

# Implementasi Kalman Filter untuk Navigasi Quadrotor Berbasis Sensor Accelerometer

Lasmadi<sup>1,\*</sup>, Adha Cahyadi<sup>1</sup>, Risanuri Hidayat<sup>1</sup>

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

\* E-mail : [lasmedi.sie14@mail.ugm.ac.id](mailto:lasmedi.sie14@mail.ugm.ac.id)

**Abstrak.** Dalam makalah ini, dirancang Kalman Filter untuk menapis derau dari data sensor accelerometer yang digunakan untuk sistem navigasi quadrotor. Model sistem dibuat untuk dua state, posisi dan kecepatan dengan asumsi percepatan konstan. Pengujian dilakukan dengan mengubah-ubah nilai Q dan R. Hasil simulasi menunjukkan, filter yang dirancang cocok untuk menangani derau proses maupun derau pengukuran. Pada kasus  $Q=0.01$  dan  $R=100$ , galat kovarian estimasi sebelum pemfilteran sebesar 93.2851 m, setelah pemfilteran sebesar 2.9852 m. Kemudian, pada kasus  $Q=0.01$  dan  $R=0.01$ , galat kovarian estimasi sebelum pemfilteran sebesar 0.0111 m, setelah pemfilteran hanya 0.0018 m.

**Kata Kunci:** Accelerometer, Kalman-Filter, Navigasi, Quadrotor, Sensor-Inersia

## 1. Pendahuluan

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 [1]. Kalman filter merupakan filter digital yang digunakan untuk menapis derau pada serangkaian pengukuran yang diamati selama interval waktu.

Sistem navigasi mengambil peran yang penting pada sistem *Unmanned Aircraft System* (UAS). Navigasi pada robot mobile merupakan subyek penting untuk mencapai dua tujuan penting, mencapai tujuan akhir dan menghindari *crash* terhadap hambatan di jalan untuk mencapai tujuan [2]. Sebuah UAS atau dikenal sebagai *drone* adalah sebuah pesawat dan unsur terkait yang dioperasikan tanpa pilot didalamnya [3]. 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. Quadrotor telah banyak digunakan di berbagai bidang, antara lain, untuk pemantauan lalu lintas, inspeksi situs berbahaya, pemantauan bencana alam, pengendalian hama dan penyakit pada bidang pertanian dan kehutanan [4], [5] serta pada bidang meteorologi [6].

Navigasi dan orientasi memerlukan sensor-sensor dan fasilitas komputasi untuk menghitung parameter kecepatan, posisi dan orientasi [7]. Untuk mengetahui posisi suatu obyek relatif terhadap bumi, dapat digunakan kompas, peta, radar, atau dengan GPS (*Global Positioning System*). Namun, Informasi GPS memiliki keterbatasan dalam lingkungan tertentu, seperti di bawah pohon, di dalam gedung, di dalam terowongan, gedung tinggi, di bawah air [8], dan di dalam ruangan [9]. Selain itu, sinyal GPS tidak kebal terhadap *jamming* [10], [11]. Penerima GPS standar dapat memberikan akurasi posisi 5 - 10 m pada tingkat pembaruan antara 1 dan 10 Hz [12]. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam sistem navigasi dan orientasi ketika tidak tersedia sinyal GPS disebabkan pengaruh lingkungan adalah *Inertial Navigation Systems* (INS) [7].

*Inertial Measurement Unit* (IMU) merupakan suatu unit dalam modul elektronik terdiri dari kombinasi accelerometer (sensor percepatan) dan gyroscope (sensor kecepatan sudut). Sebuah gyroscope atau girokompas mengukur laju sudut pada poros tertentu. Accelerometer mengukur gaya spesifik, yang sebenarnya adalah total percepatan relatif terhadap jatuh bebas [12]. Sebuah accelerometer umumnya akan memiliki tiga serangkai orthogonal untuk mengukur percepatan pada setiap poros bodi. Percepatan terhadap poros bodi x, y, dan z dilambangkan sebagai  $a_x$ ,  $a_y$ , dan  $a_z$ , berturut-turut, dan ditulis sebagai vektor  $a_i = [a_x \ a_y \ a_z]^T$ .

