

TUGAS AKHIR - EE 184801

ESTIMASI PARAMETER PADA MOBIL MENGGUNAKAN EXTENDED KALMAN FILTER

Ahmad Rofif Hakiki
NRP 0711174000017

Dosen Pembimbing
Dr.Ir. Ari Santoso, DEA.
Ir. Ali Fatoni MT.

DEPATERMEN TEKNIK ELEKTRO
Fakultas Teknologi Eklektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2021

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---



TUGAS AKHIR - EE 184801

**ESTIMASI PARAMETER PADA MOBIL MENGGUNAKAN
*EXTENDED KALMAN FILTER***

Ahmad Rofif Hakiki
NRP 0711174000017

Dosen Pembimbing
Dr.Ir. Ari Santoso, DEA.
Ir. Ali Fatoni MT.

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2021

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---



FINAL PROJECT - EE 184801

***PARAMETER ESTIMATION OF CAR USING EXTENDED
KALMAN FILTER***

Ahmad Rofif Hakiki
NRP 0711174000017

Supervisor(s)
Dr.Ir. Ari Santoso, DEA.
Ir. Ali Fatoni MT.

ELECTRICAL ENGINEERING DEPARTMENT
Faculty of Intelligent Electrical and Informatics Technology
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2021

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul “**Eestimasi Parameter Pada Mobil Menggunakan *Extended Kalman Filter***” adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Februari 2022



Ahmad Rofif Hakiki
NRP. 0711 17 4000 0017

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

**ESTIMASI PARAMETER PADA MOBIL
MENGUNAKAN *EXTENDED KALMAN FILTER*
(*PARAMETER ESTIMATION OF CAR USING
EXTENDED KALMAN FILTER*)**

TUGAS AKHIR

Diajukan Guna Memenuhi Sebagian Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik

Pada

Bidang Studi Teknik Sitem Pengaturan
Departemen Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Menyetujui :

Dosen Pembimbing I



Dr. Ir. Ari Santoso, DEA.
NIP. 19660218199102 1001

Dosen Pembimbing II



Ir. Ali Fatoni, M.T.
NIP. 196206031989031002

**SURABAYA
FEBRUARI, 2022**

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

ESTIMASI PARAMETER PADA MOBIL MENGUNAKAN *EXTENDED KALMAN FILTER*

Ahmad Rofif Hakiki
0711174000017

Dosen Pembimbing :

1. Dr. Ir. Ari Santoso, DEA,
2. Ir. Ali Fatoni, M.T.

ABSTRAK

Dinamika pergerakan mobil memiliki banyak parameter yang sangat mempengaruhi gerrakan mobil. Gaya utama yang mempengaruhi pergerakan mobil yaitu gaya gesek antara roda mobil dengan permukaan jalan yang menimbulkan gaya gerak longitudinal pada mobil sehingga mobil dapat melaju. Namun karena roda mobil yang bersifat elastis pergerakan yang bergantung pada gaya gesek ini dapat menimbulkan bahaya dimana dapat terjadi slip ketika ban kehilangan cengkraman. Selain itu, kalkulasi pergerakan mobil menggunakan model matematis menjadi semakin kompleks karena pergerakan mobil sangat bergantung pada perputaran roda. Dengan kompleksnya pendekatan matematis untuk mendeteksi beberapa parameter ini, diperlukan pendekatan nonlinear. Salah satunya menggunakan *Extended Kalman Filter*. Dengan model matematis mobil yang nonlinear, *Extended Kalman Filter* dapat mengestimasi nilai dari suatu parameter pada mobil. Fungsi dari estimasi ini yaitu untuk mendapatkan representasi dari pergerakan mobil yang lebih akurat. Selain itu nilai estimasi *kalman filter* ini dapat digunakan untuk mengestimasi parameter yang tidak dapat diukur oleh sensor seperti *slip angle*, *slip ratio* dan gaya pada roda. Hasil estimasi *kalman filter* juga dapat digunakan untuk memperbaiki hasil bacaan sensor. Untuk menguji hal ini maka diperlukan pembuktian dengan membandingkan data hasil bacaan asli dengan data ideal hasil simulasi.

Kata Kunci : Mobil, Estimasi *Nonlinear*, *Extended Kalman Filter*, *Slip*, Gaya.

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

PARAMETER ESTIMATION OF CAR USING EXTENDED KALMAN FILTER

Ahmad Rofif Hakiki
0711174000017

Supervisor :

1. Dr. Ir. Ari Santoso, DEA.
2. Ir. Ali Fatoni , M.T.

ABSTRACT

Dynamics of car movement is affected by a lot of parameter, thus affecting the movement of car. The main force that act as the main propulsion of the car is friction between tyre and road surface. This creates longitudinal movement of the car. Since tyre is elastic, this movement can be dangerous as car depends all of it propulsion power on car's tyre. This elasticity created some slip while car tyre is spinning and turning during maneuver. Slip occurs when car tyre lose its grip on tyre surface. This vehicle dynamic also made prediction and estimation of some car parameter become difficult since mathematic model of the vehicle is nonlinear. To tackle this problem, a nonlinear approach is needed to estimate and predict the dynamic of car movement. One of the nonlinear approach method is Extended Kalman Filter. Using Extended Kalman Filter and nonlinear model of vehicle dynamic, parameters that affect vehicle dynamic can be estimated and predicted. This estimation and prediction can be used to estimate unmeasurable parameter and correct any sensor reading. As such to compare between Extended Kalman Filter Estimation and ideal data, a comparison is needed between Extended Kalman Filter's estimation and an ideal vehicle dynamic data.

Keyword : *Car, Nonlinear Estimation, Extended Kalman Filter, Slip, Force.*

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan YME yang telah memberikan rahmat dan karunianya, sehingga penulis dapat membuat dan menyelesaikan laporan tugas akhir ini dengan semestinya serta tepat waktu.

Kegiatan tugas akhir ini termasuk salah satu mata kuliah yang wajib ditempuh di Departemen Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember ini. Penelitian yang penulis lakukan mengambil topik *ESTIMASI PARAMETER PADA MOBIL MENGGUNAKAN EXTENDED KALMAN FILTER*. Laporan tugas akhir ini disusun untuk melengkapi hasil capaian dari penelitian yang telah dilaksanakan.

Laporan tugas akhir ini bisa diselesaikan tidak terlepas dari ulur tangan pihak ketiga yang meliputi kedua orang tua tercinta, Tante Dini Retna Kencana, kedua saudari, dosen pembimbing dan pembina laboratorium teknik pengaturan, keluarga dan sanak saudara, serta rekanrekan mahasiswa elektro e57 khususnya SPE57 sekalian yang telah senantiasa mendukung selama penelitian yang penulis kerjakan, sehingga penulis dengan tulus mengucapkan kasih yang sebesar-besarnya.

Penulis menyadari bahwa banyak kekurangan dari laporan tugas akhir ini, baik dari segi materi maupun teknis penyajiannya, mengingat masih kurangnya pengetahuan dan pengalaman penulis. Namun pengalaman dan wawasan baru yang penulis banyak dapatkan juga patut untuk penulis syukuri dan diterapkan menjadi ilmu yang manfaat.

Surabaya, Februari 2022



Ahmad Rofif Hakiki

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

NOMENKLATUR

F : Gaya

δ : Sudut Belok

v : Kecepatan

ψ : *Yaw Rate*

M : Momen Gaya

ϕ : *Roll Rate*

ω : Kecepatan Sudut

P : Matriks Kovarian Error

K : Matriks *Kalman Gain*

Q : Matriks Kovarian Noise Sistem

R : Matriks Kovarian Noise Pengukuran

x : Matriks State Sistem

z : Matriks State Pengukuran

J : Matriks Jacobian

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

DAFTAR ISI

ABSTRAK	xi
ABSTRACT	xiii
KATA PENGANTAR.....	xv
NOMENKLATUR	xvii
DAFTAR ISI.....	xix
DAFTAR GAMBAR	xxi
DAFTAR TABEL	xxiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Tugas Akhir	2
1.5 Metodologi.....	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
1.7 Relevansi.....	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Pemodelan Matematis Pergerakan Mobil	5
2.2 <i>Kalman Filter</i>	7
2.2.1 <i>Extended Kalman Filter</i>	9
BAB 3 PERANCANGAN SISTEM.....	11
3.1 Desain Simulasi Mobil	11
3.1.1 Desain Steering System	12
3.1.2 Desain Model Badan Mobil	12
3.1.3 Desain Model Torsi Input Mobil	13
3.1.4 Konversi Input.....	13
3.2 Desain <i>Extended Kalman Filter</i>	14
3.3 Desain Estimasi Slip dan Gaya	19
3.3.1 Desain Estimasi Slip.....	20
3.3.2 Desain Estimasi Gaya	20
3.4 Metode Pengujian dan Pengumpulan Data	20
BAB 4 HASIL SIMULASI DAN ANALISIS.....	23
4.1 Output Simulasi Mobil	23
4.2 Pengujian <i>Extended Kalman Filter</i>	28
BAB 5 PENUTUP	49
5.1 Kesimpulan	49
5.2 Saran	50
DAFTAR PUSTAKA.....	51

LAMPIRAN.....	53
BIODATA PENULIS.....	79

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	Flowchart Sistematika Penelitian	3
Gambar 2.1	Model Matematis mobil 4DOF	5
Gambar 2.2	Diagram Flow Kalman Filter	8
Gambar 3.1	Desain Simulasi Sistem Mobil	11
Gambar 3.2	Desain Steering Simulasi Mobil	12
Gambar 3.3	Desain Model Simulasi Badan Mobil	12
Gambar 3.4	Desain Kontroller Torsi	13
Gambar 3.5	Desain Model Konversi Input Sistem	13
Gambar 3.6	Desain Simulasi Mobil	14
Gambar 3.7	Desain Estimasi Slip	19
Gambar 4.1	Plot Simulasi Nilai Sudut Kemudi	23
Gambar 4.2	Plot Simulasi Nilai Akselerasi Mobil	24
Gambar 4.3	Plot Simulasi Nilai Kecepatan Mobil	24
Gambar 4.4	Plot Simulasi Nilai <i>Yaw Rate</i> Mobil	25
Gambar 4.5	Plot Simulasi Nilai Kecepatan Sudut Mobil	25
Gambar 4.6	Plot Simulasi Nilai <i>Slip Ratio</i> Mobil	26
Gambar 4.7	Plot Simulasi Nilai <i>Slip Angle</i> Mobil	26
Gambar 4.8	Plot Simulasi Nilai Gaya Pada Sumbu X Mobil	27
Gambar 4.9	Plot Simulasi Nilai Gaya Pada Sumbu Y Mobil	27
Gambar 4.10	Plot Kecepatan Mobil Terhadap Setpoint	28
Gambar 4.11	Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Tanpa Noise	29
Gambar 4.12	Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Tanpa Noise	29
Gambar 4.13	Plot Estimasi <i>Yaw Rate</i> Pengujian Tanpa Noise	30
Gambar 4.14	Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Tanpa Noise	30
Gambar 4.15	Plot Estimasi <i>Slip Ratio</i> Pengujian Tanpa Noise	31
Gambar 4.16	Plot Estimasi <i>Slip Angle</i> Pengujian Tanpa Noise	31
Gambar 4.17	Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Tanpa Noise ...	32
Gambar 4.18	Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Tanpa Noise....	32
Gambar 4.19	Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -20 dbW	33
Gambar 4.20	Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -20 dbW	34
Gambar 4.21	Plot Estimasi <i>Yaw Rate</i> Pengujian Dengan Noise -20 dbW	34
Gambar 4.22	Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -20 dbW	35
Gambar 4.23	Plot Estimasi <i>Slip Ratio</i> Pengujian Dengan Noise -20	

dbW	35
Gambar 4.24 Plot Estimasi <i>Slip Angle</i> Pengujian Dengan Noise -20 dbW	36
Gambar 4.25 Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Dengan Noise -20 dbW	36
Gambar 4.26 Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -20 dbW	37
Gambar 4.27 Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -15 dbW	37
Gambar 4.28 Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -15 dbW	38
Gambar 4.29 Plot Estimasi <i>Yaw Rate</i> Pengujian Dengan Noise -15 dbW	38
Gambar 4.30 Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -15 dbW	39
Gambar 4.31 Plot Estimasi <i>Slip Ratio</i> Pengujian Dengan Noise -15 dbW	39
Gambar 4.32 Plot Estimasi <i>Slip Angle</i> Pengujian Dengan Noise -15 dbW	40
Gambar 4.33 Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Dengan Noise -15 dbW	40
Gambar 4.34 Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -15 dbW	41
Gambar 4.35 Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -10 dbW	41
Gambar 4.36 Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -10 dbW	42
Gambar 4.37 Plot Estimasi <i>Yaw Rate</i> Pengujian Dengan Noise -10 dbW	42
Gambar 4.38 Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -10 dbW	43
Gambar 4.39 Plot Estimasi <i>Slip Ratio</i> Pengujian Dengan Noise -10 dbW	43
Gambar 4.40 Plot Estimasi <i>Slip Angle</i> Pengujian Dengan Noise -10 dbW	44
Gambar 4.41 Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Dengan Noise -10 dbW	44
Gambar 4.42 Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -10 dbW	45

