

## Koreksi Sudut *Attitude Quadrotor* pada saat Dinamis dengan Mengubah Bobot Data Sensor pada Kalman Filter

Lasmadi<sup>1</sup>, Muhammad Ali Dakir<sup>2</sup>, Freddy Kurniawan<sup>3\*</sup>, Sudarmanto<sup>4</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Elektro, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Teknik Mesin, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto, Indonesia

### Article Info

#### Article history:

Submitted December 28, 2022

Accepted February 16, 2023

Published February 16, 2023

#### Keywords:

Koreksi sudut *Attitude*,  
Kalman filter,  
bobot data sensor,  
kovarian derau pengukuran,  
varian data percepatan.

*Attitude correction*,  
*Kalman filter*,  
*sensor data weights*,  
*measurement noise*  
*covariance*,  
*acceleration data variance*.

### ABSTRACT

Penggunaan *data fusion* menggunakan Kalman filter untuk menggabungkan data dari giroskop dan akselerometer dalam rangka menentukan sudut *attitude* pada *quadrotor* tidak selamanya menghasilkan data yang akurat. Sensor akselerometer tidak dapat menentukan data percepatan secara akurat pada saat kondisi dinamis, sementara itu nilai sudut hasil propagasi dari data giroskop mempunyai akumulasi galat yang semakin tinggi dengan berjalannya waktu. Untuk itu, pada penelitian ini digunakan Kalman filter yang dapat memberikan bobot yang lebih besar pada data giroskop saat *quadrotor* dalam kondisi dinamis. Metode yang digunakan adalah dengan menaikkan nilai matriks kovarian derau pengukuran pada saat kondisi dinamis. Penentuan kondisi dinamis dilakukan dengan membandingkan nilai varian data percepatan dengan nilai ambang batas. Dari hasil penelitian, metode ini terbukti dapat menurunkan galat sudut *roll* dari 9,3052 % menjadi 0,0635 % dan sudut *pitch* dari 0,0021 % menjadi 0,0015 %.

*The use of data fusion using the Kalman filter to combine data from the gyroscope and accelerometer in order to determine the attitude angle of the quadrotor does not always produce accurate data. The accelerometer can not accurately determine the acceleration when it is in dynamic condition, meanwhile the angle values propagated from the gyroscope data have a higher accumulation of errors with time. In this study, we use a Kalman filter which can give greater weight to the gyroscope data when the Quadrotor is in dynamic conditions by increasing the measurement noise covariance matrix under dynamic conditions. Determination of dynamic conditions is carried out by comparing the acceleration data variant with the threshold. From the research results, this method is proven to reduce roll angle error from 9.3052% to 0.0635% and pitch angle from 0.0021% to 0.0015%.*



### Corresponding Author:

Freddy Kurniawan

Program Studi Teknik Elektro, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto

Jl. Janti, Blok R, Lanud Adisutjipto, Yogyakarta

Email: \*freddykurniawan@itda.ac.id

## 1. PENDAHULUAN

Pada sistem navigasi pesawat terbang, *Attitude and Heading Reference System* (AHRS) biasanya terintegrasi dengan *Electronic Flight Instrument Systems* (EFIS) untuk membentuk tampilan parameter navigasi penerbangan utama, yang mana informasi dan visualisasi tersebut sangatlah penting dalam kondisi-kondisi tertentu sebagai alat bantu navigasi penerbangan. Perbedaan utama antara unit pengukuran inersia dan AHRS adalah penambahan sistem pemrosesan *on-board* dalam AHRS, yang menyediakan informasi sikap dan arah. Ini berbeda dengan IMU, di mana hanya mengirimkan data sensor ke perangkat tambahan yang menghitung *attitude* (sikap) dan arah [1].

Sistem navigasi tersebut juga sudah mulai banyak diterapkan pada pesawat tanpa awak termasuk *quadrotor* [2]. Pada *quadrotor*, sensor IMU (*Inertial Measurement Unit*) diperlukan sebagai penentu *attitude* dan *heading quadrotor* tersebut. Penggunaan sensor akselerometer dan giroskop pada IMU digabungkan untuk menghasilkan data orientasi *attitude quadrotor* tersebut, sedangkan sensor magnetometer diperlukan *quadrotor* untuk menentukan *heading*. Beberapa *quadrotor* juga dilengkapi dengan sensor GPS (*Global Positioning System*) yang berfungsi sebagai penentu lokasi *quadrotor* tersebut, di mana sensor ini biasanya diperlukan jika

*quadrotor* dikendalikan secara jarak jauh atau memiliki fungsi *autopilot* yang dapat menuju suatu koordinat bumi secara otomatis [3].

Sandi, dkk. [4] sebelumnya telah melakukan penelitian yang berjudul “Estimasi Sudut Orientasi *Rigid Body* dengan Menggunakan Sensor IMU dan Magnetometer”. Pada penelitian ini, dilakukan perancangan dan pembuatan instrumentasi tampilan orientasi suatu benda kaku dengan menggunakan sensor IMU dan sensor magnetometer. Metode Kalman filter digunakan untuk mengurangi derau. Kalman filter berhasil mengurangi derau pada sikap *roll* hingga 99,2%, pada sikap *pitch* hingga 99,5% dan pada sikap *yaw* 98,6%. Pada beberapa penelitian lain, Kalman filter telah banyak digunakan karena mempunyai komputasi relatif ringan dan kemampuan yang baik dalam menangani derau [3][5][6][7]. Perhitungan menggunakan Kalman filter digunakan untuk menapis derau pada serangkaian pengukuran dan mengestimasi orientasi. Dalam proses perhitungan sudut orientasi, dilakukan penggabungan data dengan mempropagasikan data kecepatan sudut dari sensor giroskop menjadi data prediksi orientasi. Hasil perhitungan data sensor giroskop dikoreksi dengan data sudut orientasi hasil perhitungan dari data percepatan [8]. Sementara itu, Avisena, dkk. [9] telah mengaplikasikan algoritma *Zero Acceleration Compensation (ZAC)* untuk memberi kompensasi hasil perhitungan orientasi dari data sensor akselerometer. Dengan menggunakan algoritma ZAC sudut *attitude* yang dihasilkan menjadi lebih akurat.