Ada berbagai macam metode untuk menangani derau pada sensor accelerometer dan gyroscope antara lain partikel filter, *low pass filter* (LPF), *complementary filter*, *fuzzy logic*, *Artificial Neural Network* (ANN) serta Kalman filter. Kalman filter mempunyai komputasi ringan dan kemampuan yang baik dalam menangani derau [1].

Dalam makalah ini, dirancang Kalman filter untuk menapis derau pada sensor accelerometer. Sensor accelerometer digunakan untuk sistem navigasi berbasis sensor inersia pada quadrotor untuk menentukan posisi quadrotor. Sistem yang dimodelkan dalam makalah ini ada dua state, yaitu posisi dan kecepatan dengan percepatan sebagai variabel masukan. Derau Gaussian ditambahkan pada derau proses (*proces noise*) dan derau pengukuran (*measurement noise*).

## 2. Pemodelan Sistem

### 2.1 Model Dinamika Sistem

Dalam makalah ini, sistem dimodelkan dalam tiga variabel yakni percepatan ( $\mathbf{a}$ ), kecepatan ( $\mathbf{v}$ ), dan posisi ( $\mathbf{p}$ ). Percepatan sebagai masukan sistem sedangkan outputnya merupakan posisi relatif quadrotor. Sehingga, dapat dikatakan state terdiri dari posisi  $\mathbf{p}$  dan kecepatan  $\mathbf{v}$ . Dalam kasus ini, kecepatan  $\mathbf{v}$  ditentukan oleh persamaan berikut,

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{v}_{k-1} + \Delta T \mathbf{U}_{k-1} \quad (1)$$

Persamaan (1) berarti kecepatan saat ini sama dengan kecepatan sebelumnya ditambah percepatannya dikalikan durasi waktu ( $\Delta T$ ). Kecepatan quadrotor dapat dipengaruhi oleh gangguan dari angin, terhalang sesuatu (menabrak), atau selainnya. Sehingga, dapat dikatakan derau kecepatan secara acak berubah terhadap waktu. Oleh karenanya, persamaan kecepatan  $\mathbf{v}$  menjadi,

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{v}_{k-1} + \Delta T \mathbf{U}_{k-1} + \mathbf{v}_k^{\sim} \quad (2)$$

dimana,  $\mathbf{v}_k^{\sim}$  adalah derau kecepatan.

Posisi merupakan integral dari kecepatan. Persamaan posisi dapat didekati dengan,

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{v}_{k-1} + \Delta T \mathbf{v}_{k-1} + \frac{1}{2} \Delta T^2 \mathbf{U}_{k-1} + \mathbf{p}_k^{\sim} \quad (3)$$

dimana,  $\mathbf{p}_k^{\sim}$  adalah derau posisi.

Vektor state  $\mathbf{x}$  dapat didefinisikan sebagai,

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_k \\ \mathbf{v}_k \end{bmatrix} \quad (4)$$

Jika diinginkan mengontrol wahana dengan sistem umpan balik, dibutuhkan estimasi posisi  $\mathbf{p}$  dan kecepatan  $\mathbf{v}$  yang akurat. Sehingga, dibutuhkan metode untuk mengestimasi state  $\mathbf{x}$ . Itulah kegunaan dari Kalman Filter.

### 2.2 Desain Pemodelan Kalman Filter

Pada makalah ini, Kalman filter digunakan untuk mengurangi derau data dari sensor, dalam hal ini sensor percepatan. Dalam perancangan, dilakukan simulasi dengan menggunakan program software. Untuk memudahkan desain, parameter-parameter filter akan ditentukan terlebih dahulu. Sebuah proses, untuk percepatan linier dapat dimodelkan sebagai:

$$\boldsymbol{\zeta}_k = \mathbf{A} \boldsymbol{\zeta}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{U}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (5)$$

dimana,  $\boldsymbol{\zeta}_k$  adalah state proses pada waktu  $k$ ,  $\mathbf{A}$  adalah matrik transisi,  $\mathbf{B}$  adalah matrik kontrol masukan, sedangkan  $\mathbf{w}_k$  adalah derau proses pada waktu  $k$ .

Model pengukuran:

$$y_k = C\zeta_k + v_k \quad (6)$$

dimana,  $y_k$  adalah state pengukuran pada waktu k, C adalah matrik pengukuran, sedangkan  $v_k$  adalah derau pengukuran pada waktu k. Dalam simulasi, derau dibuat acak (*random*).

