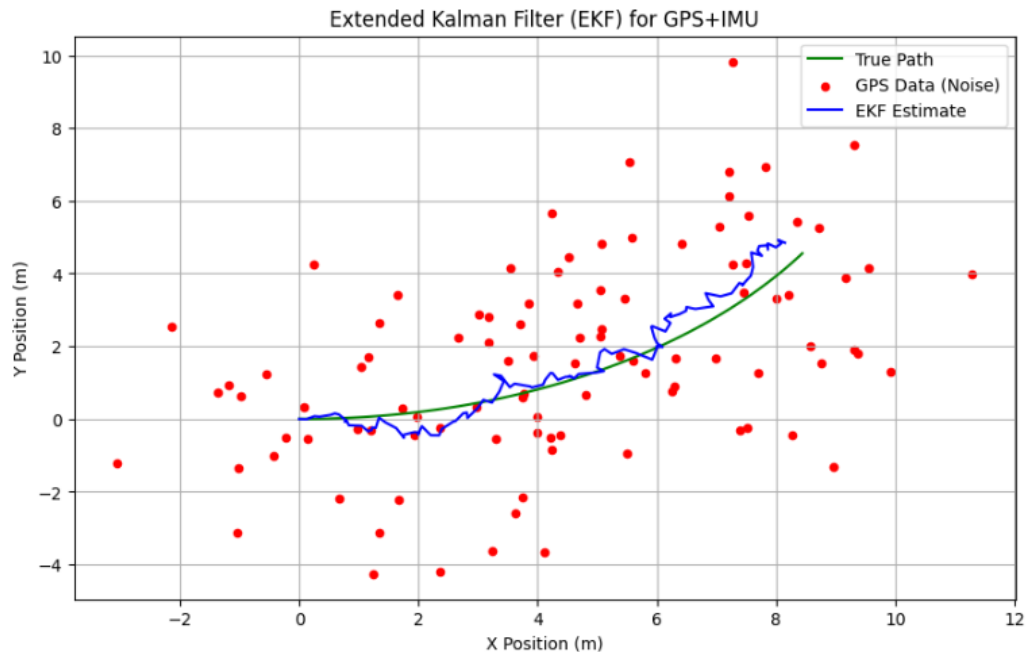


Hasil Analisis Parametric Filtering

Link Google Colab: <https://colab.research.google.com/drive/1kIcX7gHH-CzrH47IrjhXsHGNxt04NRbQ?usp=sharing>

A. Extended Kalman Filter(EKF): Robot Navigasi dengan GPS dan IMU



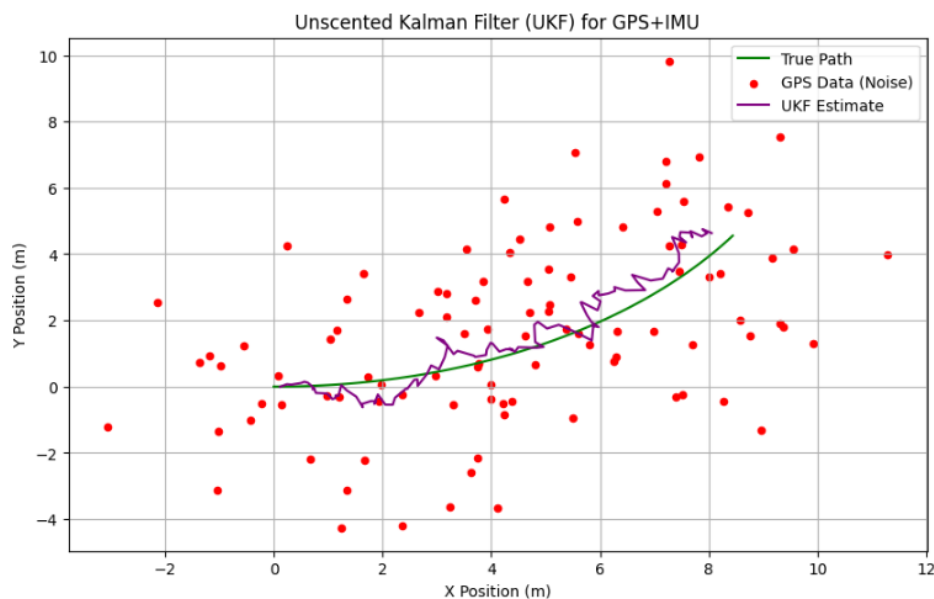
Grafik di atas merupakan hasil dari simulasi Extended Kalman Filter (EKF) yang digunakan untuk memperkirakan jalur navigasi sebuah robot dengan data yang diperoleh dari GPS dan IMU. Garis hijau pada grafik menunjukkan "*True Path*", yaitu jalur sebenarnya yang diikuti oleh robot selama simulasi. Jalur ini dihitung berdasarkan model gerak (*motion model*) yang menggunakan kontrol IMU berupa kecepatan linear dan sudut rotasi (*yaw rate*). *True Path* menggambarkan jalur yang ideal tanpa adanya gangguan atau noise pada sensor.

