

# Implementasi *Moving Average* dan *Kalman Filter* pada *Wireless Odometer* untuk Informasi Service Kendaraan Bermotor

Fajar Alif Chalifatullah, Wahyu Setyo Pambudi\*, Ilmiatul Masfufiah

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, Surabaya, Indonesia

Email: <sup>1</sup> fajaralifc535@gmail.com, <sup>2,\*</sup> wahyusp@itats.ac.id, <sup>3</sup> i.masfufiah@itats.ac.id

Email Penulis Korespondensi: wahyusp@itats.ac.id

Submitted: 26/09/2022; Accepted: 29/09/2022; Published: 30/09/2022

**Abstrak**—Perawatan rutin merupakan salah satu langkah agar mobil Anda tetap terlihat bagus, namun banyak orang yang masih menyepelekan pentingnya perawatan rutin. Telah dibuat alat bernama *Wireless Odometer* yang dapat memberi notifikasi kepada pemilik kendaraan bermotor melalui aplikasi jika jarak tempuh kendaraan sudah masuk kriteria yang dianjurkan untuk dilakukan servis berkala. Berdasarkan dari penelitian sebelumnya *Wireless Odometer* masih mempunyai kelemahan yaitu pembacaan sensor pada alat ini masih memiliki error sebesar 13,2% sehingga masih kurang akurat jika di terapkan untuk mengukur jarak tempuh pada kendaraan bermotor. Perlu adanya filter digital yang harus ditambahkan pada pembacaan sensor agar sensor tahan terhadap noise yang terjadi karena mekanikal ataupun elektrik. Pada penelitian ini mengimplementasi metode *Moving Average Filter* dan *Kalman Filter* untuk pembacaan sensor pada *Wireless Odometer*. Setelah dilakukan beberapa pengujian didapatkan bahwa presentase error pembacaan saat diberi filter mencapai 0,80% menggunakan metode kalman filter dan 1,81% menggunakan metode *Moving Average Filter*. Dapat disimpulkan filter yang cocok digunakan pada *Wireless Odometer* ini adalah kalman filter.

**Kata Kunci:** Kalman Filter; Moving Average Filter; Pengukuran jarak ; Wireless Odometer.

**Abstract**—Regular maintenance is one step to keep your car looking good, but many people still underestimate the importance of regular maintenance. A tool called *Wireless Odometer* has been created which can notify vehicle owners through the application if the vehicle mileage has entered the recommended criteria for periodic servicing. Based on previous research, *Wireless Odometer* still has weaknesses. sensor readings on this tool still have an error of 13.2% so it is still less accurate if applied to measure mileage on vehicles. It is necessary to have a digital filter that must be added to the sensor readings so that the sensor is resistant to noise that occurs due to mechanical or electrical. In this research, we implement the *Moving Average Filter* and *Kalman Filter* methods for sensor readings on the *Wireless Odometer*. After several tests were carried out, it was found that the percentage of reading errors when filtered reached 0.80% using the Kalman filter method and 1.81% using the *Moving Average Filter* method. It can be concluded that the filter that is suitable for use on this *Wireless Odometer* is the kalman filter.

**Keywords:** Kalman Filter; Mileage measurement; Moving Average Filter; Wireless Odometer

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia berpenduduk kurang lebih 268 juta jiwa. Negara ini memiliki 146 juta kendaraan yang terdiri dari 120 juta sepeda motor dan 26 juta mobil. Pasar otomotifnya mencatat penjualan 6,5 juta sepeda motor dan 1 juta mobil di 2019. Berdasarkan data tersebut, Indonesia merupakan pasar otomotif terbesar di Asia Tenggara, dengan pangsa pasar 32% [1]. Dengan banyaknya mobil atau kendaraan bermotor lainnya yang beredar di Indonesia tentu banyak hal yang harus diperhatikan oleh masing – masing pemilik kendaraan tersebut tidak terkecuali yaitu servis berkala. Preventive maintenance ataupun servis berkala merupakan kegiatan pemeliharaan dan perawatan mesin yang dilakukan dengan tujuan agar tidak terjadi loss time penggunaan akibat terjadinya kerusakan. Perawatan rutin pada kendaraan merupakan salah satu langkah agar kendaraan terhindar dari kerusakan yang parah pada saat sedang digunakan dimana dapat menimbulkan biaya yang besar pula [2].

Pada kendaraan bermotor terutama mobil dengan tahun keluaran lama belum memiliki system informasi untuk dilakukannya jadwal preventive maintenance, dimana system ini seharusnya bisa memberikan indikasi bahwa mobil sudah memasuki waktu dilakukannya perawatan rutin. Sehingga pengguna bisa mengetahui dan dapat mencegah agar tidak terjadi kerusakan yang serius pada kendaraan akibat terlambat dilakukannya preventive maintenance pada mobilnya. Berdasarkan penelitian monitoring kondisi jalan menggunakan sensor accelerometer, sensor ini dapat digunakan untuk mengukur akselerasi dan kecepatan pergerakan mobil di setiap sumbu sehingga dapat mendeteksi kondisi jalan ketika bergelombang ataupun datar [3].

Menurut referensi tersebut dapat di rancang sebuah alat bernama *Wireless Odometer* yang dapat mengukur jarak menggunakan sensor accelerometer dimana nilai jarak didapatkan dari hasil pengukuran kecepatan dan percepatan dari sensor tersebut. Alat ini akan memberikan informasi berupa pesan yang akan di teruskan kepada pengguna agar pengguna mengetahui kapan harus melakukan perawatan rutin pada kendaraannya. Namun penggunaan sensor accelerometer ini masih mempunyai banyak kelemahan. Salah satunya yaitu dikarenakan noise elektrik maupun mekanikal yang dihasilkan dari output sensor yang berupa ADC [4].