Parameter-parameter filter ditentukan sebagai berikut.

#### 1. State Proses

State pada sensor accelerometer terdiri dari tiga buah peubah pada setiap sumbu. State proses ini ditunjukkan oleh persamaan:

$$\zeta \cong [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T \quad (7)$$

dimana  $x$ ,  $y$ , dan  $z$  merupakan posisi quadrotor pada sumbu- $x$ , sumbu- $y$ , dan sumbu- $z$ , sedangkan  $\dot{x}$ ,  $\dot{y}$ , dan  $\dot{z}$  merupakan kecepatan linear quadrotor pada sumbu- $x$ , sumbu- $y$ , dan sumbu- $z$ .

#### 2. Matrik Transisi (A), Matrik Kontrol Input (B), dan Matrik Pengukuran (C)

Dalam perancangan, percepatan dianggap sebagai variabel masukan. Berdasarkan pada Persamaan (3), matrik transisi A, B untuk setiap sumbu dapat didefinisikan,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \Delta T^2/2 \\ \Delta T \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Sedangkan matrik C dapat didefinisikan sebagai,

$$C = [1 \quad 0] \quad (9)$$

Posisi awal quadrotor diasumsikan berada di titik origin (0,0) sehingga state proses pada titik awal adalah

$$\zeta \cong [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (10)$$

#### 3. Kovarian Derau Proses (Q)

Matrik kovarian derau proses  $Q$  merupakan matrik yang merepresentasikan seberapa besar derau pada sistem dan apakah derau tersebut saling mempengaruhi antara state yang satu dengan state yang lain. Matrik kovarian derau proses  $Q$  ditentukan agar Kalman filter dapat memperkirakan dan mengurangi dampak derau terhadap keluaran Kalman filter. Matrik Q untuk setiap sumbu didefinisikan dengan:

$$Q = q \begin{bmatrix} \Delta T^4/4 & \Delta T^3/2 \\ \Delta T^3/2 & \Delta T^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$q = (\text{accelerometer noise})^2 \quad (12)$$

q adalah kovarian derau accelerometer. Variabel Q dapat diubah-ubah dengan mengubah nilai q.

#### 4. Kovarian Derau Pengukuran

Matrik kovarian derau pengukuran  $R$  merepresentasikan distribusi derau pada masukan pengukuran yang diberikan oleh sensor. Matrik ini berhubungan langsung dengan kualitas suatu sensor. Nilai matriks  $R$  dapat ditentukan berdasarkan pengukuran derau pada sensor.

$$R = (\text{measurement noise})^2 \quad (13)$$

### 5. Persamaan Kalman Filter

Dalam Kalman filter, ada tiga persamaan yang masing-masing merupakan manipulasi matrik [1]:

