

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/315454789>

Kolaborasi Kalman Filter dengan Complementary Filter untuk Mengoptimasi Hasil Sensor Gyroscope dan Accelerometer

Conference Paper · November 2016

CITATIONS

4

READS

3,942

2 authors:



Siti Yuliani

2 PUBLICATIONS 5 CITATIONS

SEE PROFILE



Hendri Maja Saputra

National Research and Innovation Agency of Indonesia

117 PUBLICATIONS 199 CITATIONS

SEE PROFILE

Kolaborasi Kalman Filter dengan Complementary Filter untuk Mengoptimasi Hasil Sensor Gyroscope dan Accelerometer

Siti Yuliani ^{1*} dan Hendri Maja Saputra²

¹ Electronic Engineering Politeknik Caltex Riau,

Jl. Umban Sari Atas No. 01, Rumbai, Pekanbaru, Riau-Indonesia

² Pusat Penelitian Tenaga Listrik dan Mekatronik, Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia (LIPI),

Kantor LIPI (Puslit Telimek, Gd. 20), Jl. Cisit, No.21/154D, Bandung-Indonesia

yuliani14te@mahasiswa.pcr.ac.id, hendri.maja@gmail.com

Abstract

Penelitian terkait kolaborasi kalman filter dengan complementary filter untuk mengoptimasi hasil sensor gyroscope dan accelerometer telah dilakukan. Sensor gyroscope dan accelerometer yang secara umum dikenal sebagai Inertial Measurement Unit (IMU) sangat diperlukan karena berguna untuk penentuan posisi dan orientasi pada sistem navigasi dari autonomous mobile robot. Modul Inertial Measurement Unit (IMU) yang digunakan pada penelitian ini adalah modul MPU6050 yang merupakan gabungan dari 3-axis sensor accelerometer dan 3-axis sensor gyroscope. Kedua sensor ini belum menghasilkan pengukuran nilai yang tepat dikarenakan masih terdapatnya noise pada nilai keluarannya. Berdasarkan hal itu, pada kedua sensor perlu diberikan filter agar dapat mengurangi noise. Kalman filter dan complementary filter adalah filter yang dapat menyaring noise atau kesalahan pada kedua sensor tersebut. Kolaborasi kalman filter dengan complementary filter dapat mengoptimasi hasil sensor gyroscope dan accelerometer. Paper ini membahas tiga model kolaborasi, model 1 diperoleh dari nilai rata-rata kedua filter. Model 2 menggunakan nilai rata-rata yang diperoleh dari hasil kalman filter yang akan difilter kembali oleh complementary filter pada accelerometer dan gyroscope. Model 3 menggunakan cara yang sama dengan model 2, perbedaannya pada model 3 hasil dari complementary filter yang akan difilter kembali oleh kalman filter. Hasil yang terbaik pada ketiga model ini adalah pada model 3.

Keywords: Accelerometer, Gyroscope, Kalman Filter, Complementary Filter

1. Pendahuluan

Autonomous mobile robot adalah robot yang memiliki kemampuan untuk berpindah tempat dengan *automatic*. Penentuan sistem navigasi pada robot ini sangatlah penting, hasil pengukuran posisi dan orientasi harus tepat. Inertial Measurement Unit (IMU) adalah sensor yang dapat mengukur posisi dan orientasi pada robot, salah satunya adalah modul MPU6050. Sensor ini terdiri dari gabungan 3-axis sensor accelerometer dan 3-axis gyroscope. Sensor accelerometer berfungsi mengukur percepatan linier dengan sensitifitas $\pm 2g, \pm 4g, \pm 8g, \pm 16g$, sedangkan sensor gyroscope berfungsi mengukur kecepatan angular dengan sensitifitas $\pm 250, \pm 500, \pm 1000, \pm 2000$ [1]. Nilai keluaran yang dihasilkan oleh kedua sensor ini masih terdapat *noise*, sehingga diperlukan filter untuk menyaring noise dari keduanya. Kalman filter dan complementary filter dapat menyaring noise dari hasil modul MPU6050. Hasil dari kedua filter ini akan menghasilkan pengukuran yang lebih baik dari pada sebelumnya, dimana hasil dari pengukuran posisi dan orientasi pada autonomous mobile robot menjadi lebih tepat.

