

Estimasi Attitude Quadrotor Berbasis Sensor Gyroscope dengan Kalman Filter

Lasmadi^{1,*}, Adha Imam Cahyadi¹, Risanuri Hidayat¹

¹ Departemen Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Universitas Gadjah Mada
Jalan Grafika 2, Yogyakarta 55281

* E-mail : lasmadi.sie14@mail.ugm.ac.id

Abstrak. Estimasi attitude merupakan bagian penting pada penerbangan quadrotor. Dalam makalah ini, diajukan estimasi attitude berbasis sensor gyroscope dengan metode Kalman Filter. Kalman Filter digunakan untuk menapis derau data sensor gyroscope tiga-poros pada Ardrone 2.0. Untuk merepresentasikan gerakan rotasi, digunakan Euler angles. Pengujian estimasi dilakukan untuk sudut pitch, sudut roll dan sudut yaw dengan waktu sampling 0.01 sekon. Model sistem dibuat untuk dua state, sudut dan kecepatan sudut, untuk setiap poros. Hasil eksperimen menunjukkan, estimasi sudut roll, pitch, dan yaw memiliki kesalahan dibawah 5% bila dibanding dengan besar sudut sebenarnya.

Kata Kunci: Attitude, Gyroscope, Kalman-Filter, Navigasi, Sensor-Inersia

1. Pendahuluan

Estimasi *attitude* muncul pada banyak aplikasi dan merupakan bagian penting pada industri *aerospace* dan aeronautika. Salah satu pendekatan estimasi attitude adalah melalui data *Inertial Measurement Unit* (IMU) dan suatu himpunan vektor observasi pengukuran [1]. Estimasi attitude sering diperlukan pada wahana udara dan wahana bawah air, robot mobile, dan sistem mekanik lain yang bergerak di udara sebelum dilakukan pengontrolan. Kontrol attitude sangat penting pada penerbangan otonomi, sedangkan estimasi attitude sangat penting pada kontrol attitude. Sehingga, estimasi attitude dari benda tegar (*rigid body*) diaplikasikan dalam dinamika pesawat ruang angkasa, dinamika UAV, dan dinamika robot [2][3], termasuk quadrotor. Selain itu, estimasi attitude juga diperlukan untuk tracking pejalan kaki (pedestrian), sinematografi profesional, dan bidang lain yang mengambil keuntungan dari teknik ini [4].

Attitude dari wahana merupakan bagian dari sistem navigasi. Sistem navigasi mengambil peran yang penting pada sistem *Unmanned Aircraft System* (UAS). Penggunaan GPS dalam sistem navigasi dapat memberikan akurasi posisi dan attitude jika digunakan diluar ruangan, tetapi jika digunakan didalam ruangan ada beberapa masalah terkait penerimaan sinyal dan jarak tracking. GPS tidak dapat *men-tracking* robot dengan jarak yang kecil [5].

Sebuah UAS atau dikenal sebagai *drone* adalah sebuah pesawat dan unsur terkait yang dioperasikan tanpa pilot didalamnya [6] dan dapat dikendalikan dari jarak jauh. Quadrotor merupakan salah satu jenis UAS yang ukurannya tidak terlalu besar, sehingga tidak membutuhkan tempat yang luas untuk mendarat dan memiliki kemampuan bermanuver yang lihai dibanding wahana yang lain [7] [8]. Quadrotor telah banyak digunakan di berbagai bidang mulai dari militer maupun sipil. Antara lain untuk pemantauan lalu lintas [9], inspeksi jaringan listrik [10], pemantauan bencana alam [11], pengendalian hama dan penyakit [12], serta pada bidang meteorologi [13].

Sensor attitude berperan penting pada penerbangan UAV sebagai penyedia sinyal attitude untuk sistem kontrol penerbangan dan loop aktuator kontrol umpan balik yang menjamin kestabilan dan manuver UAV terjaga dengan baik. Untuk pesawat kelas menengah keatas digunakan sensor attitude presisi tinggi dengan ukuran besar dan mahal, tidak cocok untuk UAV. Gyroscope dengan teknologi berbasis *Micro Electro Mechanical System* (MEMS) cocok diterapkan pada UAV karena mempunyai ukuran kecil, ringan, konsumsi daya rendah, dan harga relatif tidak mahal [3]. Namun, data dari sensor memiliki banyak derau (*noise*), yang akan mengurangi akurasi dari estimasi [3][14]. Oleh karenanya, diperlukan filter untuk mengurangi derau tersebut.

