

Algoritma Hibrid Extended Kalman Filter dan Inferensi Fuzzy untuk Penjejakan Target Bermanuver

Ifan Wiranto
Jurusan Teknik Elektro
Universitas Negeri Gorontalo
Gorontalo, Indonesia
ifan_te@ung.ac.id

Wrastawa Ridwan
Jurusan Teknik Elektro
Universitas Negeri Gorontalo
Gorontalo, Indonesia
wridwan@ung.ac.id

Yuliyanti Kadir
Jurusan Teknik Sipil
Universitas Negeri Gorontalo
Gorontalo, Indonesia
yuliyantikadir@ung.ac.id

Diterima : April 2022
Disetujui : Juni 2022
Dipublikasi : Juli 2022

Abstrak—Pada penelitian ini dikembangkan algoritma hibrid Extended Kalman Filter (EKF) dan Sistem Inferensi Fuzzy untuk mendapatkan hasil estimasi yang lebih akurat pada penjejakan target bermanuver. Logika Fuzzy telah digunakan untuk mengatur galat kovarian proses dan galat kovarian pengukuran dari proses EKF pada model sistem. Model state space yang digunakan untuk estimasi adalah model percepatan konstan, dan model pengukurannya adalah model radar. Hasil pengukuran sensor yang mengandung derau diestimasi menggunakan algoritma EKF. Kemudian galat kovarian yang dihasilkan dari proses EKF digunakan sebagai masukan pada Sistem Inferensi Fuzzy untuk koreksi berdasarkan ketidaksesuaian antara vektor inovasi dan kovarian inovasi. Hasil koreksi ini digunakan untuk mendapatkan gain Kalman yang optimal. Berdasarkan simulasi yang dilakukan menggunakan estimasi EKF dan Sistem Inferensi Fuzzy diperoleh peningkatan akurasi sebesar 59,97% dibandingkan dengan hasil pengukuran tanpa melakukan estimasi.

Kata Kunci—Sistem Taklinier; Extended Kalman Filter; Sistem Inferensi Fuzzy

Abstract— In this paper the Extended Kalman Filter and the Fuzzy Inference System hybrid algorithm has developed to get more accurate estimation result for maneuvering target tracking. Fuzzy Logic has used to adjust the process covariance error and measurement covariance error of the Extended Kalman Filter process in the system model. The state space model used for estimation is a constant acceleration motion model, and the measurement model is a radar model. The measurement result of the sensor containing noise estimated using the Extended Kalman Filter (EKF) algorithm. Then, the covariance error resulting from the EKF process is used as input to the Fuzzy Inference System (FIS) for correction based on the mismatch between innovation vector and innovation covariance. The result of this correction used to obtain the optimal Kalman gain. The proposed system model leads to improved accuracy of 59.97% compared to measurement results without estimation in the simulation case.

Keywords—Nonlinear System; Extended Kalman Filter; Fuzzy Inference System

I. PENDAHULUAN

Penjejakan target merupakan hal yang penting dalam banyak aplikasi praktis berbasis sensor, seperti pada radar, sonar dan jaringan sensor nirkabel. Melacak target yang bermanuver merupakan hal yang menantang karena sistem pengukuran sensor pasti tidak akurat (hasil pengukuran mengandung derau) dan sensor tidak mengetahui situasi lingkungan target yang mempengaruhi pergerakan target, sehingga sifat dinamis target tidak dapat dimodelkan dengan tepat.

Berdasarkan penelitian [1], estimasi keadaan target yang bermanuver menggunakan filter Kalman dengan model pergerakan kecepatan konstan menghasilkan lintasan target yang bergeser dari lintasan yang sebenarnya. Oleh karena itu, pemilihan model pergerakan target menjadi penting agar trayektori target sesuai dengan lintasannya. Begitu juga model pengukuran sensor harus ditentukan sesuai dengan model yang sebenarnya. Model pergerakan target dan model pengukuran bisa merupakan model linier atau model taklinier. Diketahui bahwa metode Kalman Filter hanya dapat diterapkan pada model linier saja. Beberapa algoritma filter taklinier telah ditawarkan untuk mengeliminasi galat yang disebabkan oleh ketidaklinieran dalam proses estimasi keadaan model nonlinier, seperti Extended Kalman Filter (EKF) dan Unscented Kalman Filter (UKF).

