

## ANALISIS ROBOTIK WEEK 12

### 1. Analisis Lokalisasi dan Penyaringan (Filtering) Teori

Lokalisasi dan penyaringan (filtering) adalah teknik krusial dalam robotika dan sistem otonom yang memungkinkan perkiraan posisi dan pergerakan robot dalam lingkungan yang penuh ketidakpastian. Dalam konteks ini, beberapa metode penyaringan utama digunakan, masing-masing dengan karakteristik dan kegunaan yang berbeda.

#### 1.1. Kalman Filter untuk Lokalisasi

Kalman Filter adalah alat matematis yang digunakan untuk memperkirakan status suatu sistem dinamis dalam kehadiran noise. Filter ini sangat efektif pada sistem linear dengan noise Gaussian.

- **Tujuan:** Kalman Filter menggabungkan prediksi posisi dari model gerakan dan pengukuran sensor untuk memperbaiki estimasi posisi robot.
- **Kelebihan:** Efisien untuk sistem linear. Dan Memberikan estimasi posisi yang halus karena memanfaatkan dinamika sistem dan pengukuran.
- **Contoh Implementasi:** Dalam implementasi Kalman Filter, posisi robot diprediksi berdasarkan model gerakan (misalnya, encoder roda). Posisi ini kemudian diperbarui dengan menggabungkan data sensor yang mengandung noise (misalnya, sensor jarak). Kalman Gain digunakan untuk mengatur bobot antara prediksi dan pengukuran.

#### 1.2. Particle Filter untuk Lokalisasi

Particle Filter lebih fleksibel dibandingkan Kalman Filter, terutama dalam mengatasi sistem non-linear dan noise non-Gaussian.

- **Tujuan:** Menggunakan partikel untuk mewakili distribusi probabilitas posisi robot, metode ini cocok untuk kasus yang lebih kompleks dan non-linear.
- **Kelebihan:** Dapat menangani sistem non-linear dan kompleks. dan Fleksibel terhadap berbagai jenis noise.
- **Contoh Implementasi:** Particle Filter mengupdate posisi robot berdasarkan distribusi partikel yang dipilih dan bobot yang diperbarui. Proses ini mencakup pembaruan bobot, resampling, dan perhitungan estimasi posisi berdasarkan partikel yang paling relevan.

### 1.3. Extended Kalman Filter (EKF)

Extended Kalman Filter adalah versi Kalman Filter yang diperluas untuk menangani sistem non-linear.

- **Tujuan:** Dengan melakukan linearization pada model non-linear, EKF dapat digunakan untuk memperkirakan posisi dalam sistem robotika yang lebih kompleks.
- **Kelebihan:** Efisien untuk sistem non-linear dengan noise Gaussian.
- **Contoh Implementasi:** EKF akan memprediksi posisi robot berdasarkan model non-linear, dan kemudian memperbarui estimasi posisi menggunakan data pengukuran.

### 1.4. Gabungan Sensor (IMU dan Lidar)

Penggabungan sensor menggunakan teknik seperti weighted average untuk meningkatkan akurasi estimasi posisi robot dengan menggabungkan informasi dari berbagai sumber sensor.

- **Tujuan:** Sensor fusion menggabungkan data dari sensor IMU (Inertial Measurement Unit) dan Lidar untuk meningkatkan akurasi posisi.
- **Kelebihan:** IMU memberikan data relatif (misalnya, akselerasi dan kecepatan), sedangkan Lidar memberikan data absolut (misalnya, jarak).
- **Contoh Implementasi:** Menggabungkan data IMU dan Lidar dengan metode rata-rata berbobot untuk mendapatkan estimasi posisi yang lebih tepat.

### 1.5. Perbandingan dan Implementasi

Berbagai metode ini memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Kalman Filter sangat efektif untuk sistem linear, sementara Particle Filter lebih fleksibel dan dapat menangani sistem non-linear. EKF menggabungkan keuntungan Kalman Filter untuk kasus non-linear, dan sensor fusion meningkatkan keakuratan dengan menggabungkan data dari berbagai sensor.