Sensor gyroscope adalah bagian dari unit dalam modul elektronik IMU. Sebuah gyroscope atau girokompas mengukur laju sudut pada poros tertentu. Sebuah gyroscope berbasis IMU umumnya akan

memiliki tiga serangkai gyro orthogonal untuk mengukur kecepatan sudut pada setiap poros bodi. Kecepatan sudut terhadap poros bodi x, y, dan z dilambangkan sebagai ω_x , ω_y , dan ω_z , berturut-turut, dan ditulis sebagai vektor $\omega_i = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ [14].

Kalman Filter telah menjadi subyek yang luas pada aplikasi dan penelitian khususnya pada area navigasi mandiri (*autonomous*) maupun navigasi terpandu (*assisted*). Kelebihan Kalman Filter diantaranya memiliki komputasi yang efisien untuk mengestimasi keadaan (*state*) sebuah proses dan mempunyai kemampuan yang baik dalam menangani derau [15]. Kalman Filter merupakan filter digital yang digunakan untuk menapis derau pada serangkaian pengukuran yang diamati selama interval waktu.

Ada berbagai macam metode untuk menangani derau pada sensor accelerometer dan gyroscope antara lain Extended Kalman Filter [2], FIR filter [16], Low Pass Filter [17], Complementary Filter [18][19], Particle Filter [20], serta Kalman Filter. Kalman Filter mempunyai kemampuan yang baik dalam menangani derau dan komputasi ringan [14].

Dalam makalah ini, dirancang estimator attitude pada quadrotor Ardrone 2.0 berbasis sensor gyroscope tiga poros untuk estimasi sudut roll, pitch dan yaw. Kalman Filter dirancang untuk menapis derau pada sensor gyroscope. Sistem dimodelkan dalam dua state, yaitu sudut dan kecepatan angular dari sensor. Hasil estimasi divalidasi dengan pengukuran sebenarnya.

2. Pemodelan Sistem

2.1 Representasi Attitude

Ada beberapa cara untuk merepresentasikan informasi *attitude* (rotasi) dari satu koordinat ke koordinat yang lain, yaitu Euler angles, quaternion, dan ekponensial koordinat SO(3). Namun, cara yang paling umum digunakan dengan Euler angles. Dalam hal ini, kita menggunakan n dan b untuk menotasikan *global* frame dan *bodi* frame secara berturut-turut. Notasi ϕ , θ , dan ψ digunakan untuk merepresentasikan sudut *roll*, sudut *pitch*, dan sudut *yaw*. Matrik tranformasi koordinat dari bodi frame ke global frame dapat dinyatakan sebagai,

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

dimana, C_b^n merepresentasikan rotasi dari frame koordinat bodi ke koordinat global, dengan $c\phi = \cos \phi$, $s\phi = \sin \phi$, begitu seterusnya. Kecepatan sudut terhadap poros bodi x, y, dan z dilambangkan sebagai ω_x , ω_y , dan ω_z , berturut-turut, dan ditulis sebagai vektor $\omega_i = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$. Hubungan antara kecepatan bodi dan kecepatan sudut Euler diberikan oleh:

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & s\phi \tan\theta & c\phi \tan\theta \\ 0 & c\theta & -s\phi \\ 0 & s\phi \sec\theta & c\phi \sec\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

dimana, $c\phi = \cos \phi$, $s\phi = \sin \phi$, $\tan\theta = \text{tangent } \theta$, $\sec\theta = \text{secant } \theta$.

Dari persamaan (1), sudut roll, sudut pitch, dan sudut yaw berturut-turut dapat ditemukan dengan menggunakan persamaan berikut [7]:

$$\phi = \text{Atan2}(r_{yz}, r_{zz}) \quad (3)$$

$$\theta = \text{Atan2}(-r_{zx}, \sqrt{r_{xx}^2 + r_{yx}^2}) \quad (4)$$

$$\psi = \text{Atan2}(r_{yx}, r_{xx}) \quad (5)$$

dimana, $\text{Atan2}(y,x) = \tan^{-1}(y/x)$ dengan x dan y digunakan untuk mengidentifikasi kuadran.

