

Estimasi Posisi UAV dengan Kalman *Filter*

Meilia Safitri, Adha Cahyadi, dan Eka Firmansyah

Departemen Teknik Elektro dan Teknologi Informasi

Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada

Jalan Grafika 2, Yogyakarta 55281

E-mail: meilia.safitri.sie13@mail.ugm.ac.id, masimam@jti.gadjahmada.edu, eka.firmansyah@gmail.com

Abstract—In this paper, Kalman Filter is used to reduce the existing noise on the sensor inertial measurement unit (IMU) in quadrotor in order to get more accurate estimated position. To be able to get the proper process noise covariance matrix Q and measurement noise covariance matrix R , 3 matrix forms of Q and R were tested. The first form is the value of q_i is variance of acceleration signal data while R is covariance of acceleration signal data. The second form is when $Q < R$ and the last form is when $Q > R$. The best estimated position on x axis is given by the second form, while on y axis, the best result is given by the first form.

Keywords— Kalman filter, quadrotor, position estimation

Abstrak—Dalam paper ini, Kalman filter digunakan untuk mengurangi noise yang terdapat pada sensor IMU sehingga diperoleh estimasi posisi yang lebih akurat. Terdapat 3 bentuk process noise covariance matrix Q dan measurement noise covariance matrix R yang dicoba untuk mendapatkan bentuk matriks yang tepat. Bentuk yang pertama adalah nilai q_i merupakan varian data isyarat percepatan sedangkan R merupakan kovarian data isyarat percepatan, bentuk yang kedua adalah ketika matrik $Q < R$, dan bentuk yang terakhir ketika $Q > R$. Hasil terbaik estimasi posisi pada sumbu- x , diberikan oleh bentuk kedua, sedangkan pada posisi pada sumbu- y , hasil terbaik diberikan oleh bentuk pertama.

Kata kunci—Kalman filter, quadrotor, estimasi posisi

I. PENDAHULUAN

Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) atau wahana tanpa awak merupakan wahana terbang tanpa ada yang mengendalikan penerbangan wahana tersebut. Sebuah UAV dapat berupa pesawat terbang yang dikendalikan jarak jauh atau pesawat yang terbang secara *autonomous* atau pesawat dengan sistem otomatis yang lebih dinamis dan kompleks. Saat ini pengembangan UAVs menjadi semakin luas. Walaupun pengembangan UAVs yang terbesar masih pada bidang militer akan tetapi tidak menutup kemungkinan untuk pengembangan UAVs dibidang lainnya seperti pertanian, perpetaan dan lain sebagainya.

Salah satu jenis UAVs yang banyak mendapat perhatian adalah quadrotor yang merupakan wahana yang terdiri dari empat buah rotor *non-coaxial*. Pada quadrotor gaya angkat yang dihasilkan oleh keempat buah rotornya lebih seragam sehingga membuat attitude quadrotor menjadi lebih stabil [1]. Dibandingkan dengan wahana tanpa awak dengan sayap tetap, wahana dengan multirotor mempunyai banyak kelebihan

diantaranya kemampuan bermanuver yang lebih lihai seperti kemampuan untuk lepas landas dan mendarat secara vertical (*Vertical Take Off and Landing*), kemampuan untuk melakukan hovering, sideslip, pirouette, dan lain sebagainya [2]. Kemampuan-kemampuan ini membuat quadrotor yang dapat digunakan baik di ruang terbuka maupun di ruang tertutup sehingga membuat pengembangan quadrotor dalam hal pengawasan maupun eksplorasi menjadi semakin luas.

Kemampuan yang penting dimiliki quadrotor adalah kemampuan untuk menentukan posisinya sendiri. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam menentukan posisi quadrotor adalah dengan menggunakan sensor accelerometer. Sensor accelerometer yang berbasis *microelectromechanical system* (MEMS) mempunyai kelebihan antara lain mempunyai ukuran yang kecil, ringan, dan konsumsi daya yang kecil. Kelebihan-kelebihan ini membuat sensor tersebut sangat cocok digunakan pada quadrotor. Namun, jenis sensor ini memiliki kelemahan pada data sensor yang mempunyai banyak noise [3][4], sehingga dalam penggunaannya diperlukan tapis (*filter*) yang dapat menghilangkan noise tersebut.

