

Koreksi Sudut *Attitude* Dan *Heading* *Quadrotor* Dengan Perubahan Matriks Kovarian Derau Pengukuran *Kalman Filter*

Muhamad Rafiq¹, Freddy Kurniawan², Ndaru Atmi Purnami³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Dirgantara Adisutjipto
Jl. Maguwo, Banguntapan, Bantul, D.I. Yogyakarta 55198

Email: muhammadrafiq182@gmail.com, freddykurniawan@stta.ac.id, ndaru.atmi@gmail.com

ABSTRAK

Data hasil perhitungan orientasi sensor akselerometer dan sensor giroskop memiliki kelemahan yang mana saat kondisi adanya percepatan, hasil orientasi dari sensor akselerometer memiliki derau yang cukup besar pada hasil rekaman data sensornya. Saat kondisi statis, hasil orientasi dari sensor giroskop memiliki derau yang cukup besar pada hasil rekaman data sensornya. Hasil orientasi dari gabungan sensor akselerometer, giroskop, dan magnetometer (*IMU*) menggunakan metode *kalman filter* masih memiliki galat yang cukup besar saat kondisi dinamis. Untuk mengurangi galat orientasi, ditambahkan algoritma mengubah nilai matriks kovarian derau pengukuran (\hat{R}) guna memberikan bobot yang berbeda pada sensor akselerometer dan sensor giroskop. Pada saat kondisi dinamis nilai matriks kovarian derau pengukuran (R) akan diturunkan, hal ini bertujuan agar *kalman filter* memberikan bobot yang lebih besar pada data hasil pengukuran Z_k . Saat kondisi statis nilai matriks derau pengukuran (R) kembali ke nilai semula. Hal ini bertujuan agar *kalman filter* lebih menggunakan data hasil proses prediksi (X^-). Dengan begitu kekurangan sensor akselerometer dan sensor giroskop dapat diminimalisir. Hasil penelitian ini berupa orientasi *quadrotor* dari penggabungan data sensor akselerometer, sensor girosko, dan sensor magnetometer menggunakan *kalman filter* dan perubahan nilai matriks kovarian derau pengukuran (R). Hasil orientasi pada penelitian ini akan dibandingkan dengan hasil orientasi pada *HP*. Hasil orientasi pada penelitian ini menghasilkan galat pada sikap *roll* sebesar 0%, pada sikap *pitch* sebesar 0,11% dan pada sikap *yaw* sebesar 26,39%.

Kata Kunci : Matriks Kovarian, *IMU*, *Kalman Filter*, *Quadrotor*, Orientasi.

ABSTRACT

The data from the calculation of the orientation of the accelerometer sensor and the gyroscope sensor have a weakness where when there is an acceleration condition, the result of the orientation of the accelerometer sensor has a large enough noise on the recorded sensor data. When the condition is static, the orientation result from the gyroscope sensor has a large enough noise on the recorded sensor data. The results of the combined orientation of the accelerometer, gyroscope, and magnetometer (*IMU*) sensors using the *Kalman filter* method still have quite a large error during dynamic conditions. To reduce the orientation error, an algorithm is added to change the value of the measurement noise covariance matrix (R) to give different weights to the accelerometer sensor and the gyroscope sensor. When the dynamic conditions of the measurement noise covariance matrix value (R) will be lowered, it is intended that the filter kalman give greater weight to the Z_k measurement data. When a static condition the measurement noise matrix value (R) returns to its original value. It is intended that the *Kalman filter* uses more data from the prediction process (X^-). That way, the shortage of accelerometer sensors and gyroscope sensors can be minimized. The results of this study are *quadrotor* orientation from the combination of accelerometer sensor data, girosko sensor, and magnetometer sensor using *kalman filter* and changes in the value of the measurement noise covariance matrix (R). The results of the orientation in this study will be compared with the results of the orientation on the *HP*. The results of the orientation in this study resulted in an error in the roll attitude of 0%, the pitch attitude of 0.11% and the yaw attitude of 26.39%.

Keyword : Matrix Covariance, *IMU*, *Kalman Filter*, *Quadrotor*, Orientation.

Pendahuluan

Pada *quadrotor*, sensor *IMU* diperlukan sebagai penentu *attitude* dan *heading quadrotor tersebut*. Penggunaan sensor *accelerometer* dan *gyroscope* pada *IMU* digabungkan hasil datanya untuk menghasilkan orientasi *attitude* quadrotor tersebut, sedangkan sensor *magnetometer* diperlukan quadrotor untuk menentukan *heading*. Beberapa quadrotor juga dilengkapi dengan sensor *GPS*, sensor ini berfungsi sebagai penentu lokasi quadrotor tersebut, sensor ini hanya akan di perlukan jika quadrotor dikendalikan secara jarak jauh atau memiliki fungsi *autopilot* yang mana quadrotor dapat menuju suatu kordinat bumi secara otomatis.

Sensor *IMU (Inertial Measurement Unit)* dan sensor *magnetometer* memiliki suatu kelebihan dan kelemahan yang berbeda pada tiap sensornya, seperti pada sensor akselerometer tidak dapat membedakan antara percepatan yang disebabkan oleh gerakan dan percepatan yang disebabkan oleh gravitasi[1]. Karena navigasi merupakan hal yang penting, maka kemungkinan tercapainya tujuan yang akurat tidak akan didapat, sehingga dibutuhkan suatu cara untuk mendapatkan hasil yang akurat dalam perhitungan sensor pada *IMU (Inertial Measurement Unit)* dan sensor magnetometer.

