

Hasil Analisis Localization and Filtering Theory

Link Google Colab:

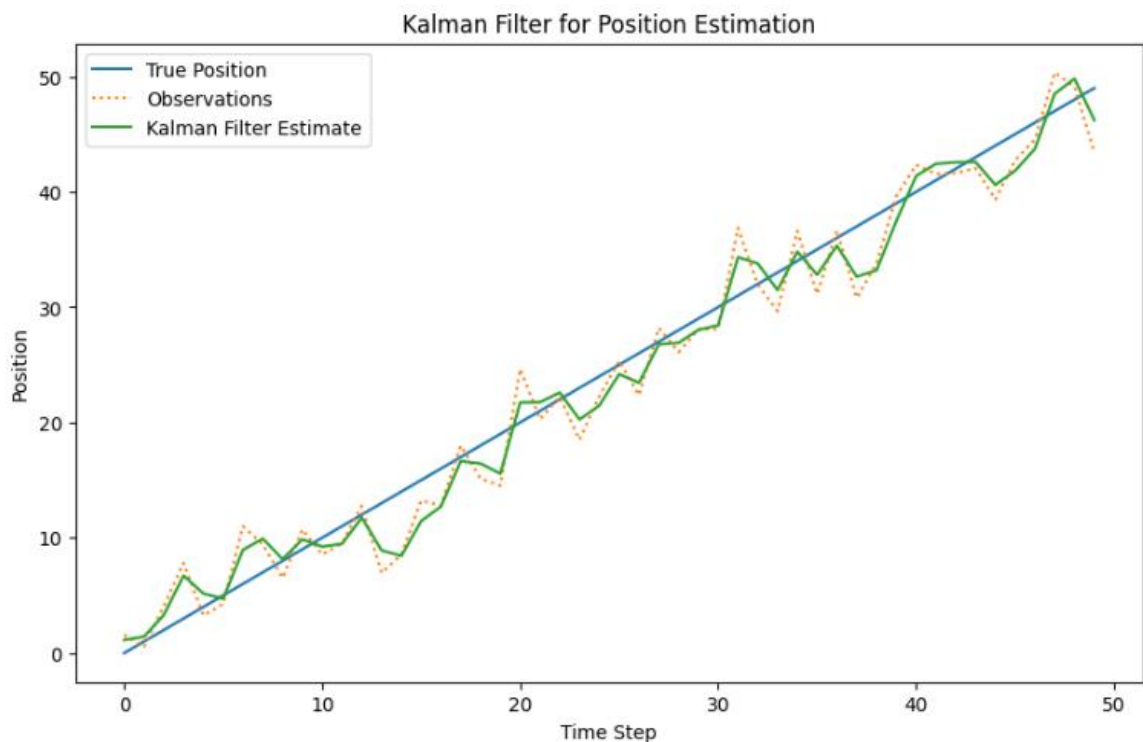
https://colab.research.google.com/drive/1stpt4SRxR_p5WPGHpR631mTQqGMT_uA-?usp=sharing

A. Implementasi Filter Kalman untuk Estimasi Posisi Robot

Kode yang digunakan untuk simulasi Kalman Filter dirancang untuk mengestimasi posisi sebuah robot berdasarkan pengamatan posisi yang terdistorsi oleh noise. Proses ini dilakukan dengan menggabungkan model prediksi dan pembaruan berbasis observasi, yang merupakan inti dari algoritma Kalman Filter. Di dalam kode, model gerakan dianggap linier, yang merepresentasikan perpindahan robot secara konstan di sepanjang garis lurus. Dengan demikian, model prediksi posisi robot dihitung berdasarkan kecepatan konstan, sementara noise pada observasi ditangani oleh pembaruan menggunakan model observasi.