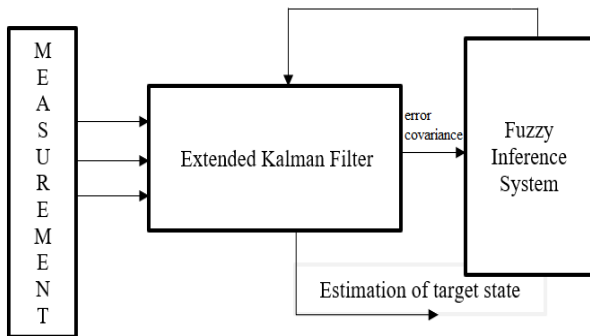
Banyak algoritma tentang penjejakan target yang telah dikembangkan, yang bisa dikelompokkan menjadi tiga jenis. Jenis yang pertama didasarkan pada pemodelan dinamika maneuver, yang didasarkan pada konsep ketidakpastian gerakan-awal dan menggunakan metode proses stokastik, seperti model Singer dan model Jerk[2]. Jenis berikutnya dari model penjejakan target bermanuver adalah filter nonlinier optimal, yaitu berdasarkan pada ketidakpastian pengukuran awal. Beberapa algoritma filter nonlinier telah ditawarkan untuk mengeliminasi galat yang disebabkan oleh ketidaklinieran dalam proses penjejakan target yang bermanuver, seperti Extended Kalman Filter (EKF) dan

Unscented Kalman Filter (UKF) [3]. Jenis algoritma ketiga adalah filter rekursif berbasis pembelajaran (*learning*) dan metode-metode yang berbasis multi-model, seperti multilayer perceptron [4,5] dan Fuzzy-Neural Network [6,7,8], Multilayer backpropagation [9].

Beberapa algoritma perlu digabungkan untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Dalam penelitian ini dikembangkan algoritma hibrid Extended Kalman Filter dan Fuzzy Inference System untuk mendapatkan hasil estimasi yang lebih akurat. Fuzzy Inference System digunakan untuk mengatur galat kovarian proses dan galat kovarian pengukuran pada model sistem. Model ruang keadaan untuk estimasi Filter Kalman adalah model percepatan konstan dan model pengukurannya adalah model radar.

II. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah membuat model sistem dan algoritmanya, kemudian mensimulasikan model yang telah dibuat. Model yang dibuat ini merupakan pengembangan dari model sebelumnya [10]. Pengembangan sistem menggunakan estimasi EKF bertujuan agar sistem mampu mengestimasi model pergerakan target yang taklinier. Target-target disimulasikan dengan komputer dengan manuver-manuver target yang telah ditentukan. Derau pada pengukuran target diberikan sehingga dapat menggambarkan situasi pada keadaan yang sebenarnya. Target-target hasil simulasi ini akan dijadikan masukan pada sistem yang akan dibuat. Model sistem yang akan dibangun seperti tampak pada Gambar 1.



Gambar 1. Model Sistem Estimator EKF-FIS

Hasil pengukuran sensor yang mengandung derau masuk ke Extended Kalman Filter untuk diestimasi. Galat kovarian hasil dari tahapan koreksi EKF dijadikan masukan ke Fuzzy Inference System (FIS) untuk diperbaiki. Hasil perbaikan FIS kemudian diumpanbalikan kembali ke EKF. Nilai galat kovarian ini akan digunakan untuk proses EKF.

Dalam penelitian ini, pergerakan dari sebuah target dimodelkan sebagai berikut,

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad (1)$$

dengan \mathbf{F}_k adalah matriks transisi keadaan, dan \mathbf{G}_k adalah matriks eksitasi derau.