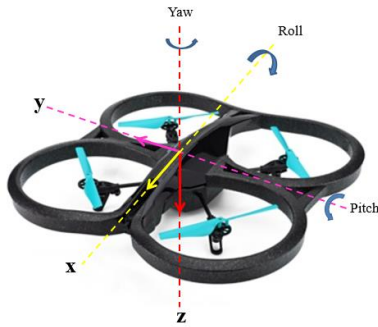
Ada berbagai macam metode yang dapat digunakan untuk menangani noise pada sensor accelerometer dan drift pada sensor gyroscope antara lain *low pass filter* [5], *particle filter* [6][7], *fuzzy logic* [8][9], *complementary filter* [10], serta Kalman filter. Penanganan noise dengan menggunakan *low pass filter* memiliki kelebihan komputasi yang ringan, akan tetapi *low pass filter* tidak mampu noise accelerometer. *Particle filter* memang dapat menangani karakteristik sensor yang berubah-ubah, akan tetapi metode ini memiliki komputasi yang sangat berat. Selain memiliki komputasi yang cukup berat, *fuzzy logic* memiliki kekurangan yaitu sulitnya dalam penentuan *rule-based* yang sesuai. *Complementary filter* memiliki kelebihan dengan komputasinya ringan namun, dalam penerapannya metode ini belum sepenuhnya mampu menangani noise.

Dalam penelitian ini filter yang digunakan adalah Kalman filter, selain memiliki komputasi yang ringan Kalman filter memiliki kemampuan yang bagus dalam menangani noise. Namun Kalman filter memiliki kekurangan pada sulitnya menentukan process noise covariance matrix Q dan measurement noise covariance matrix R , sedangkan nilai kedua matriks ini sangat berpengaruh terhadap hasil estimasi posisi yang didapatkan. Untuk dapat menentukan nilai matriks Q dan R yang tepat, dalam penelitian ini dicoba 3 buah bentuk matriks

Q dan R yang kemudian akan dilihat pengaruhnya terhadap hasil estimasi Kalman *filter*.

Paper ini disusun dalam 5 bagian. Bagian pertama merupakan pendahuluan. Bagian kedua dalam paper ini membahas model non linear Parrot AR Drone 2.0 yang merupakan jenis quadrotor yang digunakan dalam penelitian ini. Perancangan Kalman *filter* yang digunakan untuk menangani *noise* pada sensor accelerometer quadrotor diberikan pada bagian ketiga. Bagian keempat menjelaskan hasil estimasi Kalman *filter* dengan 3 buah bentuk matriks Q dan R. Pada bagian ini, akan dibahas pengaruh perubahan matriks Q dan R terhadap hasil estimasi posisi. Bagian terakhir merupakan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan.

II. MODEL SISTEM PARROT AR DRONE 2.0



Gambar 1. Konfigurasi Parrot AR Drone 2.0

Dalam penelitian ini, quadrotor yang digunakan adalah Parrot AR Drone 2.0 dengan konfigurasi yang diperlihatkan oleh Gambar 1. Model nonlinear quadrotor yang digunakan merupakan model quadrotor Corke [11] yang diturunkan berdasarkan prinsip dinamik *rigid body* serta hukum aerodinamis. Posisi quadrotor pada sumbu- x , sumbu- y , dan sumbu- z kerangka global dinotasikan sebagai berikut,

$$\mathbf{p} = [x \ y \ z]^T. \quad (1)$$

Sudut Euler yang membentuk pergerakan *roll*, *pitch* dan *yaw* dinotasikan sebagai,

$$\boldsymbol{\alpha} = [\varphi \ \theta \ \psi]^T. \quad (2)$$

Kecepatan sumbu- x , sumbu- y , dan sumbu- z didapatkan dengan menurunkan persamaan (1) sehingga kecepatan translasi pada quadrotor dapat dituliskan sebagai,

$$\mathbf{v} = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T. \quad (3)$$

Kecepatan angular quadrotor terhadap sumbu- x , sumbu- y , dan sumbu- z ditunjukkan oleh,

$$\boldsymbol{\omega} = [\dot{p} \ \dot{q} \ \dot{r}]^T. \quad (4)$$

Representasi persamaan keadaan quadrotor dituliskan sebagai,

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \quad (5)$$

$$y = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u}, \quad (6)$$

dengan masukan dan keluaran quadrotor adalah,

$$\mathbf{x} = [\mathbf{p}^T \ \boldsymbol{\alpha}^T \ \mathbf{v}^T \ \boldsymbol{\omega}^T]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{u} = [\omega_1^2 \ \omega_2^2 \ \omega_3^2 \ \omega_4^2]^T \quad (8)$$

