

## ATTITUDE ESTIMATION FOR QUADROTOR BASED ON IMU WITH KALMAN-FILTER

Lasmadi Lasmadi

Departemen Teknik Elektro  
Sekolah Tinggi Teknologi Adisutjipto  
Jl. Janti, Blok R, Lanud Adisutjipto, Yogyakarta  
E-mail: lasmadi3@gmail.com

### Abstract

*Improved a quadrotor technology that is capable of fast maneuvering requires accurate attitude estimation or navigation to maintain a quadrotor stability. The GPS can provide position measurements with an accuracy of several meters, but cannot provide orientation information directly. This study aims to design a quadrotor attitude navigation system based on IMU sensors on AR Drone 2.0 with a Kalman filter using the equation of state space model. The system model was developed using the Matlab software. The Kalman filter is designed as an estimator to reduce noise on the sensor so that it can improve measurement accuracy. The test results showed that the system model can be used to estimated the orientation angle and shift of the quadrotor, while the Kalman filter that designed can reduce noise in the sensor data. At the time of tested, the system provided the measurement accuracy of above 90% when tested indoor.*

*Keywords: Kalman-filter, IMU, Navigasi, Quadrotor, State-space.*

### 1. Pengantar

Baru-baru ini, quadrotor yang merupakan salah satu jenis *unmanned aerial vehicle* (UAV) menjadi populer dan mendapatkan perhatian yang meningkat dari para peneliti dan *hobbyist* dalam *aeromodeling*. Beberapa faktor yang berkontribusi pada popularitasnya adalah keandalannya dalam manuver, tidak membutuhkan tempat luas untuk mendarat, dapat dengan aman berada di dalam ruangan, dan aplikasinya sangat luas.

Navigasi *attitude* merupakan masalah penting pada quadrotor dan UAV secara umum. Estimasi sikap (*attitude*) yang merupakan bagian dari sistem navigasi pada quadrotor secara khusus penting untuk menjaga kestabilan quadrotor di lingkungan *indoor* yang kompleks [1]. Sistem navigasi sikap yang akurat dapat menggunakan giroskop mekanik. Namun, giroskop mekanik tidak bisa memberikan informasi berupa data pengukuran. Penggunaan *global positioning systems* (GPS) dapat memberikan pengukuran posisi yang akurat [2], namun memiliki keterbatasan dalam lingkungan tertentu yang menyebabkan terputusnya sinyal, seperti di dalam gedung, lingkungan urban, dan di bawah air.

Pada umumnya, quadrotor dan UAV memiliki keterbatasan sumber daya baterai. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan sistem navigasi inersia menggunakan sensor *inertial measurement unit* (IMU) berbasis teknologi *micro-electro mechanical systems* (MEMS) yang memiliki bentuk kecil, ringan, dan konsumsi daya rendah [3]. Namun, MEMS memiliki derau yang besar, akurasinya rendah, *bias error* dan tidak memberikan data estimasi sikap secara langsung [4].

Penelitian yang dilakukan oleh Shen dkk. [5] telah menggunakan *scanning laser range finder* (LRF) untuk estimasi posisi dan orientasi sebuah quadrotor. Penelitian tersebut menggunakan metode SLAM dan Kalman filter. Penggunaan LRF sebagai sistem navigasi

juga telah dilakukan oleh Bry dkk. [6] yang diterapkan pada UAV *fixed-wing*. Dalam penelitian tersebut, digunakan sensor *planar* LRF dan IMU menggunakan algoritme *Gaussian Particle Filter* (GPF). Perancangan sistem navigasi dengan multi sensor dapat ditemukan dalam [7] yang menggunakan sensor LRF, *optical flow camera*, IMU, dan barometer untuk navigasi wahana dalam ruangan. Menurut Goh dkk. [2], semakin banyak penggunaan sensor akan menambah beban komputasi.

Kalman filter telah menjadi subjek aplikasi dan penelitian yang luas, terutama di navigasi otonom dan navigasi terpandu. Kalman filter dapat berfungsi untuk meminimalkan varian kesalahan dari estimasi pengukuran. Kebutuhan komputasi yang kecil, sifat rekursif, dan sebagai estimator optimal adalah keberhasilan besar dari Kalman filter [8]. Dengan mempertimbangkan kelebihan yang dimiliki, algoritme Kalman filter dapat digunakan sebagai estimator data navigasi.