Perlu adanya filter digital yang harus ditambahkan pada pembacaan sensor agar sensor tahan terhadap noise yang terjadi karena mekanikal ataupun elektrik yaitu dengan menerapkan Kalman Filter dan juga *Moving Average Filter*. Menurut penelitian tentang sensor loadcell pada pengisian depot air minum terbukti bahwa

penerapan metode Kalman Filter mampu meredam kesalahan pengukuran yang ditimbulkan oleh getaran akibat tekakanan air dari output kran [5]. Berdasarkan kajian sensor pendeteksi gelombang seismik (gempa bumi) dengan menggunakan moving average filtering, dijelaskan bahwa penerapan moving average filtering memiliki kemampuan untuk menghilangkan frekuensi noise yang berada di luar frekuensi terestrial [6]. Pada kedua penelitian tersebut noise yang timbul kebanyakan disebabkan oleh getaran sehingga dapat menjadi solusi untuk mengatasi noise yang terjadi pada sensor accelerometer yang digunakan pada penelitian ini.

Pada penelitian ini akan mengimplementasi metode Moving Average Filter dan Kalman Filter untuk pembacaan sensor pada Wireless Odometer. Harapannya dengan menerapkan metode Moving Average Filter dan Kalman Filter dapat memperbaiki akurasi pembacaan sensor pada Wireless Odometer sehingga nilai kilometer yang dihasilkan menjadi akurat dan tepat sasaran.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Sensor Accelerometer (MMA7361)

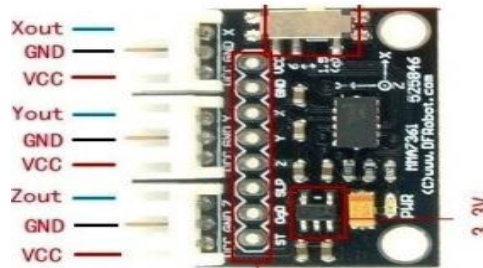
*Acceleration* atau percepatan memiliki definisi yaitu perubahan kecepatan terhadap perubahan waktu. Sedangkan, percepatan dapat dikaitkan dengan nilai perubahan jarak atau nilai perubahan posisi seperti pada persamaan (1)

$$a = \frac{\partial V}{\partial t} = \frac{(\partial^2 x)}{(\partial t^2)} \tag{1}$$

Pada persamaan (1) dapat dilihat bahwa *a* adalah percepatan (m/s<sup>2</sup>), *V* adalah kecepatan (m/s), *t* merupakan waktu (s), dan *x* adalah jarak atau posisi. Satuan dari acceleration juga menggunakan g. Satuan percepatan g ini adalah sebanding dengan gravitasi bumi di atas permukaan laut yaitu sebesar 32,2 ft/s<sup>2</sup> atau 9,81 m/s<sup>2</sup>. Akselerasi atau percepatan merupakan salah satu besaran fisis yang dapat dideteksi oleh sensor.

Sensor adalah perangkat yang berfungsi mengubah suatu besaran fisis, seperti: paparan cahaya, panas, jarak, magnet, getaran, listrik, dan lain - lain, ke bentuk besaran listrik. Salah satu contoh dari sensor yang akan dipakai dalam penelitian ini adalah accelerometer yang berfungsi untuk mendeteksi percepatan, kecepatan, dan jarak atau posisi[7].

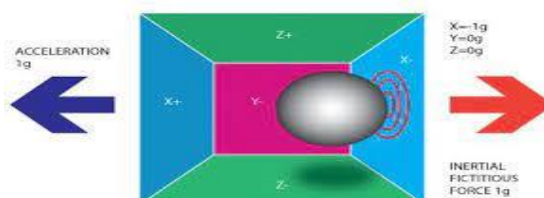
Sensor accelerometer MMA 7361 terlihat pada gambar 1 adalah sensor yang di produksi oleh Freescale. Sensor ini mempunyai beberapa fungsi seperti untuk mengukur getaran (vibration), benturan (shock), jatuh (fall), gerakan (movement), posisi (positioning) dan kemiringan (tilt).



**Gambar 1.** Sensor Accelerometer MMA7361

### 2.2 Kalibrasi sensor MMA7361

Nilai sensitivitas akselerometer sangat dipengaruhi oleh tegangan supply sensor dan karakteristik dari masing – masing sensor sehingga perlu dilakukannya proses kalibrasi di setiap sensor [8]. Dengan tidak adanya eksitasi eksternal, tegangan keluaran akselerometer kira-kira setengah dari tegangan suplai sensor, yang disebut tegangan offset. Nilai offset sensor adalah nilai tegangan atau ADC sensor tanpa eksitasi eksternal. Ketika sensor diberi energi, output sensor bertransisi menuju nilai offset, sehingga akuisisi data terjadi setelah output sensor mencapai nilai offset. Perhitungan nilai offset akselerometer dilakukan satu kali sebelum menggunakan sensor. Perhitungan dapat dilakukan ketika sensor stasioner dan membentuk sudut 90° atau -90° terhadap vertical [8]. Penentuan nilai offset dilakukan dengan mencari data rata-rata pada saat sensor dalam keadaan stasioner. Nilai ADC saat berakselerasi -g dan +g dapat ditentukan dengan menempatkan sensor secara vertikal (arah sensor ke atas) dan memutarkannya 180°.