Berdasarkan model linear quadrotor, nilai matriks A , B , C , dan D ditetapkan sebagai,

$$\mathbf{A}_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{6 \times 6} & \mathbf{I}_{6 \times 6} \\ \mathbf{G}_{6 \times 6} & \mathbf{O}_{6 \times 6} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_{12 \times 4} = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{8 \times 4} \\ \mathbf{M}_{4 \times 4} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{I}_{1 \times 12}], \quad (11)$$

dan

$$\mathbf{D} = \mathbf{0}, \quad (12)$$

dengan $\mathbf{O}_{6 \times 6}$ merupakan matriks nol 6×6 dan $\mathbf{I}_{6 \times 6}$ adalah matriks identitas 6×6 , sedangkan nilai \mathbf{G} dan \mathbf{M} ditetapkan sebagai,

$$\mathbf{G}_{6 \times 6} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -g & 0 \\ 0 & 0 & 0 & g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{M}_{4 \times 4} = \begin{bmatrix} -\mu_1 & -\mu_1 & -\mu_1 & -\mu_1 \\ 0 & -\mu_2 & 0 & \mu_2 \\ \mu_3 & 0 & -\mu_3 & 0 \\ \mu_4 & -\mu_4 & \mu_4 & -\mu_4 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

dengan g adalah gaya gravitasi bumi ($9,81m/s^2$), $\mu_1 = 6,56 \times 10^{-5}m$, $\mu_2 = 1,001 \times 10^{-3}m$, $\mu_3 = 1,001 \times 10^{-3}m$, dan $\mu_4 = 1,392 \times 10^{-6}m$.

III. PERANCANGAN KALMAN FILTER PADA QUADROTOR

Kalman *filter* merupakan algoritme yang banyak dipakai dalam hal penapisan *noise* serta untuk memperkirakan *state* dari sistem [12]. Proses rekursif ini pertama kali diperkenalkan oleh Rudolf. E Kalman dalam *paper*nya di tahun 1960. Dalam Kalman *filter* sistem diasumsikan sebagai sistem yang linear dan semua variabel yang diamati direpresentasikan dalam distribusi Gaussian

Dalam teori kendali modern, *state* pada quadrotor yang diberikan oleh persamaan (7) dapat direpresentasikan sebagai persamaan linear,

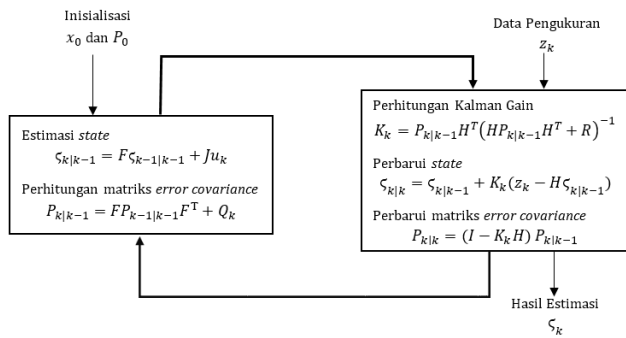
$$\zeta_{k+1} = \mathbf{F}\zeta_k + \mathbf{J}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k, \quad (19)$$

sedangkan hubungan antara *state* proses dan hasil pengukuran dinyatakan dalam persamaan,

$$z_k = \mathbf{H}\zeta_k + v_k. \quad (19)$$

dengan, ζ_k merupakan *state* dari sistem linear pada waktu k , \mathbf{u} adalah input kendali terhadap sistem, z_k merupakan hasil pengukuran, serta \mathbf{w} dan v merepresentasikan *noise* proses dan *noise* pengukuran.

Detail dari proses rekursif Kalman *filter* diperlihatkan oleh Gambar 2.



Gambar 2. Proses Rekursif Kalman filter [13].