Rahadian Nurfansyah., et.al.. [2] sebelumnya telah melakukan penelitian yang berjudul “Estimasi Sudut Orientasi Benda Menggunakan Sensor 6 DOF IMU dan Sensor Magnetometer 3 Aksis”. Pada penelitian ini dilakukan perancangan dan pembuatan instrumentasi menggunakan sensor IMU dan sensor magnetometer untuk mendeteksi sudut dengan 3 derajat kebebasan. Data berupa sudut diperoleh dari hasil penggabungan data ketiga sensor dengan metode tapis komplementer. Nilai penguatan pada tapis komplementer didapatkan dengan menggunakan logika fuzzy. Sistem instrumentasinya menggunakan mikrokontroler Atmega128 sebagai unit pemroses utama sensor dan komputer yang berfungsi untuk menampilkan data hasil pengukuran. Data hasil pengukuran dikirim secara nirkabel dari mikrokontroler ke komputer dengan menggunakan modul YS1020UA. Hasil pengujian menunjukkan bahwa estimasi sudut orientasi dari tapis komplementer ini cukup baik karena dapat menghilangkan galat drift dari sensor giroskop dan dapat mengurangi galat dari pengaruh getaran terhadap sensor akselerometer.

Brian Yoga Sandi [3] sebelumnya telah melakukan penelitian yang berjudul “Estimasi Sudut Orientasi Rigid Body Dengan Menggunakan Sensor Imu (Inertial Measurement Unit) dan Magnetometer”. Pada penelitian ini dilakukan perancangan dan pembuatan instrumentasi berupa tampilan orientasi suatu benda dengan menggunakan

sensor IMU dan sensor magnetometer. Data keluaran dari sensor IMU dan sensor magnetometer tersebut memiliki kelemahan yaitu pada data keluaran tiap sensornya memiliki derau, sehingga pada penelitian ini digunakan metode kalman filter untuk mengurangi derau. Kalman filter dipilih karena mempunyai komputasi ringan dan kemampuan yang baik dalam menangani derau. Kalman filter berhasil mengurangi derau pada sikap roll hingga 99,2%, pada sikap pitch hingga 99,5% dan pada sikap yaw 98,6% .

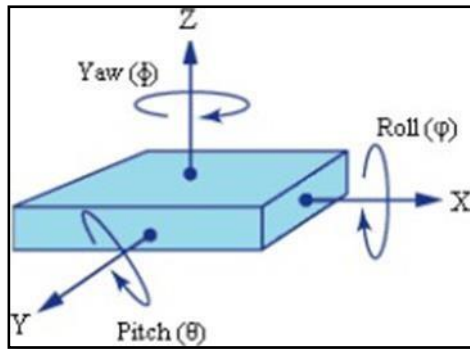
Lasmadi, dkk [4] sebelumnya telah melakukan penelitian dengan judul “Implementasi Kalman Filter untuk Navigasi Quadrotor Berbasis Sensor Accelerometer”. Pada penelitian ini merancang Kalman Filter yang berfungsi untuk menapis derau dari data sensor accelerometer yang digunakan untuk sistem navigasi quadrotor. Sistem model dibuat untuk dua state, posisi dan kecepatan dengan asumsi percepatan konstan. Pengujian dilakukan dengan cara mengubah nilai matriks kovarian derau proses (Q) dan nilai matriks kovarian derau pengukuran (R). Pemodelan sistem dikembangkan menggunakan perangkat lunak Matlab. Kalman Filter dirancang sebagai estimator untuk mengurangi derau pada sensor sehingga dapat meningkatkan akurasi pengukuran.

Lasmadi, dkk [5] sebelumnya telah melakukan penelitian dengan judul “Estimasi Sudut Rotasi Benda Kaku berbasis IMU menggunakan Kalman Filter”. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model estimasi sudut putar bodi kaku berdasarkan sensor giroskop IMU pada smartphone menggunakan kalman filter. Kerangka kordinat bodi pada smartphone yang digunakan dinyatakan dalam ENU (east-north-up), sementara hasil output data yang diinginkan berupa kerangka kordinat NED (north-east-up). Sehingga dilakukan perubahan kordinat body dari ENU ke NED. Hasil penelitian berupa output state yang diinginkan yaitu sudut rotasi benda.

Pada penelitian ini, mengaplikasikan algoritma perubahan nilai matriks kovarian derau pengukuran guna memberikan bobot berbeda pada data sensor akselerometer, sensor magnetometer dan sensor giroskop yang bertujuan untuk mendapatkan *attitude* yang berupa sudut orientasi *roll, pitch*, dan *yaw* yang lebih akurat baik pada saat statis maupun dinamis.

Metode Penelitian

Sudut Orientasi



Gambar 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* seperti terlihat pada Gambar 1. Kerangka acuan sudut orientasi adalah bumi dengan utara-selatan untuk sumbu x, timur-barat untuk sumbu y, dan langit-tanah untuk sumbu z.

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 diam atau statis [6]. Sensor giroskop mampu mengukur sudut orientasi di ketiga sumbu, sedangkan akselerometer hanya mampu mengukur sudut *roll* dan *pitch*. Sensor akselerometer harus digabung dengan magnetometer untuk mendapatkan sumbu *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 (*mx*, *my*, dan *mz*).