\mathbf{w}_k adalah nois proses *zero mean, white Gaussian* dengan asumsi kovarians \mathbf{Q}_k diketahui. [$\mathbf{w}_k \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_k)$]

Vektor pengukuran \mathbf{z}_k dari *true state* \mathbf{x}_k dimodelkan dengan persamaan

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

dengan \mathbf{H}_k adalah model observasi yang memetakan *true state space* ke dalam ruang observasi.

\mathbf{v}_k adalah derau pengukuran *zero mean, white Gaussian* dengan asumsi kovarians \mathbf{R}_k diketahui. [$\mathbf{v}_k \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$]

Pergerakan target akan diestimasi dengan menggunakan model pergerakan percepatan konstan (*constant acceleration motion model*).

Matriks transisi keadaan \mathbf{F}_k yang menggambarkan dinamika sistem pada model percepatan konstan diberikan sebagai berikut,

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

dengan Δt adalah interval pencuplikan, dan waktu pencuplikan ketika data pengukuran diterima diasumsikan seragam.

Matriks eksitasi \mathbf{G}_k diberikan oleh ,

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Matriks kovarian derau proses \mathbf{Q}_k diberikan oleh,

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_z^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Matriks pengukuran \mathbf{H}_k diberikan sebagai ,

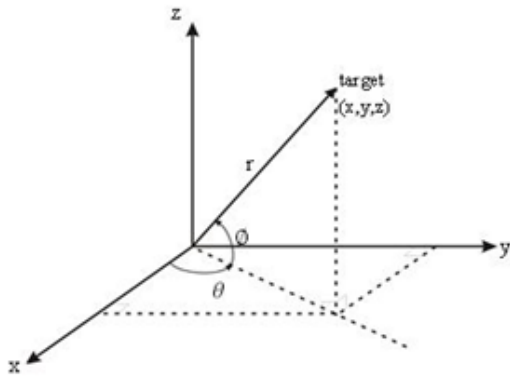
$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

Matriks kovarian derau pengukuran \mathbf{R}_k , dengan mengasumsikan bahwa semua derau pengukuran tidak berkorelasi, diberikan oleh

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \sigma_{xm}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{ym}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{zm}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Vektor keadaan \mathbf{x}_k merepresentasikan posisi dan kecepatan setiap *target* dalam koordinat Cartesian $x, y,$ dan $z,$ yaitu $\mathbf{x}_k = [x \dot{x} \ddot{x} y \dot{y} \ddot{y} z \dot{z} \ddot{z}]^T$.

Model pengukuran adalah model radar. Diasumsikan kasus yang terjadi pada pelacakan radar tiga dimensi, sensor mengukur target meliputi tiga dimensi berikut yaitu *range* (jarak) $r,$ *azimuth angle* (sudut putar) $\theta,$ dan *elevation angle* (sudut elevasi) ϕ seperti ditunjukkan pada Gambar 2. ,



Gambar 2. Sistem Koordinat Ruang

Maka persamaannya dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$r = (x^2 + y^2 + z^2)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y}{x} \quad (9)$$

$$\phi = \tan^{-1} \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (10)$$

Persamaan diatas adalah model pengukuran yang tak linier. Persamaan (8) sampai (10) dapat dinyatakan dalam model pengukuran seperti pada persamaan (11),

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (11)$$

$$\text{dengan } h(x_k) = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \tan^{-1} \frac{y}{x} \\ \tan^{-1} \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

Extended Kalman Filter

Algoritma Extended Kalman Filter dikembangkan untuk estimasi masalah nonlinier.

Misalkan diberikan sebuah model sistem dinamik stokastik nonlinier:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \quad (13)$$

Dengan pengukuran nonlinier z_k yang memenuhi

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (14)$$

$$x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_{x_0}); w_k \sim (0, Q); v_k \sim (0, R)$$

Dalam hal ini variable $w_k \sim (0, Q)$ dan $v_k \sim (0, R)$ diasumsikan *white noise* sehingga tidak berkorelasi satu sama lain dan berdistribusi normal.