**Gambar 2.** Ilustrasi arah percepatan sensor accelerometer

Untuk menentukan ekivalensi nilai ADC dan percepatan gravitasi, hitung nilai ADC pada offset dan nilai ADC saat percepatan gravitasi -g atau +g. pada gambar 2 dapat dilihat bahwa yang dimaksud 0g adalah nilai percepatan yang keluar saat posisi sensor accelerometer dalam keadaan diam dan berada ditengah sehingga menghasilkan nilai offset. Sedangkan untuk +1g adalah nilai percepatan yang keluar saat posisi sensor berjalan kearah positif dari sumbu x, begitu juga sebaliknya untuk -1g adalah nilai percepatan yang keluar saat posisi sensor berjalan kearah negative dari sumbu x.

### 2.3 Konversi ADC Accelerometer

Percepatan adalah keadaan perubahan kecepatan terhadap waktu. Pertambahan kecepatan dalam selang waktu tertentu disebut juga percepatan. Ketika kecepatan turun di bawah kecepatan sebelumnya, itu disebut perlambatan. Karena percepatan adalah perlambatan yang merupakan besaran vektor, maka percepatan juga bergantung pada arah/orientasi [9]. Mengubah arah gerak suatu benda juga menyebabkan percepatan. Mendapatkan data jarak dari akselerometer memerlukan proses integrasi ganda pada keluaran sensor. Proses perhitungan pada persamaan (2) dipengaruhi oleh waktu pengambilan sampel data, sehingga waktu tunda data pengambilan sampel (dt) harus selalu konstan dan sekecil mungkin.

$$s = \int(\int(a)dt)dt \tag{2}$$

Untuk lebih mengoptimalkan hasil integrasi, kita dapat menggunakan metode Runge-Kutta dengan pendekatan trapesium, seperti pada Persamaan (3).

$$x_k = x_{k-1} + \frac{h}{2} [f(x_k, t_k) + f(x_{k-1}, t_{k-1})] \tag{3}$$

Dari persamaan (3) dapat dilihat bahwa hasil integrasi sekarang (xk) dipengaruhi oleh hasil integrasi sebelumnya (xk - 1), input sekarang (f(xk,tk)), input sebelumnya, serta Waktu sampel antara data input (h)[10]. Penerapan rumus persamaan kedalam mikrokontroler dapat menggunakan persamaan (4) untuk mencari percepatan, persamaan (5) untuk mencari kecepatan, dan persamaan (6) untuk mencari jarak.

$$a = \left( \frac{ADC - \text{nilai } 0G}{\text{nilai } 1G - \text{nilai } 0G} \right) \times 9,8 \tag{4}$$

dimana :

a = percepatan m/s<sup>2</sup>

ADC = nilai output sensor berupa data analog

Nilai 0G = nilai adc hasil kalibrasi saat diberi gravitasi 0G

Nilai 1G = nilai adc hasil kalibrasi saat diberi gravitasi +1G

$$v = v0 + \left( \frac{\text{waktu sampling}}{2} \right) \times (a0 + a1) \tag{5}$$

dimana:

v0 = kecepatan awal.

a0 = percepatan awal.

a1= percepatan sekarang

$$s = s0 + \left( \frac{\text{waktu sampling}}{2} \right) \times (v0 + v1) \tag{6}$$

dimana :

s0 = jarak awal.

v0 = kecepatan awal.

v1= kecepatan sekarang

### 2.4 Kalman filter

Kalman mempublikasikan penelitiannya pada tahun 1960, yang menjelaskan sebuah persoalan penyaringan linier data diskrit. Sejak mempublikasikan penelitiannya, Kalman Filter menjadi topik penelitian dan terapan yang luas, terutama di bidang navigasi otomatis atau terpandu. Persoalan umum untuk Kalman Filter diskrit adalah mencoba untuk mengestimasi state  $x \in \mathbb{R}^n$  dari sebuah proses waktu diskrit yang dinyatakan oleh persamaan (7) beda stokastik linier [11].

$$x_k = Ax_{k-1} + BU_{k-1} + w_{k-1} \tag{7}$$

Dengan pengukuran  $z \in \mathbb{R}^m$  yang dinyatakan pada persamaan (8).

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{8}$$

$w_k$  dan  $v_k$  merupakan variabel acak yang mewakili noise pengukuran dan noise proses, keduanya independen dan berjenis white noise, dengan probabilitas berdistribusi normal.

Pada proses komputasi filter didefinisikan  $\hat{x}^-_k \in \mathfrak{R}^n$  sebagai pra-estimasi state pada step k berdasarkan data dari proses (7) sebelum step k, dan  $\hat{x}_k \in \mathfrak{R}^n$  sebagai pasca estimasi state pada step k berdasarkan nilai  $z_k$ . Lalu, kita definisikan pra dan pasca estimasi untuk error sebagai  $e^-_k = x_k - \hat{x}^-_k$  dan  $e_k = x_k - \hat{x}_k$ . Kovarian pra-estimasi error terdapat pada persamaan (9)

$$P^-_k = E[e^-_k e^{-T}_k] \tag{9}$$

dan kovarian pasca error terdapat pada persamaan (10).

$$P_k = E[e_k e^T_k] \tag{10}$$

Dalam menurunkan persamaan untuk kalman filter, kita mulai dengan persamaan yang menghitung pasca-estimasi state  $\hat{x}_k$  yang dibangun dari kombinasi pra-estimasi  $\hat{x}^-_k$  dan selisih antar nilai ukur aktual  $z_k$  dan prediksi nilai ukur  $H\hat{x}^-_k$  seperti pada persamaan (11).