Untuk menentukan sudut akselerometer dalam tiga dimensi *pitch*, *roll* dan *yaw* dibutuhkan output ketiganya dari accelerometer. *Pitch* (θ) didefinisikan sebagai sudut dari sumbu X relatif ke tanah. *Roll* (ϕ) didefinisikan sebagai sudut dari sumbu Y relatif ke tanah. [7]

Sehingga rumus yang didapat berupa persamaan (1) dan (2):

$$\text{pitch} (\theta) = \arctan\left(\frac{a_x}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}}\right) \quad (1)$$

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

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 headingnya dirumuskan pada persamaan (3).

$$\text{yaw} (\varphi) = \arctan\left(\frac{y_h}{x_h}\right) \quad (3)$$

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

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 *diferensial linear* seperti pada persamaan (4).

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

keterangan :

- \hat{X}_k : prediksi *state* dari sistem pada waktu k
- A : model matriks transisi
- B : model matriks kontrol input
- \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

Pada persamaan (4) selanjutnya dilakukan observasi dengan menggunakan pemodelan pengukuran yang memetakan *state* x ke keluaran z yang dapat di observasi. Model pemetakan keluaran z ditunjukkan dalam persamaan (5).

$$z_k = H\hat{X}_k + v_k \quad (5)$$

keterangan :

- z_k : data hasil pengukuran
- H : model matriks pengukuran
- \hat{X}_k : hasil prediksi perhitungan *state*
- v_k : derau pengukuran

Derau proses (w_k) dan derau pengukuran (v_k) merupakan derau yang saling bebas. Nilai estimasi *state* \hat{X}_k pada *Kalman Filter* ditentukan dari estimasi *posteriori* X_k serta selisih antara pengukuran sebenarnya z_k dan estimasi pengukuran $H\hat{X}_k$ seperti pada persamaan (6).

$$\hat{X} = \hat{X} + K (z - H\hat{X})$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k + K_k (H\hat{X}_k + v_k - H\hat{X}_k) \quad (6)$$

keterangan :

- \hat{X}_k : state dari sistem pada waktu k
- \hat{X}_k^- : hasil prediksi perhitungan state
- K_k : Kalman gain
- z_k : data hasil pengukuran
- v_k : derau pengukuran
- H : model matriks pengukuran

Selisih nilai antara pengukuran sebenarnya z_k dan estimasi pengukuran disebut sebagai *residual* atau pengukuran *innovation*. Jika nilai *residual* adalah nol, maka hal itu menunjukkan bahwa hasil estimasi sama dengan hasil pengukuran.

Nilai K_k adalah faktor *gain* pada *Kalman Filter*. Pada *Kalman Filter* dipilih nilai K_k sehingga estimasi *posteriori* menjadi optimal atau mempunyai *error* yang minimum. Adapun persamaan faktor *gain* pada *Kalman Filter* ditunjukkan dalam persamaan (7).

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (7)$$

keterangan :

- K_k : nilai faktor *gain* pada *Kalman Filter* (*Kalman Gain*)
- P_k^- : prediksi kovarian *error*
- H^T : matriks transpose dari model matriks pengukuran
- R : kovarian derau pengukuran
- H : model matriks pengukuran

Nilai P_k^- minimum diperoleh jika nilai K_k dapat menyediakan estimasi yang mempunyai kovarian minimum. Semakin tinggi nilai Q , maka semakin besar *noise* proses, yaitu *noise* perhitungan sudut dari sensor giroskop. Penyelesaian untuk mendapatkan P_k^- minimum ditunjukkan pada persamaan (8).

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (8)$$

keterangan :

- P_k^- : prediksi kovarian *error*
- A : model matriks transisi
- P_{k-1} : prediksi kovarian *error* pada waktu k-1
- A^T : matriks transpose dari model matriks transisi
- Q : *noise* kovarian *error*

Kemudian dilakukan *update* kovarian *error* yang berfungsi untuk mengetahui apakah masih terdapat derau pada *Kalman Filter*. Persamaan *update* kovarian *error* ditunjukkan dalam persamaan (9).

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (9)$$

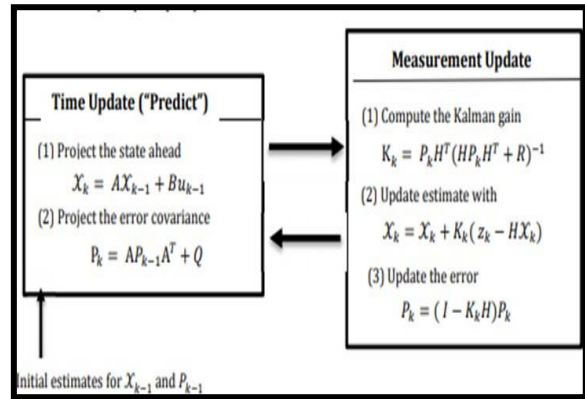
keterangan :

- P_k : *update* kovarian *error*
- I : matriks identitas

K_k : nilai faktor *gain* pada *Kalman Filter* (*Kalman Gain*)

H : model matriks pengukuran

P_k^- : prediksi kovarian *error*



Gambar 2. Prinsip Kerja Kalman Filter

Proses tahapan kovarian *error* dilakukan secara terus menerus hingga mencapai waktu yang telah ditentukan. Sehingga mempunyai hasil *state* \hat{X}_k mendekati dengan hasil data yang digunakan sebagai pembandingan. Proses tahapan kovarian *error* dilakukan secara terus menerus hingga mencapai waktu yang telah ditentukan. Sehingga mempunyai hasil *state* X mendekati dengan hasil data yang digunakan sebagai pembandingan, adapun prinsip kerja dari *kalman filter* pada Gambar 2.