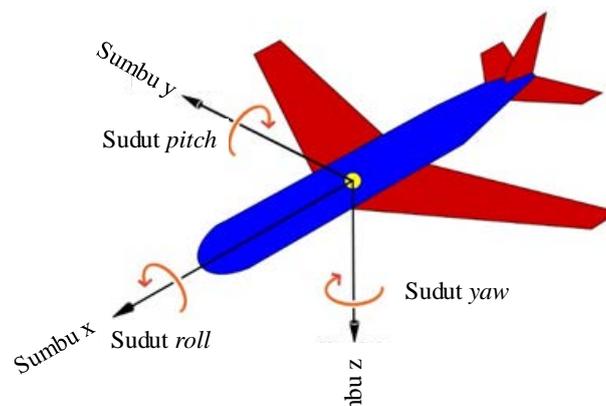
Sementara itu, sensor IMU dan magnetometer masing-masing memiliki kelebihan dan kelemahan yang berbeda. Sensor akselerometer tidak dapat membedakan antara percepatan yang disebabkan oleh gerakan dan percepatan yang disebabkan oleh gravitasi. Sementara itu, data percepatan sudut keluaran giroskop akan mempunyai galat akumulasi yang cukup besar sehingga akan menyebabkan data sudut orientasi menjadi tidak akurat lagi [10]. Untuk itu, perlu dibuat algoritma yang mengubah bobot data sensor akselerometer dan giroskop agar Kalman filter dapat menentukan saat-saat yang tepat di mana lebih banyak menggunakan data dari sensor akselerometer dan pada saat lain lebih banyak menggunakan data dari sensor giroskop. Pada penelitian ini, perubahan nilai bobot data dari kedua sensor ini dilakukan dengan mengubah nilai matriks kovarian derau pengukuran. Tujuan dari penggunaan metode ini adalah untuk mendapatkan nilai sudut orientasi yang lebih akurat untuk berbagai macam kondisi.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Sudut Orientasi

Sudut orientasi merupakan besarnya sudut antara perpindahan suatu benda terhadap sudut referensi dari benda tersebut. Sudut orientasi suatu benda dapat direpresentasikan dalam *Euler Angle* atau disebut juga dengan sudut orientasi *roll*, *pitch*, dan *yaw*. Kerangka acuan sudut orientasi adalah bumi dengan Utara-Selatan untuk sumbu *x*, Timur-Barat untuk sumbu *y*, dan Tanah-Langit untuk sumbu *z* [11]. Sudut orientasi benda dapat diukur menggunakan sensor giroskop, akselerometer, dan magnetometer. Sensor tersebut mengukur sudut orientasi dengan karakteristik yang berbeda-beda. Sensor giroskop memiliki karakteristik yang baik ketika benda bergerak atau dalam kondisi dinamis, sedangkan sensor akselerometer dan magnetometer justru lebih baik ketika kondisi stasioner [12]. Definisi stasioner dalam penelitian ini adalah keadaan di mana benda dalam keadaan tidak mengalami percepatan, yaitu dalam kondisi diam atau bergerak dalam kecepatan konstan.

Data dari sensor giroskop dapat digunakan untuk menghitung sudut orientasi *roll*, *pitch*, dan *yaw* sedangkan akselerometer hanya mampu mengukur sudut *roll* dan *pitch*. Sensor akselerometer harus digabung dengan magnetometer untuk mendapatkan sudut *yaw*. Sensor akselerometer adalah instrumen yang dapat digunakan untuk mengukur kemiringan yang diakibatkan oleh percepatan yang ditimbulkan karena adanya gaya gravitasi (inklinasi). Sensor magnetometer 3 aksis untuk membaca medan magnet bumi yang bekerja pada sebuah benda sebagai  $m_x$ ,  $m_y$  dan  $m_z$ . Ilustrasi sudut gerakan *roll*, *pitch* dan *yaw* pesawat terbang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Gerakan pesawat untuk membentuk sudut *roll*, *pitch*, *yaw* [8]

Untuk menentukan sudut orientasi dalam tiga dimensi *roll*, *pitch* dan *yaw* dibutuhkan data keluaran dari akselerometer. *Roll* ( $\phi$ ) didefinisikan sebagai sudut dari sumbu *y* relatif ke tanah atau putaran pada sumbu *x*,  $R_x$ . Sedangkan *pitch* ( $\theta$ ) didefinisikan sebagai sudut dari sumbu *x* relatif ke tanah atau putaran pada sumbu *y*,  $R_y$ . Penentuan *attitude* yaitu sudut *roll* ( $\phi$ ) dan *pitch* ( $\theta$ ) menggunakan Persamaan (1) dan (2) [13].

$$\phi = \arctan\left(\frac{a_y}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}}\right) \quad (1)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{a_x}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}}\right) \quad (2)$$

di mana,  $a_x$  adalah data percepatan sumbu *x*,  $a_y$  adalah data percepatan sumbu *y*, dan  $a_z$  adalah data percepatan sumbu *z*. Bidang *horizontal* pesawat didefinisikan sebagai bidang vektor gravitasi bumi, jika arah pesawat berada di bidang *horizontal* lokal, maka sikap *roll* dan sikap *pitch* akan menjadi nol dan *heading* atau sudut *yaw* ( $\psi$ ) dirumuskan sebagaimana Persamaan (3) [13].

$$\psi = \arctan\left(\frac{y_h}{x_h}\right) \quad (3)$$

di mana,  $y_h$  dan  $x_h$  mewakili komponen magnet horizontal bumi, saat arah pesawat diputar  $0^\circ$  sampai  $360^\circ$  ke arah magnet utara bumi dan ketiga komponen magnet bumi ( $x, y, z$ ) digunakan untuk menghitung arah hadap pesawat.