Setiap langkah simulasi mencakup tiga komponen utama:

- Prediksi posisi robot pada langkah berikutnya menggunakan estimasi sebelumnya dan model gerak.
- Observasi posisi aktual dengan penambahan noise acak untuk meniru ketidakpastian pengukuran.
- Pembaruan estimasi posisi dengan menggabungkan prediksi dan observasi menggunakan Kalman Gain. Parameter seperti matriks kovariansi untuk proses dan pengukuran memainkan peran penting dalam memastikan filter mampu menyeimbangkan antara noise proses dan noise pengamatan.



Analisis hasil pada grafik menunjukkan tiga elemen penting: garis biru mewakili posisi sebenarnya robot (True Position), garis oranye putus-putus menggambarkan pengamatan posisi yang dipengaruhi noise (Observations), dan garis hijau menunjukkan estimasi posisi robot menggunakan Kalman Filter (Kalman Filter Estimate). Garis biru yang halus menunjukkan lintasan sebenarnya dari robot, sedangkan observasi, dengan penyimpangan acak akibat noise, tampak tersebar di sekitar lintasan tersebut. Garis hijau, yang merupakan estimasi Kalman Filter, secara konsisten berada di antara observasi yang berisik dan posisi sebenarnya. Ini menunjukkan bahwa Kalman Filter berhasil mengurangi pengaruh noise pengamatan, sekaligus tetap mengikuti perubahan dalam lintasan robot. Selain itu, estimasi semakin mendekati lintasan sebenarnya seiring bertambahnya waktu, yang menunjukkan bahwa filter semakin mampu "belajar" dan memperbaiki kesalahan seiring waktu berjalan.

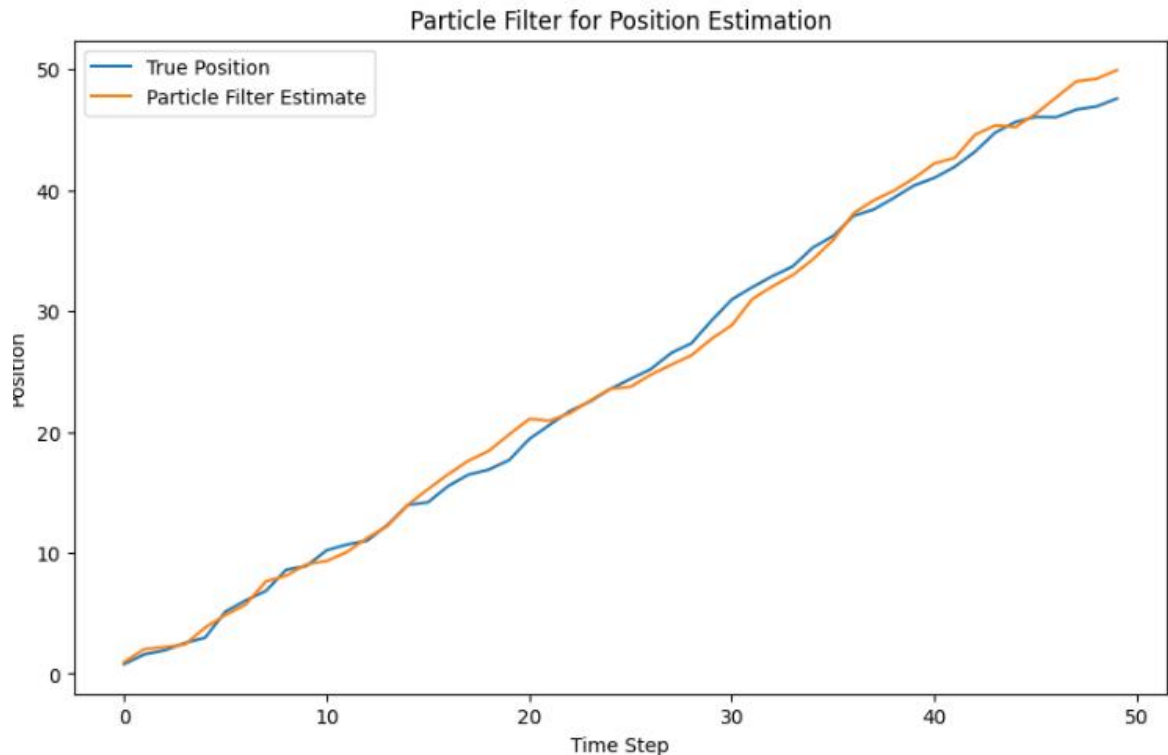
Secara keseluruhan, hasil simulasi menunjukkan bahwa Kalman Filter adalah metode yang efektif untuk estimasi posisi dengan pengukuran yang terkontaminasi noise. Filter ini mampu menghasilkan estimasi yang akurat dengan menggabungkan informasi dari model prediksi dan pengamatan, sambil meminimalkan efek noise pengamatan pada estimasi akhir.

