

Perancangan Odometry Eksternal pada Differential Drive Indoor UGV sebagai Data Prior Lokalisasi EKF

Gillang Al Azhar¹, Fitri², Adi Candra Kusuma³, Wahyu Aulia Nurwicaksana⁴, Adzikirani⁵
e-mail: gillang_al_azhar@polinema.ac.id, fitri@polinema.ac.id, candrарaden45@polinema.ac.id,
wahyu_aulia_nurwicaksana@polinema.ac.id, adzikirani@polinema.ac.id

^{1,2,3,4,5}Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang, Jalan Soekarno Hatta No.9 Malang, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 10 Juni 2025

Direvisi 26 Juli 2025

Diterbitkan 31 Juli 2025

Kata kunci:

Lokalisasi
EKF
UGV indoor
Odometry Eksternal
Roda Omni

Keywords:

Localization
EKF
Indoor UGV
External Odometry
Omni-wheel

Penulis Korespondensi:

Gillang Al Azhar,
Jurusan Teknik Elektro,
Politeknik Negeri Malang,
Jl. Soekarno Hatta No.9, Jatimulyo, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur 65141.

ABSTRAK

Lokalisasi merupakan komponen krusial dalam sistem navigasi robot beroda, khususnya pada Unmanned Ground Vehicle (UGV) yang beroperasi di lingkungan indoor. Metode lokalisasi berbasis *Extended Kalman Filter* (EKF) banyak digunakan karena kemampuannya mengintegrasikan data prediksi dan pengukuran sensor. Namun, penggunaan encoder internal yang terpasang pada roda penggerak sering menghadapi kendala berupa slip roda, sehingga menurunkan akurasi estimasi posisi. Penelitian ini mengusulkan desain odometry eksternal dengan dua roda omni yang ditempatkan pada konfigurasi T untuk memberikan data prior yang lebih akurat bagi EKF. Pengujian dilakukan pada lintasan lurus, persegi, dan S-shape dengan membandingkan performa EKF menggunakan encoder internal dan odometry eksternal. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem dengan odometry eksternal menghasilkan error rata-rata 40–50% lebih rendah serta waktu konvergensi 30–40% lebih cepat dibandingkan encoder internal. Temuan ini membuktikan bahwa odometry eksternal dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi proses lokalisasi EKF pada UGV indoor, sehingga berpotensi meningkatkan keandalan navigasi pada aplikasi nyata seperti robot logistik maupun layanan di ruang tertutup.

ABSTRACT

Localization is a crucial component in the navigation system of wheeled robots, particularly for Unmanned Ground Vehicles (UGVs) operating in indoor environments. The Extended Kalman Filter (EKF) is widely adopted due to its ability to integrate prediction and sensor measurement data. However, internal wheel encoders often suffer from wheel slip, which reduces the accuracy of position estimation. This study proposes an external odometry design using two omni-wheels arranged in a T-configuration to provide more accurate prior data for the EKF. Experiments were conducted on straight, square, and S-shaped trajectories by comparing the performance of EKF with internal encoders and external odometry. The results show that the system equipped with external odometry achieved 40–50% lower average error and 30–40% faster convergence time compared to internal encoders. These findings demonstrate that external odometry can improve the accuracy and efficiency of EKF-based localization in indoor UGVs, thereby enhancing reliability for practical applications such as warehouse logistics and service robots in enclosed environments.



Email: gillang_al_azhar@polinema.ac.id

1. PENDAHULUAN

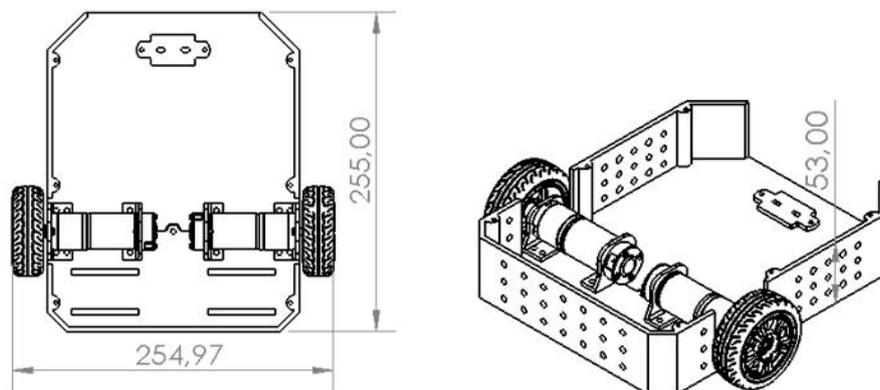
Perkembangan sistem Unmanned Ground Vehicle (UGV) semakin pesat seiring dengan meningkatnya kebutuhan kendaraan otonom di berbagai bidang, seperti industri, logistik, maupun eksplorasi [1]. Sebagian besar UGV menggunakan platform mobile robot dengan konfigurasi differential drive [2] [3] karena desainnya sederhana, efisien, dan mudah dikendalikan. Salah satu komponen penting dalam navigasi UGV adalah odometry, yaitu metode untuk memperkirakan posisi dan orientasi robot berdasarkan pergerakan yang terukur. Pada umumnya, odometry pada UGV dengan konfigurasi differential drive diperoleh dari sensor encoder yang terpasang pada motor penggerak [4]. Namun, pendekatan ini memiliki kelemahan mendasar, terutama ketika terjadi slip roda, ketidaksesuaian gear ratio, atau variasi kondisi permukaan lintasan. Permasalahan tersebut dapat menyebabkan estimasi posisi mengalami akumulasi error yang signifikan, sehingga menurunkan akurasi lokalisasi dan berpotensi mengganggu keberhasilan perencanaan lintasan. Beberapa penelitian sebelumnya berfokus pada integrasi odometry internal dengan sensor tambahan, seperti IMU [5] dan Lidar [6] [7], untuk mengurangi error estimasi posisi. Meskipun demikian, odometry internal tetap rentan terhadap slip roda dan akumulasi error pada jangka panjang, sehingga data yang dihasilkan tidak selalu reliabel sebagai masukan utama dalam algoritma lokalisasi. Kondisi ini menunjukkan adanya kebutuhan akan pendekatan alternatif yang mampu menghasilkan estimasi gerakan yang lebih robust dan independen dari sistem penggerak utama robot.

Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penggunaan odometry eksternal yang tidak bergantung pada roda penggerak utama UGV. Odometry eksternal dirancang menggunakan dua buah roda omni yang dipasang dengan konfigurasi membentuk huruf T, yaitu satu roda mengukur translasi sepanjang sumbu longitudinal dan roda lainnya mengukur translasi sepanjang sumbu lateral. Desain ini memungkinkan pengukuran pergerakan translasi dengan tingkat akurasi lebih baik dibandingkan odometry internal [8] [9], sekaligus meminimalkan pengaruh slip pada roda penggerak. Data pergerakan yang dihasilkan oleh odometry eksternal ini selanjutnya digunakan sebagai data prior pada algoritma Extended Kalman Filter (EKF) untuk meningkatkan akurasi lokalisasi [10] [11]. Dengan pendekatan ini, UGV diharapkan mampu memperoleh estimasi posisi yang lebih stabil, konsisten, dan adaptif terhadap kondisi lingkungan indoor [12]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini difokuskan pada perancangan, implementasi, dan pengujian odometry eksternal berbasis roda omni dengan konfigurasi T pada platform differential drive indoor UGV, serta analisis kinerjanya dalam meningkatkan akurasi lokalisasi menggunakan algoritma Extended Kalman Filter (EKF).

2. METODE PENELITIAN

Berikut merupakan beberapa pembahasan yang terkait mengenai desain, pembuatan, peran serta implementasi dari pemakaian odometry eksternal pada purwarupa UGV yang dibuat,

2.1 Platform Indoor UGV



Gambar 1. Purwarupa UGV dengan sistem *differential drive*



Penelitian ini menggunakan platform Unmanned Ground Vehicle (UGV) dengan konfigurasi differential drive [13], yang terdiri atas dua roda penggerak utama di sisi kiri dan kanan serta satu roda caster sebagai penyeimbang. Platform ini didesain untuk beroperasi di lingkungan indoor, dengan dimensi relatif kompak agar mampu bergerak lincah pada lintasan terbatas [14]. Sebagai sistem navigasi standar, UGV dilengkapi dengan encoder internal yang terpasang pada motor roda penggerak. Encoder ini berfungsi mengukur jumlah putaran roda yang kemudian dikonversi menjadi informasi translasi dan rotasi. Namun, penggunaan odometry internal memiliki beberapa keterbatasan, terutama:

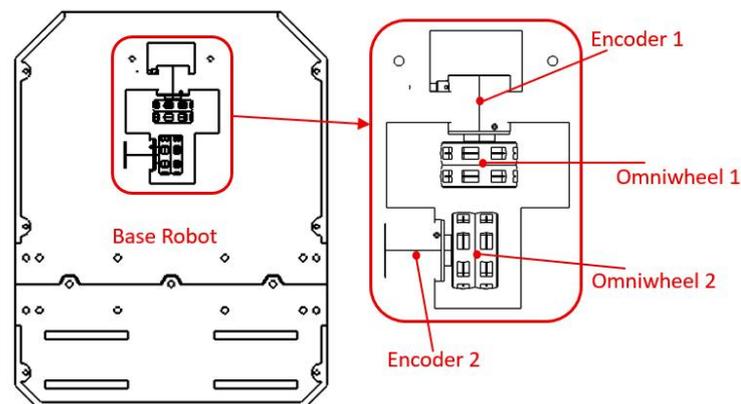
- Slip roda, yang sering terjadi pada permukaan licin atau saat manuver belok tajam
- Akumulasi error, di mana kesalahan kecil pada perhitungan jarak tempuh akan terus menumpuk sepanjang pergerakan robot.
- Ketergantungan penuh pada roda penggerak, sehingga informasi posisi tidak sepenuhnya merepresentasikan gerakan aktual robot ketika terjadi ketidaksesuaian kontak dengan lantai.

Kondisi tersebut menjadi latar belakang utama perlunya sumber odometry alternatif yang dapat melengkapi, atau bahkan menggantikan, odometry internal [15]. Untuk itu, pada penelitian ini dikembangkan odometry eksternal dengan roda omni konfigurasi T yang dirancang khusus untuk mengurangi dampak slip dan meningkatkan akurasi estimasi posisi pada lingkungan indoor.