Sebelum mengestimasi model persamaan (13) dan (14) terlebih dahulu dilakukan linierisasi dengan mendefinikan:

$$x_{k+1}^* = f(\hat{x}_k, u_k) \quad (15)$$

$$z_{k+1}^* = h(x_{k+1}^*) \quad (16)$$

$$F = [F_{i,j}] = \left[\frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\hat{x}_k, u_k) \right] \quad (17)$$

$$H = [H_{i,j}] = \left[\frac{\partial h_i}{\partial x_j}(x_{k+1}^*) \right] \quad (18)$$

dimana F dan H adalah matriks Jacobi yang diperoleh dari penurunan f dan h terhadap x . Berdasarkan persamaan (15)-(18) dan pengertian deret Taylor, maka persamaan (13) dan (14) diaproksimasi ke bentuk linier menjadi:

$$x_{k+1} \approx x_{k+1}^* + F(x_k - \hat{x}_k) + w_k \quad (19)$$

$$z_{k+1} \approx z_{k+1}^* + H(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}) + v_{k+1} \quad (20)$$

Persamaan (19) dan (20) sudah berbentuk persamaan linier, sehingga bisa digunakan dalam metode Kalman Filter.

Berikut adalah algoritma dari *Extended Kalman Filter* :

- Prediksi

Prediksi *state* ditentukan berdasarkan persamaan berikut:

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k) \quad (21)$$

Prediksi kovarians estimasi:

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \quad (22)$$

- Koreksi

$$\text{Inovasi: } e_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}) \quad (23)$$

$$\text{Inovasi kovarian: } S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (24)$$

$$\text{Optimal Kalman gain: } K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (25)$$

Update estimasi keadaan :

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k e_k \quad (26)$$

Update kovarians estimasi :

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (27)$$

Matriks $P_{k|k}$ dan $P_{k|k-1}$ didefinisikan sebagai,

$$P_{k|k} = E \left\{ (x_t - \hat{x}_{t|t})(x_t - \hat{x}_{t|t})^T \right\}; \quad (28)$$

$$P_{k|k-1} = E \left\{ (x_t - \hat{x}_{t|t-1})(x_t - \hat{x}_{t|t-1})^T \right\} \quad (30)$$

dengan transisi keadaan dan matriks observasi didefinisikan sebagai Jacobian berikut

$$F_k = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k} \quad \text{dan} \quad H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k|k-1}} \quad (31)$$

Sistem Inferensi Fuzzy

Inferensi fuzzy adalah suatu proses mekanisme pemetaan himpunan fuzzy dalam himpunan semesta masukan yang terdapat pada bagian alasan (*premis*) pada himpunan fuzzy lain pada bagian keluaran (*consequent*) berdasarkan suatu aturan. Mekanisme pemetaan dari himpunan semesta tertentu ke himpunan semesta yang lain ini dapat dihubungkan dengan menginterpretasikan aturan pada aturan dasar yang berisi aturan fuzzy sebagai suatu implikasi fuzzy. Model interpretasi ini banyak macamnya diantaranya adalah model fuzzy Mamdani [11,12], model Takagi-Sugeno-Kang [13], dan model fuzzy Tsukamoto [14]. Logika fuzzy digunakan untuk menyesuaikan kovariansis nois proses Q_k dan kovarians error pengukuran R_k berdasarkan persamaan

$$Q_k = q_k Q_0 \quad (32)$$

$$R_k = r_k R_0 \quad (33)$$

dimana q_k dan r_k adalah faktor penskalaan, serta Q_0 dan R_0 adalah nilai awal dari Q_k dan R_k . [15,16]

Faktor skala q_k dan r_k didasarkan pada vektor inovasi koreksi yang dinyatakan pada persamaan (32) dan inovasi kovarians persamaan (33). Ketidaksesuaian antara vector inovasi dan inovasi kovarians didefinisikan sebagai berikut;

$$E_k = e_k e_k^T \quad (34)$$

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (35)$$

$$\alpha_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{E_{k(i,i)}}{S_{k(i,i)}} \quad (36)$$

dimana n adalah dimensi dari matriks dan α_k adalah rata-rata elemen diagonal.