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Nilai Parameter Mobil	11
Tabel 4.1 Nilai MSE Percobaan 2	42
Tabel 4.2 Nilai MSE Percobaan 3	42
Tabel 4.3 Nilai MSE Percobaan 4	42

--- halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Teknologi berkembang semakin pesat dari masa ke masa. Salah satu teknologi yang berkembang sangat cepat adalah komputer. Karena pesatnya perkembangan teknologi komputer, para ilmuwan dapat membuat program kecerdasan buatan untuk membantu manusia dalam beragam aspek kehidupan salah satunya yaitu transportasi.

Salah satu jenis alat transportasi yang banyak dimiliki khalayak umum yaitu mobil. Dengan mengintegrasikan kecerdasan buatan dan mobil maka terciptalah mobil *autonomous*. Tujuan dari diciptakannya mobil *autonomous* ini yaitu untuk menambah kenyamanan pengguna mobil dan menambah faktor keamanan. Dengan menyerahkan kemudi kepada mesin, pengguna mobil tidak perlu menguras tenaga saat mengendarai mobil. Selain itu, dengan berkurangnya peran manusia dalam mengemudikan mobil, maka kecelakaan yang disebabkan oleh faktor kesalahan pengemudi dapat dikurangi.

Terdapat beberapa faktor penting dalam *autonomous vehicle* salah satunya adalah *Steering system* berfungsi untuk mengontrol haluan dari mobil sehingga mobil dapat dikendalikan. Manusia bergantung pada indera mata saat mengemudi untuk menentukan haluan. Pada mobil *autonomous* fungsi mata ini digantikan oleh sensor yang diletakkan di berbagai tempat dalam mobil. Keakuratan dari sensor - sensor ini sangat penting bagi komputer untuk mengambil keputusan yang tepat dalam setiap keadaan. Namun, dengan sensor yang paling canggih sekalipun, kondisi lingkungan yang tidak menentu tentunya dapat menimbulkan *noise* dalam hasil pembacaan sensor. Maka dari itu selain kecerdasan buatan untuk mengendalikan mobil, komputer pada mobil *autonomous* juga harus dapat mengoreksi hasil bacaan dari sensor.

Dengan kondisi jalan yang tidak menentu terutama di Indonesia, faktor lingkungan yang tidak dapat diprediksi dan juga kesalahan pembacaan yang datang dari faktor internal sensor maka *noise* yang akan timbul bersifat non-linier. Karena sifat *noise* non-linier yang tidak dapat diprediksi maka untuk memperbaiki hasil bacaan sensor diperlukan estimasi state mobil yang dapat memprediksi pengaruh *noise* non-linier.

Selain noise, terdapat beberapa faktor lain yang perlu diperhitungkan ketika berkendara seperti kondisi *slip* roda. Faktor ini tidak terlalu diperhitungkan pada mobil biasa dikarenakan pengendara dapat mengatasi faktor ini sesuai naluri pengendara. Namun dalam mobil *autonomous*, apabila faktor ini tidak diketahui maka dapat terjadi kesalahan ketika mengambil keputusan. Selain itu, nilai dari *slip* tidak dapat dideteksi oleh sensor secara langsung. Maka untuk mengetahui kondisi *slip* dari roda diperlukan estimasi matematis yang dapat diimplementasikan dalam mobil *autonomous*.

Untuk mengatasi hal tersebut maka data dari sensor mobil perlu di proses dengan suatu algoritma yang dapat mengurangi *noise*, serta mengestimasi beberapa parameter yang tidak dapat dideteksi oleh sensor sehingga komputer dapat mengambil keputusan yang lebih akurat dan menambah keamanan dari mobil *autonomous*.

1.2 Rumusan Masalah

Pengendalian dari mobil *autonomous* sangat bergantung dari pembacaan sensor untuk mengetahui kondisi dari sekitar mobil. Dengan kondisi lingkungan dan kualitas jalan yang tidak menentu, maka sensor pada mobil *autonomous* akan terkena noise. Karena model matematis mobil merupakan persamaan non linear maka noise ini tidak dapat diidentifikasi dengan kalman filter biasa. Selain itu terdapat beberapa parameter pada mobil yang perlu diketahui namun tidak dapat terukur oleh sensor. Contohnya gaya pada roda mobil dan slip pada roda. Parameter ini dapat di estimasi menggunakan kalman filter.

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan perumusan masalah, perlu diperhatikan batasan pada penelitian adalah sebagai berikut:

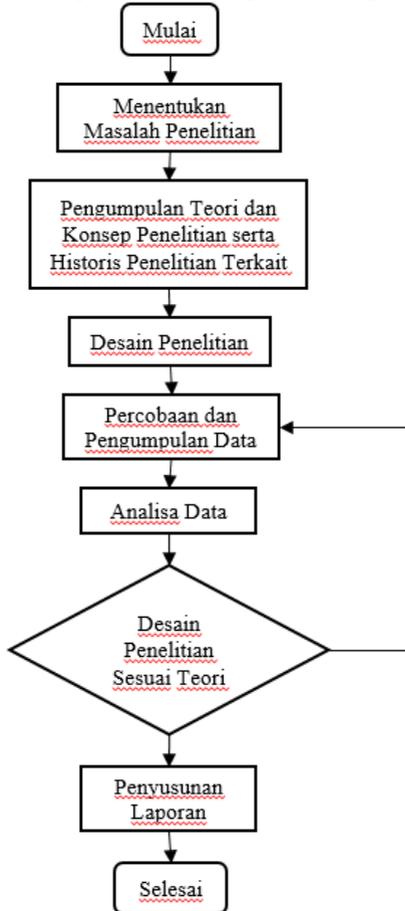
- a. Pemodelan simulasi pergerakan mobil dilakukan di *Simulink*
- b. Badan mobil dianggap pejal dan massa mobil terdistribusi secara merata
- c. Pergerakan vertikal mobil (pergerakan sumbu z) diabaikan
- d. Simulasi sistem mobil dan modul *Extended Kalman Filter* yang ditambahkan diprogram menggunakan *Matlab*

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini ditujukan untuk mendapatkan solusi terhadap efek gangguan lingkungan terhadap hasil bacaan sensor pada mobil *autonomous* saat melakukan *maneuver* ketika berkendara dengan melakukan estimasi state mobil supaya dapat digunakan sebagai input pengemudi otomatis.

1.5 Metode Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan eksperimen simulasi menggunakan software Simulink untuk mensimulasikan gerak mobil sedekat mungkin dengan kondisi sebenarnya. Proses penelitian ini digambarkan pada gambar 1.1.



Gambar 1.1. Flowchart Sistematika Penelitian

1.6 Sistematika Penelitian

Dalam penulisan laporan Tugas Akhir ini, penulis membagi laporan dalam beberapa bab yang disusun dengan sistematika sebagai berikut

Bab 1. Berisi latar belakang, waktu dan tempat pelaksanaan, tujuan, batasan masalah metode penelitian, sistematika penelitian dan penyusunan laporan.

Bab 2. Membahas tentang kajian literature dan dasar – dasar teori penunjang yang dipelajari sebagai dasar pengerjaan penelitian mengenai pemodelan kinematika dan dinamika mobil dan penggunaan *Extended Kalman Filter (EKF)*.

Bab 3. Membahas analisis permasalahan disertai langkah penyelesaian masalah dimulai dari desain sistem mobil, lingkungan simulasi, dan desain *EKF*, serta rancangan pengujian akurasi sistem *EKF*.

Bab 4. Bab ini berisi implementasi dan simulasi program terkait permasalahan penelitian beserta dengan pembahasan dan pengamatan data simulasi.

Bab 5. Bagian terakhir yang berisi kesimpulan penelitian yang telah dilakukan dan saran serta masukan terhadap rencana penelitian selanjutnya

1.7 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini yaitu:

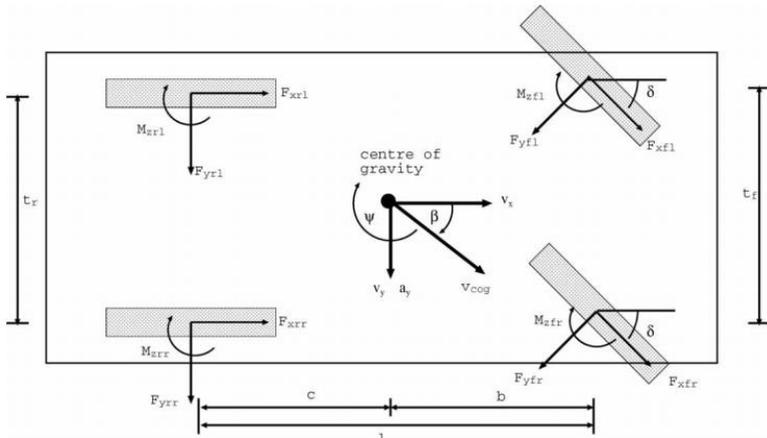
- a. Meningkatkan karya anak bangsa di industri mobil *autonomous*
- b. Meningkatkan pengetahuan masyarakat mengenai teknologi mobil *autonomous*

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pemodelan Matematis Pergerakan Mobil

Ketika mobil bergerak, Gaya yang sangat mempengaruhi pergerakan mobil adalah gaya gesek yang timbul antara roda mobil dan permukaan jalan. kekuatan cengkraman antara ban dan jalan inilah yang membuat mobil dapat melaju. Maka dari itu kondisi jalan yang tidak menentu akan sangat berpengaruh terhadap pergerakan mobil terutama ketika ber-maneuver. Salah satu gangguan yang dapat timbul ketika mobil ber-maneuver yaitu slip angle. Gangguan ini timbul akibat ban mobil yang bersifat elastis sehingga ketika mobil berbelok, sudut sebenarnya dari arah gerakan akan berbeda. Untuk mengetahui pergerakan mobil secara matematis, maka diperlukan model kinematika dari mobil. Berikut merupakan model mobil dengan 4 derajat kebebasan dan model gaya analitis dari roda berdasarkan [1]. Ilustrasi model 4 DOF model matematika mobil dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1. Model Matematis mobil 4DOF