$$\hat{x}_k = \hat{x}^-_k + K(z_k - H\hat{x}^-_k) \tag{11}$$

selisih  $(z_k - H\hat{x}^-_k)$  di persamaan (2.9) disebut perbaikan atau selisih pengukuran. Selisih ini mewakili ketidaksesuaian antara nilai ukur yang diprediksi  $H\hat{x}^-_k$  dan nilai ukur sebenarnya  $z_k$ . Selisih nol berarti nilai keduanya sama persis. Matrix K pada persamaan (11) akan dipilih sebagai faktor penguat (gain) yang berfungsi meminimumkan kovarian setelah estimasi error seperti pada persamaan (10). Salah satu formulasi yang meminimumkan ada pada persamaan (12).

$$K_k = \frac{P^-_k H^T}{HP^-_k H^T + R} \tag{12}$$

Pada persamaan (9) dapat dilihat bahwa kovarian error pengukuran dari R mendekati nol, sehingga gain K mengakibatkan selisih pengukuran berpengaruh lebih besar. Sedangkan, jika kovarian pra estimasi error  $P^-_k$  mendekati nol, maka gain K membuat selisih pengukuran berpengaruh lebih kecil. Cara lain untuk memahami peran gain K adalah apabila kovarian error pengukuran R mendekati nol, nilai ukur aktual  $z_k$  jauh lebih dipercaya kebenarannya, sedangkan prediksi nilai ukur  $H\hat{x}^-_k$  semakin tidak dapat dipercaya kebenarannya. Bila kovarian pra-estimasi error  $P^-_k$  mendekati nol, nilai ukur aktual  $z_k$  semakin tidak dapat dipercaya, sedangkan prediksi nilai ukur  $H\hat{x}^-_k$  semakin dapat dipercaya kebenarannya [11].

Kalman filter bekerja dengan cara melakukan estimasi pada suatu proses melalui mekanisme kontrol umpan balik. Kalman filter akan melakukan estimasi keadaan dari proses lalu didapatkan feedback berupa hasil pengukuran yang bercampur dengan noise. Persamaan dalam proses Kalman filter dibedakan menjadi dua bagian kelompok yaitu yang pertama persamaan update waktu dan yang kedua persamaan update pengukuran. Persamaan update waktu berfungsi mendapatkan nilai sebelum estimasi untuk digunakan pada waktu step selanjutnya.

Persamaan update pengukuran digunakan untuk umpan balik dan dipadukan dengan hasil nilai pengukuran terbaru dengan nilai sebelum estimasi untuk menghasilkan nilai terbaik setelah estimasi. Persamaan update waktu biasanya disebut juga persamaan prediksi, sedangkan persamaan update pengukuran disebut juga persamaan koreksi. Kalman filter memiliki algoritma estimasi yang menyerupai algoritma prediksi koreksi yang digunakan untuk mengatasi masalah numerik.

Persamaan spesifik untuk update waktu dan pengukuran di tulis pada persamaan (10) sampai (17):

Persamaan Update Waktu:

$$\hat{x}^-_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \tag{13}$$

$$P^-_k = AP_{k-1}A^T + Q \tag{14}$$

Persamaan Update Pengukuran:

$$K_k = \frac{P^-_k H^T}{HP^-_k H^T + R} \tag{15}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}^-_k + K(z_k - H\hat{x}^-_k) \tag{16}$$

$$P_k = (1 - K_k H)P^-_k \tag{17}$$

Setelah siklus pembaruan waktu dan pembaruan pengukuran selesai, siklus diulang menggunakan nilai perkiraan ulang sebelumnya untuk memprediksi nilai prediksi baru. Sifat rekursif adalah properti penting dari filter Kalman, membuatnya lebih praktis dan lebih sederhana untuk diterapkan daripada implementasi filter Wiener, yang dirancang untuk bekerja dengan secara langsung memasukkan semua data dalam setiap perkiraan.

## 2.5 Moving Average Filter

Moving average adalah filter yang digunakan untuk menyaring dan memperhalus data yang diterima dengan cara merata-rata dengan banyaknya data yang diambil[6]. Nilai yang akan diproses nantinya merupakan jumlah nilai

yang dibagi dengan jumlah sample yang diambil. Proses filter harus terus dilakukan agar terhindar dari noise yang timbul karena mekanik[6].

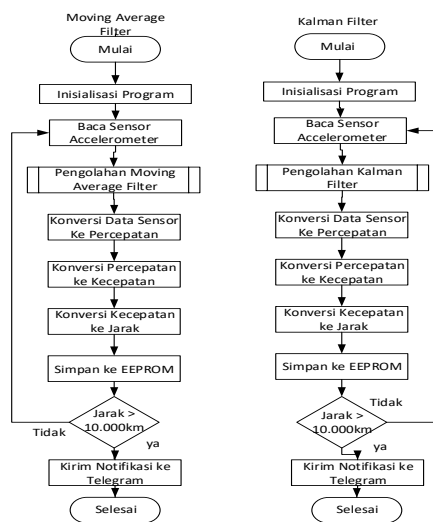
Hal ini dilakukan karena data tidak akan selalu bebas dari noise pembacaan oleh karena itu dibutuhkan filter digital untuk menyaring saat ada sinyal masuk. Meskipun dengan penyaringan sebelumnya, data masih bisa error karena adanya noise mekanik. Sehingga perlu diimplementasikan beberapa filter. Berdasarkan pada jumlah data yang diambil untuk difilter, akselerasi sebenarnya bisa menggunakan beberapa nilai untuk dirata – rata sesuai persamaan (18). Proses kalibrasi membutuhkan kondisi diam untuk mendapatkan data yang akurat.

$$Out = \left( \frac{Data_n + Data_{n-1} + \dots}{m} \right) \tag{18}$$

Dari persamaan (18) dapat diketahui bahwa n adalah nomor sample dari data yang diambil, m adalah range data atau jumlah data yang ingin di rata – rata dan digunakan untuk setiap proses moving average selanjutnya, dan out merupakan hasil atau output dari proses *moving average* [6]. Proses pengambilan data dapat diilustrasikan pada gambar.