Dalam penelitian ini, kita menyajikan pengembangan sistem navigasi sikap quadrotor berbasis sensor IMU dengan metode Kalman filter dalam model *state space*. Navigasi sikap dalam kasus ini berupa estimasi sudut *roll*, *pitch*, *yaw* ketika quadrotor sedang melakukan gerak rotasi/orientasi. Algoritme Kalman filter dipilih karena mempertimbangkan kelebihan yang dimiliki. Algoritme dikembangkan menggunakan perangkat lunak Matlab untuk menguji model yang telah dirancang. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan sistem navigasi orientasi berbasis IMU untuk estimasi orientasi quadrotor. Pada penelitian selanjutnya, model akan dikembangkan untuk estimasi pergeseran translasi quadrotor berbasis IMU.

## 2. Metodologi Penelitian

### 2.1 Quadrotor AR Drone 2.0

Dalam penelitian ini, digunakan quadrotor AR Drone 2.0 tipe X sebagai objek penelitian. Dalam aplikasinya, quadrotor AR Drone 2.0 didukung oleh hotspot wi-fi sehingga kontrol fisik quadrotor dapat dilakukan dengan ponsel pintar atau tablet maupun laptop. Pembacaan data sensor IMU (accelerometer, gyroscope, magnetometer) pada AR Drone dilakukan saat quadrotor terhubung dengan laptop melalui jaringan wi-fi. Kemudian, data diolah secara *offline* menggunakan Matlab. Gambar 1 menunjukkan quadrotor AR Drone 2.0, sedangkan spesifikasi perangkat elektronis (*electronic assistance*) ditunjukkan pada Tabel 1.



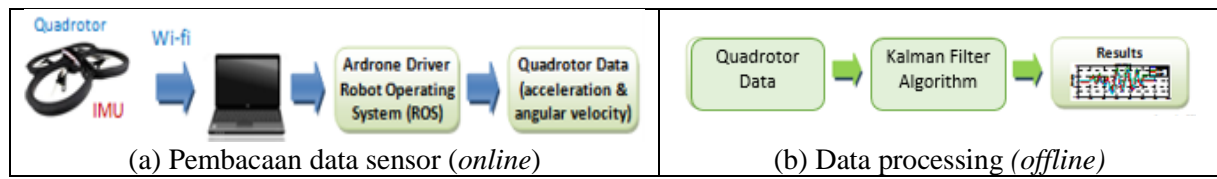
Gambar 1. Quadrotor.

Tabel 1. Spesifikasi Perangkat Elektronis Quadrotor.  
(Sumber: <http://www.parrot.com/global/drones/parrot-ardrone-20-power-edition#technical>)

Processor	ARM Cortex A8 1 GHz 32-bit processor with DSP video 800 MHz TMS320DMC64x
OS	Linux 2.6.32
RAM	DDR2 1 GB at 200 MHz
USB	High-speed USB 2.0 for extensions
Wi-Fi	b g n
Gyroscope	3 axles, accuracy of 2,000°/second
Accelerometer	3 axles, accuracy of +/- 50 mg
Magnetometer	3 axles, accuracy of 6°
Pressure sensor	Accuracy of +/- 10 Pa
Altitude ultrasound sensor	Measures altitude
Vertical camera	QVGA 60 FPS to measure the ground speed

## 2.2 Pengolahan Data Sensor IMU

Pembacaan data sensor IMU pada AR Drone dilakukan pada saat quadrotor terhubung dengan laptop melalui jaringan wi-fi. Sebelumnya, program *Robot Operating System* (<http://www.ros.org/>) harus di-*install* di laptop pada sistem operasi Linux Ubuntu. Quadrotor digerakkan menggunakan tangan untuk mendapatkan data gerakan orientasi maupun translasi. Pada saat quadrotor digerakkan, data dibaca di laptop. Untuk memulai dan mengakhiri proses pembacaan data, digunakan tombol tertentu pada keyboard. Dengan menggunakan bahasa C, data pembacaan sensor pada ROS disimpan ke dalam format xls. Kemudian, data diolah secara *offline* menggunakan Matlab. Skema pembacaan data dengan laptop dari quadrotor dan pengolahan data dapat ditunjukkan pada blok diagram Gambar 2.