$$K_k = P_{k-1}C^T(CP_{k-1}C^T + R)^{-1} \tag{13}$$

$$\hat{x}_k = (A\hat{x}_{k-1} + BU_{k-1}) + K_k(y_k - C\hat{x}_{k-1}) \tag{14}$$

$$P_k = (AP_{k-1}A^T + Q)(I - K_kC) \tag{15}$$

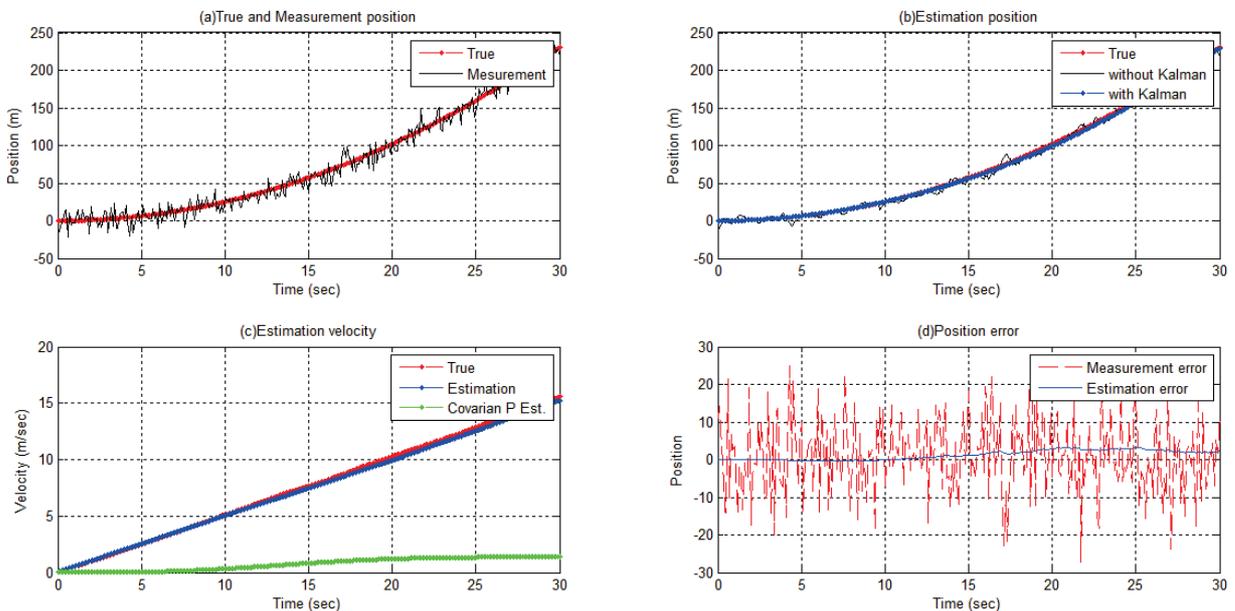
dimana  $K_k$  disebut Kalman gain,  $\hat{x}_k$  merupakan estimasi *update* dengan pengukuran  $y_k$ , sedangkan  $P_k$  adalah update error covariance dengan  $I$  merupakan matrik identitas.

## 3. Hasil Simulasi dan Pembahasan

### 3.1 Parameter $Q=0.01, R=100$

Pengujian simulasi dijalankan untuk berbagai nilai Q dan R, dengan waktu sampling ( $\Delta T$ ) 0.1 s. Gambar 2(a). menunjukkan posisi aktual (true) dan posisi pengukuran (measurement). Dalam kasus  $Q=0.01, R=100$ , seperti tampak pada pada Gambar 2(b), posisi aktual dan posisi estimasi (with Kalman Filter) hampir sama meskipun pengukuran mengandung derau. Pada Gambar 2(c)., kurva kecepatan akan mengikuti kurva posisi. Kurva P (covarian estimation) merupakan besarnya galat kovarian estimasi yang konvergen di iterasi ke 25.

Gambar 2(d). menunjukkan galat posisi pengukuran (measurement error) dan galat posisi estimasi (estimation error). Deviasi standar galat pengukuran adalah 10 m, dengan puncak mencapai 27.12 m. Galat posisi estimasi berada dalam lingkup 3.32 meteran. Plot bagian ini menunjukkan bahwa tingkat derau telah berkurang secara signifikan. Hal ini dapat dikonfirmasi dengan perhitungan kovarian berikut. Galat kovarian sebelum pemfilteran adalah 93.2851 m, sedangkan galat kovarian setelah pemfilteran hanya 2.9852 m.