Fuzzy Inference System digunakan untuk meminimalkan ketidaksesuaian yang diberikan pada persamaan (36). Aturan umum adaptasi nilai Q_k dan R_k ditentukan sebagai berikut; Jika $\alpha_k = 1$ (ini berarti E_k sama dengan S_k) maka pertahankan nilai Q_k dan R_k .

Jika $\alpha_k > 1$ (ini berarti E_k lebih dari S_k) maka tingkatkan nilai Q_k dan R_k .

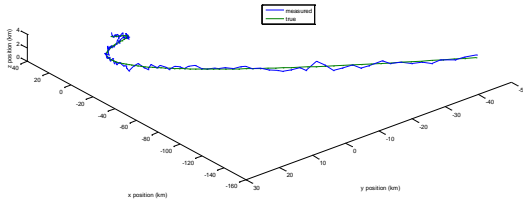
Jika $\alpha_k < 1$ (ini berarti E_k kurang dari S_k) maka turunkan nilai Q_k dan R_k .

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

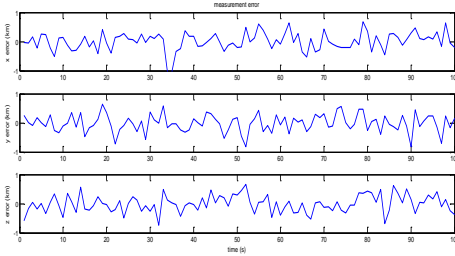
Dalam melakukan simulasi untuk menguji model sistem, dilakukan dengan lintasan target yang bermanuver. Target diberi tambahan nois *zero mean Gaussian*. Pengukuran dihasilkan untuk 100 hasil pengukuran, dengan interval setiap pengukuran adalah satu detik ($\Delta t = 1$ detik). Lintasan target benar dan lintasan target hasil pengukuran (target benar + nois) diperlihatkan pada Gambar 3. Galat lintasan target hasil pengukuran diperlihatkan pada Gambar 4. Untuk mengevaluasi kinerja model sistem akan menggunakan kriteria *Root Mean Square Error (RMSE)*, yaitu

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)} \quad (37)$$

dengan \mathbf{x}_k adalah posisi target benar dan $\hat{\mathbf{x}}_k$ adalah posisi target hasil estimasi. *Root Mean Square Error (RMSE)* untuk hasil pengukuran adalah 0,08965.



Gambar 3. Lintasan target benar dan hasil pengukuran



Gambar 4. Grafik galat lintasan target hasil pengukuran

Estimasi menggunakan Extended Kalman Filter

Algoritma Extended Kalman filter digunakan untuk mengestimasi keadaan target. Matriks kovarian derau proses \mathbf{Q}_k diasumsikan kecil, dan ditentukan sebagai berikut,

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} 0,005 & 0 & 0 \\ 0 & 0,005 & 0 \\ 0 & 0 & 0,005 \end{bmatrix} \quad (38)$$

Matriks kovarian derau pengukuran \mathbf{R}_k diambil nilai sebagai berikut,

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad (39)$$

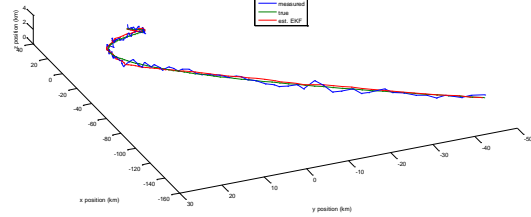
Nilai $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}$ dan $\mathbf{P}_{0|0}$ ditentukan sebagai berikut,

$$\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = \mathbf{z}_0 \quad \text{dan} \quad \mathbf{P}_{0|0} = 0,01\mathbf{I}_9 \quad (40)$$