2.2 Desain Odometry Eksternal Konfigurasi T

Untuk meningkatkan akurasi perhitungan posisi, penelitian ini mengusulkan penggunaan odometry eksternal yang terdiri atas dua roda omni dengan konfigurasi menyerupai huruf T.

a) Konfigurasi Mekanik



Gambar 2. Pemasangan 2 encoder dan omniwheel sebagai odometry eksternal

- Roda longitudinal, ditempatkan pada sumbu utama robot, sejajar dengan arah gerak maju-mundur. Roda ini berfungsi untuk mengukur translasi pada sumbu x .
- Roda lateral, ditempatkan tegak lurus (90°) terhadap roda longitudinal, di bagian samping tengah robot. Roda ini berfungsi untuk mengukur translasi pada sumbu y .
- Kedua roda omni dipilih karena memiliki kemampuan untuk berputar bebas ke arah samping, sehingga meminimalkan hambatan dan slip yang tidak diinginkan.

Dengan konfigurasi ini, pergerakan translasi robot dalam bidang 2D dapat ditangkap secara langsung tanpa terpengaruh oleh slip roda penggerak utama.

b) Perolehan Data Translasi

Setiap roda omni dilengkapi dengan encoder inkremental. Encoder menghasilkan jumlah pulsa yang sebanding dengan jarak tempuh roda, dihitung berdasarkan (1),



$$d = \frac{2\pi r}{N} C \tag{1}$$

dengan:

- r = jari – jari roda omniwheel
- N = jumlah pulsa sensor encoder per satu putaran roda (PPR sensor encoder)
- C = jumlah pulsa yang terbaca dari sensor ketika sampling dilakukan

sehingga,

- Translasi longitudinal (Δx) diperoleh dari roda longitudinal.
- Translasi lateral (Δy) diperoleh dari roda lateral.

c) Estimasi Pergerakan Robot

Pergerakan robot dalam sistem koordinat global dihitung dengan mempertimbangkan orientasi robot θ [16]. Konversi ke sistem koordinat global diberikan oleh (2),

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \tag{2}$$

dimana,

- $(\Delta x, \Delta y)$ = translasi pada *body* robot.
- $(\Delta X, \Delta Y)$ = translasi body robot terhadap frame global.

Dengan demikian, odometry eksternal mampu memberikan estimasi posisi translasi robot yang lebih akurat, karena perhitungan tidak bergantung langsung pada roda penggerak yang rawan slip.

d) Perbandingan Odometry Internal dan Eksternal

Odometry internal yang bersumber dari encoder roda penggerak merupakan metode paling umum digunakan pada robot beroda. Keunggulannya terletak pada kesederhanaan implementasi karena encoder sudah terpasang pada motor [17]. Namun, metode ini memiliki kelemahan mendasar, yaitu sangat rentan terhadap slip roda yang menyebabkan akumulasi error signifikan seiring jarak tempuh. Hal ini membuat estimasi posisi seringkali menyimpang dari kondisi sebenarnya, terutama pada lintasan panjang atau permukaan dengan gesekan rendah. Sebaliknya, odometry eksternal yang menggunakan roda omni dengan konfigurasi T mampu memberikan estimasi translasi yang lebih stabil. Hal ini karena roda omni tidak berperan sebagai roda penggerak sehingga tidak langsung terpengaruh oleh slip. Data translasi yang diperoleh lebih representatif terhadap pergerakan aktual robot, meskipun desain ini menuntut kompleksitas mekanik tambahan dan ruang pada bodi robot. Untuk memperjelas perbedaan kedua pendekatan tersebut, berikut ditampilkan perbandingan antara odometry internal dan eksternal pada tabel 1 berikut,

TABEL I : PERBEDAAN ODOMETRY ENCODER RODA PENGGERAK DAN ODOMETRY EKSTERNAL

Aspek Perbandingan	Odometry Internal (Encoder Roda Penggerak)	Odometry Eksternal (Omni Konfigurasi T)
Sumber Data	Encoder terpasang di roda penggerak	Encoder terpasang secara independent dan diputar dengan memanfaatkan roda omni yang berputar Ketika <i>body</i> robot bergerak
Pengaruh Slip	Tinggi, karena slip roda langsung mempengaruhi hasil perhitungan	Rendah, roda omni tidak menjadi penggerak utama



Akumulasi Error	Lebih cepat menumpuk pada lintasan panjang	Lebih lambat, translasi menghasilkan data yang lebih akurat
Aspek Perbandingan	Odometry Internal (Encoder Roda Penggerak)	Odometry Eksternal (Omni Konfigurasi T)
Kompleksitas Mekanik	Lebih sederhana, dikarenakan sudah terpasang internal dengan motor yang digunakan	Perlu desain dan pemasangan tambahan
Akurasi Translasi	Rentan bias, terutama pada lintasan yang licin	Lebih stabil dan representative terhadap Gerakan aktual dari robot
Keterbatasan	Tidak memisahkan translasi dan rotasi dengan baik	Membutuhkan ruang tambahan pada <i>body</i> robot

Dengan demikian, penggunaan odometry eksternal memberikan potensi peningkatan akurasi translasi dan ketahanan terhadap slip dibandingkan odometry internal. Meskipun membutuhkan kompleksitas mekanik tambahan, data yang dihasilkan lebih representatif terhadap pergerakan aktual robot. Oleh karena itu, pada penelitian ini odometry eksternal dengan konfigurasi T dipilih sebagai sumber data prior yang kemudian diintegrasikan ke dalam algoritma Extended Kalman Filter (EKF) untuk memperbaiki hasil lokalisasi.