2.2 Model Dinamika Sistem

Pada makalah ini, proses state dapat ditentukan oleh persamaan berikut:

$$\alpha_k = \alpha_{k-1} + \dot{\alpha}_{k-1} \Delta T . \quad (6)$$

Persamaan (6) berarti besar sudut saat ini sama dengan besar sudut sebelumnya ditambah kecepatan sudut dikalikan durasi waktu (ΔT). Pembacaan sensor dapat dipengaruhi oleh gangguan dari suhu lingkungan, dinamika sensor, atau selainnya. Oleh karenanya, persamaan sudut α menjadi,

$$\alpha_k = \alpha_{k-1} + \dot{\alpha}_{k-1} \Delta T + v_k^{\sim} . \quad (7)$$

Dimana, v_k^{\sim} adalah derau kecepatan sudut. Vektor state x dapat didefinisikan sebagai:

$$x_k = \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \omega_k \end{bmatrix} \quad (8)$$

dimana, α_k sudut pada waktu k dan ω_k adalah kecepatan sudut pada waktu k .

2.3 Pemodelan Kalman Filter

1. State Proses

State pada sensor gyroscope terdiri dari tiga buah peubah pada setiap poros. State proses ini ditunjukkan oleh persamaan,

$$\alpha \cong [\phi \ \dot{\phi} \ \theta \ \dot{\theta} \ \psi \ \dot{\psi}]^T \quad (9)$$

dimana ϕ , θ , dan ψ merupakan sudut attitude pada poros- x , poros- y , dan poros- z , sedangkan $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$, dan $\dot{\psi}$ merupakan kecepatan sudut pada poros- x , poros- y , dan poros- z . Dalam kasus ini, sudut dan kecepatan sudut awal quadrotor diasumsikan berada di titik origin (0,0).

2. Kovarian Derau Proses

Matrik Q untuk setiap poros didefinisikan dengan:

$$Q = q \begin{bmatrix} \Delta T^3/3 & \Delta T^2/2 \\ \Delta T^2/2 & \Delta T^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

dimana Q adalah matrik kovarian derau proses, dan q adalah varian derau gyroscope yang diukur dari $T = k$ sampai $T = k-N$ dengan $N=30$. Persamaan q dapat didefinisikan sebagai,

$$q_i = \sigma^2 = \sum_{T=k}^{k-N} (\delta)_T \quad (11)$$

dengan δ adalah raw data terkalibrasi.

Secara keseluruhan, matrik A, C, Q, dan R pada Kalman Filter untuk sensor gyroscope dapat dituliskan sebagai berikut:

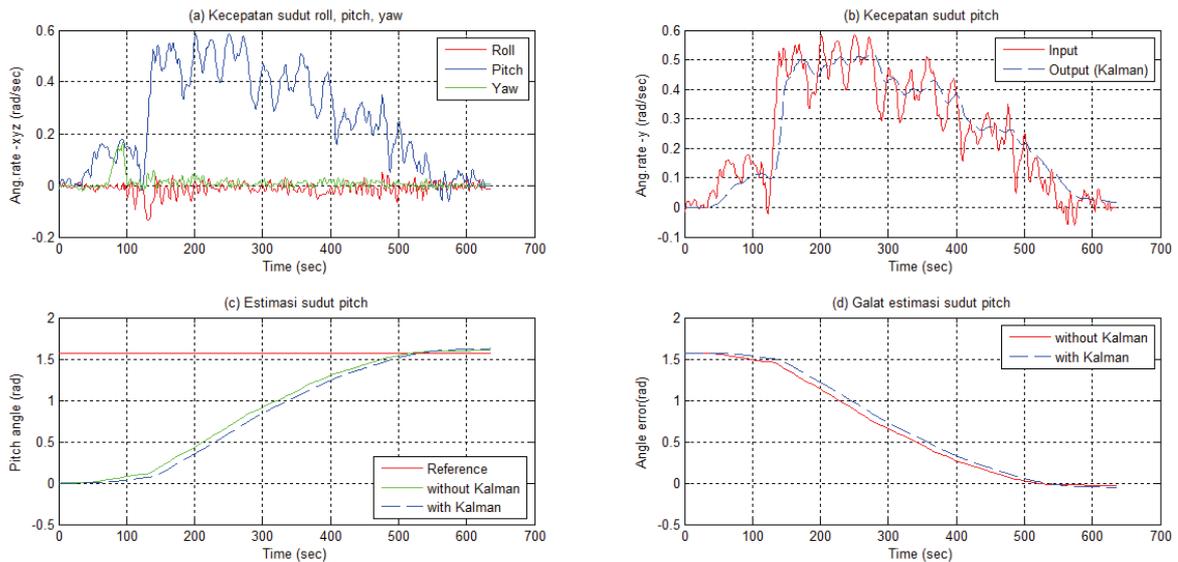
$$A_i = \begin{bmatrix} A_\phi & 0_{22} & 0_{22} \\ 0_{22} & A_\theta & 0_{22} \\ 0_{22} & 0_{22} & A_\psi \end{bmatrix}, C_i = \begin{bmatrix} C_\phi & 0_{12} & 0_{12} \\ 0_{12} & C_\theta & 0_{12} \\ 0_{12} & 0_{12} & C_\psi \end{bmatrix}, Q_i = \begin{bmatrix} Q_\phi & 0_{22} & 0_{22} \\ 0_{22} & Q_\theta & 0_{22} \\ 0_{22} & 0_{22} & Q_\psi \end{bmatrix}, R_i = \begin{bmatrix} R_\phi & 0_{22} & 0_{22} \\ 0_{22} & R_\theta & 0_{22} \\ 0_{22} & 0_{22} & R_\psi \end{bmatrix} \quad (12-15)$$

