

# Pengendalian Arm Robot Berbasis Inverse Kinematics Menggunakan Metode ANN

Hilmi Asyraf Fauzi<sup>1\*</sup>, Wahyudi<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Semarang  
\*hilmiasyraf26@gmail.com.com

**Abstrak**— Fokus penelitian ini adalah untuk membandingkan hasil kinerja pengendalian pergerakan lengan robot yang menggunakan ANN dengan ANN + inverse kinematics. Diharapkan metode ini dapat meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem kontrol pada robot, yang merupakan tantangan utama dalam bidang robotika. Dalam penelitian ini, dua pendekatan pengendalian diuji, yaitu metode Normal dan metode Inverse kinematics yang ditambahkan, untuk membandingkan respons sistem berdasarkan parameter kesalahan dan kinerja kontrol. Parameter yang dianalisis mencakup Overshoot, Rise Time, Max Amplitudo, serta empat kriteria error yaitu *Integral of Absolute Error*, *Integral of Time-weighted Absolute Error*, *Integral of Squared Error*, dan *Integral of Time-weighted Squared Error*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode Inverse kinematics lebih unggul dalam mengurangi kesalahan absolut keseluruhan dan meningkatkan kestabilan jangka panjang, yang ditunjukkan oleh nilai IAE dan ITAE yang lebih rendah dibandingkan dengan metode Normal. Selain itu, inverse kinematics berhasil mengurangi overshoot secara signifikan (0,510%) dibandingkan dengan metode Normal (93,889%), meskipun memerlukan waktu yang lebih lama untuk mencapai posisi target. Namun, metode Normal menunjukkan respons yang lebih cepat dengan rise time yang lebih pendek serta nilai ISE dan ITSE yang lebih rendah, meskipun kestabilan jangka panjangnya tidak sebaik Inverse kinematics. Penelitian ini memberikan wawasan tentang keseimbangan antara kecepatan respons dan kestabilan dalam desain sistem pengendalian robot, serta berkontribusi pada pengembangan algoritma kontrol berbasis Inverse kinematics dan ANN untuk aplikasi robotika yang memerlukan akurasi tinggi dan kestabilan jangka panjang.

**Kata Kunci**—Arm Robot, End effector, Error, ANN, Inverse kinematics, Kontrol Robot.

DOI: 10.22441/jte.2025.v16i3.001

## I. PENDAHULUAN

Fungsi utama robot dalam dunia otomasi adalah untuk menggantikan tugas-tugas manusia yang melibatkan kegiatan berulang dan memerlukan daya tahan serta konsentrasi tinggi, terutama dalam pekerjaan fisik yang berat yang dilakukan oleh robot. [1]. Seiring berkembangnya teknologi dan kebutuhan pasar akan sistem otomatisasi terlebih dalam sektor warehouse, teknologi kontrol robotika robot saat ini tidak hanya dituntut untuk cepat, namun dituntut agar bisa fleksibel dan adaptif.

Arm Robot adalah jenis robot yang sangat umum digunakan dalam dunia industri yang biasanya terdiri dari rangka (*link*) dan sendi (*joint*) [2], semakin banyak jumlah *joint* yang dimiliki maka semakin banyak pula titik titik yang sanggup untuk dicapai [3]. Arm Robot ini dapat diimplementasikan pada

bagian penyortiran. Menyortir merupakan proses pemilahan benda berdasarkan parameter fisik tertentu sesuai kebutuhan. Pada bagian penyortiran ini sangat dibutuhkan ketelitian dan ketepatan dalam melakukan pemilihan benda dan penempatan benda hasil sortir [4]

Algoritma yang paling awal untuk melakukan pelacakan lintasan pada industri robot adalah algoritma PID yang merupakan algoritma sederhana dan mudah di implementasikan, walaupun teruji bahwa penggunaan PID lebih baik 80% dibanding tidak menggunakan PID dalam hal stabilitas [5], namun algoritma ini hanya cocok untuk pengembangan awal robot industri dan masih memiliki permasalahan akurasi kontrol titik tetap pada industri robot [6]. Dalam sistem manajemen Gudang tradisional terdapat berbagai kendala seperti pembagian ruang kargo yang tidak jelas, penumpukan barang yang tidak teratur dan pengurutan barang yang kurang optimal yang menimbulkan permasalahan yaitu kurangnya efisiensi dalam penyimpanan [7].