Gradient Descent based Complementary Algorithm (GDCA) dan Explicit Complementary Algorithm (ECA) dapat digunakan sebagai filter untuk modul sensor MPU6050 menggunakan *software* MATLAB, sebagaimana yang dijelaskan oleh Quoz [2] dalam makalahnya. Walaupun demikian, filter tersebut sulit diterapkan pada mikrokontroler 8 bit seperti Arduino nano karena membutuhkan kapasitas kode yang cukup besar dan kecepatan clock yang tinggi. Pada penelitian Saputra [3], pemodelan dan rancang bangun Inertial Measurement Unit (IMU) untuk mengukur posisi dan orientasi pada kendaraan telah dilakukan dengan menggunakan modul sensor phidget spatial 3/3/3. Filter yang digunakan adalah kalman filter menggunakan *software* MATLAB. Begitu pula pada jurnal Zunaidi, kalman filter sebagai filter untuk sensor encoder, accelerometer, dan gyroscope. Kombinasi dari ketiga sensor dan kalman filter ini

bertujuan menghasilkan hasil yang handal untuk pengukuran 4 roda [4]. Naus menganalisis SLAM dikombinasikan dengan INS (Inertial Navigation System), ini berfokus pada meningkatkan akurasi dalam posisi memperbaiki koordinat untuk kapal selam. Menyajikan dasar matematika untuk menggabungkan INS dan SLAM menggunakan Extended Kalman Filter [5].

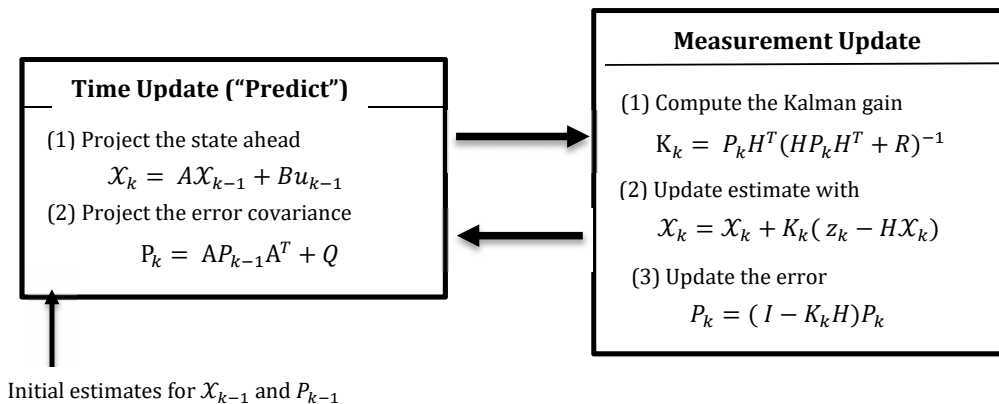
Sensor IMU diaplikasikan pada kaki, sensor ini mengukur orientasi, posisi, kecepatan, dan percepatan pada kaki tersebut. Penggunaan sensor ini berada di dalam ruangan tanpa *resorting* ke data GPS. Filter yang digunakan untuk menyaring hasil pengukuran dari sensor tersebut adalah complementary filter pada paper Fourati [6]. Jurnal Ding, membahas tentang teknologi Ultra wideband di dalam ruangan. Hasil navigasi di dalam ruangan ini menghasilkan pengukuran yang masih terdapat error. Modul MPU6050 dan kalman filter yang dipilih sebagai modul dan penyaring dalam jurnal ini [7]. Complementary filter sebagai filter pada sensor gyroscope dan sensor vision, untuk membuat filter lebih toleran terhadap kesalahan pengukuran maka diterapkan sistem *fuzzy logic* oleh Park [8]. *Report* dari Naydenov [9], membahas tentang navigasi pada autonomous mobile robot yang menggunakan *Extended Kalman Filter* sebagai mekanisme koreksi. Pengukuran sensor untuk orientasi menggunakan *Inertial Measurement Unit* (IMU), dibantu dengan sensor mouse laser untuk menentukan jarak yang ditempuh dengan memperkirakan perpindahan robot terhadap tanah dibawahnya.

Paper ini membahas tentang kolaborasi kalman filter dengan complementary filter untuk mengoptimasi hasil sensor accelerometer dan sensor gyroscope. Hasil pengukuran dari kedua sensor ini akan difilter oleh Kalman filter (KF) maupun complementary filter (CF) untuk kemudian dijadikan masukan ulang untuk KF maupun CF sehingga noise pada hasil pengukuran kedua sensor tersebut akan berkurang dan diperoleh hasil yang lebih baik dari pada sebelumnya.