Gambar 2. Skema *set-up* pembacaan data sensor dan pemrosesan data.

## 2.3 Matrik Transformasi

Sinyal data yang terukur oleh sensor adalah dalam koordinat bodi (*body frame*). Untuk mengubah data pengukuran dari koordinat bodi ke koordinat navigasi digunakan matriks transformasi sebagaimana persamaan (1) [9].

$$a_{W_i} = {}^W_B R [a_{B_i}],$$

$${}^W_B R = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\theta s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

dengan,  $a_{W_i} = [a_{W_x} \ a_{W_y} \ a_{W_z}]^T$  dan  $a_{B_i} = [a_{B_x} \ a_{B_y} \ a_{B_z}]^T$ .

Matriks transformasi  ${}^W_B R$  digunakan untuk mengkonversi dari koordinat bodi (sensor) ke koordinat global,  $a_{B_i}$  adalah percepatan dalam koordinat bodi,  $a_{W_i}$  adalah percepatan dalam koordinat global, dengan  $i$  adalah indeks aksis ( $i \in \{x, y, z\}$ ),  $c$  mewakili kosinus,  $s$  mewakili sinus,  $\theta$  adalah sudut *roll*,  $\phi$  adalah sudut *pitch* dan  $\psi$  adalah sudut *yaw*.

## 2.4 Perancangan Kalman Filter dengan *State Space*

Kalman filter dirancang sebagai estimator sudut dan posisi pergerakan quadrotor dari data pengukuran sensor giroskop. Dalam perancangan Kalman filter sebagai estimator parameter, dibutuhkan pengetahuan dinamika sistem. Untuk menghitung sudut orientasi, dapat diturunkan dari kecepatan angular ( $\omega$ ) menggunakan persamaan (2) dan (3).

$$\Omega_k = \Omega_{k-1} + (\omega_{k-1} - g_{bk-1})T \quad (2)$$

$$g_{bk} = g_{bk-1} \quad (3)$$

dengan  $\Omega$  notasi sudut,  $\omega$  sebagai kecepatan angular,  $g_b$  sebagai bias giroskop dan  $T$  adalah periode sampling. Informasi dari giroskop dapat dipengaruhi oleh kesalahan tegangan bias,

sehingga perlu diperhitungkan dalam persamaan dinamika sistem untuk mengoreksi nilai kecepatan angular.

Dalam merancang model *state space* untuk sensor giroskop, vektor state  $X$  ditentukan sebagai berikut.

$$X_k = [\theta \ \dot{\theta} \ \phi \ \dot{\phi} \ \varphi \ \dot{\varphi}]^T \tag{4}$$

dengan  $\dot{\theta}$  adalah kecepatan angular di aksis-x,  $\dot{\phi}$  adalah kecepatan angular di aksis-y dan  $\dot{\varphi}$  adalah kecepatan angular di aksis-z pada koordinat sensor.

Algoritme Kalman filter mengasumsikan bahwa keadaan suatu sistem pada waktu  $k$  berevolusi dari keadaan sebelumnya pada waktu  $k-1$  sesuai dengan persamaan (5) [8].

$$X_k = A_i x_{k-1} + B_i u_k + w_k \tag{5}$$

dengan  $X_k$  adalah vektor *state*,  $u_k$  adalah vektor input kontrol dalam hal ini kecepatan angular,  $A_i$  adalah matriks transisi *state* setiap parameter pada waktu  $k-1$  yang mempengaruhi *state* sistem pada waktu  $k$ ,  $B_i$  adalah matriks input kontrol, dan  $w_k$  adalah vektor yang berisi derau proses untuk setiap parameter dalam vektor *state*. Derau proses diasumsikan terdistribusi normal rata-rata nol dengan kovarian yang diberikan oleh matriks kovarian  $Q_k$ .

Bila  $T$  adalah waktu *sampling* data setiap aksis pada sensor, matrik  $A$ ,  $B$ ,  $Q$ , dapat dapat dimodelkan dalam *state space* sebagai berikut.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} T \\ 0 \\ T \\ 0 \\ T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix},$$

dengan  $\lambda$  adalah parameter tuning.