Pemodelan Kalman Filter

Dalam perancangan *state space* pada penelitian kali ini, persamaan vektor x ditentukan pada persamaan (10).

$$x_k = [\theta \ \dot{\theta} \ \phi \ \dot{\phi} \ \varphi \ \dot{\varphi}]^T \quad (10)$$

dimana θ , ϕ , dan φ merupakan besar sudut sikap benda pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z. Kecepatan sudut pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z dilambangkan dengan symbol $\dot{\theta}$, $\dot{\phi}$, dan $\dot{\varphi}$.

Kalman Filter mempunyai dua proses utama, yaitu prediksi dan koreksi. Pada proses prediksi, *Kalman Filter* terdapat dua tahapan yaitu prediksi *state* dan prediksi kovarian *error*. Pada proses koreksi, terdapat tiga tahapan. Tahapan yang pertama pada proses koreksi yaitu menghitung kalman gain, selanjutnya tahap yang kedua dilakukan *update* estimasi dengan pengukuran z_k dan tahapan yang ketiga yaitu *update* kovarian *error*. Proses pertama pada *Kalman Filter* yaitu menentukan prediksi *state* awal yang ditunjukkan pada persamaan (11).

$$\hat{x}_k = E\hat{x}_{k-1} + Fu_k \quad (11)$$

Dimana E dan F merupakan model dari matriks transisi, \hat{x}_k adalah prediksi *state* dari sistem pada waktu k, \hat{x}_{k-1} adalah *state* dari sistem pada waktu k-1, dan u_k merupakan masukan data dari sensor pada indeks waktu k. Model matriks E dan F didefinisikan dengan persamaan (12) dan (13).

$$E = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Nilai dt merupakan selisih waktu dalam satuan detik. Apabila matriks F dan G disimulasikan dalam program, maka akan memiliki model matriks F 6x6 dan matriks G 6x3 dimana matriks tersebut masing-masing perkalian pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z dengan data masukan pada *gyroscope* sehingga matriks F dan G menjadi persamaan (14) dan (15).

$$F = \begin{bmatrix} 1 & dt & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 0 & 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

Setelah menentukan prediksi *state* awal, kemudian menentukan prediksi kovarian *error* yang ditunjukkan pada persamaan (16).

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (16)$$

Dimana P_k^- merupakan prediksi kovarian *error* pada waktu k, E merupakan model dari matriks transisi, P_{k-1} merupakan prediksi kovarian *error* pada waktu k-1 dan Q adalah *noise* kovarian *error*. Model matriks Q dapat ditentukan dalam persamaan (17).

$$Q = \begin{bmatrix} Q_\theta & 0_{22} & 0_{22} \\ 0_{22} & Q_\phi & 0_{22} \\ 0_{22} & 0_{22} & Q_\varphi \end{bmatrix} \quad (17)$$

Dimana 0_{22} merupakan matriks nol 2x2 dan Q_θ , Q_ϕ , dan Q_φ merupakan matriks observasi pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z. Matriks observasi sendiri dapat dituliskan dalam persamaan (18).

$$Q_i = \begin{bmatrix} \frac{dt^3}{dt^2} & \frac{dt^2}{dt} \\ 3 & 2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Dimana dt merupakan selisih waktu dalam satuan detik.

Dalam proses koreksi atau *update* pengukuran *Kalman Filter*. Langkah pertama dalam proses koreksi yaitu menentukan besar nilai *kalman gain*. *Kalman gain* berfungsi untuk menentukan seberapa banyak bagian dari proses prediksi serta data dari pengukuran yang akan digunakan dan kemudian digabungkan untuk memperbarui *state* pada bagian koreksi yang dapat ditunjukkan dalam persamaan (19). [2]

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (19)$$

Dimana nilai K_k merupakan *kalman gain* dalam indeks waktu k. Nilai P_k^- prediksi kovarian *error* pada waktu k, H merupakan model matriks transisi dan R adalah *error* dari pengukuran. Model matriks transisi H dapat ditunjukkan dalam persamaan (20).

$$H = [1 \ 0] \quad (20)$$

Apabila matriks H disimulasikan dalam program, maka akan memiliki model matriks H 3x6 dimana matriks tersebut masing-masing perkalian pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z sehingga model matriks H menjadi persamaan (21).

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

Langkah kedua dalam proses koreksi yaitu *update* estimasi dengan pengukuran Z_k . *State* ini sudah memuat data dari prediksi awal dan pengukuran sensor yang telah diperbarui oleh *kalman gain*. Persamaan *state* ini dapat ditunjukkan dalam persamaan (22).

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k (Z_k - H\hat{x}_k) \quad (22)$$

Nilai \hat{x}_k merupakan *state* dari sistem pada waktu k. \hat{x}_k adalah prediksi *state* dari sistem pada waktu k. K_k adalah nilai *kalman gain*, Z_k merupakan pengukuran data dari perhitungan rumus orientasi. H adalah model matriks transisi.

Langkah yang terakhir dalam proses koreksi yaitu menghitung *update* kovarian *error* akhir yang ditunjukkan dalam persamaan (23).

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (23)$$

P_k merupakan kovarian *error* pada waktu k . I merupakan matriks identitas 6×6 . K_k adalah *kalman gain* dalam indeks waktu k . H merupakan model matriks transisi. P_k^- adalah prediksi kovarian *error* pada waktu k .