Inverse kinematics merupakan metode untuk menghitung besar sudut-sudut pada joint manipulator dengan menentukan nilai sudut  $\theta$  yang sesuai dengan posisi dan orientasi *end effector* yang diinginkan [8][9]. Metode invers kinematics memiliki kelebihan lebih yaitu dalam pembaruan parameter neural network menghasilkan kesalahan pelacakan yang lebih kecil dengan mempertimbangkan *backlash* pada sambungan [10]. Berdasarkan penelitian [5], keakuratan menggunakan metode inverse kinematics dalam hal kesesuaian titik koordinat *end-effector* adalah 89,90% yang mana hal tersebut tergolong tinggi namun masih bisa dioptimalkan

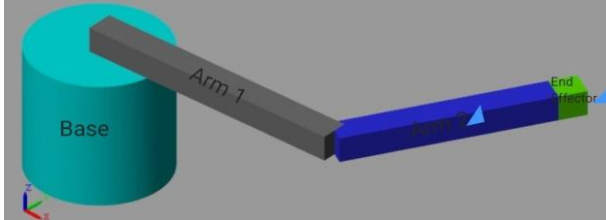
Namun masih terdapat kekurangan dalam Metode inverse kinematics yaitu ketika dihadapkan dengan kompleksitas dan non-linearitas yang tinggi serta keterkaitan bersama pada manipulator robot [11], maka dari itu digunakanlah artificial neural network untuk mendeteksi kompensasi efek yang tidak dimodelkan dan ANN ini memiliki generalisasi yang baik pada lintasan yang baru dan ditambahkan pula Inverse kinematics untuk menguji tingkat keberhasilan jika ketiga Metode tersebut digabungkan (belum pernah dilalui sebelumnya) [12] - [14].

Makalah ini bertujuan untuk mengetahui evaluasi kinerja model ANN dalam meningkatkan akurasi pergerakan lengan robot dibandingkan dengan metode Inverse kinematics, serta menganalisis kemampuan ANN dalam melakukan perhitungan analitik untuk memecahkan masalah Inverse kinematics.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

### 1. Model Kinematika Lengan Robot 2-DOF

Dinamika lengan robot dihitung menggunakan formulasi *Lagrange-Euler* untuk menjelaskan masalah yang muncul dalam pemodelan dinamik. Gambar 1 menunjukkan diagram sederhana dari lengan robot dengan dua derajat kebebasan (DOF) dengan dimensi robot yang dituliskan pada Tabel 1.

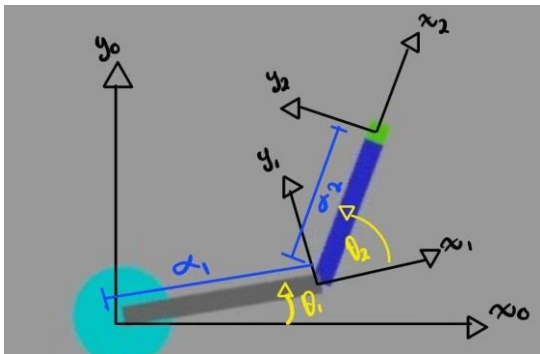


Gambar 1. Lengan robot 2-DOF.

Tabel 1. Dimensi robot.

| Bagian       | Dimensi (cm) |
|--------------|--------------|
| Base         | 5 x 10       |
| Arm 1        | 20 x 2 x 2   |
| Arm 2        | 15 x 2 x 2   |
| End effector | 2 x 2 x 2    |

Lengan robot terdiri dari tiga bagian, yaitu lengan a1, lengan a2, serta *end effector*. Posisi masing-masing sendi dinyatakan dengan  $\theta_1$  dan  $\theta_2$ , panjang masing-masing tautan adalah a1 dan a2. Pada lengan a1 untuk mencari posisi  $\theta_1$  berorientasikan pada (x0, y0), Pada lengan a2 untuk mencari posisi  $\theta_2$  berorientasikan pada (x1, y1), lalu untuk mencari posisi *end effector* berorientasikan pada (x2, y2). Kinematika lengan robot diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Kinematika lengan robot.