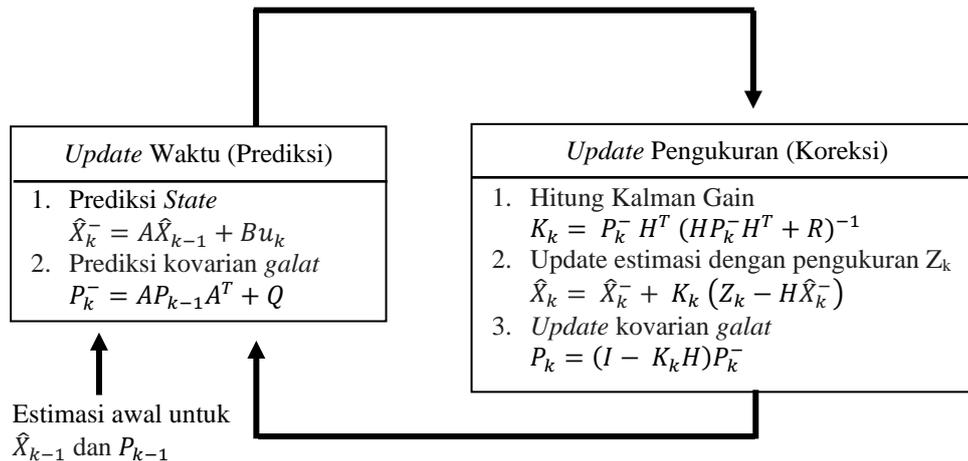
## 2.2 Kalman Filter

Kalman filter digunakan untuk menyelesaikan permasalahan estimasi *state* pada suatu proses, dalam hal ini sudut dapat dinyatakan dalam persamaan diferensial linear seperti pada Persamaan (4).

$$\hat{X}_k^- = A\hat{X}_{k-1}^- + Bu_k + w_k \quad (4)$$

- dengan:
- $\hat{X}_k^-$  = prediksi *state* dari sistem pada waktu  $k$
  - A = model matriks transisi
  - B = model matriks kontrol masukan
  - $\hat{X}_{k-1}^-$  = prediksi *state* dari sistem pada waktu  $k-1$
  - $u_k$  = data masukan dari sensor giroskop pada waktu  $k$
  - $w_k$  = derau proses

Secara umum, urutan kerja dari Kalman filter meliputi proses untuk *update* waktu dan *update* pengukuran sebagaimana Gambar 2. Proses pertama meliputi prediksi *state* dan prediksi kovarian galat, sedangkan proses kedua meliputi penghitungan Kalman gain, *update* estimasi dengan pengukuran dan *update* kovarian galat.



Gambar 2. Prinsip Kerja Kalman filter

Proses estimasi sudut orientasi *quadrotor* dilakukan dengan menggabungkan data (*data fusion*) dari sensor giroskop dan akselerometer-magnetometer. Data dari giroskop digunakan sebagai masukan prediksi *state*, sedangkan data dari akselerometer-magnetometer digunakan sebagai masukan *update* estimasi pengukuran. Dengan metode ini, diharapkan adanya kelemahan pada perhitungan dari data sebuah sensor dapat ditutupi dengan perhitungan dari data sensor lain. Penjelasan lebih lengkap mengenai proses tersebut, dapat dilihat pada referensi [8].

### 2.3 Perubahan Bobot Data Sensor pada Kalman Filter

Salah satu keunggulan Kalman filter adalah dimungkinkannya perubahan bobot dari setiap data sensor. Salah satu cara untuk mengubah bobot data sensor adalah dengan pengaturan nilai matriks kovarian derau proses ( $Q$ ) dan derau pengukuran ( $R$ ). Pembobotan data sensor ini akan menentukan kinerja Kalman filter. Dengan kata lain, kinerja Kalman filter sangat dipengaruhi oleh  $Q$  dan  $R$ . Matriks  $Q$  dan  $R$  mempengaruhi pembobotan filter terhadap prediksi *state* pada Gambar 2 dan nilai hasil pengukuran  $Z_k$ . Pengaturan  $Q$  dan  $R$  yang tidak tepat dapat menurunkan kualitas kinerja Kalman filter secara signifikan dan bahkan membuat filter menyimpang. Perbandingan keduanya dapat dilihat dari nilai Kalman *gain*. Semakin tinggi Kalman *gain*, maka semakin tinggi pula bobot nilai hasil pengukuran.

Penggunaan nilai  $Q$  yang besar menjadikan Kalman filter memberikan bobot yang lebih besar kepada nilai pengukuran, sehingga Kalman filter akan lebih banyak melakukan koreksi terhadap hasil perhitungan. Dalam kondisi ini, prediksi *state*  $\hat{X}_k^-$  akan banyak dikoreksi dengan hasil pengukuran keluaran  $Z_k$ .