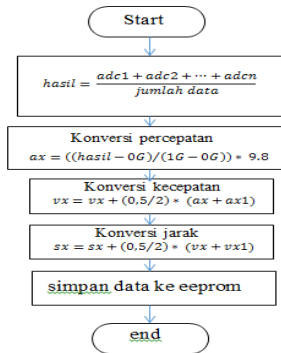
### 2.6 Perancangan Software

Software dirancang berdasarkan kebutuhan input dan output yang akan digunakan pada sistem serta spesifikasi sensor yang digunakan. Ada dua alur program yang akan dibuat yang memiliki perbedaan hanya pada metode yang digunakan, seperti pada gambar 3.



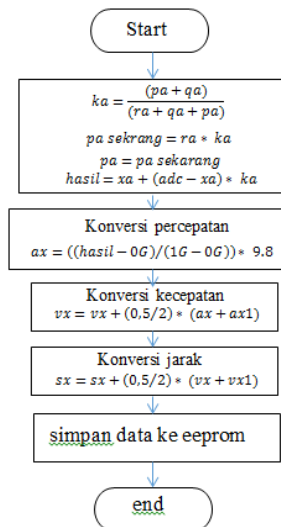
**Gambar 3.** Flowchart Program

Pada tahap inisialisasi Program semua variable dan library yang digunakan akan dideklarasikan agar saat dipanggil kedalam program variable sudah terdaftar. Pada tahap pembacaan Sensor accelerometer adalah membaca output sensor accelerometer yang berupa data X, Y, dan Z. Data tersebut akan diolah kembali menjadi kecepatan dan jarak. Pada pengambilan data yang pertama menggunakan metode Moving Average Filter. Pada siklus ini output sensor berupa nilai ADC akan di sampling dengan interval tertentu dan dirata – rata, sehingga jika ada perubahan pembacaan yang signifikan akan dikurangi agar menghasilkan nilai perubahan yang halus. Baru setelah itu nilai dikonversikan ke percepatan. Berdasarkan gambar 4 proses *Moving Average Filter* menggunakan rumus seperti pada persamaan (18). Setelah mendapatkan nilai dari proses filter maka data akan dikonversi ke percepatan menggunakan rumus yang sudah dijelaskan pada persamaan (4). Data hasil konversi percepatan akan digunakan untuk proses selanjutnya yaitu dikonversi ke kecepatan dengan menggunakan rumus persamaan (5). Data kecepatan inilah yang bisa dikonversi untuk menghasilkan data nilai jarak menggunakan persamaan (6) dan nantinya akan disimpan di eeprom arduino.



**Gambar 4.** Flowchart Proses MAF

Selain menggunakan *Moving Average Filter*, pada alat ini juga akan dilakukan pengambilan data menggunakan metode Kalman Filter. Metode ini juga akan menggunakan data output sensor yang sudah di konversi ke dalam satuan percepatan. Kalman Filter akan memprediksi output sensor berdasarkan nilai output sensor sebelumnya. Nilai output sensor yang memiliki noise akan di bandingkan dengan hasil prediksi sehingga menghasilkan nilai error. Jika nilai error semakin mendekati nol maka pembacaan akan lebih percaya terhadap hasil prediksi tersebut daripada hasil pengukuran aktual. Sehingga jika terjadi perubahan pembacaan sensor yang signifikan secara tiba-tiba tidak akan di tampilkan pada output Kalman Filter.

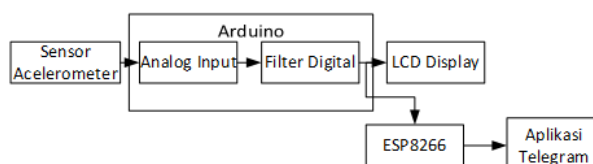


**Gambar 5.** Flowchart Proses Kalman Filter

Pada gambar 5 terlihat bahwa flowchart proses kalman filter menggunakan persamaan (13) sampai (17) yang sudah di sesuaikan dengan syntax di Arduino IDE agar bisa diopreasikan. Setelah itu data akan dikonversikan ke percepatan, kecepatan, dan jarak dengan cara yang sama seperti proses *Moving Average Filter* sebelumnya. Pada tahap selanjutnya yaitu Simpan ke EEPROM, program akan menyimpan data yang sudah diperoleh dari sensor dan perhitungan kedalam memori EEPROM pada mikrokontroler. Tahap ini dilakukan dengan tujuan agar ketika sistem mati, data yang sudah diperoleh tidak akan hilang karena tersimpan di EEPROM. Kemudian pada tahap Evaluasi jarak akan mengevaluasi data berupa jarak apakah sudah sesai yang ditentukn atau tidak. Jika tidak program akan kembali ke pembacaan data, dan jika iya maka program akan lanjut ke proses selanjutnya. Setelah evaluasi dan dinyatakan iya, maka program akan megirimkan notif berupa himbauan untuk melakukan service kendaraan bermotornya melalui aplikasi telegram.

## 2.7 Perancangan Hardware

Setelah proses perancangan software tahap selanjutnya adalah tahap perancangan hardware dari alat Wireless Odometer. Dalam perancangan hardware terdapat blok diagram yang menjelaskan alur kerja atau cara kerja dari alat tersebut.