Dan model matematis dari sistem steering mobil adalah persamaan (1) sampai (3) berikut

$$\begin{aligned}
a_x &= \frac{1}{m} \left(F_{xfl} \cos(\delta) + F_{xfr} \cos(\delta) - F_{yfl} \sin(\delta) - F_{yfr} \sin(\delta) \right. \\
&\quad \left. + F_{xrl} + F_{xrr} \right) \\
a_y &= \frac{1}{m} \left(F_{yfl} \cos(\delta) + F_{yfr} \cos(\delta) + F_{xfl} \sin(\delta) + F_{xfr} \sin(\delta) \right. \\
&\quad \left. + F_{yrl} + F_{yrr} \right) \\
\dot{v}_x &= a_x + v_y r \\
\dot{v}_y &= a_y - v_x r \\
\dot{\psi} &= \left(\frac{t_f}{2} F'_{xfl} - \frac{t_f}{2} F'_{xfr} + \frac{t_r}{2} F_{xrl} - \frac{t_f}{2} F_{xrr} + bF'_{yfl} + bF'_{yfr} - cF_{yrl} \right. \\
&\quad \left. - cF_{yrr} + M_{zfl} + M_{zfr} + M_{zrl} + M_{zrr} \right) \frac{1}{I_{zz}} \\
\ddot{\phi} &= \frac{1}{I_{sx}} (-m_s h_s a_y + \phi (m_s g h_s - \kappa_\phi) - \phi \dot{\beta}_\phi)
\end{aligned} \tag{1}$$

Dimana nilai F'_{ij} adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned}
F'_{xij} &= F_{xij} \cos(\delta) - F_{yij} \sin(\delta) \\
F'_{yij} &= F_{yij} \cos(\delta) + F_{xij} \sin(\delta)
\end{aligned} \tag{2}$$

Selain model pergerakan mobil, terdapat parameter lain yang perlu diketahui dari mobil saat bergerak yaitu kecepatan sudut dari setiap roda. Dari model kendaraan L. R. Ray [2] nilai dari kecepatan sudut dapat diperoleh dengan rumus berikut

$$\begin{aligned}
\dot{\omega}_{fl} &= (F_{xfl} r - T_{fl}) \frac{1}{I_w} \\
\dot{\omega}_{fr} &= (F_{xfr} r - T_{fr}) \frac{1}{I_w} \\
\dot{\omega}_{rl} &= (F_{xrl} r - T_{rl}) \frac{1}{I_w} \\
\dot{\omega}_{rr} &= (F_{xrr} r - T_{rr}) \frac{1}{I_w} \\
\omega &= \frac{v}{r}
\end{aligned} \tag{3}$$

Sehingga secara keseluruhan terdapat 8 derajat kebebasan dari model matematis mobil diatas. Parameter ini diperlukan untuk dapat mengetahui *longitudal* dan *lateral slip* dari mobil. kedua parameter ini perlu diketahui

untuk memastikan keamanan pengemudi dalam mobil apabila nilai *slip* terlalu besar maka pengemudi akan kehilangan kontrol dari mobil. Dari kecepatan sudut roda, nilai *slip angle* dan *slip ratio* dapat ditentukan dengan rumus (4) berikut

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_{fl} \\ \hat{\alpha}_{fr} \\ \hat{\alpha}_{rl} \\ \hat{\alpha}_{rr} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \delta_{fl} \\ \delta_{fr} \\ \delta_{rl} \\ \delta_{rr} \end{bmatrix} - \tan^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\hat{v}_y + L_f \hat{r}}{\hat{v}_x} \\ \frac{\hat{v}_y + L_f \hat{r}}{\hat{v}_x} \\ \frac{\hat{v}_y - L_r \hat{r}}{\hat{v}_x} \\ \frac{\hat{v}_y - L_r \hat{r}}{\hat{v}_x} \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} \hat{s}_{fl} \\ \hat{s}_{fr} \\ \hat{s}_{rl} \\ \hat{s}_{rr} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \delta_{fl} \\ \delta_{fr} \\ \delta_{rl} \\ \delta_{rr} \end{bmatrix} - \tan^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\hat{\omega}_{fl}}{\hat{v}_f \cos \hat{\alpha}_{fl}} \\ \frac{\hat{\omega}_{fr}}{\hat{v}_f \cos \hat{\alpha}_{fr}} \\ \frac{\hat{\omega}_{rl}}{\hat{v}_r \cos \hat{\alpha}_{rl}} \\ \frac{\hat{\omega}_{rr}}{\hat{v}_r \cos \hat{\alpha}_{rr}} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4}$$

Slip angle merupakan perbedaan antara sudut arah pergerakan roda dengan sudut roda sebenarnya. Dan *slip ratio* merupakan perbandingan antara kalkulasi teoritis dari kecepatan mobil dengan kecepatan mobil sesungguhnya.

2.2 Kalman Filter

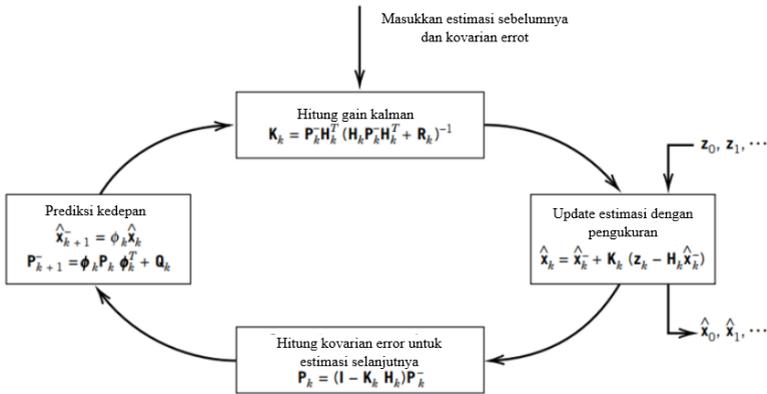
Kalman Filter merupakan sebuah filter rekursif berbasis model state space. Filter ini membutuhkan 2 model yaitu model state space untuk proses atau sistem dan model state space untuk pengukuran output proses dan output sistem. Model sistem digunakan untuk menggambarkan dinamika sistem dalam bentuk state space dan model state space pengukuran output proses dan output sistem digunakan untuk menyatakan hubungan antara state dari proses atau sistem saat ini dengan state dari proses atau sistem satu periode mendatang. Bentuk umum dari model sistem pada *kalman filter* adalah sebagai berikut

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \quad (5)$$

Dimana x_{k+1} merupakan vektor state space dari proses acak saat $k + 1$, A_k merupakan matriks transformasi state saat k . B_k merupakan matriks transformasi dari sinyal input u_k apabila terdapat input dari sistem saat estimasi kalman filter berlangsung. Dan w_k merupakan variabel acak yang merupakan gangguan proses atau sistem yang berupa *white noise* bersifat independen dengan varians tertentu. Bentuk umum dari model pengukuran adalah sebagai berikut

$$z_k = H_k x_k + v_k$$

Dimana z_k merupakan vektor output yang diukur saat k . H_k merupakan matriks korelasi antara state dengan output. Dan v_k merupakan variabel acak yang merepresentasikan gangguan pengukuran yang berupa *white noise* bersifat independen dengan varians tertentu. Algoritma dari *kalman filter* dapat ditunjukkan oleh gambar 2.2



Gambar 2.2. Diagram Flow Kalman Filter

Dari gambar diatas dapat dilihat bahwa tahapan dari iterasi *kalman filter* dapat dibagi menjadi 2 tahap yaitu estimasi dan prediksi. Pada tahap estimasi, kalman filter mengestimasi nilai sebenarnya dari data pengukuran yang terkena noise. Saat estimasi, kalman filter melakukan kalkulasi kovarian error, kalman gain, dan estimasi dari nilai state dengan persamaan berikut

$$\begin{aligned} P_{k+1}^- &= A P_k A^T + Q_k \\ K_{k+1} &= P_k^- H^T (H P_k^- H^T)^{-1} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + k_{k+1} (z_{k+1} - H(\hat{x}_{k+1|k}))$$

Pada tahap ini, kalman filter mengestimasi nilai dari semua state baik terukur maupun state yang tidak terukur dengan sensor. Nilai dari *kalman gain* dan matriks kovarian error *ter-update* per iterasi dan nilai dari *kalman gain* digunakan untuk estimasi nilai *state*. *Kalman filter* dapat memperbaiki nilai bacaan sensor dengan cara membandingkan hasil bacaan sensor dengan prediksi *state* saat ini dari *state* sebelumnya dan hasil perbandingan ini akan di kalibrasi dengan *kalman gain* untuk mendapatkan nilai *state* saat ini.

Pada tahap prediksi, kalman filter melakukan kalkulasi prediksi dari nilai *state* dan nilai dari kovarian error untuk langkah selanjutnya. Berikut merupakan persamaan pada tahap prediksi

$$\begin{aligned} P_k &= (I - K_k H) P_k^- \\ \hat{x}_{k+1|k} &= A \hat{x}_{k|k} \end{aligned} \quad (7)$$

langkah ini diperlukan untuk memprediksi nilai dari *state* selanjutnya sehingga apabila nilai bacaan sensor memiliki noise yang besar sehingga nilai bacaan sensor jauh dari nilai sebenarnya, *kalman filter* dapat membenarkan hasil bacaan dengan membandingkannya dengan nilai prediksi.

2.3.1 Extended Kalman Filter

Sebagaimana disebutkan dalam definisi *kalman filter*, metode ini hanya dapat digunakan pada sistem linier yang terganggu oleh *white noise*. Apabila sistem yang diestimasi tidak linier atau noise bukan merupakan *white noise*, maka diperlukan beberapa modifikasi pada algoritma kalman filter. Kalman filter yang telah dimodifikasi ini disebut *Extended Kalman Filter*. Persamaan model sistem dan model pengukuran pada *Extended Kalman Filter* adalah sebagai berikut

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(A_k x_k + B_k u_k) + w_k \\ z_k &= h(H_k x_k) + v_k \end{aligned} \quad (8)$$

Dimana f dan h adalah fungsi non-linier. Maka untuk dapat menggunakan algoritma *Kalman Filter*, diperlukan linearisasi fungsi pada titik \hat{x} pada setiap iterasi. Menggunakan pendekatan linier dan ekspansi taylor maka rumus dari Kalman Filter dapat dirubah untuk memenuhi kebutuhan *Extended Kalman Filter*, sehingga persamaan dalam *Extended Kalman Filter* menjadi

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + k_{k+1} (z_{k+1} - J_h(\hat{x}_{k+1|k})(\hat{x}_{k+1|k}))$$

$$\begin{aligned}
\hat{x}_{k+1|k} &= J_f(\hat{x}_{k+1})\hat{x}_{k|k} \\
K_k &= p_k^- J_h^T(\hat{x}_{k|k-1})(J_h(\hat{x}_{k|k-1})P_k^- J_h^T(\hat{x}_{k|k-1}) + R_k)^{-1} \quad (8) \\
P_k &= (I - K_k J_h(\hat{x}_{k|k-1}))P_k^- \\
P_{k+1}^- &= J_f(\hat{x}_{k|k})P_k J_f^T(\hat{x}_{k|k}) + Q_k
\end{aligned}$$

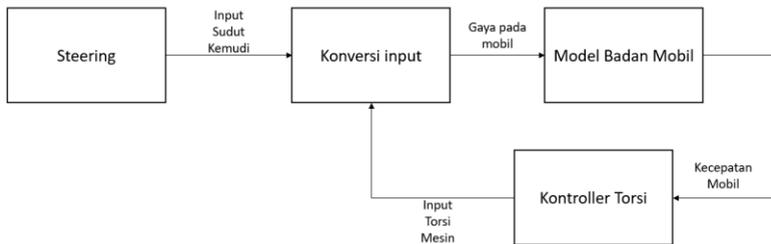
Dimana \hat{x}_{k+1} merupakan adalah estimasi state saat $k + 1$, $\hat{x}_{k+1|k}$ adalah estimasi state $k + 1$ saat k atau dapat disebut prediksi, K adalah gain kalman, P merupakan matriks kovarian *error*, R dan Q adalah matrix kovarian *noise* pengukuran dan sistem secara berurutan, J_h dan J_f merupakan matriks *jacobian* dari fungsi nonlinier model pengukuran dan model sistem secara berurutan.

BAB 3

DESAIN EXTENDED KALMAN FILTER DAN SIMULASI SISTEM MOBIL

3.1 Desain Simulasi Mobil

Simulasi untuk pergerakan mobil dilakukan menggunakan simulink berdasarkan model matematis kendaraan. Model ini digunakan untuk mensimulasikan pergerakan mobil yang realistis. Sistem simulasi mobil digambarkan pada gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1. Desain Simulasi Sistem Mobil

Dimana parameter dari mobil untuk simulasi adalah terdapat pada tabel 3.1 berikut.