dimana, $\mathbf{0}_{mn}$ adalah $m \times n$ matrik nol, R_ϕ , R_θ , dan R_ψ adalah derau sensor gyroscope pada poros- x , poros- y , dan poros- z . R ditentukan berdasar datasheet sensor gyroscope, $R_\phi = R_\theta = R_\psi = 0,01745$.

3. Hasil Ekperimen dan Pembahasan

3.1 Estimasi Sudut Pitch (θ)

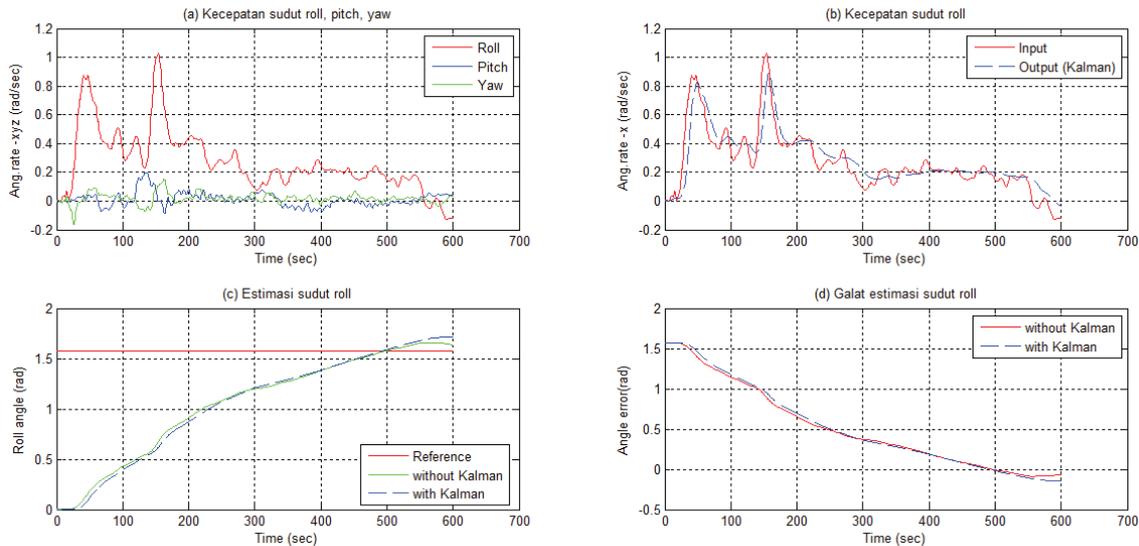
Hasil pengujian estimasi sudut pitch ditunjukkan pada Gb.1. Sebagai referensi, digunakan sudut 1.57 rad (90°). Gb. 1a menunjukkan kurva kecepatan sudut pitch, roll, dan yaw. Gb. 1b menunjukkan kurva kecepatan sudut pitch sebelum dan setelah pemfilteran. Besar sudut hasil estimasi terukur sekitar 1.62 rad (Gb. 1c). Bila dibandingkan dengan nilai referensi, ada perbedaan sekitar 3%. Estimasi sudut dengan cara integrasi langsung kecepatan sudut (tanpa Kalman Filter) dibanding menggunakan Kalman Filter hampir tidak ada perbedaan. Nilai konvergen dicapai setelah iterasi 600-an. Perbandingan galat (error) sudut pitch antara estimasi dengan integral langsung dan dengan Kalman Filter ditunjukkan pada Gb. 1d.



Gambar 1. Grafik Estimasi Sudut Pitch.