Sementara itu nilai  $R$  berisi nilai kovarian derau sudut dari orientasi *roll*, *pitch*, dan *yaw*. Pada kondisi stasioner, penentuan  $R$  menggunakan Persamaan (5).

$$R = \text{diag}([\text{cov}(\dot{\theta}) \quad \text{cov}(\dot{\phi}) \quad \text{cov}(\dot{\psi})]) \quad (5)$$

di mana  $\dot{\theta}$ ,  $\dot{\phi}$ , dan  $\dot{\psi}$  merupakan data kecepatan sudut *roll*, *pitch*, dan *yaw*, sedangkan  $\text{cov}$  merupakan fungsi kovarian. Nilai  $R$  ditentukan dengan menghitung nilai kovarian ketiga sudut saat sensor dalam keadaan stasioner.

Penggunaan nilai  $R$  yang lebih besar menjadikan Kalman filter memberikan bobot yang lebih besar pada hasil prediksi. Nilai  $R$  besar mengindikasikan adanya derau yang besar pada hasil pengukuran. Dalam kondisi ini, prediksi *state*  $\hat{X}_k^-$  tidak akan banyak dikoreksi oleh hasil pengukuran keluaran  $Z_k$ , sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 3. Nilai  $Q$  dan  $R$  dapat diubah-ubah untuk menentukan pembobotan atas nilai keluaran beberapa sensor dalam proses penggabungan data sensor [14].



Gambar 3. Tingkat koreksi Kalman filter

Penentuan sudut *roll* dan *pitch* menggunakan Persamaan (1) dan (2) pada hakikatnya adalah penentuan kemiringan sensor terhadap arah gaya gravitasi bumi. Persamaan tersebut hanya akan akurat pada saat sensor akselerometer dalam keadaan stasioner sehingga hanya percepatan gravitasi saja yang bekerja di sensor. Adanya percepatan linear yang bekerja pada sensor akselerometer dapat menjadikan adanya kesalahan pada perhitungan di kedua persamaan tersebut. Dengan demikian, data pengukuran sudut *roll* dan *pitch* mestinya hanya digunakan saat sensor stasioner. Untuk itu, maka Kalman filter harus memberikan bobot lebih besar kepada data hasil pengukuran  $Z_k$  pada saat sensor stasioner. Dengan kata lain, dalam kondisi stasioner, Kalman filter harus memberikan bobot yang besar kepada Persamaan (1) dan (2). Sedangkan saat kondisi dinamis, Kalman filter harus memberikan bobot yang lebih besar pada proses prediksi *state* [15].

Untuk mewujudkan hal tersebut, nilai kovarian derau pengukuran  $R$  perlu diubah-ubah. Pada saat dinamis, bobot perhitungan yang lebih kecil diberikan pada data keluaran akselerometer dibandingkan dengan bobot yang ditetapkan pada data keluaran giroskop dengan cara meningkatkan korespondensi kovarian derau pengukuran dari Kalman filter [16]. Kondisi dinamis ditentukan dengan cara menghitung varian data dari sensor akselerometer. Varian data yang besar pada sensor akselerometer menandakan adanya pergerakan pada *quadrotor*, sehingga kondisi stasioner – dinamis ditentukan berdasarkan nilai varian data percepatan dari sensor akselerometer.

Perubahan nilai  $R$  ini sesuai dengan salah satu filosofi Kalman filter adaptif dengan cara nilai matriks  $P$  dan  $Q$  yang dibuat tetap dan nilai matriks  $R$  yang divariasikan dengan metode *trial and error* dalam rangka untuk mencari nilai *state estimates* yang paling kecil dan stabil [17]. Kebanyakan peneliti juga memilih adanya perubahan nilai  $R$  daripada  $Q$  [18][19]. Untuk menentukan nilai  $R$  yang tepat tidaklah mudah [20]. Salah satu caranya adalah berdasarkan kondisi *quadrotor*. Perubahan nilai  $R$  dilakukan pada saat *quadrotor* dinyatakan dalam kondisi dinamis. Perubahan ini dilakukan dengan cara mencoba mengalikan  $R$  dengan angka 0 sampai

angka 20, di mana nantinya akan diambil angka yang hasilnya paling akurat. Dengan cara ini, diharapkan mendapatkan hasil orientasi yang lebih akurat.

Untuk keperluan penentuan batas antara stasioner dan dinamis digunakan nilai ambang batas (*threshold*). Nilai ambang batas ditentukan dengan metode *trial and error*. Jika varian data percepatan melebihi ambang batas, maka *quadrotor* dinyatakan dalam kondisi dinamis. Dalam kondisi dinamis ini, nilai *R* akan dikalikan dengan suatu angka yang diubah dari 0 hingga 20. Dengan cara ini bobot proses koreksi dari data sensor akselerometer dapat diubah-ubah. Semakin besar nilai *R*, maka akan semakin kecil pengaruh proses koreksi dari data akselerometer. Hal ini bertujuan agar perhitungan Kalman filter dapat lebih menggunakan prediksi dari data giroskop. Semakin kecil nilai *R* maka Kalman akan lebih menggunakan data giroskop. Ketika varian data percepatan tidak melebihi nilai ambang batas, maka kondisi dikatakan stasioner dan nilai *R* tidak diubah sehingga Kalman lebih banyak menggunakan data sensor akselerometer.

#### 2.4 Proses Pengambilan Data

Data yang digunakan merupakan data hasil rekaman pergerakan *quadrotor* yang bergerak selama 120 detik dengan sampel data berjumlah 6090 data yang direkam dari data sensor akselerometer, giroskop dan magnetometer dengan menggunakan *smartphone* yang dipasang pada *quadrotor*. *Quadrotor* bergerak dari titik awal yang telah ditentukan sebagai *home* kemudian bergerak membentuk lintasan persegi panjang dan kembali ke titik awal. Pergerakan *quadrotor* ini dominan menggunakan gerakan *yaw*, sedangkan *roll* dan *pitch* sebagai gerakan maju dan penyeimbang.