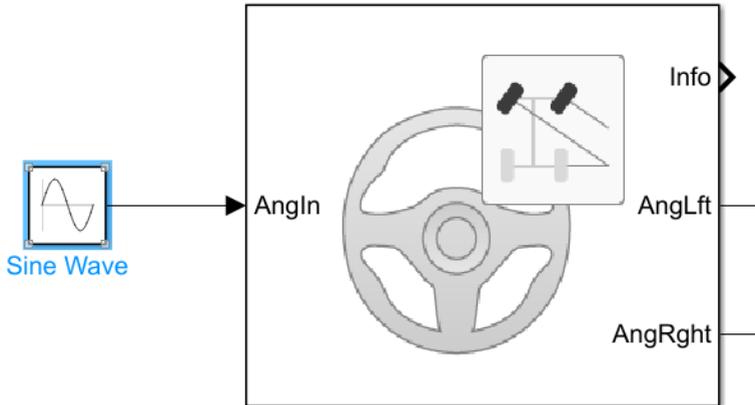
Tabel 3.1. Nilai Parameter Mobil

Parameter	Nilai
Jarak roda depan ke CG (b)	1.2 m
Jarak roda belakang ke CG (c)	1.5m
Lebar track / jarak roda kanan ke kiri (tw)	1.54m
Massa mobil (m)	1702kg
Radius roda mobil (r)	0.32m
Inersia mobil terhadap sumbu yaw (I_{zz})	2526kg m ²
Momen inersia roda mobil (I_w)	1.07kg m ²

3.3.1 Desain Steering System

Steering system pada mobil berfungsi sebagai untuk mengatur arah gerak mobil. Model steering yang digunakan adalah model steering dinamik dimana input merupakan sudut kendali. Output dari model ini berupa sudut roda depan dari mobil. sistem dinamika steering dari model ini

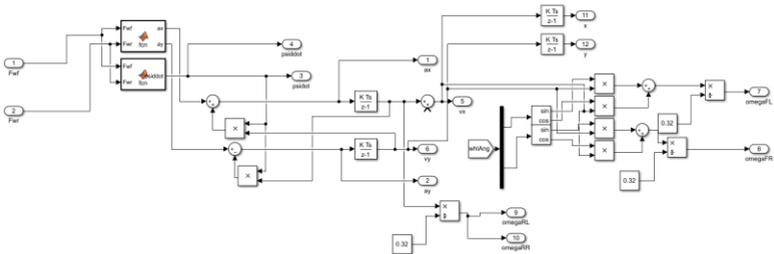
menggunakan sistem parallel steering dimana sudut roda kiri dan kanan adalah sama. Trajektori dari mobil pada simulasi dikontrol melalui sistem steering dimana mobil akan dibelokkan mengikuti alur sinus untuk memastikan mobil bergerak ke kiri dan ke kanan.



Gambar 3.2. Desain Steering Simulasi Mobil

3.3.2 Desain Model Badan Mobil

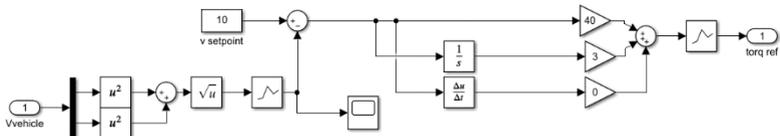
Badan mobil bergerak berdasarkan gaya yang timbul pada roda mobil. dan arah dari gaya ditentukan oleh sudut dari roda mobil. Pada blockset ini, gaya sumbu pada sumbu x roda digunakan sebagai acuan pergerakan roda. Apabila gaya bernilai positif maka mobil akan bergerak ke depan dan dipercepat. Dan apabila gaya bernilai negatif maka mobil akan bergerak mundur atau diperlambat. Pada model ini kondisi dari badan mobil dianggap ideal dan massa mobil terdistribusi secara merata. Pergerakan mobil ditentukan oleh model matematis mobil seperti pada persamaan (1) sampai (3)



Gambar 3.3. Desain Model Simulasi Badan Mobil

3.3.3 Desain Model Torsi Input Mobil

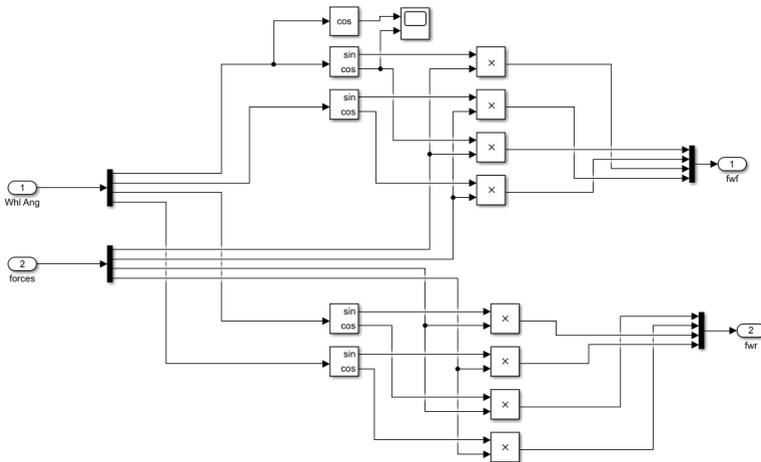
Pada mobil, torsi input untuk menggerakkan mobil berasal dari mesin yang dikontrol oleh pengemudi menggunakan pedal gas. Untuk menggantikan fungsi mesin dan pengemudi, simulasi dapat menggunakan controller PID untuk menghasilkan sinyal kontrol yang berupa torsi putar mesin, dan input berupa setpoint kecepatan untuk menggantikan perintah pengemudi. Controller ini berfungsi sebagai autopilot untuk menggerakkan mobil dengan kecepatan tertentu.



Gambar 3.4. Desain Controller Torsi

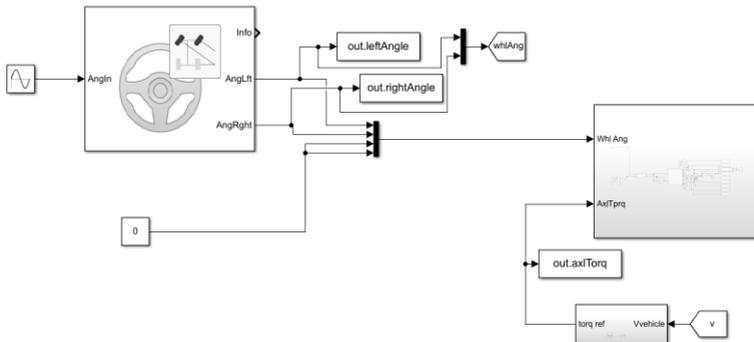
3.3.4 Konversi Input

Konversi ini dilakukan untuk menggantikan model roda mobil. pada simulasi ini kondisi roda dianggap ideal sehingga konversi yang dilakukan berupa mengubah torsi menjadi gaya putar roda. Gaya tersebut kemudian disarahkan dengan sumbu kartesian badan mobil berdasarkan sudut belok mobil. sehingga model konversi menjadi seperti gambar 3.5 berikut.



Gambar 3.5. Desain Model Konversi Input Sistem

Sehingga secara keseluruhan sistem digambarkan pada gambar 3.6 berikut.



Gambar 3.6. Desain Simulasi Mobil

3.2 Desain Extended Kalman Filter

Extended Kalman Filter mengestimasi parameter pada mobil berdasarkan data yang didapatkan pada simulasi mobil. Estimasi ini berfungsi untuk

mendapatkan nilai yang akurat dari hasil simulasi apabila terdapat noise yang mempengaruhi data simulasi.

Dari tinjauan pustaka, dapat dilihat bahwa pemodelan sistem mobil memiliki 8 derajat kebebasan yang terdiri atas kecepatan lateral dan longitudinal (v_x dan v_y), yaw dan roll rate (r dan p), dan kecepatan sudut dari setiap roda (ω_{fl} ω_{fr} ω_{rl} ω_{rr}). Pada simulasi ini, pengaruh pergerakan vertikal dari mobil diabaikan sehingga roll rate pada model matematis dapat diabaikan. Maka, matriks state dari Extended Kalman Filter akan terdiri atas variabel berikut.

$$x(k) = [a_x \ a_y \ v_x \ v_y \ \dot{\psi} \ \omega_{fl} \ \omega_{fr} \ \omega_{rl} \ \omega_{rr} \ F_{xfl} \ F_{xfr} \ F_{xrl} \ F_{xrr} \ F_{yfl} \ F_{yfr} \ F_{yrl} \ F_{yrr}]^T \quad (9)$$

Dan state pengukuran dari kalman filter adalah sebagai berikut

$$z(k) = [v_x \ v_y \ \dot{\psi}]^T \quad (10)$$

Dapat dilihat bahwa variabel hanya terdapat 3 state yang dapat terukur, sedangkan pada model matematis mobil, terdapat 17 state. Maka untuk melengkapi nilai dari komponen state, menurut L. R. Ray [2] gaya pada roda dapat diestimasi tanpa harus mengetahui model matematis gaya pada roda. Sehingga pada Extended Kalman Filter, nilai dari F_{xfl} , F_{xfr} , F_{xrl} , F_{xrr} , F_{yfl} , F_{yfr} , F_{yrl} dan F_{yrr} dianggap sebagai parameter yang tidak diketahui dan nilainya akan diestimasi. Dan 5 state lainnya akan diestimasi berdasarkan model matematis mobil pada *extended kalman filter* berdasarkan nilai dari state yang terukur. Selain itu, agar gaya dapat diestimasi dari nilai parameter terukur maka nilai gaya roda pada sumbu y diubah menjadi gaya as roda pada sumbu y maka gaya pada sumbu y menjadi $F_{yf} = F_{yfl} + F_{yfr}$ dan $F_{yr} = F_{yrl} + F_{yrr}$ agar jumlah dari parameter gaya tidak lebih dari parameter terukur yang dipengaruhi nilai gaya.

Dan input dari kalman filter adalah sudut belok dari setiap roda dan torsi rem dari keempat roda.

$$u(k) = [\delta_{fl} \ \delta_{fr} \ \delta_{rl} \ \delta_{rr} \ T_{fl} \ T_{fr} \ T_{rl} \ T_{rr}]^T \quad (11)$$

Pada simulasi ini, pengaruh gerakan vertikal pada mobil diabaikan. Mobil bergerak pada bidang datar dan badan mobil dianggap rigid. Sehingga nilai dari pergerakan roll mobil dapat diabaikan dan pergerakan yaw mobil tidak terpengaruh oleh momentum roda pada sumbu z. Berikut merupakan model kalman vektor sistem.