State Proses

Dalam pengimplementasian Kalman filter, vektor state yang digunakan diberikan oleh persamaan,

$$\zeta = [x \quad \dot{x} \quad \ddot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad \ddot{y} \quad z \quad \dot{z} \quad \ddot{z}]^T. \tag{20}$$

Posisi awal quadrotor diasumsikan berada pada titik origin (0,0,0) sehingga state proses pada kondisi awal ditentukan sebagai,

$$\zeta = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T. \tag{21}$$

Matriks Transisi

Salah satu bagian penting dari Kalman filter adalah model sistem. Model sistem ini yang akan membuat keluaran Kalman filter tetap akurat meskipun masukan dari pembacaan sensor sangat jauh keadaan sebenarnya. Berdasarkan hukum Gerak Lurus Berubah Beraturan (GLBB), hubungan antara posisi, kecepatan, percepatan dapat dituliskan sebagai,

$$p_k = p_{k-1} + v_{k-1}\Delta t + \frac{1}{2}a_{k-1}(\Delta t)^2$$

$$v_k = v_{k-1} + a_{k-1}\Delta t \tag{22}$$

$$a_k = a_{k-1}$$

dengan p adalah posisi, v merupakan kecepatan, dan a adalah percepatan, sedangkan k menunjukkan waktu.

Berdasarkan persamaan (22) matriks transisi state penapisan data sensor accelerometer pada sumbu- i , $i \in \{x, y, z\}$, dapat direpresentasikan dengan,

$$F_i = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{1}{2}(\Delta t)^2 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{23}$$

Matriks transisi untuk keseluruhan sistem direpresentasikan oleh,

$$F = \begin{bmatrix} A_x & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & A_y & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & A_z \end{bmatrix} \tag{24}$$

dengan 0_3 merupakan matriks nol 3×3 .

Error Covariance

Bagian penting lain dalam Kalman filter selain model adalah error covariance matrix (P) yang merupakan matriks yang merepresentasikan tingkat kepercayaan terhadap nilai peubah keadaan saat ini. Dengan mengasumsikan tingkat kepercayaan terhadap nilai peubah keadaan pada kondisi awal sangat kecil, nilai awal matriks P ditetapkan sebagai,

$$P = 0_{9 \times 9} \tag{25}$$

Matriks Pengukuran

Dalam penelitian ini vektor masukan z_k merupakan isyarat percepatan yang diukur accelerometer.

$$z_k = [a_x \quad a_y \quad a_z]^T. \tag{26}$$

Matriks pengukuran H yang disebut juga sebagai matriks observasi merupakan matriks yang digunakan untuk memetakan vektor masukan z_k dengan state saat ini guna menghitung kesalahan dalam estimasi state. Dalam memetakan vektor masukan z_k , vektor state ζ pada sumbu- i akan dikalikan dengan matriks,

$$H_i = [0 \quad 0 \quad 1]. \tag{27}$$

Matriks pengukuran H untuk sistem secara keseluruhan direpresentasikan oleh,

$$H = \begin{bmatrix} H_x & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{1 \times 3} & H_y & 0_{1 \times 3} \\ 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & H_z \end{bmatrix}. \tag{28}$$

Process Noise Covariance

Process noise covariance matrix Q merupakan matriks yang merepresentasikan seberapa besar noise yang ada pada sistem dan apakah noise tersebut saling mempengaruhi antara state yang satu dengan state yang lain. Menurut [14] process noise covariance matrix untuk tiap sumbu dapat ditentukan berdasarkan persamaan,

$$Q_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{20}q_i\Delta t^5 & \frac{1}{8}q_i\Delta t^4 & \frac{1}{6}q_i\Delta t^3 \\ \frac{1}{8}q_i\Delta t^4 & \frac{1}{3}q_i\Delta t^3 & \frac{1}{2}q_i\Delta t^2 \\ \frac{1}{6}q_i\Delta t^3 & \frac{1}{2}q_i\Delta t^2 & q_i\Delta t \end{bmatrix}. \tag{29}$$

Measurement Noise Covariance

Measurement noise covariance matrix R merepresentasikan distribusi noise pada masukan pengukuran yang diberikan oleh sensor. Matriks ini berhubungan langsung dengan kualitas suatu sensor. Nilai matriks R dapat ditentukan berdasarkan pengukuran noise pada sensor. Namun hal ini sulit dilakukan.

Karena tidak ada bentuk baku dalam penentuan matriks Q dan R , dalam penelitian ini penentuan matriks Q dan R dicoba dalam 3 bentuk. Bentuk yang pertama nilai q_i merupakan varian dari 30 data isyarat percepatan a_x dan a_y , serta R_x dan

R_y merupakan kovarian data isyarat percepatan a_x dan a_y . Bentuk yang kedua adalah ketika matriks $Q < R$. Bentuk yang terakhir ketika $Q > R$.