**Kesimpulan:** Teknik lokalisasi dan penyaringan sangat penting dalam robotika untuk memperkirakan posisi robot di tengah ketidakpastian. **Kalman Filter** efisien untuk sistem linear dengan noise Gaussian, sementara **Particle Filter** lebih fleksibel, cocok untuk sistem non-linear dan noise kompleks. **Extended Kalman Filter (EKF)** adalah versi Kalman Filter yang dapat menangani non-linearitas dengan pendekatan linearisasi. Selain itu, **Sensor Fusion** meningkatkan akurasi dengan menggabungkan data relatif dari IMU dan data absolut dari Lidar. Pemilihan metode bergantung pada kebutuhan sistem, dengan kombinasi teknik yang dapat memberikan hasil lebih andal di berbagai kondisi.

## 2. Implementasi Kalman Filter untuk Lokalisasi Robot di Webots

### 2.1 Prediksi dan Pembaruan dalam Kalman Filter

- **Langkah Prediksi:** Data encoder roda digunakan untuk menghitung estimasi pergerakan rata-rata robot ( $u$ ). Posisi robot diperbarui dengan menambahkan estimasi pergerakan ( $x_{pred} = x + u$ ). Ketidakpastian posisi diperbarui dengan menambahkan noise proses ( $P_{pred} = P + 0.1$ ).
- **Langkah Pembaruan:** Data sensor jarak ( $z$ ) digunakan untuk memperbarui estimasi posisi. Kalman Gain ( $K$ ) dihitung untuk menentukan bobot antara prediksi dan pengukuran sensor. Posisi robot diperbarui menggunakan  $x = x_{pred} + K * (z - x_{pred})$ . Ketidakpastian posisi diperbarui dengan  $P = (1 - K) * P_{pred}$ , menghasilkan estimasi yang lebih akurat.

### 2.2 Input dan Pengukuran Sensor

- **Input dari Model Gerakan:** Encoder roda memberikan informasi pergeseran posisi rata-rata robot sebagai estimasi gerakan.
- **Pengukuran Sensor:** Sensor jarak memberikan data posisi relatif robot terhadap objek atau batas tertentu, meskipun mengandung noise.

### 2.3 Manfaat Penggunaan Kalman Filter

- **Penggabungan Informasi:** Menggabungkan prediksi dari model gerakan dan data pengukuran sensor secara optimal.
- **Mengurangi Ketidakpastian:** Ketidakpastian posisi ( $P$ ) menurun pada setiap iterasi, meningkatkan akurasi estimasi.
- **Mengatasi Noise:** Kalman Filter mengurangi dampak noise pada data sensor, menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan dapat diandalkan.

### 2.4 Penerapan Real-Time

- Kode dijalankan pada simulasi real-time di Webots.
- Estimasi posisi diperbarui setiap waktu langkah ( $TIME\_STEP$ ) berdasarkan data encoder roda dan sensor jarak.
- Estimasi posisi robot dicetak secara langsung untuk memantau pergerakan robot selama simulasi.

### 2.5. Keterbatasan dan Potensi Peningkatan

- **Asumsi Linearitas:** Model gerakan mengasumsikan linearitas, kurang akurat untuk pergerakan kompleks atau melengkung.
- **Noise Tetap:** Noise proses ( $Q$ ) dan pengukuran ( $R$ ) diatur tetap, memerlukan penyetelan lebih lanjut dalam aplikasi nyata.

- **Penggabungan Multi-Sensor:** Menggunakan satu sensor jarak membatasi akurasi; integrasi dengan IMU atau Lidar dapat meningkatkan performa pada sistem robotik kompleks.

**Kesimpulan :** Implementasi Kalman Filter di Webots efektif meningkatkan akurasi lokalisasi robot dengan menggabungkan prediksi dari encoder roda dan pengukuran sensor jarak. Filter ini mengurangi noise dan ketidakpastian secara iteratif, menghasilkan estimasi posisi yang andal untuk navigasi real-time. Namun, model gerakan yang mengasumsikan linearitas dan nilai noise tetap menjadi keterbatasan. Peningkatan dapat dilakukan dengan integrasi multi-sensor, seperti IMU atau Lidar, dan penyesuaian parameter noise. Secara keseluruhan, Kalman Filter memberikan dasar kuat untuk navigasi robot otonom dengan potensi pengembangan lebih lanjut.