B. Implementasi Filter Partikel untuk Estimasi Posisi Robot

Particle Filter diterapkan untuk mengestimasi posisi robot berdasarkan model partikel yang merepresentasikan kemungkinan posisi robot dalam ruang pencarian. Particle Filter menggunakan pendekatan berbasis probabilitas dengan menyebarkan sejumlah partikel untuk merepresentasikan distribusi kepercayaan atas posisi robot. Setiap partikel memiliki atribut posisi dan berat yang diupdate pada setiap langkah berdasarkan model gerak dan data pengamatan.

Proses Particle Filter pada kode terdiri dari tiga tahap utama:

- **Prediksi:** Partikel dipindahkan berdasarkan model gerakan (motion model), yang dalam kasus ini terdiri dari kecepatan linier dan sudut pergerakan. Noise acak ditambahkan ke posisi partikel untuk meniru ketidakpastian gerakan robot.
- **Pembaruan:** Berat setiap partikel dihitung berdasarkan kesesuaiannya dengan data pengamatan yang diberikan (contohnya, jarak dari sensor). Semakin cocok sebuah partikel dengan pengamatan, semakin besar bobotnya.
- **Resampling:** Untuk menghindari masalah degenerasi, partikel dengan bobot rendah dieliminasi, dan partikel dengan bobot tinggi disampling ulang, sehingga mempertahankan distribusi yang representatif terhadap estimasi posisi.