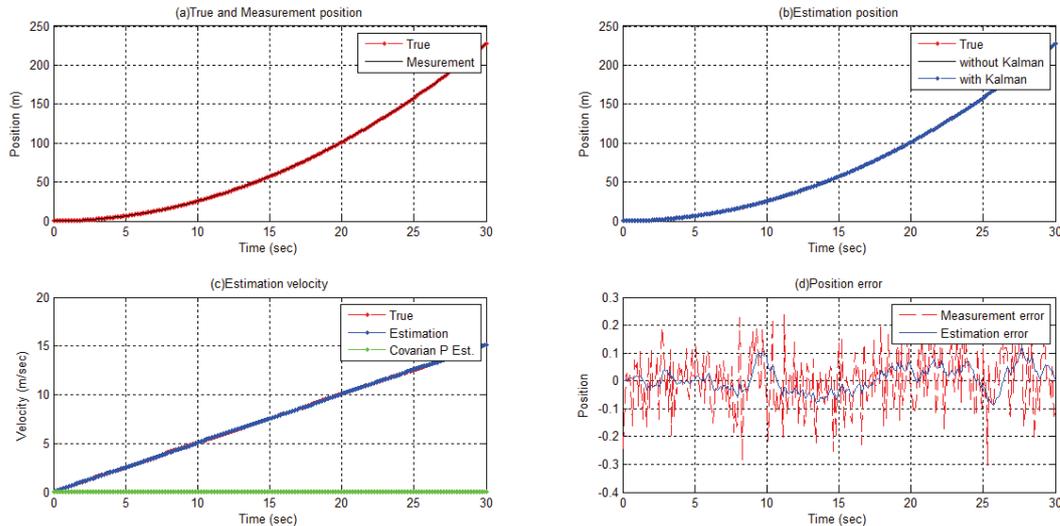


Gambar 2. Grafik Hasil Eksperimen untuk  $Q=0.01, R=100$ .

### 3.2 Parameter $Q=0.01, R=0.01$

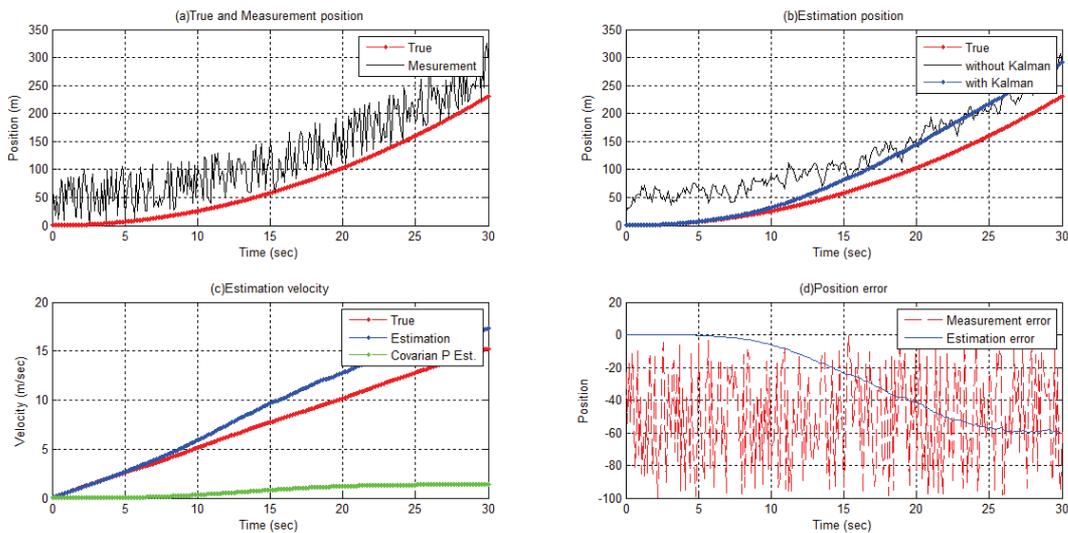
Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3(a)., kurva posisi pengukuran tampak bebas derau. Gambar 3(b). menunjukkan kurva posisi aktual dan posisi estimasi tampak berimpit. Kurva kecepatan mengikuti posisi aktual dan kurva galat kovarian P konvergen di sekitar nol seperti ditunjukkan pada Gambar 3(c). Ketika  $R$  mendekati nol,  $y$  (pengukuran aktual) lebih dapat dipercaya, sementara  $C\hat{x}$  (pengukuran estimasi) sangat kurang dipercaya. Penurunan nilai  $R$  akan mengurangi waktu konvergensi.

Dalam kasus  $Q = 0.01$  dan  $R = 0.01$ , deviasi standar galat pengukuran adalah 0.1 m, dengan puncak hingga 0.30 m. Galat posisi estimasi berkisar 0.12 meteran. Tingkat derau telah berkurang secara signifikan oleh filter. Galat kovarian sebelum pemfilteran adalah 0.0111 m, sementara galat kovarian setelah pemfilteran hanya 0.0018 m.



Gambar 3. Grafik Hasil Eksperimen untuk  $Q=0.01$ ,  $R=0.01$ .

### 3.3 Parameter $Q=0.01$ , $R=100*10$



Gambar 4. Grafik Hasil Eksperimen untuk  $Q=0.01$ ,  $R=100*10$ .