2. Kalman Filter dan Complementary Filter

a. Kalman Filter

Kalman filter adalah algoritma filter kompleks yang mengambil hasil pengukuran yang masih terdapat noise. Kalman Filter memiliki dua langkah, yaitu memperbaharui dan memprediksi. Pertama pada langkah memprediksi data, kalman filter memberi prakiraan. Langkah kedua memperbaharui, pada langkah ini kalman filter akan mengambil data yang terbaru kemudian kalman filter akan membandingkan hasil data yang diperbaharui dengan hasil data prakiraan dengan kalman gain [10]. Gambar 1 menunjukkan prinsip kerja dari Kalman Filter.

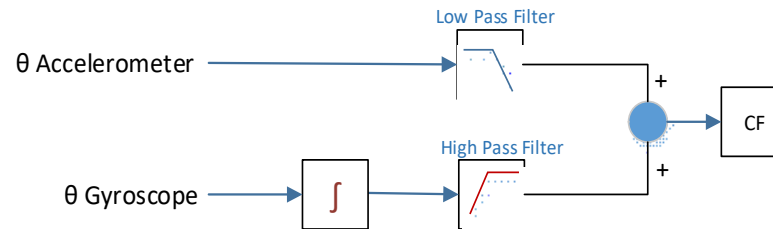


Gambar 1. Persamaan perbaharui dan prediksi kalman filter

b. Complementary Filter

Complementary Filter adalah algoritma filter yang terdiri dari 2 buah filter yaitu Low Pass Filter dan High Pass Filter. Output dari sensor accelerometer akan diberi Low Pass Filter, sedangkan High Pass Filter untuk output dari sensor gyroscope. Pada sensor gyroscope nilai outputnya akan diintegral

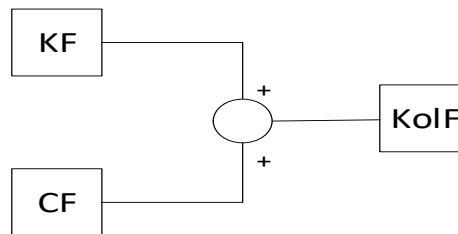
sebelum diberi High Pas Filter, kemudian hasil pengukuran kedua sensor yang telah difilter akan digabungkan (Lihat Gambar 2). Hasil dari penggabungan itu disebut complementary filter [10].



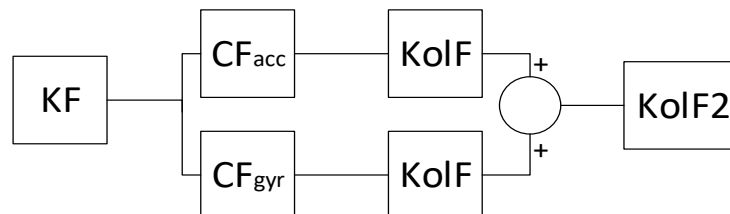
Gambar 2. Diagram complementary filter

3. Metode

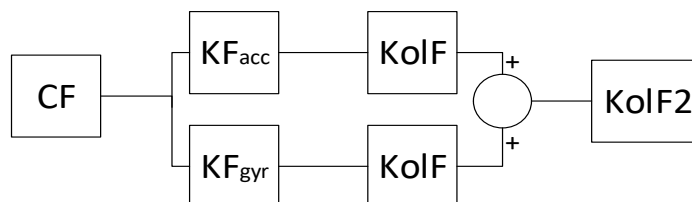
Metode yang akan digunakan pada paper ini adalah mengolaborasikan KF dengan CF, terdapat tiga model konfigurasi kolaborasi yang dibentuk pada percobaan yang dilakukan, hal ini sebagaimana yang ditujukan oleh Gambar 3 (a)-(c).



(a)



(b)



(c)

Gambar 3. Konfigurasi kolaborasi filter: (a) model I; (b) model II; (c) model III

- a. Model I
Kolaborasi antara KF dengan CF *pada model ini* diperoleh dari hasil *average* (rata-rata) dari hasil kedua *filter* tersebut. Penjumlahan dari hasil output KF dan CF akan dibagi dengan jumlah *filter* yaitu dua.
- b. Model II
Kolaborasi model II berasal dari hasil pengukuran KF yang akan difilter oleh CF pada accelerometer, begitu pula pada gyroscope. Hasil dari kedua sensor tersebut akan dijumlahkan kemudian dibagi sesuai banyak *filter* yaitu dua, yang disebut *average* (rata-rata) seperti model I.
- c. Model III
Pemodelan III ini hampir sama dengan model II hanya saja hasil pengukuran *complementary filter* yang akan difilter kembali oleh *kalman filter*.