Dimana:

- $\alpha_1, \alpha_2$  = panjang lengan 1 dan 2
- $\theta_1$  = sudut antara lengan 1 dan sumbu x
- $\theta_2$  = sudut antara lengan 2 dan perpanjangan lengan 1
- $r_1, r_2$  = vektor lengan 1,2
- $\alpha$  = sudut antara perpanjangan lengan 1 dan garis yang dibentuk oleh P (x, y)
- $\beta$  = sudut antara sumbu x dan garis yang dibentuk oleh P (x, y)

Dalam menentukan posisi arm robot, metode yang sering digunakan adalah Inverse kinematics dan invers kinematics. Persamaan Inverse kinematics diperlihatkan pada persamaan (1) dan (2) [15].

$$x = l_1 \cos \theta_1 + l_1 \cos (\theta_1 + \theta_2) \quad (1)$$

$$y = l_1 \sin \theta_1 + l_2 \sin (\theta_1 + \theta_2) \quad (2)$$

Pada Inverse kinematics ini menggunakan input sudut dari lengan dan digunakan untuk mencari posisi dari arm robot, sedangkan inverse kinematics memiliki masukan berupa titik koordinat dan memiliki keluaran berupa sudut robot yang diperlukan untuk mencapai posisi dan orientasi dari *end effector*. Untuk mencari nilai inverse kinematics terdapat beberapa langkah sebagai berikut.

Mencari nilai  $r$  yang merupakan jarak *end effector* ke origin dengan persamaan (3).

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (3)$$

Mencari nilai sudut dari tiap tiap link

$$\cos(\theta_2) = \frac{x^2 + y^2 - l_1^2 - l_2^2}{2l_1 l_2} \quad (4)$$

$$\theta_2 = \arccos \frac{x^2 + y^2 - l_1^2 - l_2^2}{2l_1 l_2} \quad (5)$$

Mencari  $\theta_1$  yang dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (6) [16].

$$\theta_1 = \arctan \left[ \frac{y(l_1 + l_2 \cos \theta_2) - x l_2 \sin \theta_2}{x(l_1 + l_2 \cos \theta_2) + y l_2 \sin \theta_2} \right] \quad (6)$$

### 2. Persamaan Denavit-Hartenberg

Persamaan Denavit-Hartenberg (DH) adalah cara pendekatan yang dipakai untuk perepresentasikan hubungan torsi dan translasi antar join yang berdekatan dengan lengan manipulator. Pendekatannya memakai matriks transformasi homogen berukuran 4x4 yang berguna untuk menggambarkan sistem koordinat masing-masing *link* relatif terhadap sistem koordinat *link* sebelumnya.

Setiap kerangka koordinat memiliki dasar peraturan yaitu:

- Sumbu  $Z_i - 1$  terletak sepanjang sumbu gerak dari *joint* ke  $i$
- Posisi sumbu  $X_i$  normal terhadap sumbu  $Z_i - 1$  dan dimulai dari titik normalnya
- Sumbu  $Y_i$  menyesuaikan kedua sumbu sebelumnya dengan menggunakan aturan tangan kanan

Parameter DH yang digunakan dalam paper ini dijabarkan dalam Tabel 2.

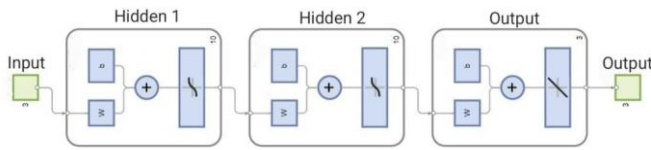
Tabel 2 Persamaan parameter DH

| Joint i | $\theta_i$ (deg) | $\alpha_i$ (deg) | $r_i$ (cm) | $d_i$ (cm) |
|---------|------------------|------------------|------------|------------|
| 1       | $\theta_1$       | 90               | $a_1$      | A1         |
| 2       | $\theta_2$       | 90               | $a_2$      | B1         |
| 3       | 0                | 0                | 0          | C1         |

### 3. Artificial Neural Network

Implementasi ANN dalam sistem pengendalian robot bertujuan untuk beradaptasi dan menangani sifat nonlinear

secara efisien yang berorientasi untuk meningkatkan akurasi serta kemampuan generalisasi dalam mengontrol gerakan. Struktur dari ANN ini dapat dilihat dalam Gambar 3.