2.3 Integrasi dengan Extended Kalman Filter (EKF)

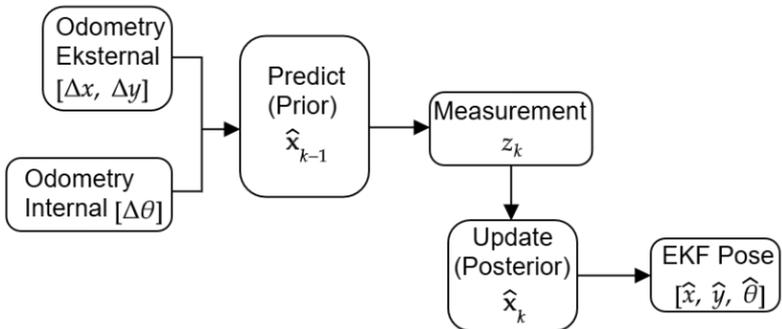
Extended Kalman Filter (EKF) merupakan algoritma estimasi nonlinier yang digunakan untuk memperkirakan posisi robot dengan menggabungkan informasi odometry dan sensor lingkungan [18]. Proses estimasi dilakukan dalam dua tahap utama, yaitu *predict (prior)* dan *update (posterior)* [19]. State robot didefinisikan sebagai berikut

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} \tag{3}$$

Dengan x_k dan y_k Adalah posisi robot pada bidang dua dimensi, serta θ_k adalah orientasi dari robot terhadap frame global [20]. Input kontrol yang diperoleh dari odometry dapat dituliskan pada (4)

$$u_k = \begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta y_k \\ \Delta \theta_k \end{bmatrix} \tag{4}$$

dimana Δx_k dan Δy_k berasal dari odometry eksternal (Roda omni konfigurasi T), sedangkan $\Delta \theta_k$ diperoleh dari odometry internal (encoder roda penggerak). Untuk proses yang ada didalam EKF sebagai sumber data posisi UGV ketika bergerak dilingkungan indoor dijelaskan lebih rinci sebagai berikut



Gambar 3. Alur perhitungan matematis algoritma lokalisasi dengan EKF untuk mendapatkan estimasi posisi UGV

a) Langkah Prediksi

Fungsi transisi gerak robot dituliskan pada (5),

$$\hat{\mathbf{X}}_k = f(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \begin{bmatrix} x_{k-1} + \Delta x_k \cos \theta_{k-1} - \Delta y_k \sin \theta_{k-1} \\ y_{k-1} + \Delta x_k \sin \theta_{k-1} + \Delta y_k \cos \theta_{k-1} \\ \theta_{k-1} + \Delta \theta_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

Kovarians error diperbarui dengan menggunakan (6)

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T \quad (6)$$

dengan,

- $\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta x_k \sin \theta_{k-1} - \Delta y_k \cos \theta_{k-1} \\ 0 & 1 & \Delta x_k \cos \theta_{k-1} - \Delta y_k \sin \theta_{k-1} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \cos \theta_{k-1} & -\sin \theta_{k-1} & 0 \\ \sin \theta_{k-1} & \cos \theta_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
- \mathbf{P}_{k-1} Merupakan matriks kovariansi error pada langkah sebelumnya (hasil update/posterior terakhir). Isinya menunjukkan seberapa yakin sistem terhadap estimasi state sebelumnya.
- \mathbf{P}_k kovariansi error pada langkah prediksi (prior), yang akan dikoreksi lagi pada tahap update.
- \mathbf{Q}_k matriks kovariansi *process noise*, mewakili ketidakpastian dari model gerak (misalnya slip roda, error mekanis, atau ketidakakuratan model kinematika).
- \mathbf{F}_k Jacobian dari fungsi transisi state terhadap state.
- \mathbf{G}_k Jacobian dari fungsi transisi state terhadap noise proses.

Sederhananya, \mathbf{P}_{k-1} adalah keyakinan lama dari kontrol robot terhadap posisinya dilingkungan, \mathbf{Q}_k adalah noise yang didapatkan kontrol robot dari lingkungan, dan \mathbf{P}_k Adalah keyakinan baru dari kontrol robot sebelum dikoreksi oleh sensor lain yang memiliki tingkat akurasi lebih baik.

b) Langkah Update

Tahap pembaharuan EKF bertujuan untuk mengoreksi hasil prediksi dengan memasukkan informasi dari sensor lingkungan [21]. Hal ini penting karena prediksi berbasis odometry saja rentan mengalami akumulasi error (*drift*). Dengan adanya data sensor tambahan, estimasi posisi robot dapat ditarik kembali mendekati kondisi sebenarnya [22]. Tahapan matematis dari proses update dapat dijelaskan sebagai berikut

i. Kalman Gain (K_k)

Kalman Gain adalah faktor pembobot yang menentukan seberapa besar kepercayaan sistem terhadap hasil prediksi dibandingkan hasil pengukuran. Nilainya dihitung dengan menggunakan (7),

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (7)$$

dengan,

- \mathbf{H}_k adalah jacobian fungsi pengukuran sensor terhadap state
- \mathbf{R}_k adalah kovariansi error pengukuran atau noise sensor, jika $\mathbf{R}_k > \mathbf{K}_k$, maka prediksi lebih dipercaya
- Jika \mathbf{P}_{k-1} besar, maka $\mathbf{K}_k > \mathbf{R}_k$, artinya sensor lebih dipercaya.

ii. Update state (Estimasi Posisi Baru)