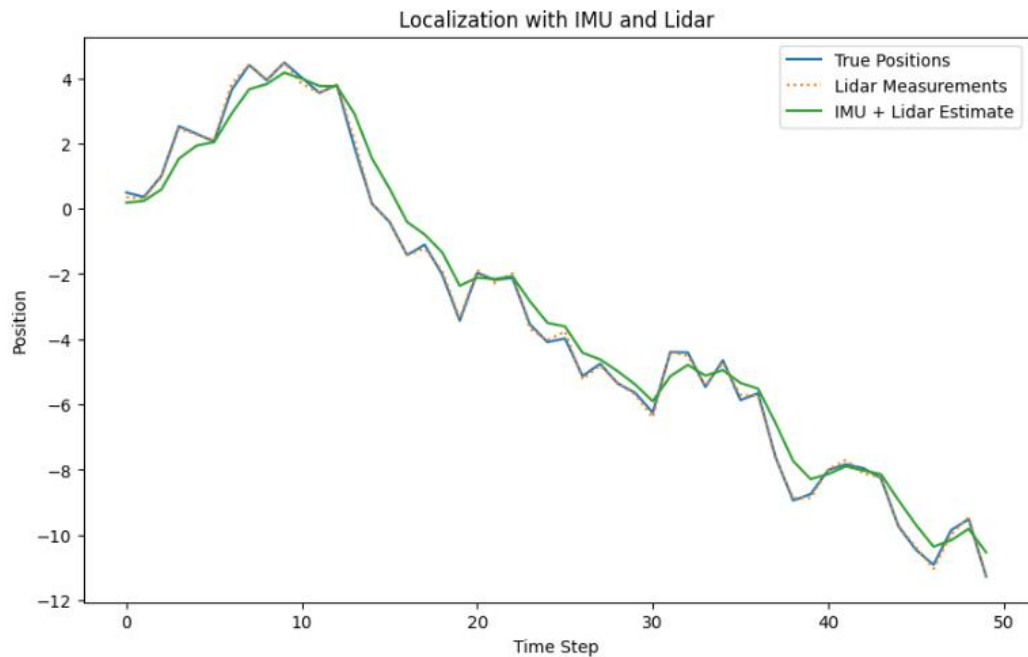


Pada hasil simulasi yang ditampilkan dalam grafik, garis biru merepresentasikan posisi sebenarnya robot (True Position), sementara garis oranye menunjukkan estimasi posisi menggunakan Particle Filter (Particle Filter Estimate). Grafik ini menunjukkan bahwa estimasi Particle Filter mengikuti posisi sebenarnya robot dengan tingkat akurasi yang tinggi. Garis oranye hampir selalu sejajar dengan garis biru, yang berarti distribusi partikel berhasil mempertahankan estimasi posisi yang akurat. Dibandingkan dengan Kalman Filter, Particle Filter memiliki kelebihan dalam menangani ketidaklinieran sistem atau noise yang tidak Gaussian. Pada simulasi ini, estimasi Particle Filter terlihat cukup mulus dan tidak banyak terpengaruh oleh noise dari pengamatan. Partikel-partikel yang tersebar memungkinkan filter untuk tetap menjaga estimasi posisi yang konsisten meskipun ada ketidakpastian.

Secara keseluruhan, simulasi ini menunjukkan bahwa Particle Filter adalah pendekatan yang sangat efektif untuk estimasi posisi, terutama dalam lingkungan yang memiliki noise pengamatan atau ketidakpastian dalam model gerak. Filter ini berhasil mengintegrasikan informasi prediksi dan pengamatan untuk menghasilkan estimasi posisi yang akurat, sebagaimana tercermin dalam hasil grafik simulasi ini.

C. Implementasi Localization dengan Sensor IMU dan Lidar

Hasil simulasi Localization with IMU and Lidar menunjukkan bagaimana data dari sensor IMU dan Lidar dapat digabungkan untuk menghasilkan estimasi posisi robot yang lebih akurat. Grafik ini menampilkan tiga elemen penting, yaitu posisi sebenarnya robot yang ditunjukkan oleh garis biru, pengukuran dari sensor Lidar yang direpresentasikan dengan garis oranye putus-putus, serta estimasi posisi yang merupakan hasil penggabungan data kedua sensor yang ditampilkan oleh garis hijau.



Pada kode yang digunakan dalam simulasi ini, metode sensor fusion diterapkan untuk meningkatkan akurasi estimasi. Sensor IMU digunakan untuk memberikan prediksi gerakan robot berdasarkan kecepatan sudut dan akselerasi. IMU memiliki keunggulan dalam merespons perubahan gerakan secara cepat, tetapi data dari IMU cenderung mengalami kesalahan akumulatif (drift) seiring waktu. Sementara itu, sensor Lidar memberikan pengukuran posisi yang lebih stabil dan akurat, tetapi dengan kecepatan pembaruan yang lebih lambat dibandingkan IMU. Dengan menggunakan algoritma tertentu, seperti Kalman Filter atau Extended Kalman Filter (EKF), data dari kedua sensor ini digabungkan untuk menghasilkan estimasi posisi yang lebih baik dibandingkan dengan hanya mengandalkan salah satu sensor saja. Dalam proses ini, IMU digunakan dalam tahap prediksi posisi, sementara Lidar berperan dalam memperbarui estimasi berdasarkan pengukuran aktual.