Perekaman data dari sensor akselerometer, magnetometer, giroskop ini dilakukan dengan menggunakan *smartphone* yang diletakkan di atas *quadrotor*. Percobaan ini dilakukan dengan menghasilkan 50,75 data/detik atau menggunakan periode cuplikan 19,5 milidetik. *Quadrotor* diterbangkan dengan membentuk lintasan persegi panjang. Oleh karena itu pergerakan yang paling dominan hanyalah pergerakan *yawing*. Hal ini dikarenakan saat berbelok, *quadrotor* melakukan pergerakan *yawing* dan saat maju pergerakan *pitch* tidak terlalu signifikan dikarenakan *quadrotor* berjalan pelan ke depan. Dikarenakan *quadrotor* bergerak dengan lintasan berbentuk persegi panjang dengan kecepatan yang rendah, pergerakan *roll* hanya dibutuhkan sebagai penyeimbang saja bukan untuk mengubah orientasi *quadrotor*. Awalnya *quadrotor* diarahkan menghadap selatan ( $\psi = 180^\circ$ ) dan diterbangkan mengarah selatan selama  $\pm 30$  detik, lalu *quadrotor* melakukan pergerakan *yawing* ke kiri dan terbang lurus ke timur ( $\psi = 90^\circ$ ) selama  $\pm 15$  detik. Kemudian *quadrotor* melakukan pergerakan *yawing* ke kiri hingga menghadap ke arah utara ( $\psi = 0^\circ$ ) dan terbang lurus selama  $\pm 30$  detik. Setelah itu *quadrotor* kembali melakukan pergerakan *yawing* ke kiri dan kembali terbang lurus ke barat ( $\psi = -90^\circ$ ) selama  $\pm 25$  detik. Terakhir *quadrotor* melakukan pergerakan *yawing* ke kiri dan terbang lurus ke selatan selama kurang lebih  $\pm 20$  detik hingga mendarat. Jalur pergerakan *quadrotor* selama perekaman data dapat dilihat pada Gambar 4.



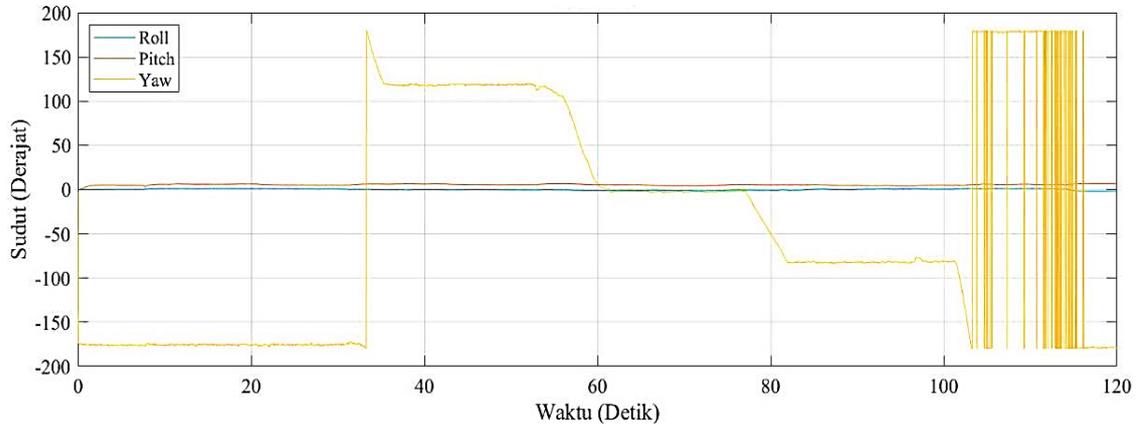
Gambar 4. Jalur Lintasan *Drone* Pengambilan Data

Data sensor direkam menggunakan perangkat lunak *IMU+GPS Streaming* yang dijalankan di *smartphone*. Aplikasi tersebut merekam data dari sensor IMU di *smartphone* dan menyimpannya dalam *file* berformat *.csv*. *File* tersebut berisi data dari sensor akselerometer, giroskop dan magnetometer. Data tersebut menjadi masukan bagi Kalman filter untuk penentuan sudut orientasi *quadrotor*.

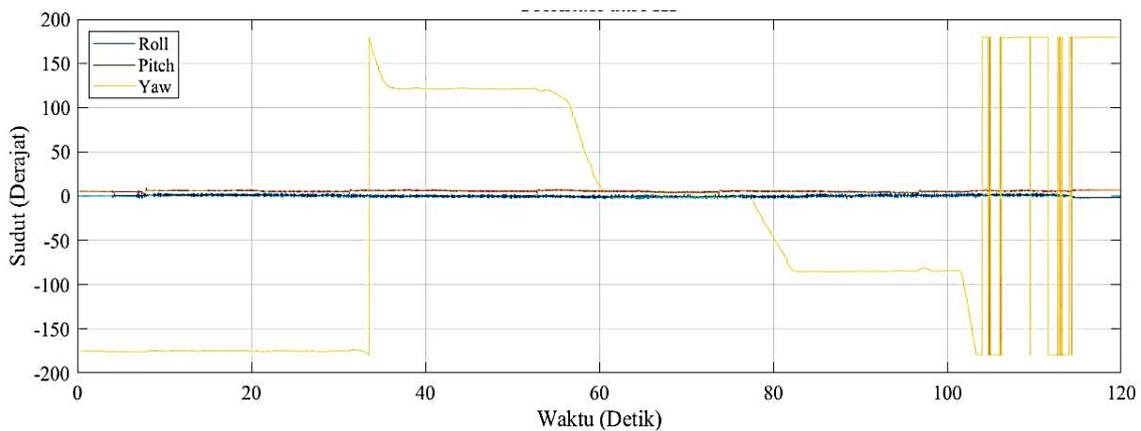
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil Pemrosesan Data dengan Kalman Filter