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + w(k)$$

$$\begin{bmatrix} a_x(k+1) \\ a_y(k+1) \\ v_x(k+1) \\ v_y(k+1) \\ \dot{\psi}(k+1) \\ \omega_{fl}(k+1) \\ \omega_{fr}(k+1) \\ \omega_{rl}(k+1) \\ \omega_{rr}(k+1) \\ F_{xfl}(k+1) \\ F_{xfr}(k+1) \\ F_{xrl}(k+1) \\ F_{xrr}(k+1) \\ F_{yfl}(k+1) \\ F_{yrl}(k+1) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} a_x(k) \\ a_y(k) \\ v_x(k) \\ v_y(k) \\ \dot{\psi}(k) \\ \omega_{fl}(k) \\ \omega_{fr}(k) \\ \omega_{rl}(k) \\ \omega_{rr}(k) \\ F_{xfl}(k) \\ F_{xfr}(k) \\ F_{xrl}(k) \\ F_{xrr}(k) \\ F_{yfl}(k) \\ F_{yrl}(k) \end{bmatrix} + B \begin{bmatrix} \delta_{fl} \\ \delta_{fr} \\ \delta_{rl} \\ \delta_{rr} \\ T_{fl} \\ T_{fr} \\ T_{rl} \\ T_{rr} \end{bmatrix} w(k)$$

Matriks matriks model dinamik sistem ditentukan oleh model matematis (1). Apabila nilai gaya roda pada sumbu y diubah menjadi gaya as roda pada sumbu y maka persamaan menjadi.

$$\begin{aligned}
a_x &= \frac{1}{m} (F_{xfl} \cos(\delta) + F_{xfr} \cos(\delta) - F_{yf} \sin(\delta) + F_{xrl} + F_{xrr}) \\
a_y &= \frac{1}{m} (F_{yfl} \cos(\delta) + F_{xfl} \sin(\delta) + F_{xfr} \sin(\delta) + F_{yrl}) \\
\dot{v}_x &= a_x + v_y r \\
\dot{v}_y &= a_y - v_x r \\
\dot{\psi} &= \left(\frac{t_f}{2} F'_{xfl} - \frac{t_f}{2} F'_{xfr} + \frac{t_r}{2} F_{xrl} - \frac{t_r}{2} F_{xrr} + bF'_{yf} - cF_{yrl} + M_{zfl} \right. \\
&\quad \left. + M_{zfr} + M_{zrl} + M_{zrr} \right) \frac{1}{I_{zz}} \\
\dot{\omega}_{fl} &= (F_{xfl} r - T_{fl}) \frac{1}{I_w}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\dot{\omega}_{fr} &= (F_{xft}r - T_{ft}) \frac{1}{I_w} \\ \dot{\omega}_{rl} &= (F_{xrl}r - T_{rl}) \frac{1}{I_w} \\ \dot{\omega}_{rr} &= (F_{xrr}r - T_{rr}) \frac{1}{I_w}\end{aligned}$$

Karena simulasi ini mengabaikan gerakan vertikal maka nilai M_z diabaikan. Dan apabila sudut roda kanan dan kiri berbeda maka persamaan matematis model mobil menjadi sebagai berikut.

$$\begin{aligned}a_x &= \frac{1}{m} \left(F_{xfl} \cos(\delta_{fl}) + F_{xfr} \cos(\delta_{fr}) - \frac{F_{yf}}{2} (\sin(\delta_{fl}) + \sin(\delta_{fr})) \right. \\ &\quad \left. + F_{xrl} + F_{xrr} \right) \\ a_y &= \frac{1}{m} \left(\frac{F_{yf}}{2} \cos(\delta_{fl}) + \frac{F_{yf}}{2} \cos(\delta_{fr}) + F_{xfl} \sin(\delta_{fl}) \right. \\ &\quad \left. + F_{xfr} \sin(\delta_{fr}) + F_{yr} \right) \\ F'_{xij} &= F_{xij} \cos(\delta_{ij}) - \frac{F_{yf}}{2} \sin(\delta_{ij}) \\ F'_{yij} &= \frac{F_{yf}}{2} \cos(\delta_{ij}) + F_{xij} \sin(\delta_{ij})\end{aligned}$$

Karena sistem non-linier maka matriks yang digunakan dalam kalkulasi kalman adalah matriks jacobian dari matriks model dinamik sistem (matriks A). Matriks A merupakan matriks transformasi state space untuk model dinamik sistem. Berikut merupakan jacobian dari matriks A.

$$J(A) = \frac{\partial A}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix}
0 & 0 & 0 & \dot{\psi} & v_y & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{m} & \frac{1}{m} & \frac{1}{m} & \frac{1}{m} & 0 & 0 \\
0 & 0 & -\dot{\psi} & 0 & -v_x & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \\
1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{t_f}{2I_{zz}} & -\frac{t_f}{2I_{zz}} & \frac{t_r}{2I_{zz}} & -\frac{t_f}{2I_{zz}} & \frac{b}{I_{zz}} & -\frac{c}{I_{zz}} \\
0 & 0 & \frac{\cos(\delta)}{r} & \frac{\sin(\delta)}{r} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{r}{I_w} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & \frac{\cos(\delta)}{r} & \frac{\sin(\delta)}{r} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{r}{I_w} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & \frac{1}{r} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{r}{I_w} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & \frac{1}{r} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{r}{I_w} & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
\end{bmatrix}$$

Dimana ukuran dari Jacobian matriks A adalah 9 x 15. Karena input steering angle sudah termasuk dalam matriks A, maka matriks B hanya berisi torsi rem dari setiap roda dan vector input hanya berisi 4 vektor.

Berikut merupakan model pengukuran kalman filter

$$\begin{bmatrix} v_x(k+1) \\ v_y(k+1) \\ \psi(k+1) \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} v_x(k) \\ v_y(k) \\ \psi(k) \end{bmatrix} + v(k)$$

Dimana matriks H adalah sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Dapat dilihat bahwa hanya terdapat 9 variabel yang terukur sehingga nilai dari gaya roda mobil diestimasi sebagai parameter tak terukur pada estimasi nilai state.

Berdasarkan [1] dan [2] Nilai dari kovarian noise pengukuran ditentukan oleh informasi error sensor. Dan nilai dari kovarian noise sistem untuk estimasi terbaik didapatkan nilai sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Nilai dari matriks kovarian error menurut L. R. Ray [2] harus memiliki nilai yang besar untuk menghasilkan nilai estimasi yang akurat maka, nilai kovarian error awal adalah sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 100 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 100 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 100 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10000 \end{bmatrix}$$

3.3 Desain Estimasi Slip dan Gaya

Slip dan Gaya merupakan *state* yang tidak terukur, maka untuk mengetahui nilai dari slip dna gaya diperlukan estimasi nilai. Estimasi yang dilakukan berdasarkan model matematis mobil persamaan (1) sampai (3).

3.3.1 Desain Estimasi Slip

Gambar 3.7 merupakan flowchart yang menggambarkan estimasi dari slip.



Gambar 3.7. Desain Estimasi Slip

Dimana nilai dari slip didapatkan dari persamaan (4). Variabel yang diperlukan untuk menghitung slip mobil yaitu kecepatan sudut roda dan kecepatan mobil didapatkan dari hasil estimasi kalman filter sebagaimana dapat dilihat dari gambar 3.7. berdasarkan L. R. Ray [1] Estimasi slip dilakukan diluar dari algoritma estimasi state *kalman filter*. Hal ini dilakukan karena slip tidak mempengaruhi dinamika state sistem mobil.

3.3.2 Desain Estimasi Gaya

Estimasi gaya tidak dapat dilakukan diluar estimasi kalman filter karena nilai dari gaya mempengaruhi dinamika state parameter lain. Maka dari itu estimasi nilai dari gaya dilakukan pada prediksi state dalam *Kalman Filter*. Pada [2] nilai dari gaya didapatkan melalui estimasi tanpa perlu mengetahui model roda kendaraan. Estimasi gaya dapat dilakukan dengan bantuan input torsi dimana pada kondisi ideal torsi putar roda dapat dianggap sebagai gaya putar roda. Dan pada matriks state sistem ditambahkan augmentasi untuk mengestimasi gaya sebagai parameter yang tidak diketahui.

3.4 Metode Pengujian dan Pengumpulan Data

Sebelum dilakukan pengujian algoritma *kalman filter*. Hasil simulasi perlu dipastikan terlebih dahulu. Hal ini untuk memastikan hasil simulasi merupakan hasil yang realistis dan dapat merepresentasikan kondisi riil. Hal ini dapat dilakukan dengan cara menjalankan simulasi dan melihat pergerakan mobil dalam simulasi.

Setelah output simulasi telah dipastikan valid, data simulasi dapat digunakan untuk menguji algoritma *kalman filter*. Pada pengujian dari Extended Kalman Filter, data output dari Extended Kalman Filter akan dibandingkan dengan output ideal dari simulasi dimana tujuan dari Extended Kalman Filter yaitu untuk meminimalisir mean squared error dari data hasil estimasi Extended Kalman Filter. Data dari simulasi

dianggap sebagai data ideal tanpa noise maka untuk menguji algoritma kalman data hasil simulasi perlu ditambahkan dengan noise pengukuran. Penambahan noise ini dianggap sebagai informasi error sensor yang diketahui dan digunakan pada algoritma Kalman Filter untuk menentukan kovarian error pengukuran dengan cara menghitung varians dari noise.

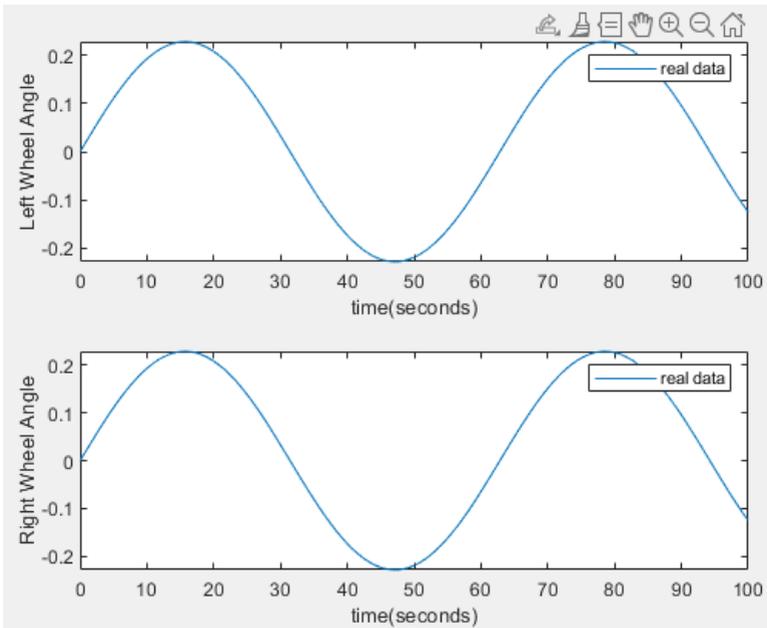
--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

BAB 4 HASIL SIMULASI DAN ANALISIS

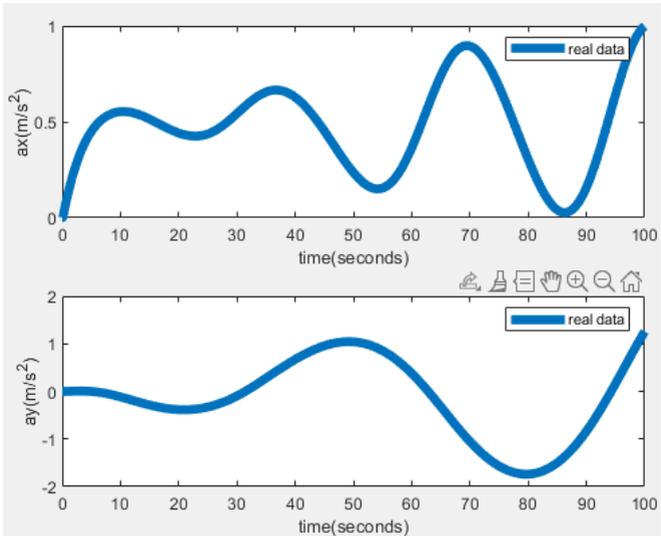
Pada bab ini akan dilakukan pembahasan output simulasi mobil dan estimasi *kalman filter* sebagai pengamatan terhadap desain sistem yang telah dibuat

4.1 Output Simulasi Model Mobil

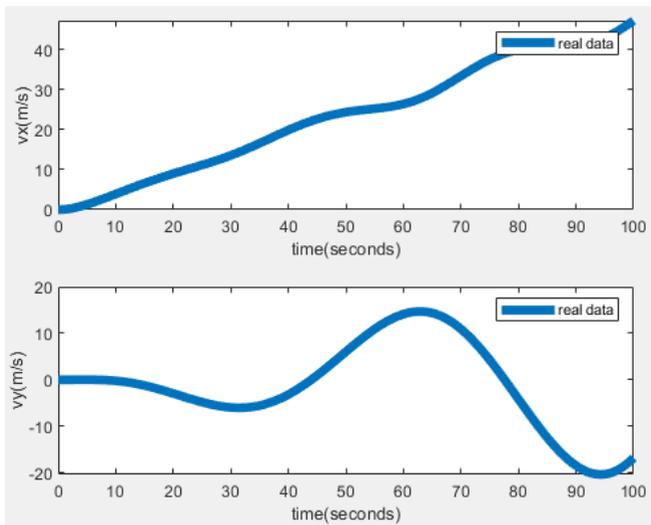
Gambar 4.1 sampai 4.9 merupakan hasil dari output simulasi mobil. Parameter mobil yang digunakan berdasarkan parameter mobil pada [2].