Gambar 3. Struktur Artificial Neural Network

Dalam struktur yang dibuat ini menggunakan 3 *layer* dengan penjabaran 3 input, 2 hidden *layer* dengan tiap tiap *Hidden Layer* memiliki 10 neuron, lalu yang terakhir 3 output. Input dari struktur ANN ini merupakan sinyal koordinat masukan dengan yang direpresentasikan dengan persamaan (7).

$$P[k] = [X_k, Y_k, Z_k] \quad (7)$$

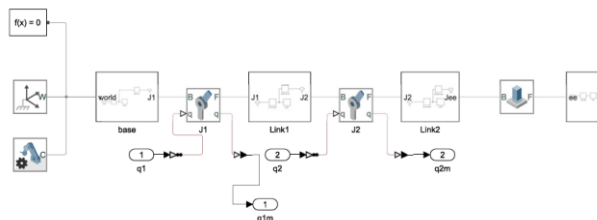
Lalu untuk Output yang diharapkan dari struktur *Artificial Neural Network* ini adalah sudut yang direpresentasikan dengan persamaan (8).

$$\theta = [\theta_{1k}, \theta_{2k}, \theta_{3k}] \quad (8)$$

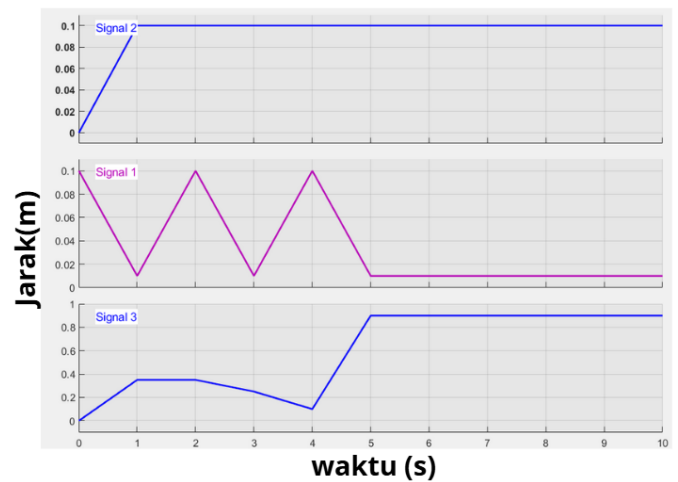
Untuk mencapai hasil ini, langkah yang pertama adalah melakukan proses *generate dataset*, yaitu pembuatan data pelatihan yang representatif dari hubungan antara input dan output, proses ini penting karena kualitas dataset menentukan kemampuan ANN dalam memahami pola dan menghasilkan kontrol yang optimal.

#### 4. Model Robot

Pada arm robot ini yang dikembangkan dengan sistem robot dengan 3 *degree of freedom*. Arm robot ini terdiri dari 1 base, 2 *joint*, dan *end effector* dan diperlihatkan pada Gambar 4. Arm robot yang dirancang digunakan untuk bergerak ke 6 titik menggunakan inverse kinematics, dengan persebaran titik (0, 0.1), (0.39, 0.01), (0.39, 0.1), (0.21, 0.01), (0.1, 0.1), (0.9, 0.01) yang diimplementasikan melalui masukan sinyal seperti pada Gambar 5.