Gambar 5 menunjukkan grafik nilai sudut *roll*, *pitch* dan *yaw* selama percobaan sebagai hasil dari proses di Kalman filter. Dari gambar tersebut terlihat bahwa perubahan sudut didominasi pada sudut *yaw*. Sedangkan Gambar 6 merupakan grafik nilai sudut *roll*, *pitch* dan *yaw* yang didapat dari perangkat lunak *IMU+GPS Streaming*. Data sudut dari perangkat ini dijadikan sebagai validator dari sudut yang diperoleh dari Kalman filter. Dari grafik nilai orientasi pada Gambar 5 terlihat lebih halus daripada grafik pada Gambar 6. Hal ini sebagai akibat kinerja Kalman filter yang bertindak juga sebagai filter lulus rendah.



Gambar 5. Grafik nilai sudut *roll*, *pitch* dan *yaw* dari proses di Kalman filter

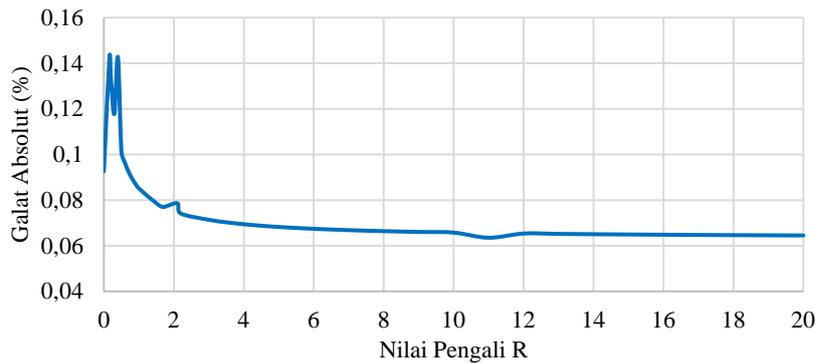


Gambar 6. Grafik nilai sudut *roll*, *pitch* dan *yaw* validator

#### 3.2 Efek Perubahan Nilai Matriks Kovarian Derau Pengukuran $R$

##### 3.2.1 Efek Perubahan Nilai $R$ terhadap Sudut *Roll*

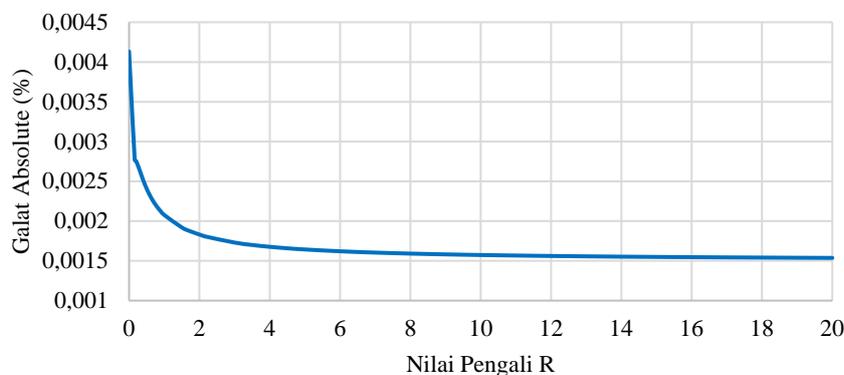
Grafik pada Gambar 7 memperlihatkan galat sudut *roll* atas perubahan nilai pengali  $R$ . Pada saat nilai  $R$  tidak diubah (nilai pengali  $R = 1$ ), didapat galat untuk nilai sudut *roll* sebesar 9,3052 %. Dengan diubahnya nilai  $R$ , maka bobot data sensor giroskop dan akselerometer juga berubah. Nilai pengali  $R$  yang semakin besar mengakibatkan nilai  $R$  yang semakin besar pula. Berdasarkan pada gambar tersebut, terlihat bahwa semakin besar  $R$  maka semakin kecil galat absolut untuk sudut *roll*. Dengan demikian, pada saat kondisi dinamis, nilai  $R$  harus dijadikan sedemikian besar agar nilai sudut *roll* lebih akurat. Semakin besar nilai  $R$ , maka akan semakin akurat nilai sudut *roll*. Galat absolut sudut *roll* terkecil yaitu 0,0635 %.



Gambar 7. Grafik galat sudut *roll* atas perubahan nilai kovarian derau pengukuran ( $R$ )

### 3.2.2 Efek Perubahan Nilai $R$ terhadap Sudut *Pitch*

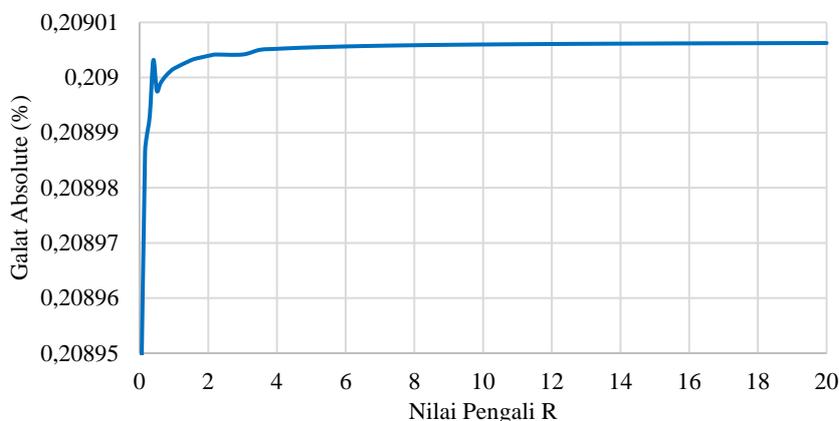
Perubahan nilai  $R$  juga membawa efek pada nilai sudut *pitch*. Pada saat nilai  $R$  tidak diubah (nilai pengali  $R = 1$ ), didapat galat absolut untuk nilai sudut *pitch* sebesar 0,0021 %. Dengan dinaikkannya nilai  $R$ , maka semakin kecil galat untuk sudut *pitch*. Semakin besar nilai  $R$ , maka akan semakin akurat nilai sudut *pitch*. Galat absolut sudut *roll* terkecil yaitu 0,0015 %.