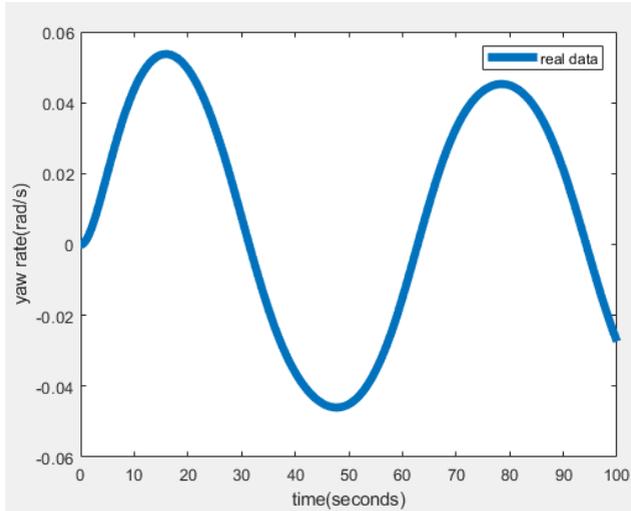
Gambar 4.1. Plot Simulasi Nilai Sudut Kemudi



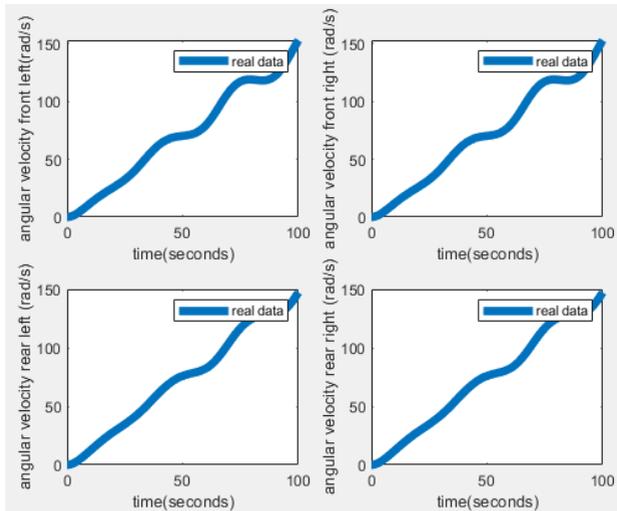
Gambar 4.2. Plot Simulasi Nilai Akselerasi Mobil



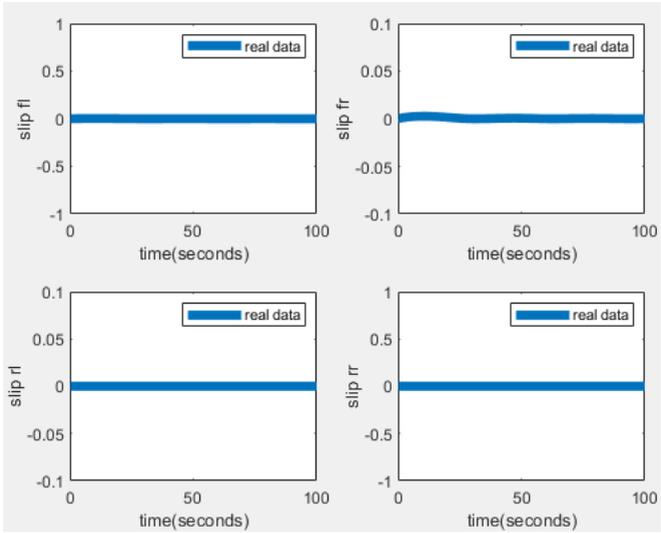
Gambar 4.3. Plot Simulasi Nilai Kecepatan Mobil



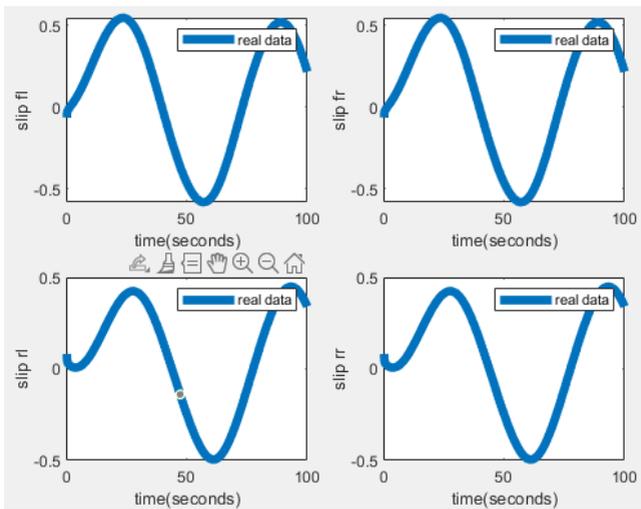
Gambar 4.4. Plot Simulasi Nilai *Yaw Rate* Mobil



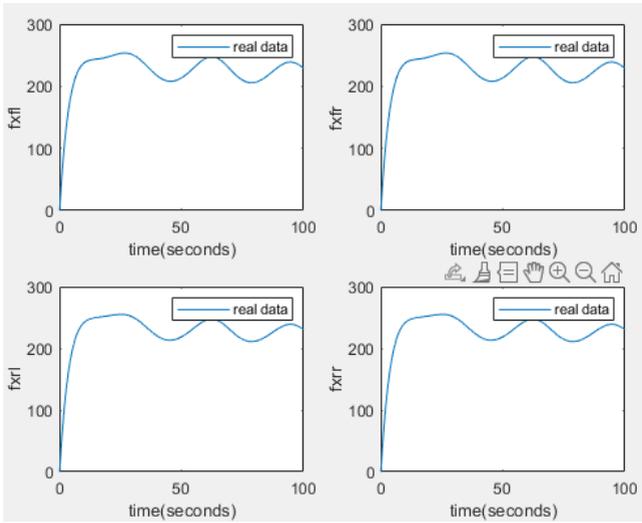
Gambar 4.5. Plot Simulasi Nilai Kecepatan Sudut Mobil



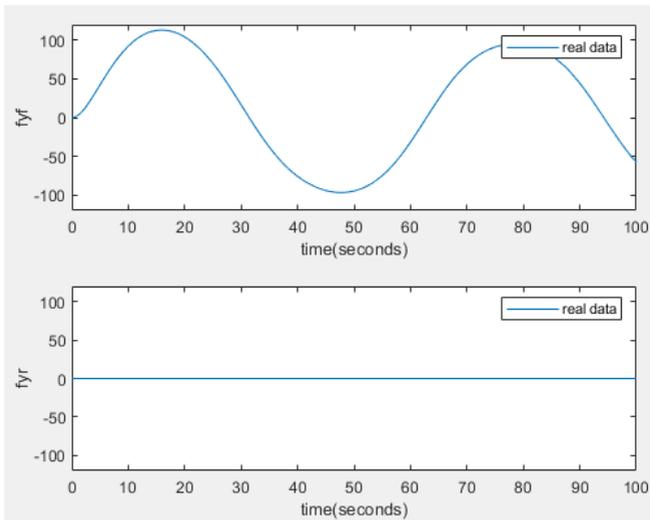
Gambar 4.6. Plot Simulasi Nilai *Slip Ratio* Mobil



Gambar 4.7. Plot Simulasi Nilai *Slip Angle* Mobil

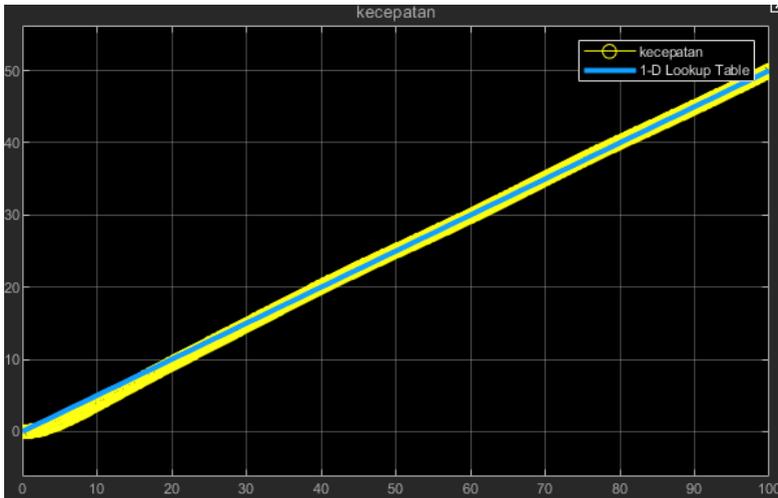


Gambar 4.8. Plot Simulasi Nilai Gaya Pada Sumbu X Mobil



Gambar 4.9. Plot Simulasi Nilai Gaya Pada Sumbu Y Mobil

Dapat dilihat dari hasil simulasi, mobil bergerak ke kiri dan kanan sesuai dengan sudut belok. Hal ini menunjukkan model dapat berbelok sesuai input. Mobil melaju sesuai input setpoint yang dipercepat seiring berjalannya waktu

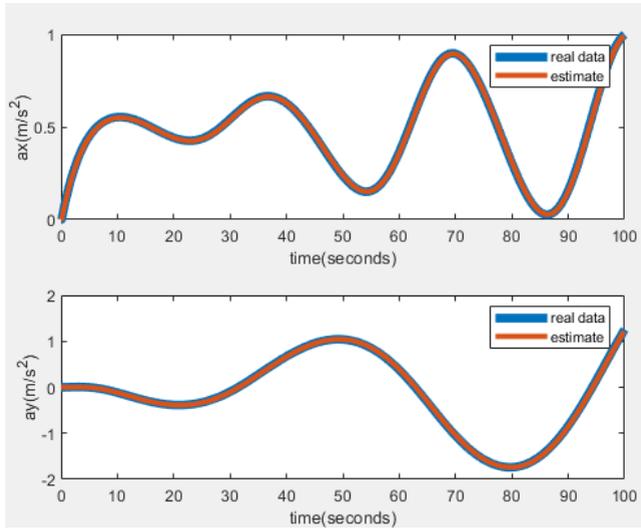


Gambar 4.10. Plot Kecepatan Mobil Terhadap Setpoint

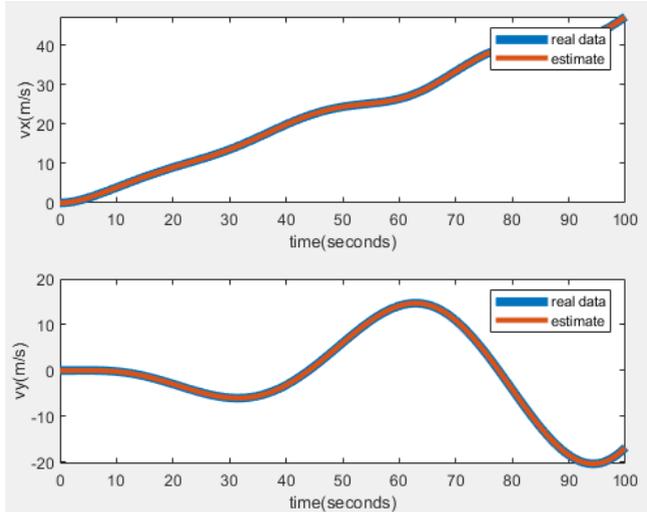
Garis biru menunjukkan setpoint dan garis kuning menunjukkan kecepatan total mobil. Dapat dilihat bahwa kinematika pergerakan mobil dapat mengikuti setpoint input sehingga dapat disimpulkan bahwa kinematika dan dinamika mobil telah sesuai dengan kondisi yang diinginkan. Dan hasil simulasi dapat digunakan untuk menguji estimasi kalman filter