Untuk mendapatkan estimasi state atau variabel output pengukuran dari sistem, dapat dilakukan dengan model persamaan (6) [8],

$$z_k = C_i x_k + \delta_k, \tag{6}$$

dengan  $z_k$  adalah vektor pengukuran,  $C_i$  adalah matriks transisi,  $\delta_k$  adalah vektor yang berisi derau pengukuran untuk setiap pengamatan dalam vektor pengukuran. Sebagaimana derau proses, derau pengukuran diasumsikan terdistribusi normal rata-rata nol dengan kovarian yang diberikan oleh matriks  $R_k$ . Matriks  $C$  dan  $R$  ditentukan sebagai berikut.

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad R = cov \begin{bmatrix} \omega_x & 0 & 0 \\ 0 & \omega_y & 0 \\ 0 & 0 & \omega_z \end{bmatrix}.$$

## 2.5 Perhitungan Nilai Kesalahan dan Akurasi

Nilai kesalahan (*error*) menunjukkan nilai perbedaan dengan nilai sebenarnya (referensi) yang dihitung dengan rumus:

$$E = \frac{|Ref - P_o|}{Ref} \quad (13)$$

dengan Ref adalah nilai referensi dan  $P_o$  adalah nilai hasil pengukuran.

Akurasi merupakan nilai yang dinyatakan dalam persen (%) yang menunjukkan akurasi algoritme yang digunakan. Dalam kasus ini, nilai akurasi dihitung dengan rumus:

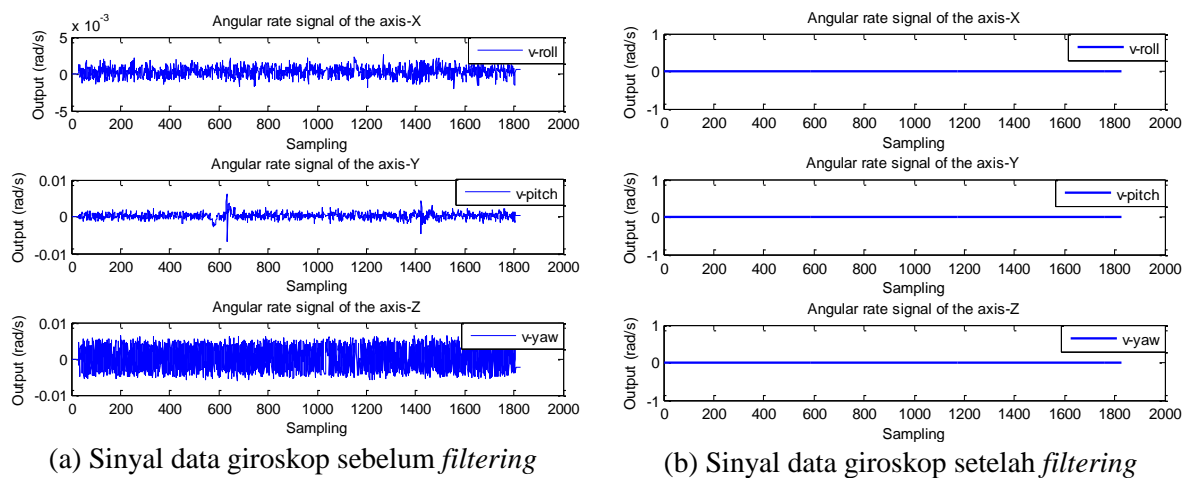
$$Akurasi = (1 - E) \times 100, \quad (14)$$

dimana,  $E$  dihitung berdasarkan Persamaan (13).

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Pengujian Keadaan Stasioner

Pengujian keadaan stasioner dilakukan pada sensor ketika quadrotor pada kondisi statis, dimana posisi  $(x,y,z) = (0,0,0)$  m dan sudut orientasi ditetapkan sebagai  $(roll,pitch,yaw) = (0,0,0)$  rad. Pada keadaan stasioner, idealnya, sinyal data dari sensor giroskop akan menunjukkan nol. Dengan menerapkan metode kompensasi dan Kalman filter sebagaimana yang dilakukan pada [10], hasil pengujian sensor giroskop saat kondisi stasioner dapat ditunjukkan pada Gambar 3.