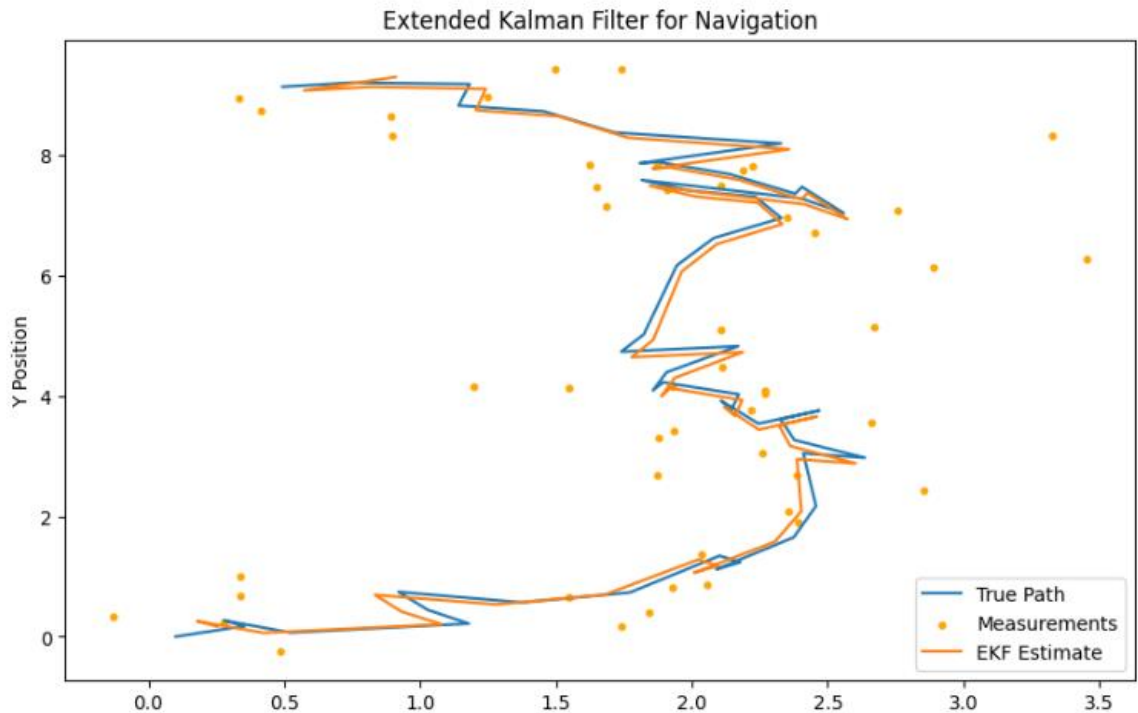
Hasil simulasi memperlihatkan bahwa estimasi posisi akhir sangat mendekati posisi sebenarnya. Meskipun pengukuran dari Lidar mengandung noise, hal ini berhasil diminimalkan dalam estimasi akhir. Ini membuktikan bahwa penggabungan data IMU dan Lidar dapat menghasilkan estimasi posisi yang lebih stabil dan akurat. Garis hijau yang mewakili hasil penggabungan hampir selalu mendekati atau tumpang tindih dengan garis biru yang menunjukkan posisi sebenarnya, sehingga menunjukkan efektivitas dari sensor fusion. Selain itu, estimasi ini tetap akurat meskipun robot bergerak secara dinamis, baik ketika bergerak naik, turun, atau mengikuti jalur yang tidak lurus.

Secara keseluruhan, simulasi ini menggambarkan keberhasilan dalam menggunakan metode sensor fusion untuk lokalisasi robot. Kombinasi antara data IMU dan Lidar memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan jika hanya menggunakan salah satu sensor. IMU memberikan prediksi gerakan yang responsif, sedangkan Lidar membantu mengoreksi kesalahan prediksi tersebut. Dengan demikian, hasil ini

membuktikan bahwa metode sensor fusion sangat cocok untuk meningkatkan akurasi lokalisasi dalam berbagai aplikasi robotik.

D. Implementasi Simulasi Ekstensi Kalman Filter untuk Navigasi

Hasil simulasi Extended Kalman Filter (EKF) untuk navigasi menunjukkan bagaimana algoritma ini digunakan untuk memperkirakan jalur pergerakan sebuah robot berdasarkan pengukuran yang memiliki noise. Pada grafik, terdapat tiga elemen utama: jalur sebenarnya yang ditunjukkan oleh garis biru, pengukuran sensor yang direpresentasikan oleh titik-titik oranye, dan estimasi jalur robot menggunakan EKF yang digambarkan dengan garis oranye.