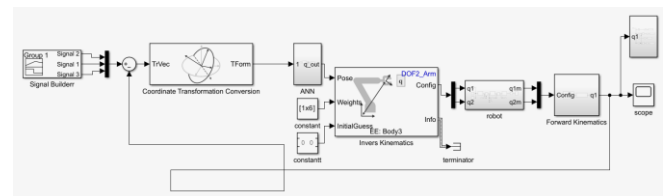


Gambar 4. Rangkaian model arm robot



Gambar 5. Sinyal masukan

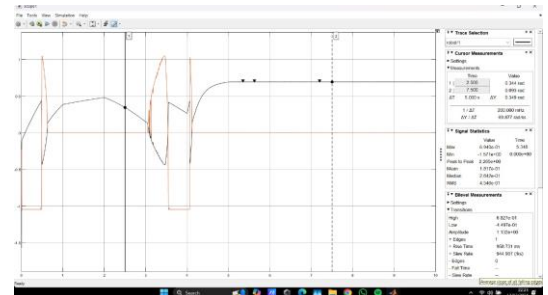
Pada percobaan pertama ini rangkaian yang akan digunakan untuk mengimplementasikan sinyal masukan dan menggunakan inverse kinematics sebagai mengatur arah gerak lengan, dengan rangkaian seperti Gambar 6.



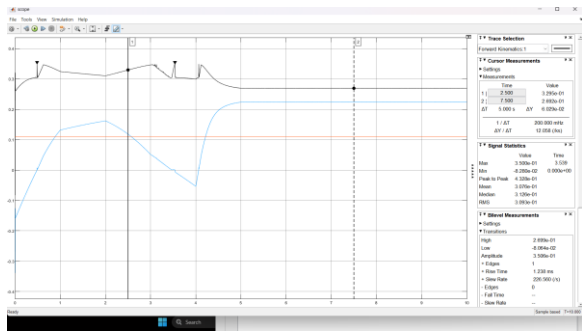
Gambar 6. Rangkaian arm robot berbasis inverse kinematics dengan ANN.

### III. HASIL DAN ANALISIS

Data yang diperoleh mencakup parameter overshoot, rise time, max, dan amplitudo, yang menggambarkan kecepatan respons, kestabilan, dan akurasi pergerakan. Selain itu, evaluasi dilakukan menggunakan kriteria kinerja pengendalian seperti ITSE, IAE, ITAE, dan ISE, untuk menilai kinerja sistem dalam jangka waktu tertentu. Dengan membandingkan dua metode pengendalian, yaitu ANN dan ANN plus inverse kinematics. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam hal ketepatan, kestabilan, dan kecepatan pergerakan. Respon system dengan ANN dan ANN plus inverse kinematics diperlihatkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar 7. Respon dengan ANN.



Gambar 8. Respon dengan ANN plus inverse kinematics.

ANN plus inverse kinematics menunjukkan perubahan signifikan dalam karakteristiknya. Overshoot mencapai 93,9% pada ANN tergolong tinggi jika dibandingkan dengan metode lain. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mengalami lonjakan yang sangat besar saat pertama kali bergerak. Hal ini disebabkan oleh fakta bahwa ANN belum sepenuhnya optimal dalam meredam lonjakan awal pada sistem di titik tertentu. Meskipun demikian, sistem ini memiliki waktu kenaikan tercepat, yaitu 958,7 ms, yang menunjukkan bahwa sistem dapat beradaptasi dengan sangat cepat meskipun mengalami kesalahan pada awalnya. Nilai maksimum sebesar 0,6 dan amplitudo sebesar 1 menunjukkan bahwa respons sistem sangat cepat meskipun hanya pada saat-saat awal, tetapi cukup tidak stabil jika dibandingkan dengan metode lainnya.

Penggunaan ANN plus inverse kinematics memberikan hasil terbaik di antara semua kombinasi. Dengan overshoot hanya sebesar 0,510%, sistem menunjukkan lonjakan yang sangat minimal, yang mengindikasikan bahwa sistem sangat stabil sejak awal pergerakan. Rise time sebesar 1,238 ms menunjukkan bahwa sistem membutuhkan waktu yang sedang untuk mencapai kondisi stabil, meskipun waktu tersebut lebih lama dibandingkan dengan inverse kinematics + ANN, karena lebih fokus pada stabilitas daripada kecepatan. Nilai maksimum 0,3 dan amplitudo 0,3 memperlihatkan bahwa sistem ini memiliki kontrol yang sangat baik terhadap respons output, menghasilkan gerakan presisi yang sangat halus. Oleh karena itu, kombinasi Inverse kinematics dan ANN. Hasil perhitungan parameter diperlihatkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Perhitungan

| Variasi                     | Parameter     |                |     |           |
|-----------------------------|---------------|----------------|-----|-----------|
|                             | Overshoot (%) | Rise time (ms) | Max | Amplitudo |
| ANN                         | 93.889        | 958.731        | 0.6 | 1         |
| ANN plus Inverse kinematics | 0.510         | 1.238          | 0.3 | 0.3       |