Definisi :

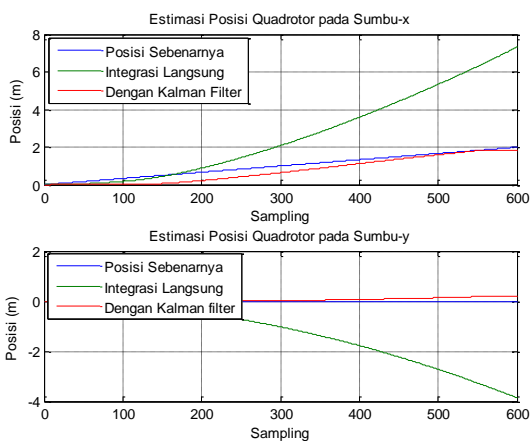
Matriks $Q > R$, jika $\sum_{i=1}^3 \sigma_i(A) > \sum_{i=1}^3 \sigma_i(B)$.

IV. HASIL DAN ANALISIS

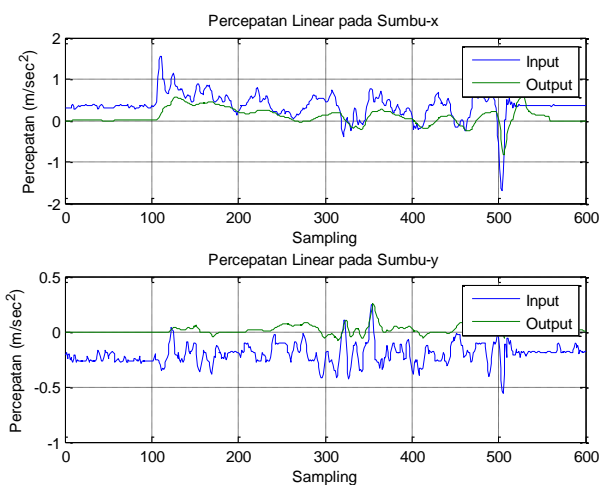
Pada bagian ini akan dilakukan pengamatan pengaruh perubahan matriks Q dan R terhadap hasil estimasi Kalman filter. Berikut merupakan hasil estimasi Kalman filter berdasar 3 bentuk matriks Q dan R yang telah ditetapkan sebelumnya. Pengujian ini dilakukan dengan cara menggerakkan quadrotor sejauh 2 meter searah sumbu- x .

A. $q_i = \text{varian}$, $R = \text{kovarian}$

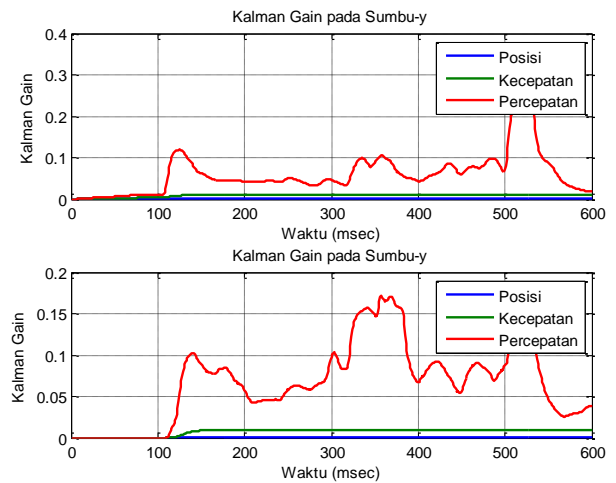
Hasil estimasi posisi dengan Kalman filter pada sumbu- x dan sumbu- y ketika q_i adalah varian dari 30 data pengukuran ditunjukkan oleh Gambar 3.



Gambar 3. Hasil estimasi posisi quadrotor Hasil penapisan percepatan linear quadrotor diberikan oleh Gambar 4.



Gambar 4. Hasil penapisan percepatan linear quadrotor. Gambar 5 memperlihatkan nilai Kalman gain yang dihasilkan.