Extended Kalman Filter adalah metode yang memperluas kemampuan Kalman Filter standar untuk menangani sistem non-linear, seperti navigasi robot. Dalam kasus ini, model gerak robot dan pengukuran sering kali memiliki hubungan non-linear, sehingga EKF digunakan untuk melakukan linearisasi lokal pada setiap langkah perhitungan. Proses ini mencakup dua tahap utama: prediksi dan pembaruan. Pada tahap prediksi, posisi robot dihitung berdasarkan model gerak dan kontrol yang diterapkan. Kemudian, pada tahap pembaruan, estimasi posisi diperbaiki menggunakan pengukuran sensor dengan mempertimbangkan tingkat ketidakpastian dari pengukuran tersebut.

Pada grafik ini, jalur estimasi EKF (garis oranye) mengikuti jalur sebenarnya (garis biru) dengan cukup baik, meskipun terdapat noise signifikan dalam pengukuran (titik-titik oranye). Titik-titik pengukuran menunjukkan lokasi yang diukur oleh sensor, namun posisi tersebut tidak selalu tepat karena adanya noise dalam data pengukuran. EKF berperan penting dalam menyaring noise ini dan menghasilkan estimasi yang lebih mendekati jalur sebenarnya.

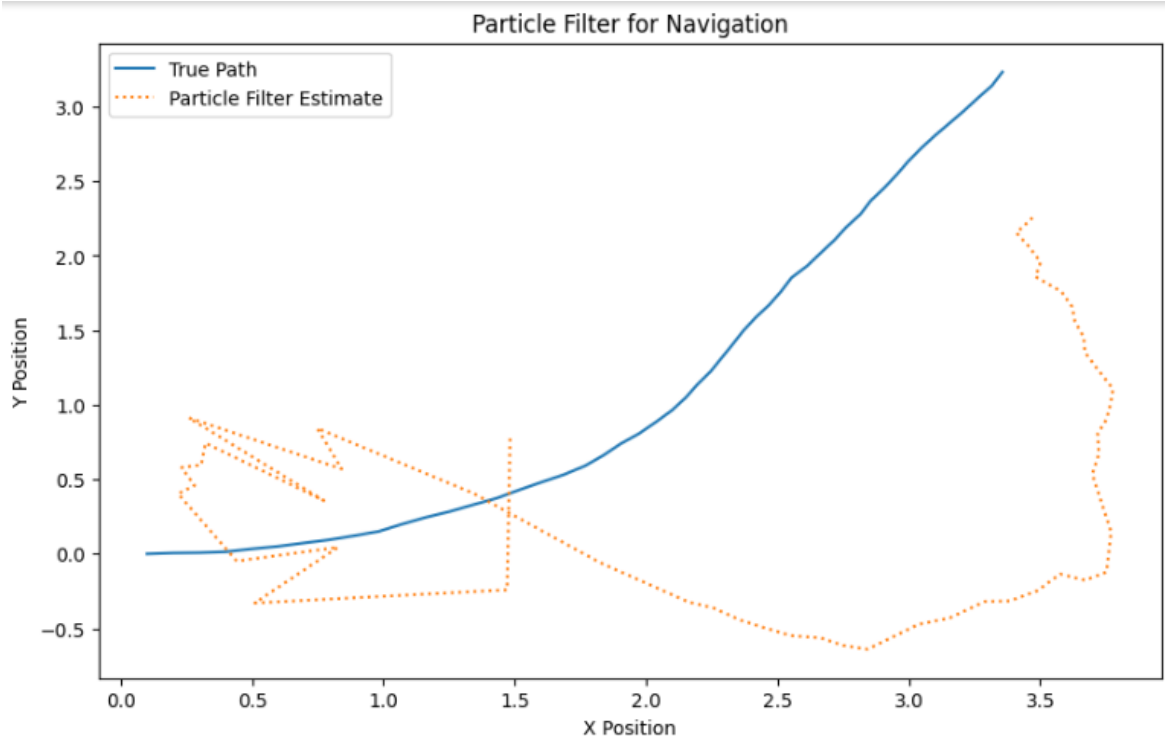
Hasil simulasi menunjukkan bahwa EKF mampu menghasilkan estimasi posisi robot yang akurat meskipun pengukuran sensor memiliki penyimpangan besar dari