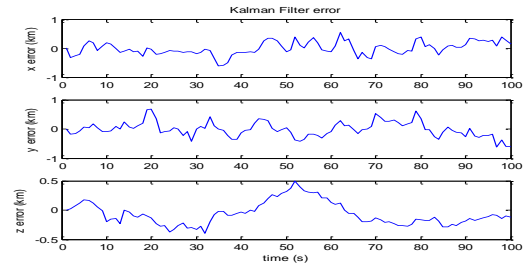
Selanjutnya dilakukan estimasi keadaan target menggunakan algoritma EKF seperti pada Persamaan (21) sampai (31). Model ruang keadaan pergerakan target adalah model percepatan konstan, sedangkan model pengukuran adalah model radar. Matriks \mathbf{H}_k disesuaikan sebagai berikut:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \frac{x_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} & 0 & 0 & \frac{y_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} & 0 & 0 & \frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} & 0 & 0 \\ \frac{-y}{x^2 + y^2} & 0 & 0 & \frac{x}{x^2 + y^2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -xz & 0 & 0 & -yz & 0 & 0 & \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & 0 & 0 \\ \sqrt{x_k^2 + y_k^2 (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)} & 0 & 0 & \sqrt{x_k^2 + y_k^2 (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)} & 0 & 0 & \frac{x_k^2 + y_k^2}{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (41)$$

Hasil estimasi menggunakan Extended Kalman filter diperlihatkan pada Gambar 5., dan grafik galatnya diperlihatkan pada Gambar 6. *RMSE* untuk hasil estimasi diperoleh sebesar 0,05206. Hasil estimasi mengalami peningkatan akurasi sebesar 41,93% dibanding dengan hasil pengukuran.



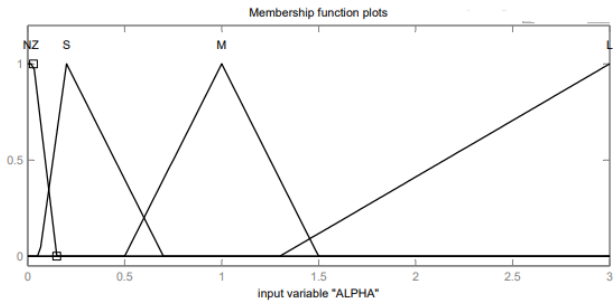
Gambar 5. Hasil Estimasi Extended Kalman Filter Model



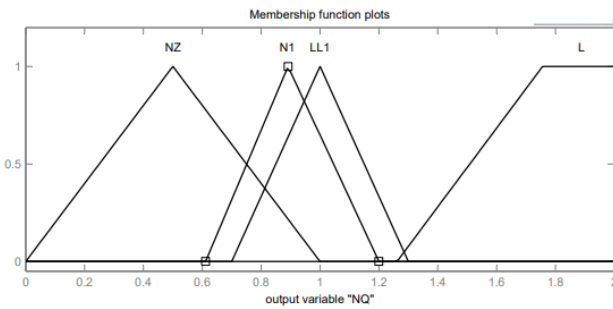
Gambar 6. Grafik error hasil estimasi dengan Extended Kalman Filter