Perubahan Nilai Matriks Kovarian Derau Pengukuran (R)

Salah satu masalah penting yang perlu diperhatikan dalam penggunaan *kalman filter* adalah pengaturan nilai matriks kovarians derau proses (yaitu, Q) dan derau pengukuran (yaitu, R) dengan benar. Karna kinerja *kalman filter* sangat dipengaruhi oleh Q dan R. matriks Q dan R mempengaruhi pembobotan *filter* terhadap prediksi state pada persamaan (11) 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 nilai *Kalman gain*, maka semakin tinggi pula bobot nilai hasil pengukuran.



Gambar 3. Tingkat Koreksi Kalman Filter

Seperti terlihat pada Gambar 3. 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 *pitch*, *roll*, *yaw* dimana θ , ϕ , dan φ merupakan data besaran sudut pada sumbu x, sumbu y, dan sumbu z seperti terlihat pada persamaan (24).

$$R = \begin{bmatrix} \text{cov}(\theta) & 0 & 0 \\ 0 & \text{cov}(\phi) & 0 \\ 0 & 0 & \text{cov}(\varphi) \end{bmatrix} \quad (24)$$

Pada kondisi tidak adanya pergerakan *yaw*, persamaan R menggunakan persamaan. penggunaan nilai R yang lebih besar menjadikan *Kalman filter* memberikan bobot yang lebih besar pada hasil perhitungan. 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 . Nilai Q dan R dapat diubah-ubah untuk menentukan pembobotan atas nilai keluaran beberapa sensor dalam proses penggabungan data sensor.

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 statis 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* menggunakan persamaan (1) dan (2) pastinya hanya digunakan saat kondisi statis. Untuk itu, maka *Kalman filter* harus memberikan bobot lebih besar kepada data hasil pengukuran Z_k pada saat kondisi statis. Dengan kata lain, dalam kondisi statis, *Kalman filter* harus memberikan bobot yang besar kepada persamaan (1) dan (1). Pada saat kondisi dinamis, *Kalman filter* harus memberikan bobot yang lebih besar pada proses prediksi state pada persamaan (11).

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 giro dengan cara meningkatkan korespondensi kovarian derau pengukuran dari *Kalman filter* [3]. Kondisi statis atau dinamis sensor dapat dideteksi dengan mengukur data kovarian nilai percepatan pada sensor magnetometer. Kondisi dinamis ditentukan dengan cara menghitung varian data pada sensor magnetometer. Varian data yang besar pada sensor magnetometer menandakan adanya pergerakan pada quadrotor, sehingga kondisi statis – dinamis ditentukan hanya berdasarkan nilai varian data pada sensor magnetometer.

Pada penelitian kali ini, hanya akan mengubah-ubah nilai R, sedangkan nilai Q tidak diubah, perubahan nilai R dilakukan pendekatan metode *trial and error*. Untuk mencari nilai pengkali R dilakukan dengan cara mencoba mengalikan R dengan angka 0.1 sampai angka 0.9, yang mana nantinya akan diambil angka yang hasil perkalian nya paling mendekati benar. Dengan begitu hasil orientasi akan menjadi lebih akurat.

Hasil dan Pembahasan

Pengambilan data

Perekaman data dari sensor akselerometer dan magnetometer ini dilakukan dengan menggunakan *smartphone* yang diletakkan di atas drone. Lalu drone di terbangkan dengan membentuk

lintasan persegi panjang. Oleh karena itu pergerakan yang paling dominan hanyalah pergerakan *yawing*. Hal ini dikarenakan saat berbelok, drone melakukan pergerakan *yawing* dan saat maju pergerakan *pitch* tidak terlalu signifikan dikarenakan drone berjalan pelan kedepan. Dikarenakan drone bergerak dengan lintasan berbentuk persegi panjang dengan kecepatan yang rendah sehingga pergerakan *roll* hanya dibutuhkan sebagai penyeimbang saja bukan untuk merubah orientasi drone.



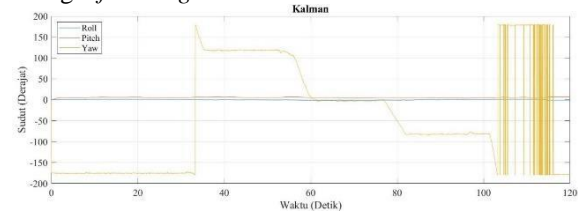
Gambar 4. Jalur Lintasan Drone Pengambilan Data

Seperti terlihat pada Gambar 4. awalnya drone diarah kan menghadap selatan dan di terbangkan mengarah selatan selama ± 30 detik, lalu drone melakukan pergerakan *yawing* sebesar $\pm 65^\circ$ ke kiri dan terbang lurus ke depan selama ± 20 detik. Kemudian drone melakukan pergerakan *yawing* ke kiri sebesar $\pm 115^\circ$ hingga menghadap ke arah utara dan terbang lurus selama ± 15 detik. Setelah itu drone kembali melakukan pergerakan *yawing* ke kiri sebesar $\pm 80^\circ$ dan kembali terbang lurus selama ± 20 detik. Terakhir drone melakukan pergerakan *yawing* ke kiri sebesar $\pm 100^\circ$ dan terbang lurus selama kurang lebih ± 15 detik hingga mendarat.

Proses Kalman Filter

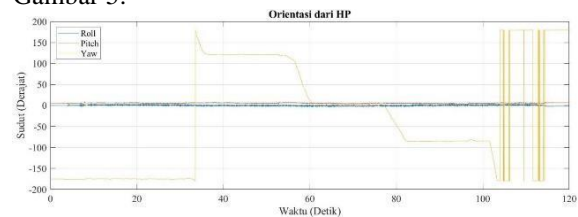
Kalman Filter merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan estimasi suatu kondisi dari sebuah kondisi awal. Lebih lanjut, *filter* ini mampu mengurangi derau data

yang diestimasi, sehingga sekaligus berfungsi sebagai *filter digital*.