3.2 Estimasi Sudut Roll (ϕ)

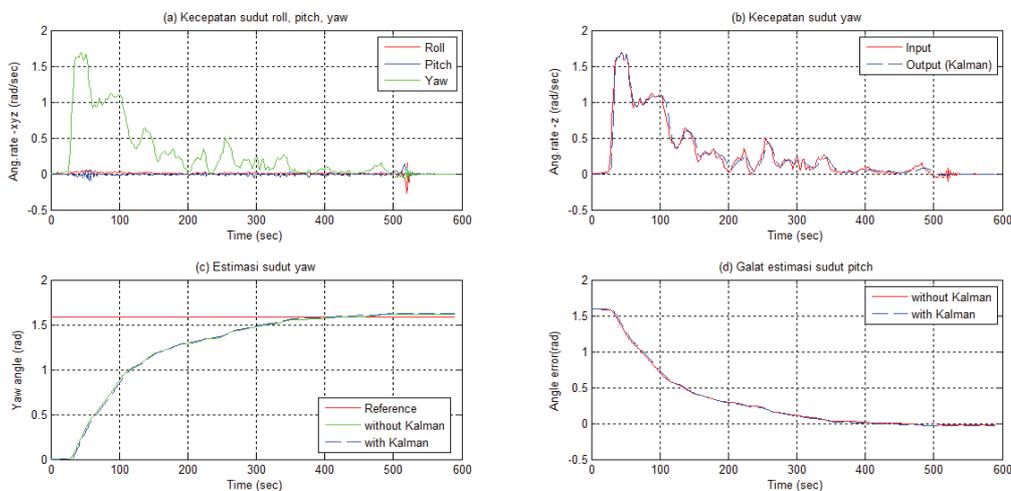
Gambar 2. Menunjukkan hasil pengujian estimasi sudut roll. Sebagai referensi, digunakan sudut 1.57 rad (90°). Besar sudut hasil estimasi integrasi langsung terukur sekitar 1.63 rad, estimasi dengan Kalman Filter sekitar 1.7 rad (Gb. 1c). Bila dibandingkan dengan nilai referensi, dengan integrasi langsung ada perbedaan sekitar 3.8% dan dengan Kalman Filter ada perbedaan sekitar 8%. Nilai konvergen dicapai setelah iterasi 600-an. Pada Gb. 2b menunjukkan kurva kecepatan sudut sebelum dan setelah melalui pemfilteran. Perbandingan galat (error) sudut pitch antara estimasi dengan integral langsung dan dengan Kalman Filter ditunjukkan oleh Gb. 2d.



Gambar 2. Grafik Estimasi Sudut Roll.

3.3 Estimasi Sudut Yaw (ψ)

Hasil pengujian estimasi sudut yaw ditunjukkan pada Gb. 3. Sebagai referensi, digunakan sudut 1.57 rad (90°). Besar sudut hasil estimasi terukur sekitar 1.62 rad, Bila dibandingkan dengan nilai referensi, perbedaan sekitar 3%. Nilai konvergen dicapai setelah iterasi 500-an. Gb. 3b menunjukkan kurva kecepatan sudut sebelum dan setelah melalui pemfilteran. Perbandingan galat sudut yaw antara estimasi dengan integral langsung dan dengan Kalman Filter ditunjukkan oleh Gb. 1d.



Gambar 3. Grafik Estimasi Sudut Yaw.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen, sensor gyroscope yang merupakan sensor kecepatan sudut, dapat digunakan untuk mengestimasi sudut gerakan rotasi (attitude) quadrotor. Kalman Filter yang dirancang dapat memberikan performa yang pantas dalam menapis derau data pada setiap poros koordinat bodi pada sensor gyroscope. Dengan menggunakan sensor gyroscope pada quadrotor Ardrone 2.0, hasil estimasi sudut roll, pitch, dan yaw memiliki kesalahan kurang dari 5% bila dibanding dengan besar sudut sebenarnya. Dalam pengujian, pengambilan data sensor dilakukan dalam keadaan quadrotor tidak sedang terbang sungguhan (*real flight*). Selanjutnya, pengujian dapat dilakukan dengan quadrotor dalam keadaan terbang sungguhan.