Gambar 8. Grafik galat sudut *pitch* atas perubahan nilai kovarian derau pengukuran ( $R$ )

### 3.2.3 Efek Perubahan Nilai $R$ terhadap Sudut *Yaw*

Berdasarkan pada Gambar 9, perubahan nilai  $R$  tidak menurunkan galat pada sudut *yaw*, bahkan nilai galat sudut ini justru bertambah. Terlihat dari grafik tersebut, pada saat nilai  $R$  tidak mengalami perubahan, galat absolut sudut *yaw* adalah 0,2090 %. Dengan semakin tingginya nilai  $R$ , nilai galat absolut justru semakin besar. Kenaikan nilai kovarian derau pengukuran  $R$  pada saat kondisi dinamis justru menurunkan keakuratan nilai sudut *yaw*.



Gambar 9. Grafik galat sudut *yaw* atas perubahan nilai kovarian derau pengukuran ( $R$ )

Dengan demikian, kenaikan nilai kovarian derau pengukuran  $R$  hanya dapat menaikkan keakuratan nilai sudut *roll* dan *pitch*. Hal ini sesuai dengan teori di Persamaan (1) dan (2). Dari persamaan tersebut terlihat bahwa sudut *roll* dan *pitch* dapat ditentukan dari data percepatan untuk sumbu  $x$ ,  $y$ , dan  $z$ . Nilai ini menjadi data pengukuran dan mengoreksi data prediksi sudut orientasi yang didapat dari sensor giroskop. Dalam kondisi stasioner, Kalman filter memberikan bobot yang cukup besar pada data akselerometer. Dengan demikian, proses

*data fusion* akan banyak melakukan koreksi data prediksi dengan data hasil hitungan dari kedua Persamaan (1) dan (2). Sementara itu, dalam kondisi dinamis, nilai  $R$  dinaikkan. Hal ini mengakibatkan Kalman filter memberikan bobot yang cukup besar pada data dari hasil propagasi dari data giroskop. Dalam hal ini, hasil perhitungan dari Persamaan (1) dan (2) tidak banyak digunakan untuk mengoreksi data prediksi sudut orientasi yang didapat dari sensor giroskop.

Sementara itu, nilai sudut *yaw* tidak ditentukan dari data percepatan, melainkan dari data medan magnet sumbu  $y$  dan  $x$  sebagaimana Persamaan (3). Keakuratan data keluaran sensor magnetometer tidak dipengaruhi kondisi stasioner atau dinamis sensor. Namun, kenaikan nilai  $R$  akan ikut menyebabkan bobot data sensor magnetometer menurun, sehingga hasil perhitungan dari Persamaan (3) tidak banyak digunakan untuk mengoreksi data prediksi sudut orientasi yang didapat dari sensor giroskop. Dengan mencermati nilai galat absolut sudut *yaw* pada Gambar 9 dapat disimpulkan bahwa dalam kondisi dinamis, penentuan sudut *yaw* sebaiknya tetap menggunakan data dari magnetometer daripada menggunakan data dari giroskop. Penggunaan data dari magnetometer akan menghasilkan keakuratan lebih tinggi.

Usaha koreksi sudut *attitude* (*roll* dan *pitch*) *quadrotor* dengan menaikkan kovarian derau pengukuran ( $R$ ) pada saat kondisi dinamis berdasar perubahan varian data percepatan telah dilakukan. Ke depan, penelitian lanjutan dapat dilakukan untuk mengurangi efek kenaikan  $R$  pada sudut *heading* (*yaw*). Lebih jauh lagi, peningkatan keakuratan perhitungan sudut *roll* dan *pitch* ini mestinya juga dapat diimbangi dengan peningkatan keakuratan sudut *yaw*.

#### 4. KESIMPULAN

Kalman filter dapat digunakan untuk menentukan sudut *attitude* pada *quadrotor* dengan cara melakukan *data fusion* terhadap data dari giroskop dan akselerometer. Namun proses estimasi sudut *attitude* tidak selamanya menghasilkan data yang akurat. Koreksi sudut *roll* dan *pitch* pada *quadrotor* dalam kondisi dinamis dapat dilakukan dengan menaikkan bobot hasil proses propagasi data dari giroskop sehingga hasil prediksi sudut dari giroskop tidak banyak dikoreksi oleh data hasil perhitungan dari sensor akselerometer. Usaha ini dilakukan dengan menaikkan nilai matriks kovarian derau pengukuran. Sementara itu, penentuan kondisi dinamis *quadrotor* dapat dilakukan dengan membandingkan nilai kovarian data percepatan dengan suatu nilai ambang batas. Dengan perubahan bobot data sensor pada saat dinamis, galat absolut sudut *roll* dapat diturunkan dari 9,3052 % menjadi 0,0635 %, dan galat absolut sudut *pitch* dapat diturunkan dari 0,0021 % menjadi 0,0015 %.