Gambar 5. Hasil Orientasi Kalman

Data yang diproses menggunakan *kalman filter* adalah data dari keluaran sensor akselerometer, giroskop, dan magnetometer dimana data tersebut sudah diolah terlebih dahulu menggunakan matlab sehingga menghasilkan grafik orientasi seperti pada Gambar 5.



Gambar 6. Hasil Orientasi HP

Proses *kalman filter* ini telah dapat menghasilkan perhitungan orientasi yang cukup baik, akan tetapi jika dibandingkan dengan hasil perhitungan orientasi dari *HP* (Gambar 6.), *kalman filter* masih kurang akurat khususnya pada sikap *roll*.

Galat Kalman Filter

Perhitungan galat dilakukan dengan cara merata – rata kan data *kalman filter* untuk *roll*, *pitch*, dan *yaw*. Hasil rata – rata sikap tersebut akan dikurangi dengan rata – rata hasil perhitungan orientasi dari *HP*. Sehingga didapat persamaan (25).

$$Galat = \left| \frac{\text{mean orientasi HP} - \text{mean kalman}}{\text{mean orientasi HP}} \right| \times 100\% \quad (25)$$

Sehingga perhitungan galat untuk *roll*:

$$\begin{aligned} Galat &= \left| \frac{\text{mean orientasi HP (roll)} - \text{mean kalman(roll)}}{\text{mean orientasi HP(roll)}} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,1612 - 0,1762}{0,1612} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,015}{0,1612} \right| \times 100\% \\ &= 0,0931 \times 100\% \end{aligned}$$

$$Galat = 9,31\%$$

Dapat diketahui bahwa nilai galat *kalman* pada *roll* sebesar 9,31%, yang mana ini cukup besar, hal ini sesuai jika melihat perbandingan Gambar 5

dan Gambar 6 yang mana untuk *roll kalman* terlihat perbedaannya dengan *roll* orientasi HP.

perhitungan galat untuk *pitch* :

$$\begin{aligned} \text{Galat} &= \left| \frac{\text{mean orientasi HP}(\text{pitch}) - \text{mean kalman}(\text{pitch})}{\text{mean orientasi HP}(\text{pitch})} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{5,5674 - 5,5559}{5,5674} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,0115}{5,5674} \right| \times 100\% \\ &= 0,0021 \times 100\% \\ \text{Galat} &= 0,21\% \end{aligned}$$

Dapat diketahui bahwa nilai galat *kalman* pada sikap *pitch* hanya 0,21%, yang mana ini sudah sangat kecil. Hal ini sesuai jika melihat perbandingan Gambar 5 dan Gambar 6 yang mana untuk sikap *pitch kalman* hampir tidak terlihat perbedaannya dengan sikap *pitch* orientasi HP.

perhitungan galat untuk sikap *yaw*:

$$\begin{aligned} \text{Galat} &= \left| \frac{\text{mean orientasi HP}(\text{yaw}) - \text{mean kalman}(\text{yaw})}{\text{mean orientasi HP}(\text{yaw})} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{(-29,1408) - (-36,8405)}{7,6997} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{-29,1408}{29,1408} \right| \times 100\% \\ &= 0,2642 \times 100\% \\ &= 26,42\% \\ \text{Galat} &= 26,42\% \end{aligned}$$

Dapat diketahui bahwa nilai galat *kalman* pada sikap *yaw* sebesar 26,42%, yang mana ini sangat besar, hal ini sesuai jika melihat perbandingan Gambar 5 dan Gambar 6 yang mana untuk *roll kalman* terlihat jelas perbedaannya dengan sikap *yaw* orientasi HP.

Dari perhitungan galat pada ketiga sumbu tersebut, diketahui bahwa galat pada sikap *roll* adalah 9,31%, untuk sikap *pitch* adalah 0,21% dan sikap *yaw* adalah 26,42%. Dari data ini dapat diketahui untuk sikap *roll* walaupun telah digunakan metode *kalman filter*, Galatnya masih cukup besar, hal ini dikarenakan sikap *roll* pada pemodelan ini lebih banyak menggunakan sensor akselerometer yang mana sensor akselerometer memiliki perhitungan yang tidak akurat ketika kondisi dinamis.

Perubahan Nilai Matriks Kovarian R

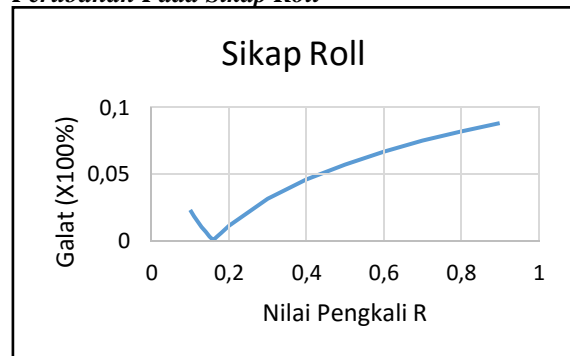
Proses perubahan nilai matriks kovarian R digunakan bersamaan algoritma *kalman filter* dan algoritma ambang batas. Algoritma perubahan nilai matriks kovarian R dilakukan dengan cara mengalikan nilai R ke angka 0,1 hingga 0,9. Hal ini bertujuan agar perhitungan *kalman* lebih menggunakan perhitungan giroskop dibandingkan

akselerometer. Semakin kecil nilai R maka *kalman filter* akan lebih menggunakan data giroskop. Algoritma ambang batas berfungsi sebagai penentu kondisi statis dan dinamis, ketika varian data tidak melebihi nilai ambang batas maka kondisi dikatakan statis dan nilai R tidak di ubah sehingga *kalman filter* lebih banyak menggunakan data sensor akselerometer. Namun sebaliknya, jika varian data melebihi nilai ambang batas maka kondisi dikatakan dinamis, nilai R akan dikalikan dengan nilai tertentu dan *kalman* akan lebih banyak menggunakan sensor giroskop untuk perhitungan *kalman filter*.