Setelah K_k dihitung, estimasi state diperbarui dengan mengoreksi hasil prediksi menggunakan error pengukuran (*measurement residual*), yaitu selisih antara hasil pengukuran aktual dengan prediksi pengukuran yang ditunjukkan pada (8),

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1})) \quad (8)$$

dengan,

- \mathbf{z}_k merupakan hasil pengukuran sensor
- $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1})$ merupakan prediksi hasil pengukuran dari state yang diperkirakan
- $\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1})$ merupakan error pengukuran (selisih dari prediksi dan aktual)

Secara garis besar dari proses ini adalah nilai posisi yang dihasilkan dari proses prediksi diolah dengan mempertimbangkan estimasi posisi yang didapatkan dari hasil pengukuran sensor pendukung sesuai dengan bobot K_k .

iii. Update Kovariansi Error

Setelah state diperbarui, kovariansi error juga diperbarui untuk menggambarkan tingkat keyakinan baru yang dituliskan pada (9)

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{P}_{k-1} \quad (9)$$

dimana,

- \mathbf{P}_k kovariansi error setelah update (*posterior covariance*)
- Nilai \mathbf{P}_k selalu lebih kecil dari \mathbf{P}_{k-1} , menunjukkan bahwa setelah digabungkan dengan sensor, ketidakpastian dari nilai prediksi, atau estimasi akan semakin berkurang

2.4 Pengujian dan Evaluasi

Eksperimen dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh penggunaan sumber data odometry berbeda terhadap kinerja lokalisasi berbasis Extended Kalman Filter (EKF). Terdapat dua konfigurasi yang diuji, yaitu:

1) EKF dengan Odometry Internal

Pada konfigurasi ini, data pergerakan robot diperoleh langsung dari encoder internal motor yang terintegrasi pada platform differential drive. Encoder internal menghitung putaran roda sebagai dasar estimasi posisi robot.

2) EKF dengan Odometry Eksternal

Konfigurasi kedua menggunakan modul odometry eksternal dengan konfigurasi sensor encoder T. Modul ini dipasang pada platform indoor UGV dan menghasilkan estimasi posisi independen yang kemudian dipakai sebagai data prior pada proses prediksi EKF.

Eksperimen dilakukan di lingkungan indoor yang bersifat statik, dengan lintasan berbentuk jalur lurus, belokan, dan kombinasi lintasan persegi. Setiap skenario dijalankan pada kedua konfigurasi di atas untuk memperoleh perbandingan performa. Sebagai acuan kebenaran posisi (*ground truth*), digunakan pengukuran manual. Lintasan uji diberi penanda titik referensi pada beberapa posisi tertentu. Posisi aktual robot dicatat menggunakan alat ukur sederhana (meteran) setiap kali robot melewati penanda tersebut. Hasil lokalisasi EKF dari kedua konfigurasi kemudian dibandingkan terhadap *ground truth* ini untuk mengetahui tingkat akurasi serta waktu konvergensi.

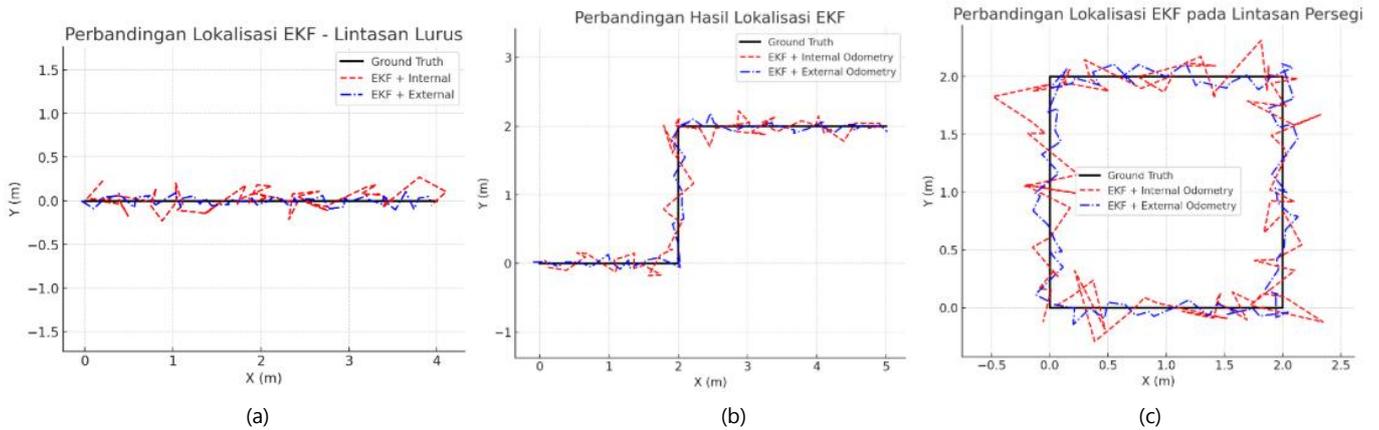
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Eksperimen

Eksperimen dilakukan pada tiga skenario lintasan yaitu lurus, belok kuartal, dan persegi. Setiap skenario dijalankan menggunakan dua konfigurasi odometry, yakni odometry internal yang terintegrasi dengan roda



penggerak serta odometry eksternal berbasis dua roda omni konfigurasi T. Data posisi hasil estimasi Extended Kalman Filter (EKF) dibandingkan dengan ground truth, kemudian dianalisis berdasarkan error rata-rata posisi (RMSE) dan waktu konvergensi (t_{conv}).