**Gambar 6.** Blok Diagram Hardware

Pada gambar 8 diagram blok dapat dilihat sensor yang digunakan adalah sensor accelerometer yang di baca melalui Analog input pada arduino. Setelah dilakukan pembacaan sensor maka akan dilakukan pengolahan data berupa filter digital moving average dan kalman filter. setelah melalui proses filter, output sensor akan ditampilkan melalui LCD Display. Jika output sensor melebihi batas yang sudah ditetapkan maka akan dikirimkan ke aplikasi telegram pada smartphone melalui modul wifi ESP8266.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pengujian sensor Accelerometer MMA7361

Tujuan dilakukannya pengujian pada sensor Accelerometer MMA7361 adalah untuk mengetahui apakah output dari sumbu x pada sensor sudah sesuai dengan output yang ditetapkan pada datasheet dari sensor tersebut. Output yang dibandingkan berupa tegangan dari output sumbu x sensor MMA7361 dengan output sensor MMA7361 menurut datasheet. Setelah mendapatkan hasil bahwa output sensor sudah sesuai maka akan dilakukan proses kalibrasi pada sensor accelerometer MMA7361 tepatnya di sumbu yang akan digunakan yaitu sumbu x. Untuk melakukan kalibrasi seharusnya dilakukan pada masing – masing sumbu sensor yaitu sumbu x, y, dan z. Akan tetapi pada penelitian ini hanya menggunakan satu sumbu saja yaitu sumbu x sehingga yang menjadi focus utama untuk dilakukannya kalibrasi adalah pada sumbu x. Hasil pengujian output sensor accelerometer MMA7361 hasilnya ditunjukkan pada table I. Berdasarkan hasil table I tersebut bahwa output sensor sudah sesuai dan mendekati hasil output yang sudah ditentukan dalam datasheet sensor accelerometer MMA7361.

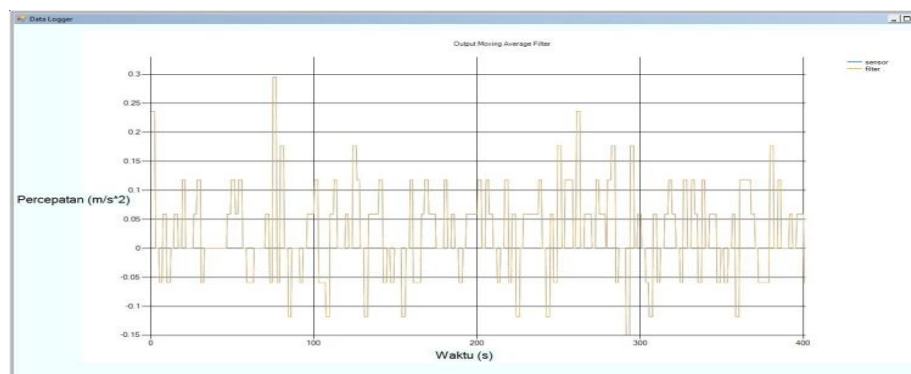
**Tabel 1.** Data Output Sensor

Gravitasi	Data Ouput sensor pada sumbu X			
	Aktual		Teori (datasheet)	
	ADC	Volt	ADC	Volt
-1G	178	0,86	174	0,85
0G	357	1,74	337	1,65
+1G	517	2,52	501	2,45

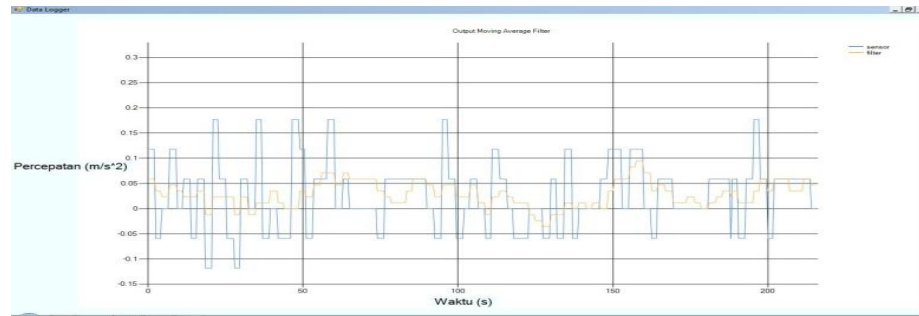
Setelah mengetahui bahwa output sensor sudah sesuai maka proses selanjutnya adalah mengkalibrasi sensor tersebut untuk mencari nilai sensor saat di beri nilai gravitasi +1G, 0G, dan juga -1G. kalibrasi dilakukan dalam keadaan diam dengan cara mengambil hasil data sebanyak 1024 data melalui interface lalu dirata – rata agar menghasilkan nilai adc yang tetap disetiap gravitasi

#### 3.2 Pengujian Moving Average Filter

Pengujian Moving Average Filter dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui apakah filter tersebut sudah bisa berjalan sesuai yang diharapkan atau tidak. Parameter yang dapat dirubah dari filter ini adalah seberapa banyak data yang disampling. Pada pengujian pertama ini untuk menentukan berapa banyak data yang harus disampling agar data output yang dihasilkan terbebas dari noise secara optimal.