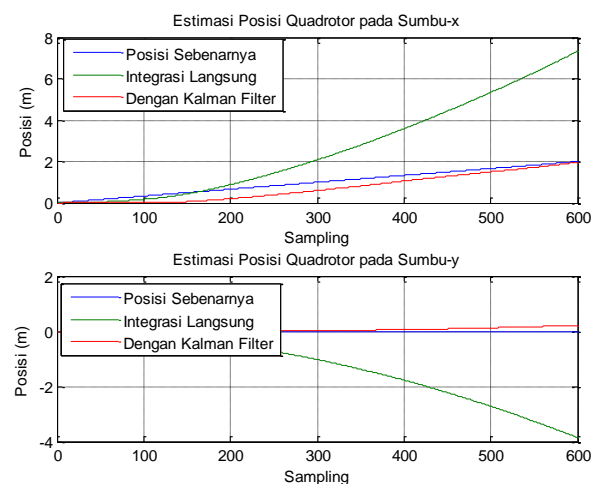


Gambar 5. Hasil perhitungan Kalman gain.

Berdasarkan Gambar 3. terlihat bahwa hasil estimasi posisi quadrotor pada sumbu- x ketika nilai q_i ditetapkan sebagai varian dari 30 data isyarat percepatan a_x dan a_y , serta R_x dan R_y merupakan kovarian data isyarat percepatan a_x dan a_y telah mendekati posisi sebenarnya, begitu juga dengan posisi pada sumbu- y . Ketika nilai matriks Q ditetapkan sebagai nilai varian 30 data pengukuran dan nilai R ditetapkan sebagai nilai kovarian data pengukuran, terlihat bahwa nilai Kalman gain yang ditunjukkan oleh Gambar 5. tidak pernah mencapai nilai konvergen. Ketika varian data pengukuran besar, nilai matriks Q juga ikut besar. Jika nilai matriks Q besar, estimasi Kalman filter akan bergantung pada hasil pengukuran.

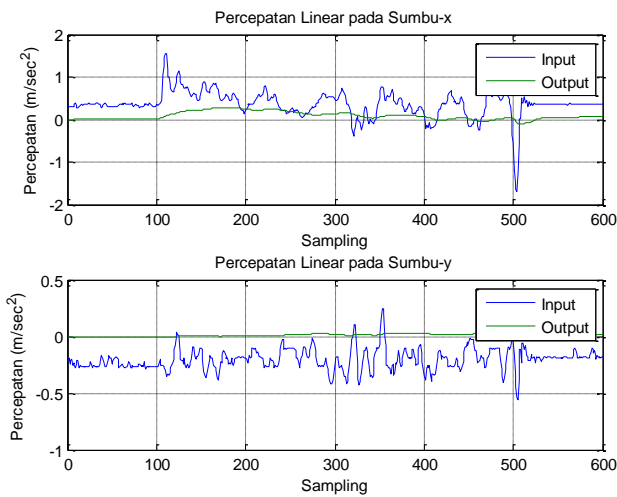
B. Matriks $Q < R$

Hasil estimasi posisi quadrotor saat nilai matriks Q lebih kecil dibandingkan dengan matriks R ditunjukkan oleh Gambar 6.



Gambar 6. Hasil estimasi posisi dengan $Q < R$

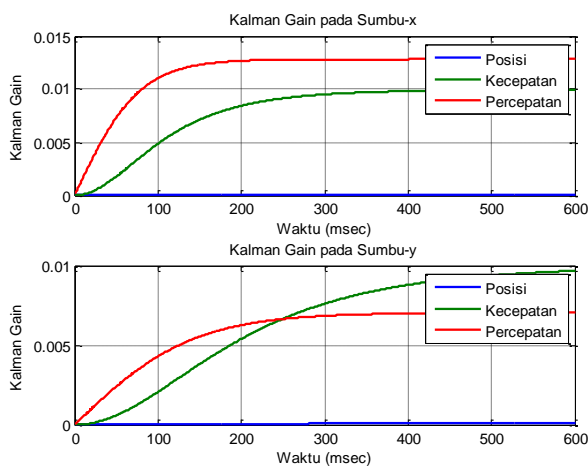
Gambar 7 menunjukkan hasil penapisan percepatan linear quadrotor.