Dari percobaan ini akan diambil nilai yang memiliki hasil galat terkecil. Hasil galat di dapat dari persamaan (25). Lalu dicari persentasi selisih galat sebelum perubahan R dan sesudah, menggunakan persamaan (26).

$$\text{selisih Galat} = (\text{Galat sebelum} - \text{Galat sesudah}) \quad (26)$$

Perubahan Pada Sikap Roll



Gambar 7. Grafik Galat Perubahan Sikap Roll

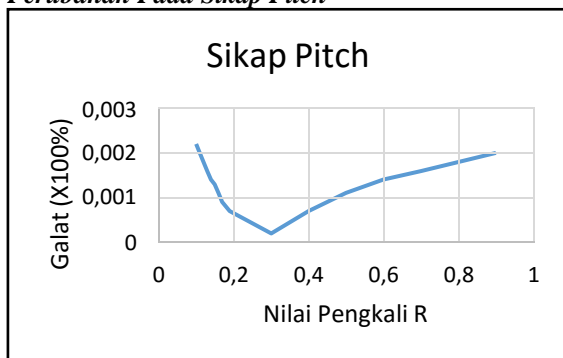
Berdasarkan pada Gambar 7 grafik pengali R pada percobaan ini terus naik setelah nilai R kali 0,16, yang mana ini menandakan semakin besar pengkali R maka semakin besar pula galat pada sikap *roll* hal ini dikarenakan sensor lebih menggunakan sensor akselerometer yang mana sensor ini memiliki kelemahan ketika kondisi dinamis. Ketika nilai pengkali R nya terlalu kecil <0,16 galat juga semakin besar, hal tersebut disebabkan oleh kelemahan sensor giroskop yang pada saat statis pengukurannya tidak terlalu akurat. Sehingga di dapat nilai terbaik dari Gambar 7 nilai pengkali R terbaik ada pada 0,16 dengan galat 0% untuk sikap *roll*.

$$\text{selisih Galat} = (9,31\% - 0,00\%)$$

$$\text{selisih Galat} = 9,31\%$$

Dengan menggunakan persamaan (26) Nilai ini lebih baik 9,31% jika dibandingkan tanpa nilai perubahan R.

Perubahan Pada Sikap Pitch



Gambar 8. Grafik Galat Perubahan sikap *pitch*

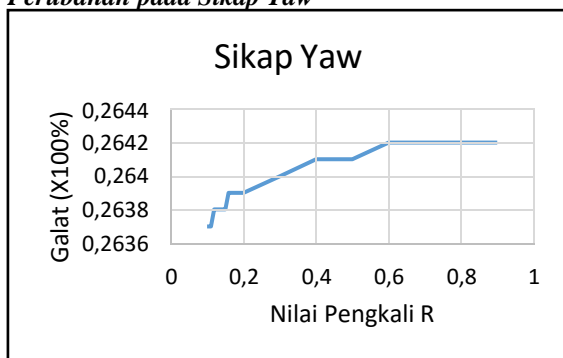
Berdasarkan pada Gambar 8 grafik pengkali R pada percobaan ini terus naik setelah nilai pengkali R 0,25, yang mana ini menandakan semakin besar pengkali R maka semakin besar pula galat pada sikap *pitch* hal ini dikarenakan sensor lebih menggunakan sensor akselerometer yang mana sensor ini memiliki kelemahan ketika kondisi dinamis. Ketika nilai pengkali R nya terlalu kecil <0,25 galat juga semakin besar, hal tersebut disebabkan oleh kelemahan sensor giroskop yang pada saat statis pengukurannya tidak terlalu akurat. Sehingga di dapat nilai terbaik dari Gambar 8 nilai pengkali R terbaik ada pada 0,25 dengan galat 0,01% untuk sikap *pitch*.

$$\text{selisih Galat} = (0,21\% - 0,011\%)$$

$$\text{selisih Galat} = 0,2\%$$

Dengan menggunakan persamaan (26) Nilai ini lebih baik 0,2% jika dibandingkan tanpa nilai perubahan R .

