

Nama : Ketut Satria Wibisana  
NIM : 1103213148  
Kelas : TK-45-G09

## **Analisis Introduction to Localization and Filtering Theory**

### **1. Implementasi Filter Kalman untuk Estimasi Posisi Robot**

Simulasi ini menunjukkan bahwa filter berhasil memperbaiki estimasi posisi yang terganggu oleh noise dalam pengukuran. Garis biru menggambarkan posisi sebenarnya dari objek yang bergerak secara linear seiring waktu, yang digunakan sebagai referensi untuk menilai kualitas estimasi dan pengukuran. Garis oranye putus-putus menunjukkan posisi yang diukur dengan noise, yang mencerminkan ketidakakuratan pengukuran akibat gangguan atau ketidakpastian sensor. Setelah diterapkan Kalman Filter, hasil estimasi (ditandai dengan garis hijau titik-titik) terlihat jauh lebih halus dan lebih mendekati posisi sebenarnya dibandingkan dengan pengukuran langsung. Ini menunjukkan bahwa filter dapat mengkombinasikan data pengukuran dengan prediksi model sistem untuk secara efektif mengurangi dampak noise. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa Kalman Filter adalah alat yang sangat efektif dalam meningkatkan akurasi estimasi di sistem yang terpengaruh oleh ketidakpastian pengukuran.

### **2. Implementasi Filter Partikel untuk Estimasi Posisi Robot**

Hasil visualisasi menunjukkan distribusi partikel yang digunakan dalam estimasi posisi menggunakan Particle Filter. Pada awalnya, partikel diinisialisasi secara acak dalam rentang tertentu. Seiring iterasi berlangsung, bobot partikel diperbarui berdasarkan pengukuran yang diterima, dengan partikel yang lebih dekat dengan pengukuran mendapatkan bobot lebih besar. Proses resampling kemudian dilakukan untuk mempertahankan partikel dengan bobot besar dan membuang partikel dengan bobot kecil, sehingga distribusi partikel menjadi lebih terkonsentrasi di sekitar posisi yang lebih mungkin. Histogram pada grafik menggambarkan frekuensi partikel setelah resampling, dengan distribusi yang lebih terkonsentrasi pada posisi yang diestimasi. Garis merah putus-putus menunjukkan posisi estimasi akhir, dihitung sebagai rata-rata dari partikel-partikel yang telah diperbarui. Hasil ini menunjukkan bahwa Particle Filter berhasil mengintegrasikan informasi pengukuran dengan distribusi probabilistik, menghasilkan estimasi posisi yang akurat meskipun ada noise dalam pengukuran.

### **3. Implementasi Localization dengan Sensor IMU dan Lidar**

Grafik ini menunjukkan hasil proses sensor fusion untuk estimasi posisi dengan menggabungkan data dari dua sensor, yaitu IMU (garis biru) dan LiDAR (garis oranye). Data IMU cenderung lebih halus dan stabil, tetapi kurang akurat dalam menangkap variasi posisi secara rinci. Sebaliknya, data LiDAR lebih sensitif terhadap perubahan posisi, namun sering kali dipengaruhi oleh noise yang signifikan. Penggabungan data dilakukan menggunakan metode weighted average, di mana data IMU diberikan bobot lebih besar (70%) dibandingkan dengan data LiDAR (30%) untuk mengurangi pengaruh noise pada LiDAR. Hasil estimasi posisi setelah proses sensor fusion (garis hijau putus-putus) menunjukkan hasil yang lebih halus dibandingkan dengan LiDAR, namun tetap mampu menangkap variasi posisi secara lebih akurat dibandingkan hanya menggunakan data IMU. Hal ini menunjukkan bahwa sensor fusion efektif dalam memanfaatkan kelebihan masing-masing sensor untuk menghasilkan estimasi posisi yang lebih andal.

#### **4. Implementasi Simulasi Ekstensi Kalman Filter untuk Navigation**

Grafik yang dihasilkan menunjukkan lintasan robot berdasarkan estimasi menggunakan EKF (Extended Kalman Filter). Garis merah menggambarkan lintasan yang diestimasi, di mana robot bergerak dari posisi awal (0,0) menuju estimasi posisi yang diperbarui ( $x_{est}$ ,  $y_{est}$ ) setelah satu iterasi. Meskipun pengukuran sensor menunjukkan bahwa robot berada di posisi (1.0, 1.0), EKF memberikan estimasi yang menggabungkan ketidakpastian dari noise sistem dan pengukuran. Hasilnya, lintasan yang dihasilkan lebih "halus" dan realistis, menunjukkan kemampuan EKF dalam mengatasi ketidakpastian dan meningkatkan akurasi estimasi posisi, menjadikannya lebih sesuai untuk digunakan dalam sistem navigasi robot.

#### **5. Implementasi Particle Filter untuk Navigation**

Grafik ini menunjukkan distribusi partikel hijau yang tersebar di ruang simulasi, dengan posisi robot yang sebenarnya ditandai dengan titik biru dan posisi hasil estimasi ditandai dengan titik merah. Pada awalnya, partikel tersebar secara acak, namun setelah proses resampling, distribusi partikel menjadi lebih terkonsentrasi di sekitar posisi sebenarnya. Estimasi posisi yang ditunjukkan dengan titik merah cukup dekat dengan posisi sebenarnya (titik biru), yang menandakan bahwa Particle Filter berhasil memberikan estimasi yang akurat meskipun data pengukuran terpengaruh oleh noise. Algoritma ini sangat efektif untuk aplikasi navigasi robot di lingkungan dengan tingkat ketidakpastian yang tinggi.

### **Analisis Implementasi Kalman Filter Untuk Lokalitas Robot Menggunakan Robot E-puck**

#### **1. Implementasi Kalman Filter Untuk Lokalitas Robot**

Kalman Filter dapat meningkatkan estimasi posisi dan orientasi robot e-puck dengan memadukan data dari sensor dan model pergerakan robot. Algoritma ini bekerja melalui dua langkah utama: prediksi posisi robot berdasarkan model dinamis dan pembaruan estimasi menggunakan data sensor yang terpengaruh noise. Keuntungan utama dari implementasi Kalman Filter pada robot e-puck adalah pengurangan efek noise sensor, peningkatan akurasi posisi, dan efisiensi komputasi yang memungkinkan pemrosesan real-time.

Namun, tantangan yang dihadapi meliputi pemilihan model dinamis yang tepat dan penyesuaian parameter filter, seperti kovarians prediksi dan pengukuran. Jika parameter tidak disesuaikan dengan baik, filter mungkin tidak memberikan estimasi yang akurat. Secara keseluruhan, Kalman Filter adalah solusi yang efektif untuk meningkatkan akurasi navigasi robot e-puck dalam lingkungan yang penuh ketidakpastian.