Estimasi menggunakan Extended Kalman Filter dan Sistem Inferensi Fuzzy

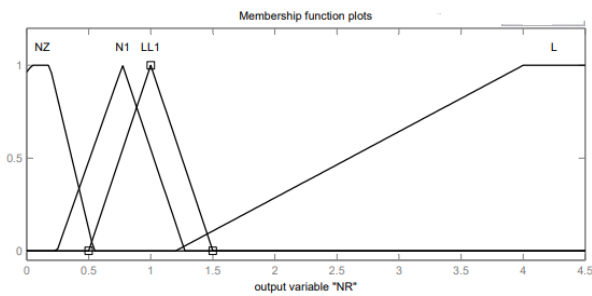
Sistem Inferensi Fuzzy yang dibangun adalah system dengan satu masukan dan dua keluaran. Fungsi keanggotaan fuzzy masukan α_k terdiri dari Near to Zero (NZ), Small (S), Medium (M), dan Large (L). Fungsi keanggotaan fuzzy untuk masukan tampak pada Gambar 7. Fungsi keanggotaan untuk keluaran q_k dan r_k terdiri dari Near to Zero (NZ), Near to 1 (N1), Little Larger than 1 (LL1), dan Large (L). Gambar 8. adalah fungsi keanggotaan untuk keluaran q_k , dan Gambar 9. adalah fungsi keanggotaan untuk keluaran r_k .



Gambar 7. Grafik fungsi keanggotaan masukan



Gambar 8. Grafik Fungsi keanggotaan keluaran q



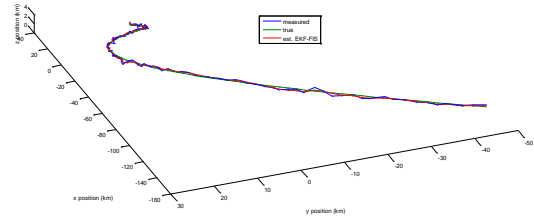
Gambar 9. Grafik fungsi keanggotaan keluaran r

Aturan Fuzzy adalah sebagai berikut :

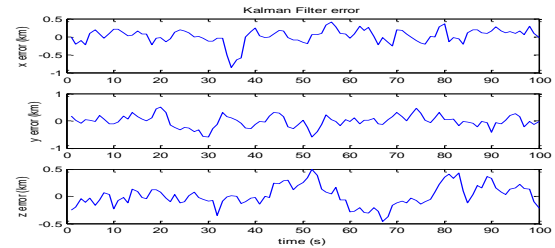
1. Jika α adalah NZ maka r adalah NZ dan q adalah NZ.
2. Jika α adalah S maka r adalah N1 dan q adalah N1.
3. Jika α adalah M maka r adalah LL1 dan q adalah LL1.
4. Jika α adalah L maka r adalah L dan q adalah L.

Metode Inferensi Fuzzy yang digunakan adalah Metode Mamdani. Defuzzifikasi menggunakan metode sentroid.

Hasil estimasi menggunakan Fuzzy-Kalman filter diperlihatkan pada Gambar 10. Grafik galatnya diperlihatkan pada Gambar 11.



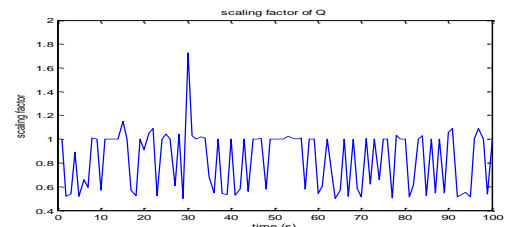
Gambar 10. Hasil Estimasi Fuzzy-Extended Kalman Filter



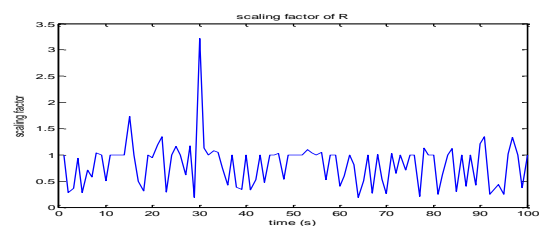
Gambar 11. Grafik galat hasil estimasi dengan Fuzzy-Extended Kalman Filter

RMSE untuk hasil estimasi diperoleh sebesar 0,0359. Hasil estimasi mengalami peningkatan akurasi sebesar 59,97% dibanding dengan hasil pengukuran.