5. Daftar Referensi

- [1] S. Gros and M. Diehl, "Attitude estimation based on inertial and position measurements," *Proc. IEEE Conf. Decis. Control*, pp. 1758–1763, 2012.
- [2] B. Fang, W. Chou, and L. Ding, "Attitude Estimation of Rigid Bodies Using MEMS Inertial Sensors," *2011 Fourth Int. Conf. Intell. Comput. Technol. Autom.*, vol. 1, pp. 592–595, 2011.
- [3] Y. Pan, P. Song, K. Li, Y. Zhou, and Y. Wang, "Attitude Estimation of Miniature Unmanned Helicopter using Unscented Kalman Filter," *Proc. Int. Conf. Transp. Mech. Elect. Eng.*, pp. 1548–1551, 2011.
- [4] L. Kundra and P. Ekler, "Bias Compensation of Gyroscopes in Mobiles with Optical Flow," *AASRI Procedia*, vol. 9, no. Csp, pp. 152–157, 2014.
- [5] M. Safitri, D. Fakhruddin, and A. Cahyadi, "Designing Localization Modules for Mobile Robot Based on Accelerometer and Gyroscope Sensor with Kalman Filter," *Reg. Conf.*, 2014.
- [6] ICAO, *Unmanned Aircraft Systems (UAS)*. 2011.
- [7] D. Derawi, N. D. Salim, M. Azizi, A. Rahman, and S. A. Mazlan, "Modeling , Attitude Estimation , and Control of Hexarotor Micro Aerial Vehicle (MAV)," *2014 IEEE Int. Conf. Ind. Technol.*, no. 26 Feb-1 Mar, pp. 55–60, 2014.
- [8] S. Gupte and J. M. Conrad, "A survey of quadrotor Unmanned Aerial Vehicles," *2012 Proc. IEEE Southeastcon*, pp. 1–6, 2012.
- [9] A. Puri, K. P. Valavanis, and M. Kontitsis, "Statistical Profile Generation for Traffic Monitoring Using Real-time UAV based Video Data," *2007 IEEE Mediterr. Conf. Control Autom. Athens. Greece*, no. 27–29 July, 2007.
- [10] J. Zhang, L. Liu, B. Wang, X. Chen, and Q. Wang, "High speed Automatic Power Line Detection and Tracking for a UAV-Based Inspection," *2012 IEEE Int. Conf. Ind. Control Electron. Eng.*, pp. 266–269, 2012.
- [11] J. M. M. Netot, R. A. Paixao, and L. R. L. Rodrigues, "A Surveillance Task for a UAV in a Natural Disaster Scenario," *2012 IEEE*, pp. 1516–1522, 2012.
- [12] J. Amenyo, D. Phelps, O. Oladipo, F. Sewovoe-ekuae, S. Jadoonanan, T. Tabassum, S. Gnabode, T. D. Sherpa, M. Falzone, A. Hossain, and A. Kublal, "MedizDroids Project : Ultra-Low Cost , Low-Altitude , Affordable and Sustainable UAV Multicopter Drones For Mosquito Vector Control in Malaria Disease Management," *2014 IEEE Glob. Humanit. Technol. Conf.*, 2014.
- [13] K. J. Rogers and A. Finn, "Frequency Estimation for 3D Atmospheric Tomography using Unmanned Aerial Vehicles," *2013 IEEE ISSNIP*, pp. 390–395, 2013.
- [14] J. D. Barton, "Fundamentals of Small Unmanned Aircraft Flight," *John Hopkins APL Tech. Dig.*, vol. 31, no. 2, pp. 132–149, 2012.
- [15] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *In Pract.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–16, 2006.
- [16] J. Li, Q. Huang, W. Zhang, Z. Yu, and K. Li, "Real-time foot attitude estimation for a humanoid robot based on inertial sensors and force sensor," *2008 IEEE Int. Conf. Robot. Biomimetics, ROBIO 2008*, pp. 365–370, 2008.
- [17] J. Leavitt, A. Sideris, and J. E. Bobrow, "High Bandwidth Tilt Measurement Using Low-Cost Sensors," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, pp. 320–327, 2006.
- [18] A. Pascoal, I. Kaminer, and P. Oliveira, "Navigation system design using time-varying complementary filters," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 36, no. 4, pp. 1099–1114, 2000.
- [19] R. Mahony, A. T. Hamel, and J.-M. Pflimlin, "Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group," *IEEE Trans. Autom. Contr.*, vol. 53, no. 5, pp. 1203–1218.
- [20] N. Nargess Sadaghzadeh, J. Poshtan, A. Wagner, E. Nordheimer, and E. Badreddin, "Cascaded Kalman and particle filters for photogrammetry based gyroscope drift and robot attitude estimation," *ISA Trans.*, vol. 53, no. 2, pp. 524–532, 2014.
- [21] G. Bishop and N. Carolina, "An Introduction to the Kalman Filter," 2001.