Berdasarkan Tabel 3, perbandingan data antara ANN dan ANN plus Inverse kinematics menunjukkan perbedaan yang signifikan dalam respons dan kestabilan pergerakan lengan robot. Untuk ANN, waktu kenaikan yang sangat cepat sebesar 958,731 ms menunjukkan kecepatan penyesuaian yang tinggi. Namun, overshoot yang terlalu besar sebesar 93,889% menunjukkan adanya lonjakan yang signifikan pada sistem, yang mungkin disebabkan oleh kurangnya kemampuan ANN dalam meredam lonjakan awal. Selain itu, nilai maksimum dan amplitudo yang tinggi pada ANN menunjukkan bahwa pendekatan lengan robot cenderung mencapai nilai yang lebih tinggi dan respons yang lebih cepat, tetapi kurang stabil.

Sebaliknya, ANN plus Inverse kinematics memiliki overshoot yang jauh lebih rendah sebesar 0,510%, yang mengindikasikan sistem yang lebih stabil dan terkontrol dengan baik dalam mencapai titik target. Meskipun waktu kenaikan lebih panjang yaitu 1,238 ms dibandingkan dengan ANN, metode ini menawarkan kontrol yang lebih baik terhadap respons output dengan amplitudo dan nilai maksimum yang lebih rendah, menghasilkan gerakan yang lebih presisi dan halus. Oleh karena itu, untuk aplikasi yang mengutamakan stabilitas dan presisi tinggi, kombinasi ANN + Inverse kinematics merupakan pilihan yang lebih unggul, meskipun kecepatan responsnya sedikit lebih lambat dibandingkan dengan ANN saja.

Pada bagian ini, dilakukan analisis terhadap pergerakan lengan robot dengan menggunakan metode Inverse kinematics yang dipadukan dengan ANN. Data yang diperoleh mencakup empat parameter penting untuk mengevaluasi kualitas pengendalian sistem, yaitu *Integral of Absolute Error*, *Integral of Time-weighted Absolute Error*, *Integral of Squared Error*, dan *Integral of Time-weighted Squared Error*. Parameter-parameter ini digunakan untuk menilai kinerja sistem berdasarkan kesalahan yang terjadi dalam rentang waktu tertentu, di mana setiap kriteria memberikan bobot yang berbeda terhadap kesalahan pada waktu yang berbeda pula. Perhitungan indikator kinerja diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil perhitungan parameter kinerja.

| Parameter                   | Variasi |       |       |       |
|-----------------------------|---------|-------|-------|-------|
|                             | IAE     | ITAE  | ISE   | ITSE  |
| ANN                         | 7.85    | 19.63 | 1.04  | 2.598 |
| ANN plus Inverse kinematics | 1.112   | 1.96  | 4.783 | 8.343 |

Berdasarkan hasil pada Tabel 4, perbandingan antara metode Normal dan Inverse kinematics dalam pergerakan lengan robot yang menggunakan Inverse kinematics dan ANN menunjukkan perbedaan signifikan dalam beberapa parameter kinerja. Pada parameter IAE, nilai Inverse kinematics (1.112) jauh lebih rendah dibandingkan dengan Normal (7.85). Ini mengindikasikan bahwa metode Inverse kinematics lebih efektif dalam meminimalkan kesalahan absolut keseluruhan

selama pergerakan lengan robot. Dengan kata lain, Inverse kinematics berhasil mengurangi akumulasi kesalahan lebih baik daripada Normal, meskipun memerlukan waktu lebih lama untuk mencapai posisi target yang diinginkan.