Rumus rata-rata / *average* pada model ini, yaitu :

$$KolF = (F1 + F2)/2 \quad (1)$$

Software

A. Kalman Filter

```
float kalmanCalculate(float newAngle, float newRate, int looptime)
{
    float dt = float(looptime)/1000;
    x_angle += dt * (newRate - x_bias);
    P_00 += - dt * (P_10 + P_01) + Q_angle * dt;
    P_01 += - dt * P_11;
    P_10 += - dt * P_11;
    P_11 += + Q_gyro * dt;

    y = newAngle - x_angle;
    S = P_00 + R_angle;
    K_0 = P_00 / S;
    K_1 = P_10 / S;

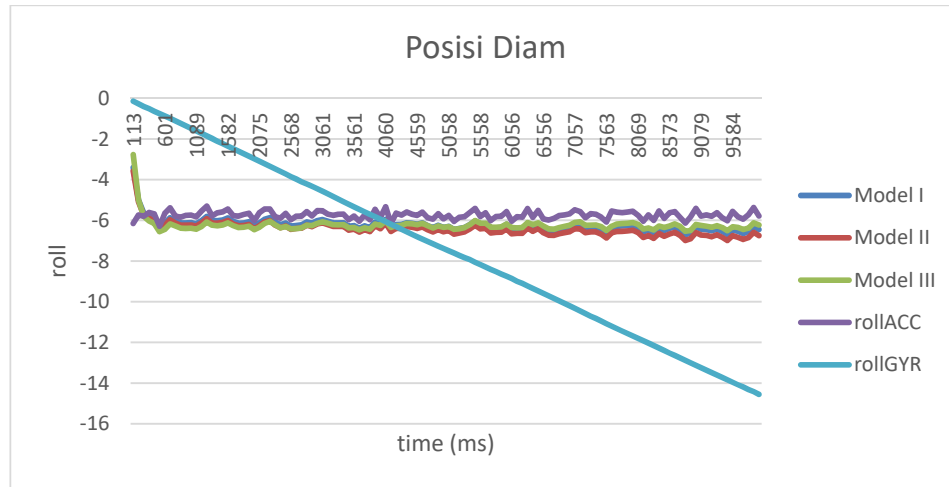
    x_angle += K_0 * y;
    x_bias += K_1 * y;
    P_00 -= K_0 * P_00;
    P_01 -= K_0 * P_01;
    P_10 -= K_1 * P_00;
    P_11 -= K_1 * P_01;

    return x_angle;
}
```

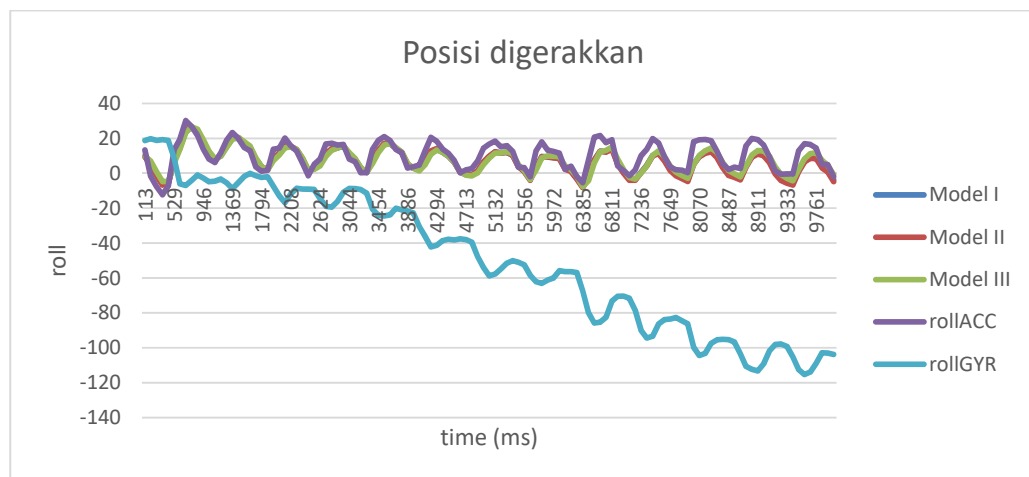
B. Complementary Filter

```
float Complementary(float newAngle, float newRate, int looptime) {
    float dtC = float(looptime)/1000.0;
    a=tau/(tau+dtC);
    x_angleC = a*(x_angleC + newRate * dtC) + (1-a) * (newAngle);
    return x_angleC;
}
```