Dalam kasus  $Q=0.01$ ,  $R=100*10$ , seperti ditunjukkan pada Gambar 4(a), kurva posisi pengukuran menunjukkan sebuah offset. Pada Gambar 4(b), galat dalam koordinat posisi terus meningkat seiring dengan meningkatnya iterasi. Pada Gambar 4(c), kurva kecepatan mengikuti posisi aktual, sementara kurva galat kovarian  $P$  konvergen mengikuti galat pengukuran. Pada kasus ini, filter menjadi tidak berarti karena adanya derau offset yang cukup besar. Deviasi standar galat pengukuran adalah 100 m. Galat kovarian sebelum pemfilteran adalah  $3.2043e+03$  m, sedangkan galat kovarian setelah pemfilteran adalah  $1.2251e+03$  m (tidak signifikan).

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil simulasi, Kalman Filter dapat memberikan performa yang baik dalam menapis derau proses maupun derau pengukuran. Sehingga, diharapkan Kalman Filter dapat diterapkan untuk sistem navigasi quadrotor berbasis sensor inersia, accelerometer, untuk menentukan posisi quadrotor. Dalam eksperimen, hanya digunakan satu poros koordinat bodi pada sensor accelerometer (gerak satu dimensi). Untuk gerak tiga poros (x, y, dan z) masih perlu dilakukan pengujian untuk mengetahui apakah masing-masing tidak saling mempengaruhi. Selanjutnya, Kalman Filter juga bisa diterapkan pada sensor gyroscope untuk menapis derau pada sensor.

#### 5. Daftar Referensi

- [1] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *In Pract.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–16, 2006.
- [2] D. Fakhruddin, M. Safitri, A. Cahyadi, I. Technology, and I. Technology, "Designing Localization Modules for Mobile Robot Based on Accelerometer and Gyroscope Sensor with Kalman Filter," *Reg. Conf.*, pp. 1–6, 2014.
- [3] ICAO, *Unmanned Aircraft Systems (UAS)*. 2011.
- [4] S. G. Gupta, M. M. Ghonge, and P. M. Jawandhiya, "Review of Unmanned Aircraft System (UAS)," vol. 2, no. 4, pp. 1646–1658, 2013.
- [5] Z. Tao and W. Lei, "2008 International Seminar on Future BioMedical Information Engineering SINS and GPS Integrated Navigation System of a Small Unmanned Aerial Vehicle," *Int. Semin. Futur. Biomed. Inf. Eng.*, 2008.
- [6] B. Pengyu Guo a, b, Xin Li a, b, Yang Gui a, b, Xiang Zhou a, b, Hongliang Zhang a, b, Xiaohu Zhang a, "AIRBORNE VISION-AIDED LANDING NAVIGATION SYSTEM FOR FIXED-WING UAV a College of Aerospace Science and Engineering , National University of Defense Technology , Changsha , China b Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation ," *ICSP2014 Proc.*, pp. 1215–1220, 2014.
- [7] V. Kharchenko, V. Kondratyuk, S. Ilnytska, and O. Kutsenko, "Urgent Problems of UAV Navigation System Development and Practical Implementation," *2013 IEEE 2nd Int. Conf. Actual Probl. Unmanned Air Veh. Dev. Proc. pp.157-160*, pp. 157–160, 2013.
- [8] X. Wang, N. Cui, and J. Guo, "INS / VisNav / GPS relative navigation system for UAV," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 28, no. 1, pp. 242–248, 2013.
- [9] H. Tong and S. A. R. Zekavat, "A Novel Wireless Local Positioning System via a Merger of DS-CDMA and Beamforming : Analysis Under Array Perturbations," vol. 56, no. 3, pp. 1307–1320, 2007.
- [10] S. T. Goh, O. Abdelkhalik, and S. A. R. Zekavat, "A Weighted Measurement Fusion Kalman Filter implementation for UAV navigation," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 28, no. 1, pp. 315–323, 2013.
- [11] Y. Jiong, Z. Lei, D. Jiangping, S. Rong, and W. Jianyu, "GPS / SINS / BARO Integrated Navigation System for UAV," *2010 Int. Forum Inf. Technol. Appl. -computer Soc.*, 2010.
- [12] J. D. Barton, "Fundamentals of Small Unmanned Aircraft Flight," *John Hopkins APL Tech. Dig.*, vol. 31, no. 2, pp. 132–149, 2012.