Titik-titik merah yang tersebar menunjukkan data GPS yang diterima oleh robot. Data ini disimulasikan dengan menambahkan noise (gangguan) pada pengukuran posisi aktual robot. Noise ini mencerminkan ketidakpastian yang sering muncul dalam data GPS di dunia nyata. Pola penyebaran data GPS ini menunjukkan bahwa pengukuran GPS tidak selalu akurat dan dapat memiliki deviasi yang signifikan dari jalur sebenarnya.

Garis biru menunjukkan hasil estimasi posisi robot yang dihitung oleh EKF. Estimasi ini didasarkan pada gabungan data dari IMU dan GPS. EKF menggunakan langkah prediksi (*predict step*) dan pembaruan (*update step*) untuk memperbaiki estimasi posisi robot berdasarkan model gerak dan pengamatan. Langkah prediksi menggunakan data IMU untuk memperkirakan posisi robot di langkah berikutnya, sedangkan langkah pembaruan menggunakan data GPS untuk memperbaiki estimasi berdasarkan pengamatan.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa EKF berhasil menghasilkan estimasi posisi yang lebih halus dan mendekati jalur sebenarnya dibandingkan dengan data GPS yang berisik. Garis biru mengikuti jalur hijau secara konsisten meskipun ada noise pada data GPS, menunjukkan efektivitas EKF dalam mengintegrasikan data dari dua sumber yang berbeda. Hal ini mencerminkan keunggulan EKF dalam menangani ketidakpastian dan noise pada sensor. Secara keseluruhan, simulasi ini menunjukkan bagaimana EKF dapat digunakan untuk memperkirakan posisi robot secara akurat meskipun data sensor yang digunakan memiliki gangguan. Pendekatan ini sangat berguna untuk aplikasi navigasi otonom di mana pengukuran sensor sering kali tidak akurat atau terpengaruh oleh noise.

B. Unscented Kalman Filter (UKF) untuk Estimasi Navigasi Robot Menggunakan Data GPS dan IMU



Grafik di atas menampilkan hasil simulasi Unscented Kalman Filter (UKF) untuk memperkirakan posisi robot berdasarkan data GPS dan IMU. Garis hijau pada grafik menunjukkan jalur sebenarnya ("True Path") yang diikuti oleh robot. Jalur ini dihitung berdasarkan model gerak dengan kontrol berupa kecepatan linear dan rotasi sudut. Garis ini merepresentasikan posisi ideal robot jika tidak ada gangguan atau noise dalam sistem.

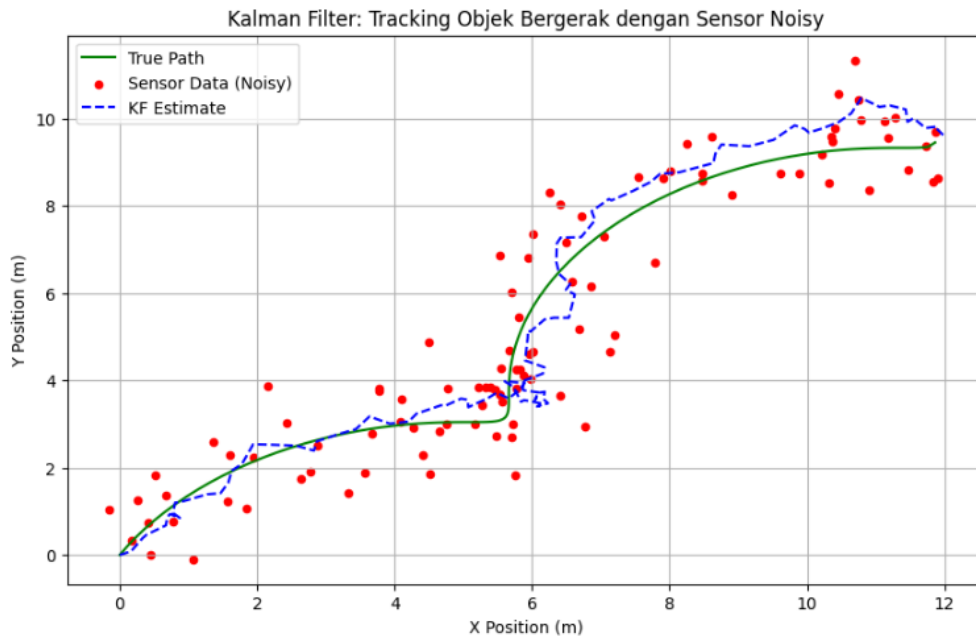
Titik-titik merah yang tersebar adalah data GPS yang diperoleh selama simulasi. Data ini mengandung noise yang mencerminkan kondisi nyata di mana GPS sering kali tidak memberikan pengukuran yang akurat. Penyebaran titik-titik ini menunjukkan deviasi dari posisi sebenarnya robot, dengan tingkat noise yang cukup signifikan.