Gambar 7. Hasil penapisan percepatan linear quadrotor dengan $Q < R$

Hasil estimasi posisi quadrotor yang diperlihatkan Gambar 6. menunjukkan ketika nilai Q lebih kecil dari nilai R telah mendekati 2 meter pada sumbu- x , begitu juga dengan estimasi posisi pada sumbu- y juga mendekati 0. Ketika *process noise* lebih kecil dari *measurement noise*, maka hasil estimasi Kalman filter tidak bergantung pada data pengukuran. Hal ini terlihat dari Gambar 8. Kalman gain yang dihasilkan yang kecil. Ketika *measurement noise* besar, Kalman filter akan lebih mempercayai hasil estimasi dan menggunakan *process noise* untuk mengoreksi hasil estimasi sebagaimana diperlihatkan oleh Gambar 7.

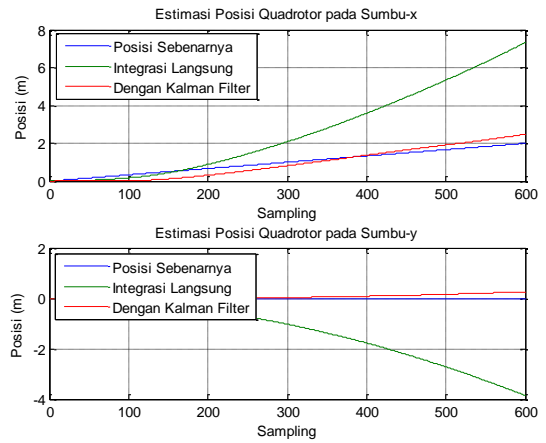
Berikut merupakan hasil perhitungan Kalman gain yang dihasilkan diperlihatkan oleh Gambar 8.



Gambar 8. Hasil perhitungan Kalman gain dengan $Q < R$.

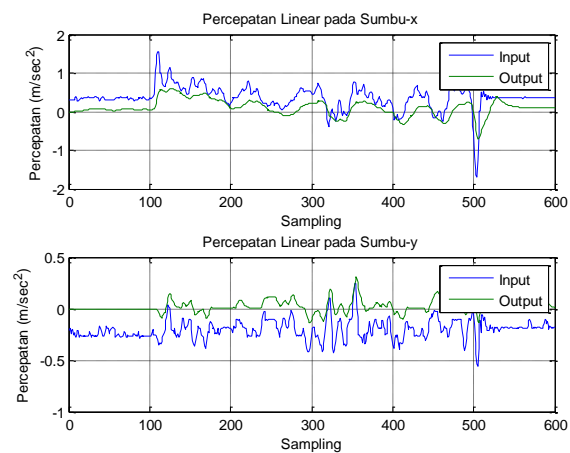
C. Matriks $Q > R$

Hasil estimasi posisi quadrotor saat nilai matriks Q lebih besar dibandingkan dengan matriks R ditunjukkan oleh Gambar 9.

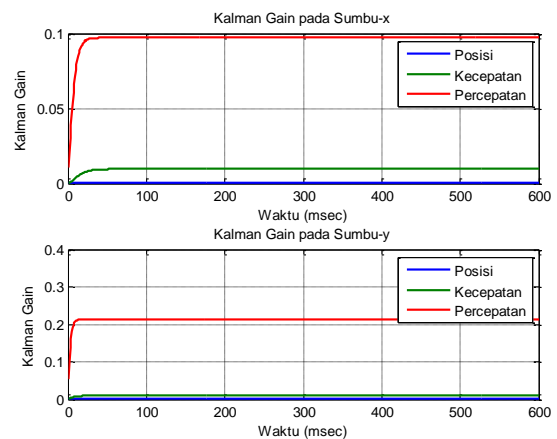


Gambar 9. Hasil estimasi posisi dengan $Q > R$

Gambar 10 menunjukkan hasil penapisan percepatan linear quadrotor.



Gambar 10. Hasil penapisan percepatan dengan $Q > R$ Hasil perhitungan Kalman gain diperlihatkan oleh Gambar 11.



Gambar 11. Perhitungan Kalman gain dengan $Q > R$

Hasil estimasi posisi quadrotor pada sumbu- x dan sumbu- y diperlihatkan oleh Gambar 9. Ketika *process noise* lebih besar dari *measurement noise*, maka data pengukuran akan berpengaruh besar pada hasil estimasi Kalman filter. Hal ini terlihat dari Kalman gain yang dihasilkan yang besar. Nilai

Kalman *gain* yang besar akan membuat proporsi data pengukuran pada hasil estimasi juga besar. Kalman *filter* akan lebih mempercayai data pengukuran dibandingkan dengan hasil estimasi *state*. Hasil estimasi Kalman *filter* dengan $Q > R$ diperlihatkan oleh Gambar 10.