4. Hasil dan Pembahasan



Gambar 4. Metode dalam posisi diam



Gambar 5. Metode posisi digerakkan

Grafik diatas memperlihatkan bahwa terdapat perbedaan antar nilai output sensor sebelum diberi filter dengan setelah diberi kolaborasi filter. Hasil grafik dari ketiga model lebih *smooth* atau berkurangnya noise dibandingkan sebelumnya. Model III memperlihatkan berkurangnya noise dan hasil grafik yang lebih baik dari ketiga model dalam posisi diam maupun digerakkan. Hasil pada model I lebih baik dari pada model II (Lihat gambar 4). Pada saat posisi sensor digerakkan hasil model I dan model II hampir memiliki bentuk hasil grafik yang sama. Begitu pula pada tabel standar deviasi dibawah ini. Hasil nilai standar deviasi pada model III lebih kecil dibandingkan model yang lain (Lihat tabel 2).

Ket	Average	Standar Deviasi
Model I	-6,22	0,35
Model II	-6,42	0,38
Model III	-6,23	0,36
RollACC	-5,74	0,19
RollGYR	-7,39	4,20

Tabel 1. Nilai average dan standar deviasi dalam posisi diam

Ket	Average	Standar Deviasi
Model I	6,98	7,02
Model II	6,85	7,31
Model III	7,47	6,87
RollACC	10,10	8,23
RollGYR	-49,38	40,01

Tabel 2. Nilai average dan standar deviasi dalam posisi digerakkan

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari ketiga kolaborasi *kalman filter* dengan *complementary filter* dapat disimpulkan bahwa pada grafik kolaborasi model III lebih baik dibanding model yang lain. Kolaborasi model III yaitu hasil data sensor yang telah difilter oleh *complementary filter*, kemudian di saring kembali dengan *kalman filter* pada accelerometer dan gyroscope. Hasil dari keduanya akan dirata-rata dengan rumus *average*, dan hasil perhitungan *average* inilah disebut kolaborasi model III. Grafik dan tabel diatas menunjukkan bahwa pada model III lebih halus atau lebih baik hasil yang diperoleh dibandingkan dari ketiga model lainnya dalam kolaborasi filter *kalman filter* dengan *complementary filter* untuk mengoptimasi hasil sensor gyroscope dan accelerometer.

Daftar Pustaka

- [1] "InvenSense Inc.," 24 11 2010. [Online]. Available: <http://www.invensense.com>.
- [2] D. D. Quoc, J. Sun, V. N. Le dan N. N. Tan, "Sensor Fusion based on Complementary Algorithms using MEMS," *International Journal of Signal Processing*, p. 1, 2015.
- [3] H. M. Saputra, Z. Abidin dan E. Rijanto, "IMU APPLICATION IN MEASUREMENT OF VEHICLE POSITION AND," *Mechatronics, Electrical Power, and Vehicular Technology*, 2013.
- [4] I. Zunaidi dan N. Kato, "Positioning System for 4-Wheel Mobile Robot.," *CMU. Journal*, vol. 5(1), 2006.
- [5] K. Naus dan Ł. Marchel, "SLAM AIDED INERTIAL NAVIGATION SYSTEM.," *SCIENTIFIC JOURNAL OF POLISH NAVAL ACADEMY*, 2015.
- [6] H. Fourati dan N. Manamanni, "Position Estimation Approach by Complementary Filter-aided IMU," dalam *12th biannual European Control Conference*, Zurich, Switzerland, 2013.
- [7] L. Ding dan H. Sang, "Filtering Analysis of Navigation Data Processing for Personnel Positioning System.," *Science Journal of Applied Mathematics and Statistics*, vol. IV, 2016.
- [8] C. G. Park dan C. H. Kang, "An Adaptive Complementary Filter For Gyroscope/Vision Integrated Attitude Estimation," *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2016.
- [9] D. Naydenov, "Autonomous navigation Position tracking of a remote control," Vienna, 2016.
- [10] R. Zhi, "A Drift Eliminated Attitude & Position Estimation," 2016.