Garis ungu menunjukkan estimasi posisi robot yang dihitung menggunakan UKF. Estimasi ini menggabungkan informasi dari data GPS yang berisik dan model gerak robot. Dibandingkan dengan data GPS, garis ungu lebih halus dan lebih dekat dengan jalur sebenarnya (True Path). Hal ini menunjukkan bahwa UKF mampu memperbaiki estimasi posisi robot dengan mengurangi dampak noise pada data GPS.

Hasil simulasi ini menunjukkan efektivitas UKF dalam menangani masalah non-linearitas pada sistem navigasi robot. UKF menggunakan pendekatan sigma points untuk memperkirakan distribusi kemungkinan posisi robot, yang membuatnya lebih fleksibel dalam menghadapi model dan pengamatan non-linear dibandingkan dengan

metode linear seperti Kalman Filter biasa. Secara keseluruhan, UKF memberikan estimasi yang cukup akurat dan mengikuti jalur sebenarnya dengan baik, meskipun terdapat noise signifikan pada data GPS. Ini menjadikannya alat yang andal untuk navigasi robot otonom dalam lingkungan nyata yang kompleks.

C. Tracking Objek Bergerak dengan Kalman Filter



Grafik di atas menunjukkan hasil simulasi penerapan Kalman Filter (KF) untuk melacak pergerakan objek menggunakan data sensor yang berisik (noisy). Jalur Sebenarnya (True Path) Garis hijau pada grafik menunjukkan jalur sebenarnya yang diikuti oleh objek. Jalur ini dihitung menggunakan model gerak linier dengan tambahan pola sinusoidal untuk menciptakan gerakan yang lebih dinamis pada arah X dan Y. Jalur ini mewakili posisi ideal objek jika tidak ada gangguan atau noise.

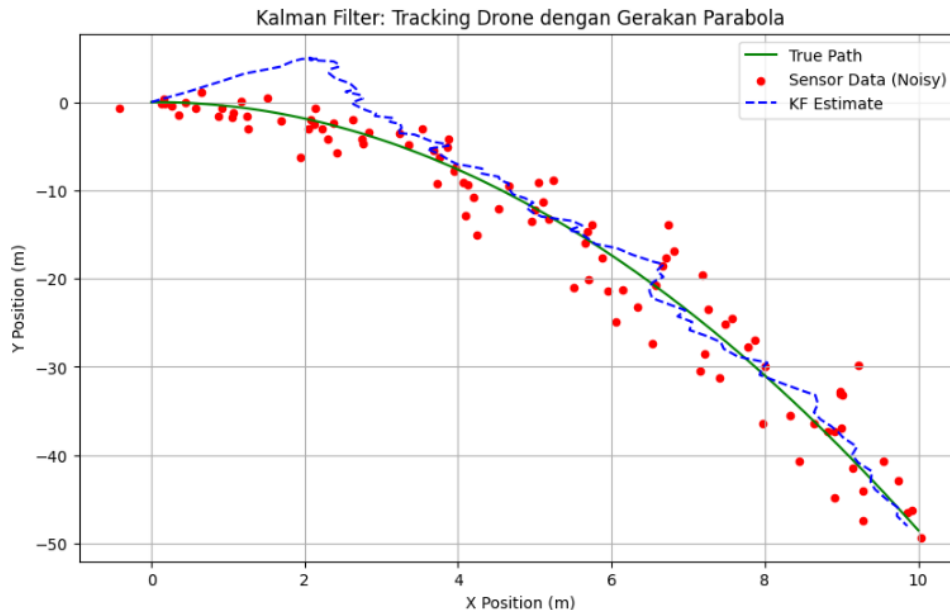
Data Sensor (Noisy) Titik-titik merah merepresentasikan pengukuran posisi objek dari sensor dengan noise. Penyebaran titik-titik ini menunjukkan tingkat deviasi pengukuran sensor dari jalur sebenarnya. Noise ini mencerminkan ketidakpastian dalam data pengamatan, seperti yang umum ditemukan dalam pengukuran sensor dunia nyata.