Selanjutnya, pada parameter ITAE, Inverse kinematics juga menunjukkan performa yang lebih baik dengan nilai 1.96, jauh lebih kecil dibandingkan dengan Normal yang memiliki nilai 19.63. ITAE memberikan bobot lebih besar pada kesalahan yang terjadi dalam jangka waktu yang lebih lama, sehingga nilai ITAE yang lebih rendah pada Inverse kinematics menandakan kestabilan sistem yang lebih baik dalam jangka panjang. Ini menunjukkan bahwa Inverse kinematics lebih unggul dalam hal kestabilan dan pengendalian kesalahan selama pergerakan.

Namun, pada parameter ISE, metode ANN menunjukkan nilai yang lebih kecil (1.04) dibandingkan dengan Inverse kinematics (4.783). ISE lebih sensitif terhadap kesalahan besar karena mengkuadratkan nilai kesalahan, yang berarti semakin kecil nilai ISE, semakin efektif sistem dalam menghindari kesalahan besar. Dalam hal ini, meskipun Normal menunjukkan respons yang lebih cepat, ia tidak memiliki kestabilan yang sebaik Inverse kinematics, yang tercermin dalam nilai ISE yang lebih tinggi pada metode Inverse kinematics.

Pada parameter ITSE, nilai ANN (2.598) lebih rendah dibandingkan dengan Inverse kinematics (8.343). Ini menunjukkan bahwa Normal lebih efektif dalam mengurangi kesalahan pada fase awal pergerakan dan memberikan respons yang lebih cepat, meskipun dengan biaya kestabilan yang lebih rendah dalam jangka panjang dibandingkan dengan Inverse kinematics.

Secara keseluruhan, meskipun ANN menawarkan respons yang lebih cepat dengan nilai kesalahan yang lebih rendah pada ISE dan ITSE, Inverse kinematics lebih unggul dalam hal kestabilan jangka panjang dan pengurangan kesalahan absolut keseluruhan, seperti yang terlihat pada IAE dan ITAE. Oleh karena itu, pemilihan metode pengendalian yang tepat sangat bergantung pada prioritas antara kecepatan respons dan kestabilan pergerakan lengan robot.

#### IV. KESIMPULAN

Kesimpulannya adalah metode Inverse kinematics menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam hal kestabilan jangka panjang dan pengurangan kesalahan absolut sistem. Hal ini terlihat dari nilai IAE dan ITAE yang lebih rendah dibandingkan dengan metode Normal. Meskipun memerlukan waktu lebih lama untuk mencapai posisi target, metode ini menunjukkan pengendalian yang lebih stabil. Nilai rise time yang lebih panjang diimbangi dengan pengurangan overshoot yang signifikan. ANN plus Inverse kinematics memiliki nilai overshoot yang lebih rendah (0.510%) dibandingkan dengan ANN saja (93.889%), yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam menghindari overshoot yang dapat mengganggu akurasi pergerakan robot.

Sebaliknya, metode ANN menunjukkan respons yang lebih cepat, dengan waktu kenaikan yang lebih singkat (1.161 ms) dan nilai amplitudo maksimum yang lebih tinggi, meskipun

terdapat overshoot yang sangat besar. Ini menunjukkan bahwa meskipun Normal lebih cepat dalam mencapai posisi target, sistem ini lebih rentan terhadap fluktuasi dan ketidakstabilan. Selain itu, meskipun nilai ISE dan ITSE lebih rendah pada metode ANN saja, yang menunjukkan pengurangan kesalahan yang lebih baik pada fase awal pergerakan, kestabilan jangka panjang tetap menjadi kelemahan utama.