posisi sebenarnya. Algoritma ini menggabungkan informasi dari model gerak dan pengukuran sensor secara optimal, sehingga kesalahan estimasi dapat diminimalkan. Kita juga dapat melihat bahwa EKF bekerja dengan baik untuk berbagai bentuk jalur, termasuk tikungan tajam dan perubahan arah yang sering terjadi.

Dengan analisis lebih lanjut, dapat disimpulkan bahwa EKF sangat efektif untuk aplikasi navigasi dalam lingkungan yang kompleks, di mana sistem non-linear dan pengukuran dengan noise tinggi sering terjadi. Dengan menggunakan EKF, robot dapat memperkirakan posisinya dengan baik, sehingga memungkinkan navigasi yang andal bahkan dalam kondisi yang penuh ketidakpastian. Hasil simulasi ini menegaskan pentingnya EKF dalam pengolahan data sensor dan navigasi robotik.

E. Implementasi Particle Filter untuk Navigasi

Hasil simulasi Partikel Filter untuk navigasi menunjukkan bagaimana metode ini digunakan untuk memperkirakan jalur pergerakan robot berdasarkan pengukuran yang tidak pasti. Grafik tersebut menampilkan dua elemen utama: jalur sebenarnya, yang direpresentasikan oleh garis biru, dan estimasi jalur menggunakan Partikel Filter, yang direpresentasikan oleh garis putus-putus oranye.



Partikel Filter adalah algoritma berbasis sampel yang menggunakan sejumlah besar partikel untuk memperkirakan posisi sistem. Setiap partikel mewakili hipotesis tentang posisi robot, dan posisi akhir ditentukan sebagai rata-rata berbobot dari semua partikel. Bobot setiap partikel diperbarui berdasarkan kesesuaian antara pengukuran sensor dan prediksi model.

Pada grafik, terlihat bahwa estimasi Partikel Filter tidak akurat dalam mengikuti jalur sebenarnya. Estimasi cenderung menyimpang jauh dari jalur sebenarnya, terutama saat robot bergerak menjauh dari titik awal. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat kelemahan dalam implementasi algoritma atau parameter yang digunakan. Salah satu kemungkinan penyebab adalah jumlah partikel yang terlalu sedikit, sehingga estimasi

menjadi kurang representatif terhadap distribusi posisi sebenarnya. Kemungkinan lain adalah noise dalam pengukuran atau model gerak yang terlalu besar, yang menyebabkan pembaruan bobot partikel menjadi tidak stabil. Ketidaksesuaian ini juga dapat terjadi akibat kesalahan dalam pengaturan distribusi awal partikel atau kurangnya mekanisme resampling yang efektif untuk menghindari degenerasi partikel. Degenerasi terjadi ketika sebagian besar bobot terkonsentrasi pada beberapa partikel saja, sementara partikel lainnya tidak memberikan kontribusi signifikan dalam estimasi.

Secara keseluruhan, simulasi ini menunjukkan bahwa meskipun Partikel Filter memiliki potensi untuk menangani kasus-kasus non-linear dan distribusi yang kompleks, efektivitasnya sangat tergantung pada pengaturan parameter, jumlah partikel, dan kualitas pengukuran sensor. Untuk meningkatkan akurasi estimasi, perlu dilakukan penyesuaian pada algoritma, seperti menambah jumlah partikel, mengurangi noise dalam pengukuran, atau memperbaiki mekanisme resampling. Partikel Filter, jika diimplementasikan dengan benar, dapat memberikan hasil yang sangat baik dalam aplikasi navigasi robotik. Namun, grafik ini mengilustrasikan tantangan dalam memastikan bahwa algoritma bekerja secara optimal dalam lingkungan yang penuh ketidakpastian.