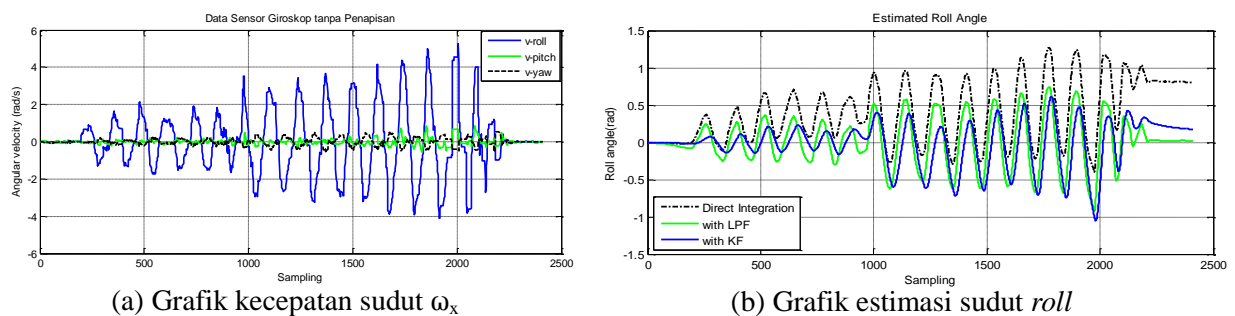
Gambar 3. Sinyal data giroskop pada kondisi statis.

Gambar 3(a) menunjukkan sinyal data giroskop sebelum dari aksis- $x,y,z$  ketika quadrotor pada kondisi statis. Paku-paku (*spikes*) pada sinyal menunjukkan bahwa sinyal berderau akibat gaya, dinamika sensor, dan lain-lain. Gambar 3(b) menunjukkan sinyal data giroskop setelah penapisan dan kompensasi. Idealnya, pada kondisi statis, amplitudo sinyal adalah nol. Sebagaimana dapat dilihat pada Gambar 3(b), *spike noise* telah dihilangkan dari sinyal. Ini menunjukkan bahwa algoritme mampu menghilangkan derau (*noise*) sinyal pada kondisi stasioner.

### 3.2 Estimasi Sudut Orientasi

Data yang diperoleh dari sensor giroskop berupa data kecepatan sudut. Dengan metode Kalman filter, data kecepatan sudut digunakan untuk mendapatkan estimasi sudut orientasi atau rotasi. Estimasi sudut *roll* ( $\phi$ ) didapatkan dari data kecepatan sudut pada aksis-x dan estimasi sudut *pitch* ( $\theta$ ) didapatkan dari data kecepatan sudut pada aksis-y. Sedangkan estimasi sudut *yaw* ( $\psi$ ) didapatkan dari data kecepatan sudut pada aksis-z. Untuk mendapatkan data kecepatan sudut, quadrotor diputar (digoyangkan) pada aksis yang bersangkutan. Pengambilan data dilakukan selama kurang lebih dua menit.

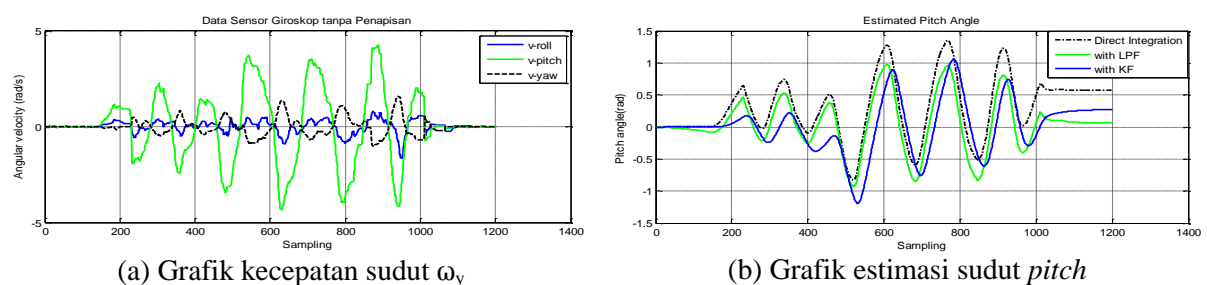
Pengujian estimasi sudut *roll* ( $\phi$ ) dilakukan dengan memutar rangka quadrotor terhadap aksis-x dengan sudut bervariasi. Hasil pengujian estimasi sudut *roll* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik hasil pengujian estimasi sudut *roll*.