**Gambar 7.** Grafik Output Filter Dan Sensor Saat Jumlah Sampling Data = 1



**Gambar 8.** Grafik Output Filter Dan Sensor Saat Jumlah Sampling Data = 5

Dari data gambar 12 dan 13 Semakin sedikit data yang disampling maka noise akan tetap ada tetapi jika terlalu banyak data yang disampling noise akan hilang tetapi data sensor juga akan tereduksi sehingga data yang transferkan bukan data realtime dari sensor. Dari beberapa percobaan yang dilakukan, ditemukan bahwa jumlah sampling data yang paling bagus hasilnya adalah 5 data disetiap penyamplingan. Setelah parameter Moving Average Filter sudah ditentukan maka proses selanjutnya akan dilakukan pengujian untuk mengambil data jarak berupa kilometer. Pengujian kedua ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui tingkat akurasi pembacaan sensor Accelerometer MMA 7361 jika menggunakan metode Moving Average Filter sebagai filter pembacaan sensor pada sumbu x.

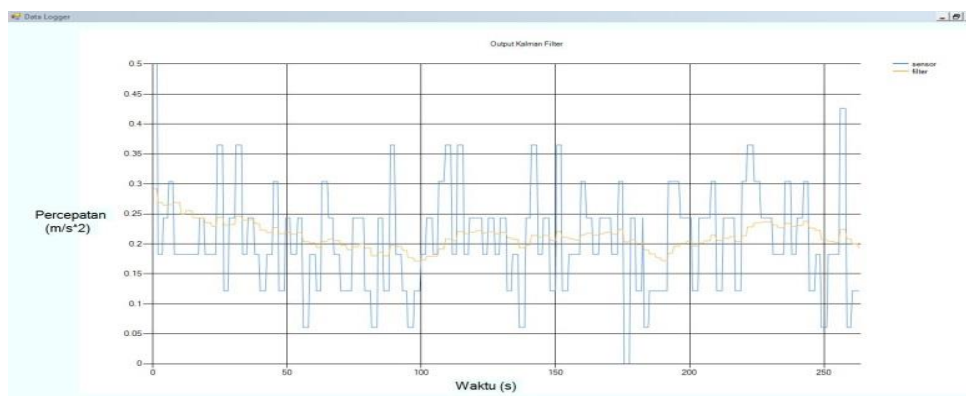
**Tabel 2.** Output sensor dengan metode Moving Average Filter

No	Jarak dari wireless odometer (Km)	Jarak dari mobil (Km)	Prosentase kesalahan pembacaan (%)
	Moving Average Filter		Moving Average Filter
1	5,2	5,1	1,96
2	11,4	11,6	1,72
3	14,7	15,1	2,65
4	18,7	19,1	2,09
5	26	26,6	2,26
6	29,3	29,8	1,68
7	34,5	35	1,43
8	39,6	40	1,00
9	45,2	46,1	1,95
10	49,3	50	1,40
<b>Rata-Rata Prosentase Kesalahan (%)</b>			<b>1,81</b>

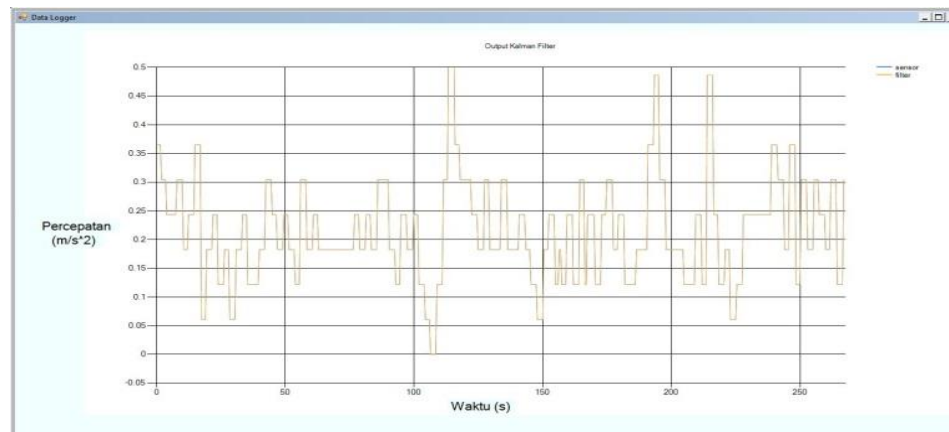
Dari tabel 2. dapat dilihat bahwa pengukuran jarak dengan menggunakan metode moving average filter mempunyai nilai error pembacaan rata – rata adalah 1.81 %. Data jarak tersebut diambil sampai jarak 50km dengan pengambilan data setiap 5km dengan melakukan perjalanan dari Dupak Rukun Surabaya sampai ke Sedati Sidorajo pulang pergi.

### 3.3 Pengujian Kalman Filter

Pengujian ini ditujukan untuk mengetahui kinerja serta dampak dari penggunaan metode kalman filter pada sensor accelerometer MMA7361 sebagai filter. Parameter yang dapat dirubah adalah parameter qa dan ra. Semakin jauh perbedaan keduanya maka noise akan hilang dan jika terlalu jauh data akan juga ikut menghilang. Jadi output sensor tidak akan berubah walaupun sensornya berubah. Sebaliknya jika qa dan ra selisihnya terlalu dekat maka noise akan tetap ada karena data output sensor akan masih sama dengan output kalman filter.



**Gambar 9.** Grafik Output Filter Dan Sensor Saat  $Q_a = 0,0001$   $R_a = 0,01$



**Gambar 10.** Grafik output filter dan sensor saat  $q_a = 1$   $r_a = 0,0001$

Pada gambar 14 dan gambar 15 terdapat grafik yang membandingkan antara respon data output sebelum di filter dan sesudah difilter menggunakan kalman filter dalam keadaan diam. Berdasarkan hasil ini terlihat bahwa dengan parameter  $q_a = 0,0001$  dan  $r_a = 0,01$  noise dapat teredam dengan baik. Pengujian selanjutnya setelah menemukan parameter yang tepat adalah menguji data output sensor berupa jarak dengan satuan kilometer yang sudah menerapkan metode kalman filter.