Secara keseluruhan, pilihan antara ANN dan ANN plus Inverse kinematics sangat bergantung pada prioritas aplikasi, apakah lebih memerlukan kecepatan respons yang tinggi dengan risiko kestabilan yang lebih rendah, atau kestabilan pergerakan jangka panjang dengan sedikit pengorbanan pada kecepatan respons.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Andrian, R. Rahmadewi, and I. A. Bangsa, "ARM ROBOT PEMINDAH BARANG (AtwoR) MENGGUNAKAN MOTOR SERVO MG995 SEBAGAI PENGGERAK ARM BERBASIS ARDUINO," *Electro Luceat*, vol. 6, no. 2, pp. 142–155, 2020, doi: 10.32531/jelekn.v6i2.226.
- [2] F. Faqri, W. Amaral, and J. Subur, "Implementasi Metode PID dan Inverse kinematics pada Pergerakan Robot Berkaki Enam ( Hexapod )," pp. 17–22.
- [3] M. H. Maftuh, "E-JOINT ( Electronica and Electrical Journal of Innovation Technology) Lengan Robot Pemindah Barang Berdasarkan Ukuran Tinggi," vol. 01, no. 2, pp. 36–41, 2020.
- [4] I. Al Ashfahani, Y. Sofyan, and S. Yahya, "Rancang Bangun Lengan Robot Penyortir Benda Kerja Berdasarkan Warna Dengan Pengendalian Kestabilan Cahaya Menggunakan Fuzzy logic," *Pros. Ind. Res. Work. Natl. Semin.*, vol. 13, no. 01, pp. 353–362, 2022.
- [5] R. Z. A. Zurendra, R. Maulana, and H. Fitriyah, "Implementasi Inverse kinematics Pada Robot Lengan Untuk Pengambilan Benda Dengan Koordinat Awal Acak," ... *Tekno. Inf. dan Ilmu* ..., vol. 4, no. 2, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7008>
- [6] Y. Chen, J. Wu, C. He, and S. Zhang, "Intelligent Warehouse Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm," *IEEE Access*, vol. 11, no. January, pp. 12360–12367, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3241960.
- [7] J. Wang, Y. Zhu, R. Qi, X. Zheng, and W. Li, "Adaptive PID control of multi-DOF industrial robot based on neural network," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 11, no. 12, pp. 6249–6260, 2020, doi: 10.1007/s12652-020-01693-w.
- [8] A. Z. Rahman, ST, MT and K. Jauhari, "Perhitungan Inverse kinematics dan Pengukuran Akurasi Pergerakan pada Robot Manipulator Lengan," *J. Tek. Mesin ITI*, vol. 3, no. 2, p. 53, 2019, doi: 10.31543/jtm.v3i2.339.
- [9] I. H. AYEKA, T. A. TAMBA, and B. M. ARTHAYA, "Rancang Bangun Purwarupa Manipulator Lengan Robot Dengan Tiga Derajat Kebebasan," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 3, p. 796, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.796.
- [10] M. K. Ciliz, "Adaptive control of robot manipulators with neural network based compensation of frictional uncertainties," *Robotica*, vol. 23, no. 2, pp. 159–167, 2005, doi: 10.1017/S026357470400075X.
- [11] J. Lu, T. Zou, and X. Jiang, "A Neural Network Based Approach to Inverse kinematics Problem for General Six-Axis Robots," *Sensors*, vol. 22, no. 22, pp. 1–19, 2022, doi: 10.3390/s22228909.
- [12] A. Gholami, T. Homayouni, R. Ehsani, and J. Q. Sun, "Inverse kinematic control of a delta robot using neural networks in real-time," *Robotics*, vol. 10, no. 4, 2021, doi: 10.3390/robotics10040115.
- [13] A. R. J. Almusawi, L. C. Dülger, and S. Kapucu, "A New Artificial Neural Network Approach in Solving Inverse kinematics of Robotic Arm (Denso VP6242)," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2016, 2016, doi: 10.1155/2016/5720163.
- [14] S. Chen and J. T. Wen, "Industrial robot trajectory tracking control using multi-layer neural networks trained by iterative learning control," *Robotics*, vol. 10, no. 1, pp. 1–20, 2021, doi: 10.3390/robotics10010050.
- [15] A. Sambas and D. Setia Rahayu, "Rancang Bangun Robot Arm 2 Dof



- Berbasis Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis),” *Al Jazari J. Mech. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 41–45, 2018.
- [16] T. Pangaribuan, S. Hutauruk, and J. Sihombing, “Desain Prototipe Robot Satu Lengan Dengan Tiga Tingkat Kebebasan Bergerak Berbasis Arduino Dengan Sensor Jarak Pada Bluetooth Smartphone,” *J. ELPOTECs*, vol. 4, no. 1, pp. 46–53, 2021, doi: 10.51622/elpotecs.v4i1.453.