Gambar 4(a) menunjukkan grafik kecepatan sudut (rad) saat rangka diputar pada aksis-x, sedangkan kecepatan sudut terhadap aksis-y dan aksis-z idealnya mendekati nol karena pengaruh gaya terbesar ada di aksis-x. Gambar 4(b) menunjukkan grafik hasil estimasi sudut *roll* berdasarkan data kecepatan sudut pada Gambar 4(a). Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil estimasi menggunakan metode LPF (*Low Pass Filter*), metode KF (*Kalman Filter*), serta metode integral langsung. Berdasarkan grafik, KF yang dirancang mampu memberikan respon lebih cepat dibanding LPF dan integrasi langsung.

Pengujian estimasi sudut *pitch* ( $\theta$ ) dilakukan dengan memutar rangka quadrotor terhadap aksis-y dengan sudut bervariasi. Hasil pengujian estimasi sudut *pitch* dapat ditunjukkan pada Gambar 5.

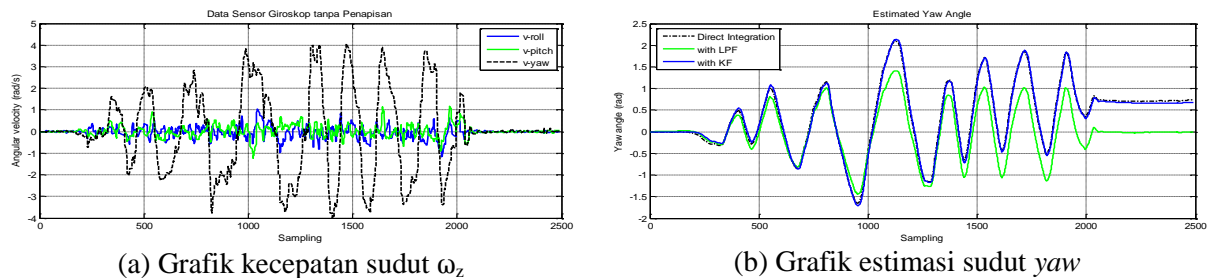


Gambar 5. Grafik hasil pengujian estimasi sudut *pitch*.

Gambar 5(a) menunjukkan grafik kecepatan sudut (rad) saat rangka diputar pada aksis-y, sedangkan kecepatan sudut terhadap aksis-x dan aksis-z idealnya mendekati nol karena pengaruh gaya terbesar ada di aksis-y. Gambar 5(b) menunjukkan grafik hasil estimasi sudut *pitch* berdasarkan data kecepatan sudut pada Gambar 5(a). Bila dibandingkan dengan metode LPF dan integral langsung, metode KF untuk estimasi sudut *pitch* mampu

memberikan respon lebih cepat dibanding LPF dan integrasi langsung.

Pengujian estimasi sudut  $yaw$  ( $\psi$ ) dilakukan dengan memutar rangka quadrotor terhadap aksis-z dengan sudut bervariasi. Hasil pengujian estimasi sudut  $pitch$  dapat ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik hasil pengujian estmasi sudut  $yaw$ .

Gambar 6(a) menunjukkan grafik kecepatan sudut (rad) saat rangka diputar pada aksis-z, sedangkan kecepatan sudut terhadap aksis-x dan aksis-y idealnya mendekati nol karena pengaruh gaya terbesar ada di aksis-z. Gambar 6(b) menunjukkan grafik hasil estimasi sudut  $yaw$  berdasarkan data kecepatan sudut pada Gambar 6(a). Bila dibandingkan dengan metode LPF dan integral langsung, metode KF untuk estimasi sudut  $yaw$  mampu memberikan respon lebih cepat dibanding LPF dan integrasi langsung.

Hasil pengujian dengan memutar rangka quadrotor terhadap aksis-x, aksis-y, dan aksis-z masing-masing dengan sudut  $45^\circ$  (0,7854 rad) terhadap garis horisontal dapat ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi sudut  $roll$ ,  $pitch$ , dan  $yaw$ .