Gambar 4. Hasil plotting pengujian performa EKF dengan beberapa jenis lintasan yang berbeda

Hasil uji lintasan lurus ditunjukkan pada Gambar 4 bagian (a). EKF dengan odometry internal cenderung menghasilkan deviasi sepanjang jalur, dengan nilai RMSE 0,151 m dan waktu konvergensi 3,8 s. Sebaliknya, EKF dengan odometry eksternal menunjukkan lintasan yang lebih mendekati ground truth, dengan RMSE 0,062 m dan waktu konvergensi 1,9 s. Perbedaan ini menunjukkan bahwa odometry eksternal mampu memberikan estimasi translasi yang lebih stabil sehingga EKF dapat memperbaiki error lebih cepat. Pada lintasan belok kuartal (Gambar 4 bagian (b)), slip roda saat manuver menghasilkan error signifikan pada odometry internal. Nilai RMSE yang dihasilkan mencapai 0,173 m dengan waktu konvergensi 6,0 s. Sebaliknya, EKF dengan odometry eksternal menunjukkan performa lebih baik dengan RMSE 0,088 m dan waktu konvergensi 3,5 s. Hasil ini menegaskan bahwa odometry eksternal lebih robust terhadap kondisi belok yang umumnya memperbesar akumulasi error heading dan translasi. Lintasan persegi (Gambar 4 bagian (c)) juga memperlihatkan tren serupa. EKF dengan odometry internal menghasilkan RMSE 0,177 m dan waktu konvergensi 5,2 s. Sementara itu, EKF dengan odometry eksternal lebih presisi dengan RMSE 0,092 m dan waktu konvergensi 3,1 s. Secara umum, hasil pengujian pada ketiga lintasan menunjukkan konsistensi bahwa odometry eksternal memberikan performa lebih unggul dibandingkan odometry internal, baik dari sisi akurasi maupun kecepatan konvergensi. Untuk memberikan gambaran kuantitatif yang lebih jelas, ringkasan hasil perbandingan nilai RMSE dan waktu konvergensi dari semua lintasan ditampilkan sebagai berikut,

TABEL 2 : HASIL PENGUJIAN LINTASAN GARIS LURUS

Pengujian Ke-	EKF Internal		EKF Eksternal	
	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)
1	12,5	4.2	6.8	2.7
2	11.9	4.0	7.2	2.6
3	13.1	4.5	6.5	2.8
4	12.7	4.3	7.0	2.5
5	12.2	4.1	6.9	2.6
Rata - rata	12.5	4.22	6.88	2.64



Hasil yang didapat pada lintasan lurus yang ditunjukkan pada tabel 2, EKF dengan encoder internal menghasilkan error rata-rata sekitar 12.5 cm dengan waktu konvergensi 4.22 s. Sementara itu, EKF dengan odometry eksternal menunjukkan performa yang lebih baik dengan error rata-rata hanya 6.88 cm dan waktu konvergensi 2.64 s. Hal ini menunjukkan bahwa odometry eksternal lebih stabil terhadap slip roda penggerak, sehingga pergerakan lurus dapat diestimasi dengan lebih akurat dan cepat.

TABEL 3 : HASIL PENGUJIAN LINTASAN BERBELOK

Pengujian Ke-	EKF Internal		EKF Eksternal	
	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)
1	12,5	4.2	6.8	2.7
2	11.9	4.0	7.2	2.6
3	13.1	4.5	6.5	2.8
4	12.7	4.3	7.0	2.5
5	12.2	4.1	6.9	2.6
Rata – rata	12.5	4.22	6.88	2.64

Selanjutnya Hasil dari pengujian pada lintasan berbentuk S ditunjukkan pada tabel 3, menuntut akurasi tinggi dalam mendeteksi perubahan arah yang lebih halus dan berulang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa encoder internal memiliki error rata-rata 22.34 cm dengan waktu konvergensi 7.4 s, sedangkan odometry eksternal mencatat error rata-rata 11.9 cm dengan konvergensi 4.94 s. Meskipun error lebih tinggi dibandingkan lintasan lurus atau persegi, odometry eksternal tetap menunjukkan peningkatan akurasi 2 kali lebih baik dibandingkan internal encoder, menandakan efektivitas metode ini pada lintasan kompleks.

TABEL 4 : HASIL PENGUJIAN LINTASAN PERSEGI

Pengujian Ke-	EKF Internal		EKF Eksternal	
	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)	Error Posisi (cm)	Waktu Converge (s)
1	12,5	4.2	6.8	2.7
2	11.9	4.0	7.2	2.6
3	13.1	4.5	6.5	2.8
4	12.7	4.3	7.0	2.5
5	12.2	4.1	6.9	2.6
Rata – rata	12.5	4.22	6.88	2.64

Kemudian untuk pengujian pada lintasan berbentuk persegi ditunjukkan pada tabel 4, error sistem meningkat karena adanya banyak perubahan arah (rotasi 90°). Encoder internal menghasilkan error rata-rata 18.16 cm dengan waktu konvergensi 6.2 s, sedangkan odometry eksternal memberikan error rata-rata 9.6 cm dengan konvergensi 3.94 s. Perbedaan yang cukup signifikan ini menunjukkan bahwa konfigurasi roda omni pada odometry eksternal mampu mendeteksi perubahan arah dengan lebih presisi dibandingkan encoder internal, yang sering dipengaruhi slip ketika belokan tajam.