4.2 Pengujian *Extended Kalman Filter*

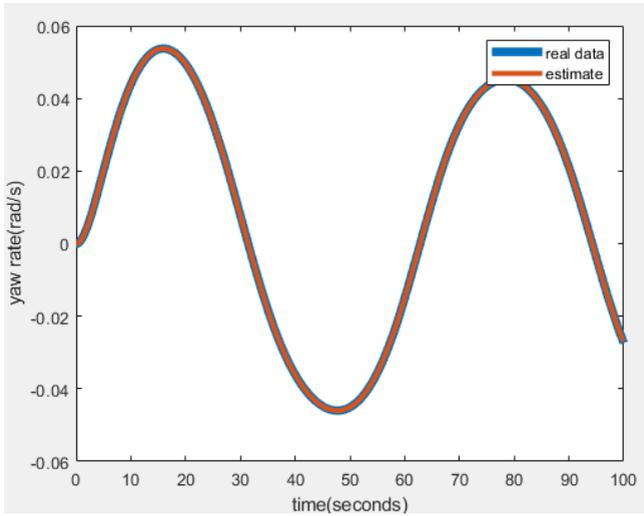
Pada tahap ini, dilakukan pengujian *extended kalman filter* yang telah disusun. Pengujian ini dilakukan dengan cara menjalankan *extended kalman filter* dengan parameter yang telah ditetapkan untuk melihat hasil estimasi *extended kalman filter* menggunakan data simulasi. Data simulasi merupakan data ideal maka dari itu perlu ditambahkan noise untuk menguji kemampuan *extended kalman filter*. Pengujian dilakukan sebanyak 4 kali. Pengujian pertama dilakukan dengan data tanpa noise dan 3 pengujian selanjutnya dilakukan dengan noise pengukuran. Hasil dari pengujian tanpa noise adalah gambar 4.11 samapai 4.18 berikut



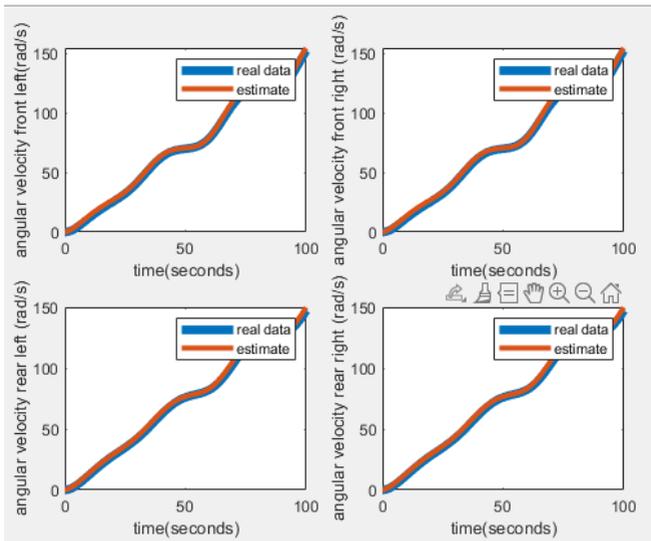
Gambar 4.11. Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Tanpa Noise



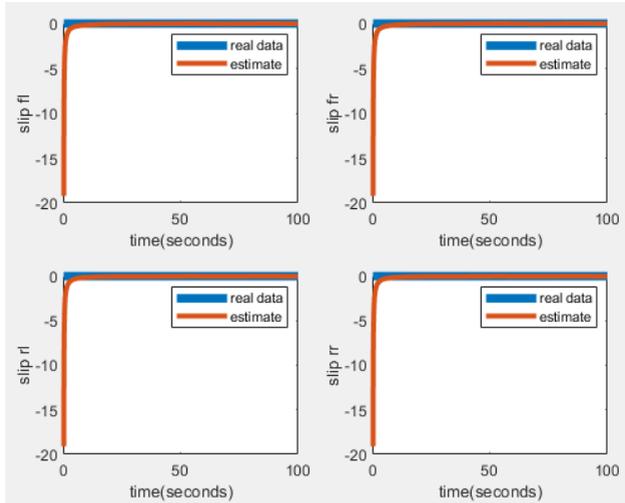
Gambar 4.12. Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Tanpa Noise



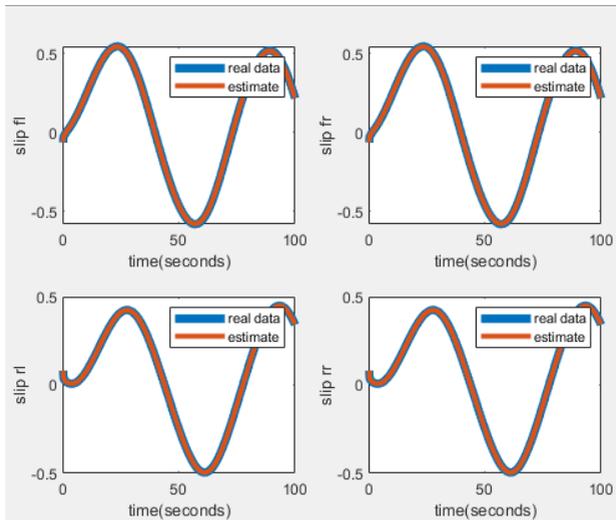
Gambar 4.13. Plot Estimasi *Yaw Rate* Pengujian Tanpa Noise



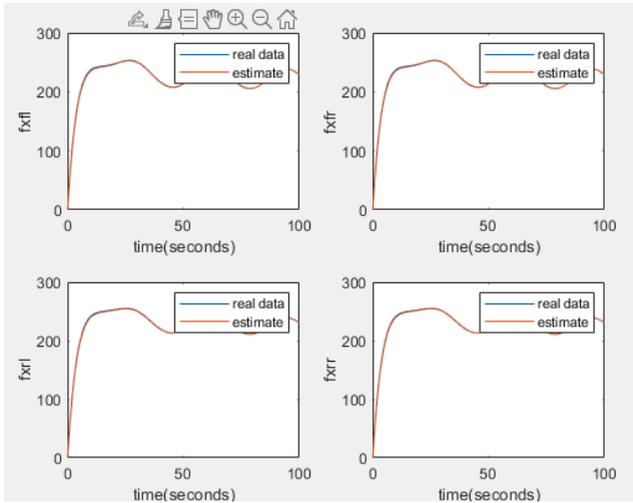
Gambar 4.14. Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Tanpa Noise



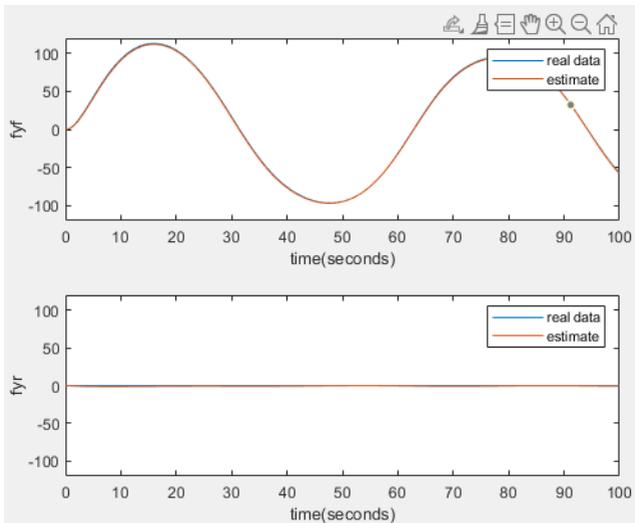
Gambar 4.15. Plot Estimasi *Slip Rate* Pengujian Tanpa Noise



Gambar 4.16. Plot Estimasi *Slip Angle* Pengujian Tanpa Noise



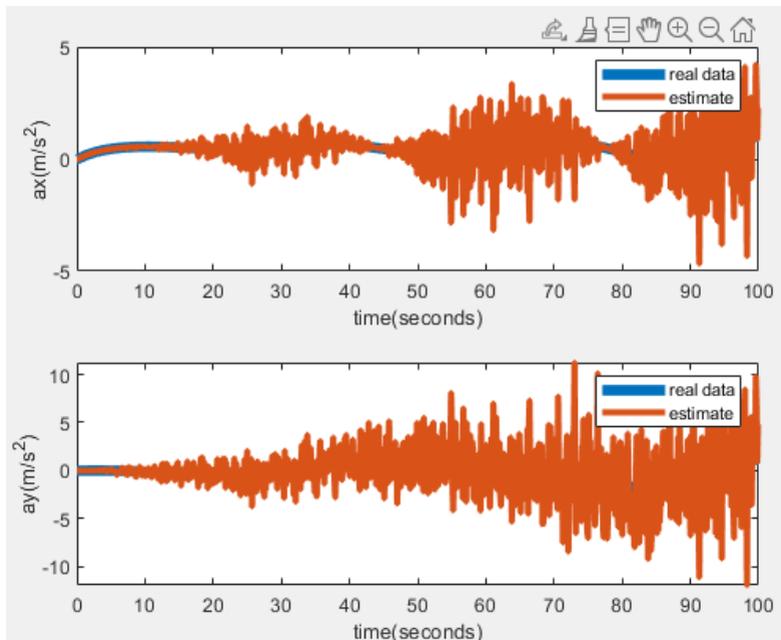
Gambar 4.17. Plot Estimasi Gaya Pada Sumbu X Pengujian Tanpa Noise



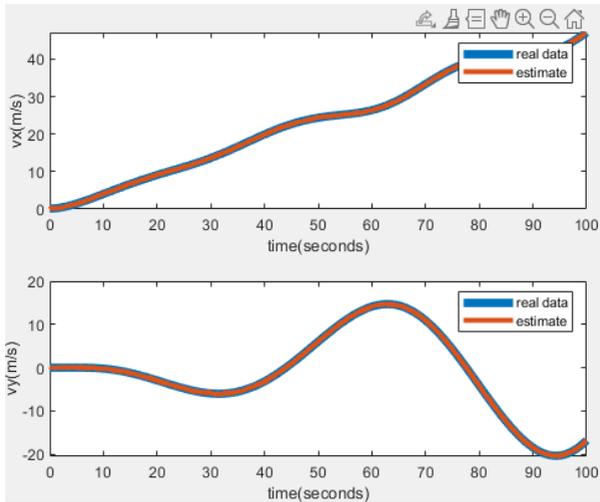
Gambar 4.18. Plot Estimasi Gaya Pada Sumbu Y Pengujian Tanpa Noise

Pengujian Algoritma *Kalman Filter* selanjutnya dilakukan dengan cara mengestimasi nilai dari data sebenarnya menggunakan nilai data yang terkena noise. Data dari hasil simulasi akan ditambahkan dengan noise dan nilai variansi dari noise akan digunakan sebagai matriks kovarian error pengukuran. Kondisi pengujian dilakukan dengan nilai noise yang berbeda. Nilai noise ditentukan berdasarkan kekuatan noise dalam satuan dBW. Pengujian algoritma dilakukan dengan level noise yang berbeda. Pengujian kedua, ketiga dan keempat dilakukan dengan noise sebesar -20 dBW, -15 dBW, dan -10 dBW dimana noise memiliki varian sebesar ± 0.1 , ± 0.05 , ± 0.01 secara berurutan.

