industrial robot joint motion state,” *Complex and Intelligent Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 4867–4881, Aug. 2024, doi: 10.1007/s40747-024-01425-z.
- [10] Y. A. Ramadhan, A. Faqih, and G. Dwilestari, “Jurnal Informatika Terpadu PREDIKSI PENJUALAN HANDPHONE DI TOKO X MENGGUNAKAN ALGORITMA REGRESI LINEAR,” *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 40–44, 2023, [Online]. Available: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JIT>
- [11] F. H. Hamdanah and D. Fitrianah, “Analisis Performansi Algoritma Linear Regression dengan Generalized Linear Model untuk Prediksi Penjualan pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 10, no. 1, p. 23, Apr. 2021, doi: 10.23887/janapati.v10i1.31035.
- [12] M. S. Bari and H. A. Hashem, “Acomparative Study of Some Variables Selection Methods in High Dimensional Multiple Liner Regression Via Simulation,” *The Journal of University of Duhok*, vol. 25, no. 2, pp. 601–613, Nov. 2022, doi: 10.26682/sjoud.2022.25.2.53.
- [13] B. Pradito and D. Silvi Purnia, “KOMPARASI ALGORITMA LINEAR REGRESSION DAN NEURAL NETWORK UNTUK MEMPREDIKSI NILAI KURS MATA UANG,” *Jurnal Sains dan Manajemen*, vol. 10, no. 2, 2022.

- [14] C. Xiong, H. Sun, D. Pan, and Y. Li, “A personalized collaborative filtering recommendation algorithm based on linear regression,” *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, vol. 6, no. 3, pp. 363–368, Sep. 2019, doi: 10.18280/mmep.060307.
- [15] L. Mezher and L. S. Mezher, “Speed Control for Servo DC Motor with Different Tuning PID Controller with LABVIEW.” [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/346564242>
- [16] G. Di Pasquo, “SG90 Servo Characterization”, doi: 10.13140/RG.2.2.15715.89127.
- [17] Roberta Heni, Solihin, Jasan Supratman, and R. Muhendra, “Pengembangan model peramalan penjualan menggunakan metode regresi linier dan polinomial pada industri makanan ringan (Studi Kasus: CV. Stanley Mandiri Snack),” *TEKNOSAINS: Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 185–192, Jul. 2023, doi: 10.37373/tekno.v10i2.456.
- [18] J. Homepage *et al.*, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Prediction System for Determine The Number of Drug Orders using Linear Regression,” vol. 2, pp. 62–70, 2022.
- [19] H. Sun *et al.*, “Artificial Intelligence of Manufacturing Robotics Health Monitoring System by Semantic Modeling,” *Micromachines (Basel)*, vol. 13, no. 2, Feb. 2022, doi: 10.3390/mi13020300.
- [20] A. Novebrian Maharadja, I. Maulana, and B. Arif Dermawan, “Penerapan Metode Regresi Linear Berganda untuk Prediksi Kerugian Negara Berdasarkan Kasus Tindak Pidana Korupsi,” 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>