#### REFERENSI

- [1] Arpan Chakraborty, Nicoletta Fala, Karen Marais, "Investigation of Feasibility of Using Low-Cost AHRS Devices to Detect General Aviation Hazardous States," dalam *AIAA Aviation 2019 Forum*, Project: Safety Analysis for General Aviation, Juni 2019. <http://dx.doi.org/10.2514/6.2019-3444>
- [2] Long Zhao, Qing Yun Wang, "Design of an Attitude and Heading Reference System Based on Distributed Filtering for Small UAV," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2013, article ID 498739, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/498739>
- [3] Suraj Bijjahalli, Roberto Sabatini, Alessandro Gardi, "Advances in intelligent and autonomous navigation systems for small UAS," *Progress in Aerospace Sciences*, vol. 115, 100617, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2020.100617>
- [4] Briyan Yoga Sandi, Freddy Kurniawan, Lasmadi, "Estimasi sudut orientasi rigid body dengan menggunakan sensor IMU (*Inertial Measurement Unit*) dan Magnetometer," dalam *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Kedirgantaraan*, vol. 6, hal. 283-294, Yogyakarta, 2020. <http://dx.doi.org/10.28989/senatik.v6i0.425>
- [5] Lasmadi, Freddy Kurniawan, Muhammad Irfan Pamungkas, "Estimasi Sudut Rotasi Benda Kaku Berbasis IMU Menggunakan Kalman Filter," *Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, Controls (AVITEC)*, vol. 3, no. 1, hal. 57-68, 2021. <http://dx.doi.org/10.28989/avitec.v3i1.909>
- [6] Lasmadi, "Attitude Estimation for Quadrotor Based on IMU with Kalman-Filter," dalam *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Kedirgantaraan*, hal. 351-358, Yogyakarta, 2018. <http://dx.doi.org/10.28989/senatik.v4i0.267>
- [7] Nico Jonathan, Ferry Rippun, "Implementasi Filter Kalman Pada Sistem Sensor Inertial Measurement Unit (IMU) Quadcopter," *Jurnal Elektro Unika Atma Jaya*, vol. 9, no. 2, hal. 99-110, 2016.
- [8] Freddy Kurniawan, Muhammad Ridlo Erdata Nasution, Okto Dinaryanto, Lasmadi, "Penentuan Orientasi dan Translasi Gerakan UAV Menggunakan Data Fusion Berbasis Kalman Filter," *Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, Controls (AVITEC)*, vol. 3, no. 2, hal. 99-115, 2021. <http://dx.doi.org/10.28989/avitec.v3i2.890>
- [9] Shandy Avisena, Freddy Kurniawan, Ndaru Atmi Purnami, "Penentuan Koreksi Sudut Attitude pada Quadrotor Menggunakan Algoritma Zero Acceleration Compensation," *Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, Controls (AVITEC)*, vol. 4, no. 1, hal. 27-42,

2022. <http://dx.doi.org/10.28989/avitec.v4i1.1109>
- [10] Alexander J. Casson, Arturo Vazquez Galvez, Delaram Jarchi, "Girooskop vs. accelerometer measurements of motion from wrist PPG during physical exercise," *ICT Express*, vol. 2, no. 4, hal.175-179, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2016.11.003>
- [11] Carlos A. M. Correia, Fabio A. A. Andrade, Agnar Sivertsen, Ihannah Pinto Guedes, Milena Faria Pinto, Aline Gesualdi Manhães, Diego Barreto Haddad, "Comprehensive Direct Georeferencing of Aerial Images for Unmanned Aerial Systems Applications," *Sensors*, vol. 22, no. 604, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22020604>
- [12] Rahadian Nurfansyah, Wahyudi, Budi Setiyono, "Estimasi Sudut Orientasi Benda Menggunakan Sensor 6 DOF IMU dan Sensor Magnetometer 3 Aksis," *Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 2, no. 3, hal. 770-775, 2013. <https://doi.org/10.14710/transient.v2i3.770-775>
- [13] Kimberly Tuck, "Tilt Sensing Using Linear Accelerometers," Application Note, Freescale Semiconductor, Rev 2, 06/2007.
- [14] Matthew B. Rhudy, Roger A. Salguero, Keaton Holappa, "A kalman filtering tutorial for undergraduate students," *International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSSES)*, vol. 8, no. 1, hal. 1-9, 2017. <http://dx.doi.org/10.5121/ijcses.2017.8101>
- [15] Romy Budhi Widodo, Chikamune Wada, "Attitude estimation using kalman filtering: external acceleration compensation considerations," *Journal of Sensors*, vol. 2016, article ID 6943040, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/6943040>
- [16] Jung Keun Lee, Edward J. Park, Stephen N. Robinovitch, "Estimation of Attitude and External Acceleration Using Inertial Sensor Measurement During Various Dynamic Conditions," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 61, no. 8, hal. 2262-2273, 2012. <https://doi.org/10.1109/TIM.2012.2187245>
- [17] Yashpal Singh, Rajesh Mehra, "Relative Study of Measurement Noise Covariance R and Process Noise Covariance Q of the Kalman Filter in Estimation," *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE)*, vol. 10, no. 6, hal.112-116, 2015. <https://doi.org/10.9790/1676-106112116>
- [18] Dušan Nemeč, Aleš Janota, Marián Hruboš, Vojtech Šimák, "Intelligent Real-Time MEMS Sensor Fusion and Calibration," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 19, 2016. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2597292>
- [19] L.H.G. Patire, N.B.F. Silva, K.R.L.J.C. Branco, "Data Fusion Techniques Applied to Takeoff and Landing Procedures – A VTOL Case Study," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 9, 2016. <https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7785919>
- [20] Alexis Nez, Laetitia Fradet, Frédéric Marin, Tony Monnet, Patrick Lacouture, "Identification of noise covariance matrices to improve orientation estimation by Kalman filter," *Sensors*, vol. 18, no. 10, 3490, 2018. <https://doi.org/10.3390/s18103490>