Secara umum, dari ketiga jenis lintasan terlihat pola konsisten bahwa odometry eksternal konfigurasi T selalu menghasilkan error yang lebih rendah dan konvergensi yang lebih cepat dibandingkan encoder internal. Hal ini menguatkan bahwa penambahan sensor odometry eksternal mampu memberikan data prior yang lebih akurat untuk proses lokalisasi menggunakan EKF.



3.2 Pembahasan

Hasil pengujian yang dilakukan pada tiga jenis lintasan, yaitu lurus, persegi, dan S-shape, memperlihatkan pola konsisten bahwa penggunaan odometry eksternal dengan konfigurasi roda omni berbentuk T mampu memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan encoder internal. Perbedaan ini dapat dijelaskan dari sisi mekanis maupun algoritmis. Pada sistem encoder internal yang terintegrasi dengan roda penggerak, akurasi estimasi posisi sangat dipengaruhi oleh kondisi kontak roda dengan permukaan. Slip yang terjadi pada saat percepatan, perlambatan, maupun perubahan arah menyebabkan akumulasi error yang cukup signifikan. Fenomena ini terlihat jelas pada pengujian lintasan dengan banyak belokan, seperti persegi dan S-shape, di mana error yang dihasilkan encoder internal cenderung lebih besar dibandingkan lintasan lurus. Sebaliknya, konfigurasi odometry eksternal dengan dua roda omni yang ditempatkan pada formasi T mampu mengukur pergerakan translasi robot pada sumbu X dan Y secara langsung.

Keunggulan mekanis roda omni yang dapat bergerak bebas tanpa slip dominan membuat data yang diperoleh lebih stabil, bahkan ketika robot melakukan belokan tajam atau mengikuti lintasan lengkung. Hal ini menjelaskan mengapa rata-rata error pada sistem eksternal selalu lebih rendah dibandingkan encoder internal pada semua lintasan uji. Selain itu, data prior yang lebih akurat dari odometry eksternal juga berdampak langsung pada performa Extended Kalman Filter (EKF). Dengan input yang lebih presisi, perbedaan antara hasil prediksi dan observasi menjadi lebih kecil, sehingga proses koreksi dalam EKF berlangsung lebih cepat. Kondisi ini terlihat dari waktu konvergensi yang konsisten lebih singkat pada sistem dengan odometry eksternal.

Dengan demikian, sistem tidak hanya memperoleh akurasi posisi yang lebih tinggi, tetapi juga efisiensi komputasi yang lebih baik untuk kebutuhan real-time. Temuan ini penting untuk implementasi pada UGV di lingkungan indoor, misalnya pada robot logistik di gudang atau robot layanan di fasilitas umum. Lokalisasi yang lebih cepat dan akurat dapat mengurangi risiko tabrakan, meningkatkan efisiensi navigasi, serta memperkuat keandalan sistem secara keseluruhan. Dengan hasil ini, jelas bahwa penambahan odometry eksternal dengan konfigurasi T merupakan solusi praktis dan efektif untuk meningkatkan kinerja sistem lokalisasi berbasis EKF pada UGV indoor.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan odometry eksternal berbasis roda omni dengan konfigurasi T mampu meningkatkan kinerja sistem lokalisasi berbasis EKF pada UGV indoor. Dari hasil pengujian pada tiga jenis lintasan, sistem dengan odometry eksternal menunjukkan penurunan error rata-rata sebesar 40–50% dan waktu konvergensi yang lebih cepat sekitar 30–40% dibandingkan dengan sistem menggunakan encoder internal. Secara lebih spesifik, pada lintasan lurus error rata-rata berkurang dari 12.5 cm menjadi 6.88 cm dengan waktu konvergensi lebih singkat dari 4.22 s menjadi 2.64 s. Pada lintasan persegi, error menurun dari 18.16 cm menjadi 9.6 cm dengan konvergensi dari 6.2 s menjadi 3.94 s. Sedangkan pada lintasan S-shape, error menurun dari 22.34 cm menjadi 11.9 cm dengan waktu konvergensi dari 7.4 s menjadi 4.94 s. Hasil ini menunjukkan bahwa odometry eksternal tidak hanya meningkatkan akurasi estimasi posisi, tetapi juga mempercepat proses koreksi pada EKF karena menyediakan data prior yang lebih presisi. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini terletak pada desain dan implementasi odometry eksternal konfigurasi T yang terbukti efektif meningkatkan akurasi dan keandalan sistem navigasi UGV indoor, sehingga sangat relevan untuk aplikasi praktis seperti robot logistik gudang maupun robot layanan di lingkungan tertutup.

5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Politeknik Negeri Malang (Polinema) yang telah memberikan dukungan penuh dalam pelaksanaan penelitian ini. Dukungan berupa pendanaan penelitian serta penyediaan akses laboratorium telah sangat membantu dalam proses perancangan, implementasi, dan pengujian sistem, sehingga penelitian dapat terselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada tim peneliti yang telah bekerja sama dan berkontribusi dalam setiap tahapan penelitian, mulai dari desain hingga pelaksanaan eksperimen, sehingga menghasilkan karya yang dapat diselesaikan secara optimal.



DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Yu, D. Shan, O. Benderius, C. Berger and Y. Kang, "Formally Robust and Safe Trajectory Planning and Tracking for Autonomous Vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, pp. 22971-22987, 2022.
- [2] M. Zhang, N. Chen, H. Wang, J. Qiu, Z. Han, Q. Ren, C. Xu, F. Gao and Y. Cao, "Universal Trajectory Optimization Framework for Differential Drive Robot Class," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 22, pp. 13030-13045, 2025.
- [3] S. Sungkono, G. A. Azhar, A. C. Kusuma and S. Izza, "Differential Drive Mobile Robot Motion Accuracy Improvement with Odometry-Compass Sensor Fusion Implementation," *ELKHA: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 15, p. 24-31, 2022.
- [4] A. Elmquist and D. Negrut, "Methods and Models for Simulating Autonomous Vehicle Sensors," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 5, pp. 684-692, 2020.
- [5] G. A. Azhar, T. Winarno and S. Izza, "Implementasi g-h Filter Pada Sensor Kompas Sebagai Peningkatan Akurasi Trajectory Tracking Robot Differential Drive," *Journal of Mechanical and Electrical Technology*, vol. 1, 2022.
- [6] W. Chen, J. Xu, X. Zhao, Y. Liu and J. Yang, "Separated Sonar Localization System for Indoor Robot Navigation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 68, pp. 6042-6052, 2021.
- [7] A. Bochem and H. Zhang, "Robustness Enhanced Sensor Assisted Monte Carlo Localization for Wireless Sensor Networks and the Internet of Things," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 33408-33420, 2022.
- [8] I. Siradjuddin, G. Azhar, S. Wibowo, F. Ronilaya, C. Rahmad and R. O. H. A. D. I. Erfan, "A General Inverse Kinematic Formulation and Control Schemes for Omnidirectional Robots," *Engineering Letters*, vol. 29, 1 2022.
- [9] I. Siradjuddin, T. Winarno, M. Khairuddin, M. N. Achmadiyah, R. P. Wicaksono and G. Al Azhar, "An Exponential Decreased Kinematic and PID Low Level Control Schemes for an Omni-Wheeled Mobile Robot," in *2021 International Conference on Electrical and Information Technology (IEIT)*, 2021.
- [10] I. Siradjuddin, I. M. Fitriani, R. A. Asmara, M. Junus, T. S. Patma, G. A. Azhar and H. Setiawan, "A study of a discrete Bayes and a Kalman filter computational Complexity and performance in the case of 1D robot localization," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1402, p. 044026, 12 2019.
- [11] D. Kumar and N. Muhammad, "A Survey on Localization for Autonomous Vehicles," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 115865-115883, 2023.
- [12] G. A. Azhar, S. Sungkono, M. N. Achmadiyah and S. Izza, "Peningkatan Kestabilan Sistem Kontrol UGV melalui Optimalisasi Manajemen Core dan Free-RTOS pada ESP32," *Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri*, vol. 10, p. 253-263, 2023.
- [13] C. Tiriolo, G. Franzè and W. Lucia, "A Receding Horizon Trajectory Tracking Strategy for Input-Constrained Differential-Drive Robots via Feedback Linearization," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 31, pp. 1460-1467, 2023.
- [14] A. Stefek, T. V. Pham, V. Krivanek and K. L. Pham, "Energy Comparison of Controllers Used for a Differential Drive Wheeled Mobile Robot," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 170915-170927, 2020.
- [15] S. Lee and J.-H. Ryu, "Autonomous Vehicle Localization Without Prior High-Definition Map," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 40, pp. 2888-2906, 2024.
- [16] I. Siradjuddin, G. A. Azhar, C. Rahmad, F. Rohman, I. M. Fitriani, E. R. K. Pradani, E. Rohadi, F. Ronilaya and R. A. Asmara, "A Non-Iterative Solution for Rigid Body Transformation Estimation," in *2018 International Conference on Applied Science and Technology (ICAST)*, 2018.
- [17] G. A. Azhar, T. Winarno and S. Izza, "Sistem Distribusi Data Kontrol Pada Differential Drive Mobile Robot Menggunakan Robot Operating System," *Metrotech (Journal of Mechanical and Electrical Technology)*, vol. 1, p. 102-110, 2022.
- [18] M. Lipka, E. Sippel and M. Vossiek, "An Extended Kalman Filter for Direct, Real-Time, Phase-Based High Precision Indoor Localization," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 25288-25297, 2019.
- [19] I. Ullah, Y. Shen, X. Su, C. Esposito and C. Choi, "A Localization Based on Unscented Kalman Filter and Particle Filter Localization Algorithms," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 2233-2246, 2020.
- [20] Y. Fang, A. Panah, J. Masoudi, B. Barzegar and S. Fatehi, "Adaptive Unscented Kalman Filter for Robot Navigation Problem (Adaptive Unscented Kalman Filter Using Incorporating Intuitionistic Fuzzy Logic for Concurrent Localization and Mapping)," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 101869-101879, 2022.
- [21] H. Zhang, R. Xiao, J. Li, C. Yan and H. Tang, "A High-Precision LiDAR-Inertial Odometry via Invariant Extended Kalman Filtering and Efficient Surfel Mapping," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 73, pp. 1-11, 2024.
- [22] Y. Xu, Y. S. Shmaliy, S. Bi, X. Chen and Y. Zhuang, "Extended Kalman/UFIR Filters for UWB-Based Indoor Robot Localization Under Time-Varying Colored Measurement Noise," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, pp. 15632-15641, 2023.