Grafik faktor penskalaan untuk Q_k dapat dilihat pada Gambar 12., dan grafik faktor penskalaan untuk R_k dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 12. Grafik faktor penskalaan untuk Q_k



Gambar 13. Grafik faktor penskalaan untuk R_k

IV. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dilakukan pengembangan estimator untuk estimasi penjejakan target bermanuver berbasis pada Extended Kalman Filter dan Sistem Inferensi Fuzzy. Berdasarkan hasil simulasi yang dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa Hasil estimasi pergerakan target menggunakan model percepatan konstan dan model pengukuran adalah model radar (model taklinier), dengan

menggunakan algoritma Extended Kalman Filter saja diperoleh nilai *RMSE* sebesar 0,05206, atau terjadi peningkatan sebesar 41,93% dibandingkan terhadap nilai pengukuran tanpa melakukan estimasi. Selanjutnya hasil estimasi menggunakan hibrid Extended Kalman Filter dan Sistem Inferensi Fuzzy diperoleh nilai *RMSE* sebesar 0,0359, atau terjadi peningkatan sebesar 59,97% dibandingkan terhadap nilai pengukuran tanpa melakukan estimasi.

REFERENSI

- [1] “Wiranto, I., Bonok, Z., (2018), Application of Ant System and Nearest Neighbor Kalman Filter for Multi Target Tracking in Multi Sensor Radar System, *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 13, No. 15, August 2018.”
- [2] “Liu, H., Xia, L., Wang, C.,(2019), Manuevering Target Tracking Using Simultaneous Optimization and Feedback Learning Algorithm Based on Elman Neural Network, *Sensors*, MPDI Open Access Journal”
- [3] “Li, X.L., Jilkov, V.P.,(2003), Survey of Maneuvering Target Tracking. Part I Dynamic Model. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2003, 39, 1333-1364”
- [4] “Yang S., Baum, M.,(2017), Extended Kalman Filter for Extended Object Tracking, 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing.”
- [5] “Rao, S., Rajeswari, K., Lingamurty, K.,(2009), Unscented Kalman Filter with Application to Bearings-Only Target Tracking, *IETE Journal of Research*, vol. 55, no. 2”
- [6] Sarkka, S., (2013), *Bayesian Filtering and Smoothing*, Cambridge University Press, Cambridge, UK
- [7] “Stubberub, S.C., Member, S., Kramer, K.A., Geremia, J.A., (2007), Online Sensor Modeling Using a Neural Kalman Filter, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2007, 56, 1451-1458”
- [8] “Duh, F.B., Lin, C.T., (2004): Tracking a Maneuvering Target Using Neural Fuzzy Network, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern.*, 2004, 34, 16-33.”
- [9] Joelianto, E., Wiranto, I., (2011), An Application of Ant Colony Optimization, Kalman Filter and Artificial Neural Network for Multiple Target Tracking Problems. *International Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 7, number A11.
- [10] “Wiranto, I., Ridwan, W., (2021), Maneuvering Target Tracking With Constant Acceleration Motion Model Using Hybrid Mamdani Fuzzy-Kalman Filter Algorithm, *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*. 16(2)”
- [11] “Torrubia, G.S., Blanc, C.T., (2010), A Mamdani-Type Fuzzy Inference System to Automatically Assess Dijkstra’s Algorithm Simulation. *International Journal “information Theories and Applications”*, Vol. 17, number 1.”
- [12] Ridwan, W., Wiranto, I., & Dako, R.D.R., (2020), Ability estimation in computerized adaptive test using Mamdani Fuzzy Inference System, *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 850 012004
- [13] Ridwan, W., Wiranto, I., & Dako, R.D.R., (2021), Computerized Adaptive Test based on Sugeno Fuzzy Inference System, *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 1098 032077
- [14] “Kusumadewi, S., & Purnomo, H.,(2013), Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan, Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta”
- [15] Escamilla-Ambrosio P.J., Mort N., (2001), Development a Fuzzy Logic-based Adaptive Kalman Filter, 2001 European Control Conference (ECC).
- [16] Wei Z., (2011), Fuzzy Logic and Neural Network-Aided Extended Kalman Filter for Mobile Robot Localization, The University of Guelph, Thesis”