Perubahan pada Sikap Yaw



Gambar 9. Grafik Galat Perubahan Pada Sikap *Yaw*

Berdasarkan pada Gambar 9 grafik pengkali R pada percobaan ini naik bertahap sejak nilai pengkali 0,1. Grafik pada Gambar 9 untuk nilai galat hanya mengalami sangat sedikit perubahan. Hal ini dikarenakan pada algoritma yang digunakan khusus sikap *yaw* menggunakan masukan data dari sensor magnetometer. Perubahan nilai R hanya

mempengaruhi pengukuran sensor akselerometer dan *giroskop*, Sehingga Selisih galatnya.

$$\text{selisih Galat} = (26,42\% - 26,39\%)$$

$$\text{selisih Galat} = 0,03\%$$

Pada penelitian kali ini, nilai pengkali R yang digunakan adalah 0,16. Hal ini dikarenakan pada sikap *roll* perbedaan sebelum dan sesudah perubahan nilai R mencapai 9,31%. Hal ini merupakan nilai perbedaan terbesar. Untuk sikap *pitch* dan sikap *yaw* perbedaan nilai terendah tiap sumbu dengan nilai galat pengkali R 0,16 tidak lebih dari 0,1%. Sehingga nilai pengkali R yang digunakan untuk tiap sumbu adalah 0,16. Dengan begitu persentase galat tiap sumbu menjadi :

$$\begin{aligned} \text{Galat} &= \left| \frac{\text{mean mean orientasi HP (X)} - \text{mean kalman(X)}}{\text{mean mean orientasi HP(X)}} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,161193760262723 - 0,161200452517002}{0,161193760262723} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,1612 - 0,1612}{0,1612} \right| \times 100\% \\ &= 0 \times 100\% \end{aligned}$$

$$\text{Galat} = 0\%$$

Nilai galat untuk sikap *roll* adalah = 0%

$$\begin{aligned} \text{Galat} &= \left| \frac{\text{mean orientasi HP (Y)} - \text{mean kalman(Y)}}{\text{mean orientasi HP(Y)}} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{5,5674 - 5,5738}{5,5674} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{0,0064}{5,5674} \right| \times 100\% \\ &= 0,0011 \times 100\% \end{aligned}$$

$$\text{Galat} = 0,11\%$$

Nilai galat untuk sikap *pitch* adalah = 0,11%

$$\begin{aligned} \text{Galat} &= \left| \frac{\text{mean orientasi HP (Z)} - \text{mean kalman(Z)}}{\text{mean orientasi HP(Z)}} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{29,1408 - 36,8296}{29,1408} \right| \times 100\% \\ &= \left| \frac{7,6888}{29,1408} \right| \times 100\% \\ &= 0,2639 \times 100\% \end{aligned}$$

$$\text{Galat} = 26,39\%$$

Nilai galat untuk sikap *yaw* adalah = 26,39%

Kesimpulan

Dari hasil penelitian kali ini dapat disimpulkan bahwa :

1. Hasil orientasi pada *kalman filter* tanpa adanya perubahan nilai R masih memiliki galat yang cukup tinggi yaitu sebesar 9,31% untuk sikap *roll*, galat sebesar 0,2% untuk sikap *pitch* dan galat sebesar 26,42% untuk sikap *yaw*.
2. Hasil orientasi pada *kalman filter* dengan adanya perubahan nilai R dapat menurunkan galat tiap sumbu menjadi 0% untuk sikap *roll*, galat sebesar 0,11% untuk sikap *pitch* dan galat sebesar 26,39% untuk sikap *yaw*.
3. Dengan penambahan algoritma perubahan nilai R, hasil perhitungan orientasi untuk sikap *roll* mengalami perubahan yang cukup signifikan yaitu dari 9,31% menjadi 0%.
4. Pada algoritma ini tidak terlalu berpengaruh pada sikap *yaw* sehingga pada sikap *yaw* masih memiliki error yang cukup tinggi, hal ini dikarenakan sikap *yaw* mendapatkan datanya dari sensor magnetometer, sedangkan algoritma ini hanya bisa mempengaruhi hasil perhitungan sensor akselerometer dan sensor giroskop.

Daftar Pustaka

- [1] Casson, A. J., Galvez, A. V., & Jarchi, D. (2016). Gyroscope vs. accelerometer measurements of motion from wrist PPG during physical exercise. *ICT Express*, 2(4), 175-179.
- [2] Nurfansyah, R., Wahyudi, W., & Setiyono, B. (2013). Estimasi Sudut Orientasi Benda Menggunakan Sensor 6 DOF IMU dan Sensor Magnetometer 3 Aksis. *Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, 2(3), 770-775.
- [3] Sandi, B. Y., Kurniawan, F., & Lasmadi, L. (2020, December). Estimasi sudut orientasi rigid body dengan menggunakan sensor IMU (Inertial Measurement Unit) dan Magnetometer. In *Conference SENATIK STT Adisutjipto Yogyakarta* (Vol. 6, pp. 283-294).
- [4] Cahyadi, A., & Hidayat, R. (2016). Implementasi Kalman Filter untuk Navigasi Quadrotor Berbasis Sensor Accelerometer. *Prosiding SENIATI*, 242-B.
- [5] Lasmadi, L., Kurniawan, F., & Pamungkas, M. I. (2021). Estimasi Sudut Rotasi Benda Kaku Berbasis IMU Menggunakan Kalman Filter. *AVITEC*, 3(1), 57-68.
- [6] Tuck, K. (2007). Tilt sensing using linear accelerometers. *Freescale semiconductor application note AN3107*.
- [7] Jonathan, N., & Rippun, F. (2016). Implementasi Filter Kalman Pada Sistem Sensor Inertial Measurement Unit (Imu) Quadcopter. *Jurnal Elektro Unika Atma Jaya*, 9(2), 99-110.
- [8] Lee, J. K., Park, E. J., & Robinovitch, S. N. (2012). Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 61(8), 2262-2273.
- [9] Rizki, M., Devrika, D., & Umam, I. H. (2020). Aplikasi Data Mining dalam Penentuan Layout Swalayan dengan Menggunakan Metode MBA. *Jurnal Teknik Industri: Jurnal Hasil Penelitian dan Karya Ilmiah dalam Bidang Teknik Industri*, 5(2), 130-138.