Perbandingan hasil estimasi posisi quadrotor dengan menggunakan ketiga bentuk *process noise covariance matrix* dan *measurement noise covariance matrix* diberikan oleh Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan hasil estimasi Kalman *filter*.

	Posisi Akhir		Kesalahan akhir	
	x (m)	y (m)	x (m)	y (m)
Bentuk I	1,8544	0,1753	0,1456	0,1753
Bentuk II	1,9615	0,2109	0,0385	0,2109
Bentuk III	2,4722	0,2594	0,4722	0,2594

Berdasarkan Tabel 1. terlihat bahwa kesalahan akhir estimasi posisi pada sumbu- x yang paling kecil adalah ketika nilai matriks Q lebih kecil dari matriks R . Pada sumbu- y nilai q_i yang merupakan varian dari 30 data isyarat percepatan a_y dan R_y merupakan kovarian data isyarat percepatan a_y .

V. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini dicoba 3 bentuk matriks Q dan R pada estimasi posisi quadrotor dengan menggunakan Kalman *filter*. Pada posisi pada sumbu- x , hasil terbaik diberikan oleh bentuk kedua dimana matriks Q lebih kecil dibandingkan matriks R dengan akurasi sebesar 98%. Sedangkan pada posisi pada sumbu- y dengan besar kesalahan akhir sebesar 0,1753 m. Pada bentuk ini nilai q_i merupakan varian dari 30 data isyarat percepatan a_y dan R_y merupakan kovarian data isyarat percepatan a_y .

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Li, "Dynamic Analysis and PID Control for a Quadrotor," pp. 573–578, 2011.
- [2] D. H. Shim, H. J. Kim, and S. Sastry, "Control System Design for Rotorcraft-based Unmanned Aerial Vehicles using Time-domain System Identification," *Proc. 2000 IEEE Int. Conf. Control Appl.*, no. 2, pp. 808–813, 2000.
- [3] S. A. Quadri and O. Sidek, "Error and Noise Analysis in an IMU using Kalman Filter," *Int. J. Hybrid Inf. Technol.*, vol. 7, no. 3, pp. 39–48, 2014.
- [4] G. Pang and H. Liu, "Evaluation of a low-cost MEMS accelerometer for distance measurement," *J. Intell. Robot. Syst. Theory Appl.*, vol. 30, no. 3, pp. 249–265, 2001.
- [5] S. Colton, *The Balance Filter A Simple Solution for Integrating Accelerometer and Gyroscope Measurements for a Balancing Platform*. 2007.
- [6] D. Yue, X. Huang, and H. Tan, "INS/VNS Fusion Based on Unscented Particle Filter," *Int. Conf. Wavelet Anal. Pattern Recognit.*, pp. 151–156, 2007.
- [7] X. Ren and G. Xue, "Position Estimation for Manipulators Based on Multisensor Fusion," *31st Chinese Control Conf.*, pp. 5082–5087, 2012.
- [8] Y. Chen, S. Chang, and R. Yu, "Robust Estimation Design of MEMS-Based Integration Inertial Navigation Systems Chiung-Yau Huang," *IECON 2006 - 32nd Annu. Conf. IEEE Ind. Electron.*, pp. 3117–3122, 2006.
- [9] W. Lv and Y. Kang, "Fuzzy-Logic Based Adaptive Weighting Filter for Strap-Down Inertial Navigation Systems *," *IEEE 11th World Congr. Intell. Control Autom.*, pp. 2053–2059, 2014.
- [10] Q. Lin and H. P. E. Stem, "Analysis of a Correlation Filter for Thermal Noise Reduction in a MEMS Gyroscope," 2002.
- [11] P. Corke, *Robotics, Vision and Control*, vol. 73. Berlin: Springer, 2011.
- [12] J. J. Engel, "Autonomous Camera-Based Navigation of a Quadrotor," DER TECHNISCHE UNIVERSITÄT MU" NCHEN, 2011.
- [13] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," Chapel Hill: University of North Carolina, 2006, pp. 1–16.
- [14] C. Chiu, "Error Reduction Techniques for a MEMS Accelerometer-based Digital Input Device," The Chinese University of Hong Kong, 2008.