Estimasi Kalman Filter (KF Estimate) Garis biru putus-putus adalah estimasi posisi objek yang dihitung menggunakan Kalman Filter. Estimasi ini menggabungkan model gerak objek dan data pengamatan dari sensor. Dibandingkan dengan data sensor (titik merah), estimasi KF lebih halus dan lebih dekat dengan jalur sebenarnya (True Path). Ini menunjukkan bahwa Kalman Filter efektif dalam menyaring noise dari data sensor.

Efisiensi Prediksi dan Koreksi Kalman Filter bekerja dengan dua langkah utama: prediksi dan koreksi. Pada langkah prediksi, posisi objek diperkirakan berdasarkan model gerak. Pada langkah koreksi, estimasi ini diperbarui menggunakan data sensor. Kombinasi ini memungkinkan KF untuk menangkap pola pergerakan yang kompleks sambil mempertahankan akurasi tinggi meskipun data sensor berisik. Keunggulan Kalman Filter Dibandingkan hanya mengandalkan data sensor atau model gerak saja, KF memberikan hasil estimasi yang lebih baik. Hal ini terlihat dari bagaimana KF Estimate (garis biru) berhasil mengikuti jalur sebenarnya (garis hijau)

dengan baik meskipun data sensor memiliki noise yang signifikan. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa Kalman Filter adalah metode yang sangat efektif untuk melacak pergerakan objek dengan data pengamatan yang tidak sempurna. Filter ini mampu mengintegrasikan informasi dari model sistem dan data pengamatan untuk menghasilkan estimasi posisi yang lebih akurat dan andal. Dalam konteks aplikasi nyata, seperti pelacakan objek bergerak dalam robotika, kendaraan otonom, atau sistem navigasi, Kalman Filter dapat menjadi alat penting untuk meningkatkan performa sistem meskipun data pengamatan memiliki noise tinggi.

D. Tracking Drone dengan Gerakan Parabola



Grafik ini menggambarkan proses pelacakan lintasan drone menggunakan Kalman Filter dengan pola gerakan parabola. Jalur hijau melambangkan lintasan sebenarnya dari drone, yang dipengaruhi oleh gravitasi sehingga posisi Y menurun seiring waktu. Drone juga bergerak secara horizontal dengan kecepatan konstan sepanjang sumbu X. Data sensor, yang ditampilkan sebagai titik merah, menunjukkan hasil pengamatan dengan noise yang signifikan. Noise ini menyebabkan pengukuran tersebar di sekitar jalur sebenarnya, terutama pada dimensi Y yang lebih rentan terhadap perubahan akibat gravitasi.

Kalman Filter menghasilkan estimasi yang ditampilkan oleh garis biru putus-putus. Estimasi ini secara umum mengikuti jalur sebenarnya dengan baik, meskipun pada awalnya terdapat sedikit penyimpangan karena filter membutuhkan waktu untuk menyesuaikan dengan data pengamatan. Setelah beberapa iterasi, estimasi menjadi lebih akurat dan halus dibandingkan dengan data sensor mentah. Ini menunjukkan kemampuan Kalman Filter untuk mengurangi dampak noise pada pengamatan dan menghasilkan lintasan yang lebih mendekati kondisi sebenarnya.

Dari hasil ini, terlihat bahwa Kalman Filter sangat efektif untuk memperbaiki pengukuran sensor yang noisy, khususnya pada objek yang bergerak dengan pola gerakan tertentu seperti parabola. Metode ini ideal untuk aplikasi seperti navigasi drone, di mana data pengamatan sering kali tidak sempurna akibat noise dari lingkungan.