**Tabel 3.** Output Sensor Dengan Metode Kalman Filter

No	Jarak dari wireless odometer (Km)	Jarak dari mobil (Km)	Prosentase kesalahan pembacaan (%)
	Kalman Filter		Kalman Filter
1	5,2	5,1	1,96
2	11,5	11,6	0,86
3	14,8	15,1	1,99
4	18,8	19,1	1,57
5	26,5	26,6	0,38
6	29,8	29,8	0,00
7	35,1	35	0,29
8	40,2	40	0,50
9	45,9	46,1	0,43
10	50	50	0,00
Rata-Rata Prosentase Kesalahan (%)			0,80

Pada tabel 3 dijelaskan bahwa dengan pengujian sejauh 50 km output data sensor *accelerometer* memiliki nilai error sebesar 0,80% dengan pengambilan data di setiap 5 km. pengujian ini dilakukan di rute yang sama dengan dilakukannya pengujian MAF, yaitu dari Dupak Rukun Surabaya hingga Sedati Sidoarjo bolak – balik.

#### 4. KESIMPULAN

Menurut data analisa, sudah dibuktikan bahwa dengan menambahkan filter pada alat *wireless odometer* dapat memperbaiki output sensor dengan mengurangi *noise* yang terjadi saat dilakukan pengukuran jarak oleh sensor *accelerometer* MMA7361. Jika dalam penelitian sebelumnya memiliki error pengukuran hingga 13,2 % maka dengan ditamhkannya filter pada pengukuran sensor *Accelerometer*, nilai error dapat berkurang hingga 1,81 % menggunakan metode *Moving Average Filter* dan 0,80 % dengan menggunakan metode *Kalman Filter*. Berdasarkan data yang sudah didapat dengan membandingkan dua metode filter yaitu *Moving Average Filter* dan *Kalman Filter*, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode filter yang terbaik untuk digunakan pada alat *Wireless Odometer* adalah metode *Kalman Filter*. Ketika dilakukan pengujian, hasil nilai error yang didapat dengan metode *Moving Average Filter* sebesar 1,81 % sedangkan ketika menggunakan metode *Kalman Filter* nilai error yang dihasilkan lebih kecil daripada menggunakan metode *Moving Average Filter* yaitu hanya 0,80 %. Berdasarkan hasil pengujian tersebut bahwa metode *Kalman Filter* memiliki hasil pengukuran mendekati nilai sesungguhnya sebesar 0,08%.

#### REFERENCES

- [1] A. Purwadi, "Electric Vehicle Research Implementation in Indonesia," pp. 44-51, 2020.

- [2] A. López-Arquillos, J. C. Rubio-Romero, M. Suárez-Cebador, and M. del C. Pardo-Ferreira, “Comparative risk assessment of vehicle maintenance activities: Hybrid, battery electric, and hydrogen fuel cell cars,” *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 47, pp. 53–60, 2015, doi: 10.1016/j.ergon.2015.02.005.
- [3] K. Chen, M. Lu, X. Fan, M. Wei, and J. Wu, “Road condition monitoring using on-board three-axis accelerometer and GPS sensor,” *Proc. 2011 6th Int. ICST Conf. Commun. Netw. China, CHINACOM 2011*, no. 2009, pp. 1032–1037, 2011, doi: 10.1109/ChinaCom.2011.6158308.
- [4] A. Wahyudi, “Rancang Bangun Informasi Service Pada Kendaraan Bermotor Dengan Wireless Odometer Menggunakan Sensor Accelerometer.,” Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, 2021.
- [5] W. S. Pambudi, I. Suhendra, J. Teknik, E. Universitas, and I. Batam, “Perbaikan Respon Output Menggunakan Implementasi Kalman Filter Pada Simulasi,” no. October 2015, pp. 141–150, 2015.
- [6] Zulharbi, Firdaus, and Y. Antonisfia, “Implementasi Moving Average Filter Pada Mikrokontroler Sebagai Peredam Noise Sensor Piezo Elektrik Untuk Mendeteksi Gelombang Seismik (Gempa Bumi),” *Pros. Semnastek*, no. PROSIDING SEMNASTEK 2014, pp. 1–8, 2014, [Online]. Available: <http://jurnal.ftumj.ac.id/index.php/semnastek/article/view/300>.
- [7] S. Azaz, : “IMPLEMENTASI SENSOR ACCELEROMETER MMA 7361 SEBAGAI PENGAMAN PADA SEPEDA MOTOR MATIC UNTUK MEMINIMALISIR DAMPAK KECELAKAAN,” *Tek. Elektro Univ. Brawijaya*, pp. 1–9, 2014.
- [8] J. T. Elektro and U. D. Semarang, “Kalibrasi Sensor Multigain Akselerometer Dengan Acuan Percepatan Gravitasi Bumi,” *Transmisi*, vol. 17, no. 3, pp. 122–128, 2015.
- [9] M. Seminar and T. Akhir, “Aplikasi Sensor.”
- [10] A. Susanto, S. P. Hadi, and W. Widada, “Accelerometer Mma7260Q Pada Ketiga Sumbu,” *J. Tek. Elektro*, vol. 1, no. 11, pp. 16–22, 2009.
- [11] M. N. Qomarudin, “[Terjemahan] Pengantar Kalman Filter Diskrit,” no. February, 2014, [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/272740539\\_Terjemahan\\_Pengantar\\_Kalman\\_Filter\\_Diskrit](https://www.researchgate.net/publication/272740539_Terjemahan_Pengantar_Kalman_Filter_Diskrit).