No.	Sudut	Ref. (rad)	Estimasi (rad)		Kesalahan (rad)		Akurasi (%)	
			LPF	KF	LPF	KF	LPF	KF
1	Roll	0,7854	0,7441	0,7705	0,0413	0,0149	94,74	98,10
2	Pitch	0,7854	0,7974	0,7829	0,0120	0,0025	98,47	99,68
3	Yaw	0,7854	0,8051	0,76	0,0197	0,0254	97,49	96,77

Pada Tabel 1, kolom Sudut menunjukkan besar sudut orientasi yang diujikan (RPY), kolom Ref. (referensi) adalah sudut acuan dan kolom Estimasi menunjukkan hasil estimasi dengan algoritme. Kolom Kesalahan menunjukkan nilai perbedaan dengan referensi yang dihitung menggunakan Persamaan (13) dan kolom akurasi menunjukkan akurasi algoritme yang dihitung menggunakan Persamaan (14). Berdasarkan hasil pengujian, sebagaimana ditunjukkan dalam Tabel 1, pengujian dengan metode KF menghasilkan akurasi estimasi 98,10% untuk  $roll$ , 99,68% untuk  $pitch$ , dan 96,77% untuk  $yaw$ .

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, Kalman filter yang dirancang mampu mengurangi derau pada sinyal data sensor IMU. Algoritme dapat memberikan estimasi sudut orientasi  $roll$ ,  $pitch$ ,  $yaw$  dengan akurasi yang dapat diterima setidaknya untuk waktu yang singkat. Berdasarkan eksperimen, sistem dapat memberikan akurasi estimasi sudut sekitar 95%. Selain itu, Kalman filter dapat memberikan respon yang lebih cepat dibandingkan metode LPF dan integral langsung. Sejauh ini, algoritme diujikan secara *off-line*, untuk aplikasi secara *real-time*, algoritme ini dapat memiliki beberapa keterbatasan.

**Daftar Pustaka**

- [1] B. J. Emran, M. Al-omari, M. F. Abdel-hafez, and M. A. Jaradat, (2014), "A Cascaded Approach for Quadrotor's Attitude Estimation," in *Procedia Technology*, , vol. 15, no. 971, pp. 268–277.
- [2] S. T. Goh, O. Abdelkhalik, and S. A. R. Zekavat, (2013), "A Weighted Measurement Fusion Kalman Filter implementation for UAV navigation," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 28, pp. 315–323.
- [3] J. D. Barton, "Fundamentals of Small Unmanned Aircraft Flight, (2012), " *John Hopkins APL Tech. Dig.*, vol. 31, no. 2, pp. 132–149.
- [4] B. Kada, K. Munawar, M. . Shaikh, and M. Hussaini, (2016), "UAV Attitude Estimaton Using Nonlinear Filtering and Low-Cost MEMS Sensor," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 21, pp. 521–528.
- [5] S. Shen, N. Michael, and V. Kumar, (2011), "Autonomous Multi-Floor Indoor Navigation with a Computationally Constrained MAV," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 20–25.
- [6] A. Bry, A. Bachrach, and N. Roy, (2012), "State Estimation for Aggressive Flight in GPS-Denied Environments Using Onboard Sensing," in *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1–8.
- [7] W. Fei, C. Ben-mei, and L. E. E. T. H, (2013), "A Comprehensive UAV Indoor Navigation System Based on Vision Optical Flow and Laser FastSLAM," *Acta Autom. Sin.*, vol. 39, no. 11, pp. 1889–1899.
- [8] R. Faragher, (2012), "Understanding the Basis of the Kalman Filter Via a Simple and Intuitive Derivation," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 29, no. September, pp. 128–132.
- [9] K. D. Sebesta and N. Boizot, (2014), "A Real-Time Adaptive High-Gain EKF , Applied to a Quadcopter Inertial Navigation System," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 61, no. 1, pp. 495–503.
- [10] L. Lasmadi, A. Cahyadi, S. Herdjunto, and R. Hidayat, (2017), "Inertial Navigation for Quadrotor Using Kalman Filter with Drift Compensation," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 7, no. 5, pp. 2596–2604.