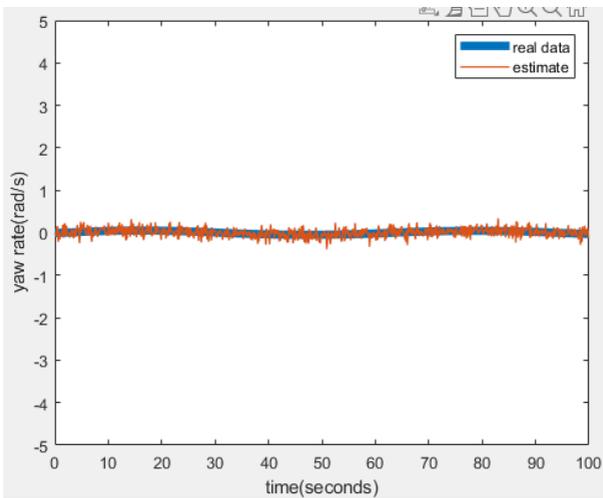
Gambar 4.19 sampai 4.26 merupakan hasil dari pengujian kedua algoritma *extended kalman filter*



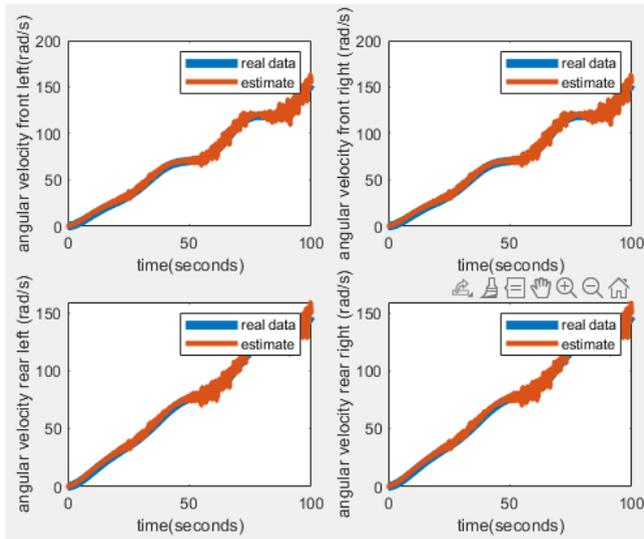
Gambar 4.19. Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -20 dBW



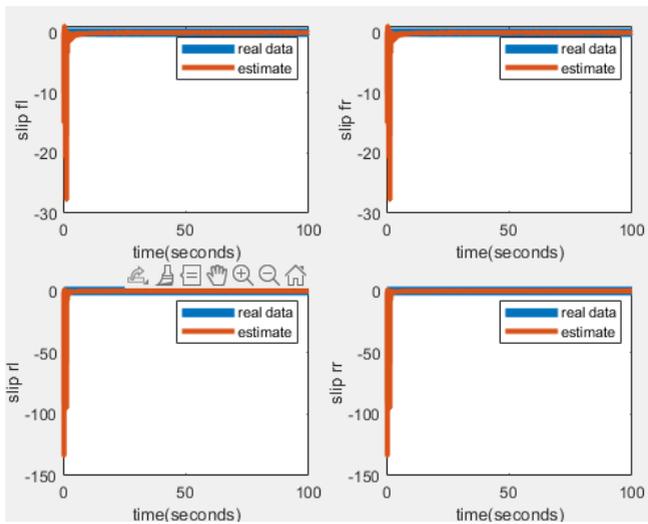
Gambar 4.20. Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -20 dBW



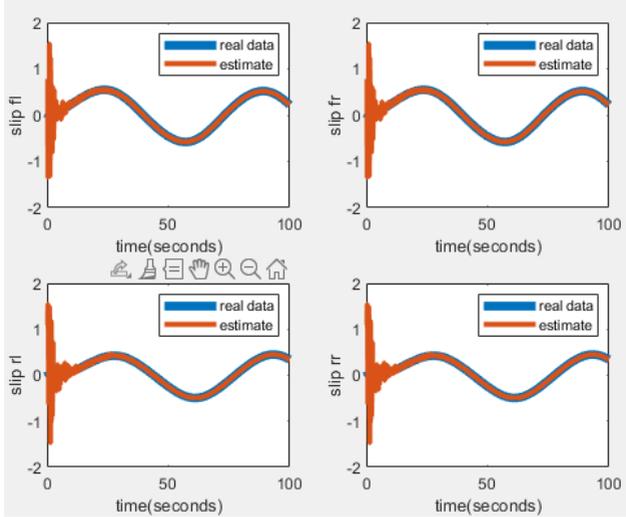
Gambar 4.21. Plot Estimasi *Yaw Rate* Pengujian Dengan Noise -20 dBW



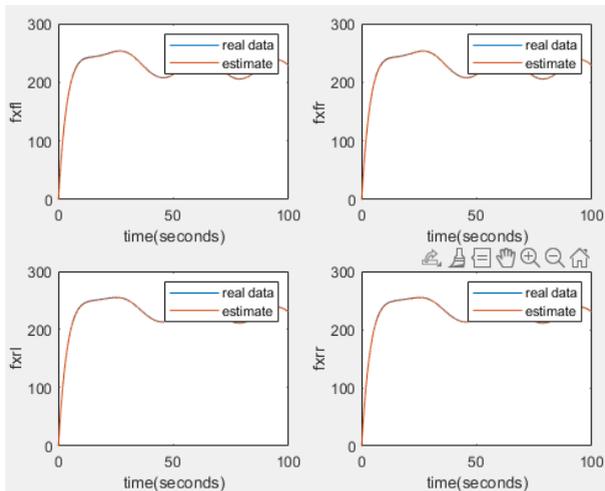
Gambar 4.22. Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -20 dBW



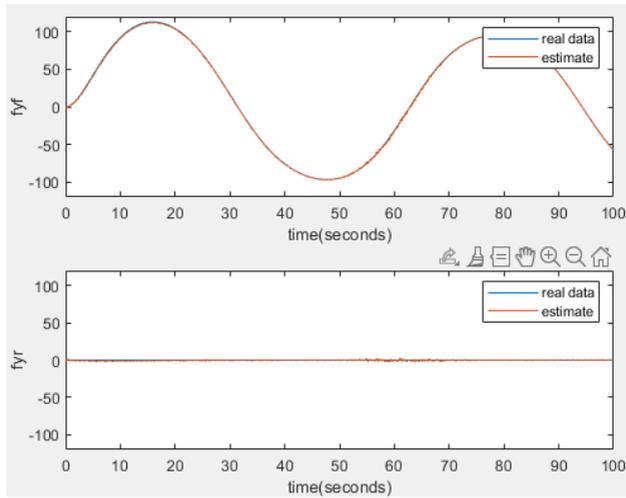
Gambar 4.23. Plot Estimasi *Slip Ratio* Pengujian Dengan Noise -20 dBW



Gambar 4.24. Plot Estimasi *Slip Angle* Pengujian Dengan Noise -20 dBW

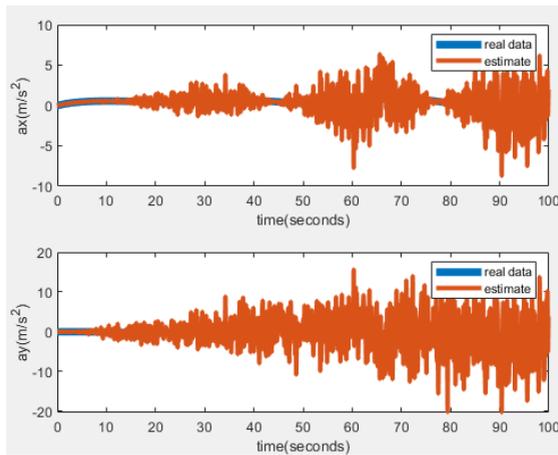


Gambar 4.25. Plot Estimasi Gaya Pada Sumbu X Pengujian Dengan Noise -20 dBW

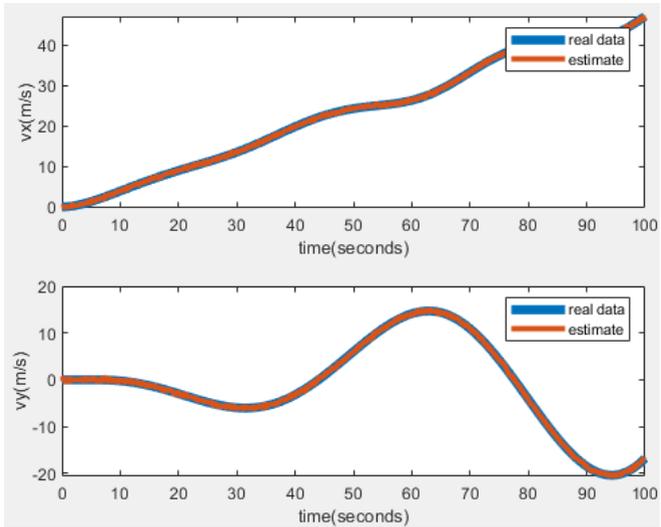


Gambar 4.26. Plot Estimasi Gaya Pada Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -20 dBW

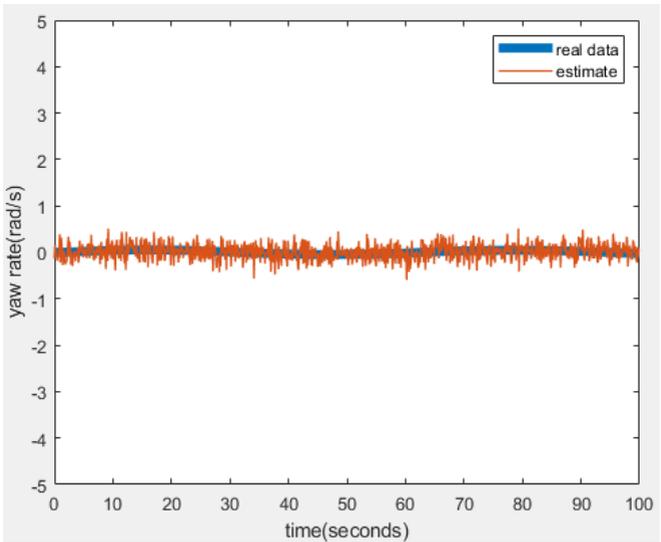
Gambar 4.27 sampai 4.34 merupakan hasil dari pengujian ketiga algoritma *extended kalman filter*



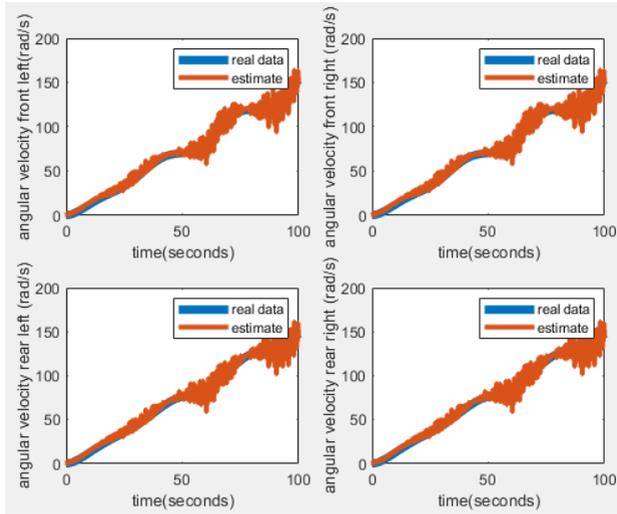
Gambar 4.27. Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -15 dBW



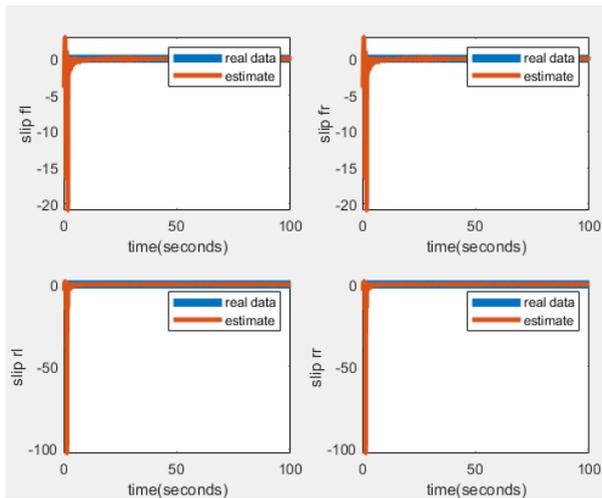
Gambar 4.28. Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -15 dBW



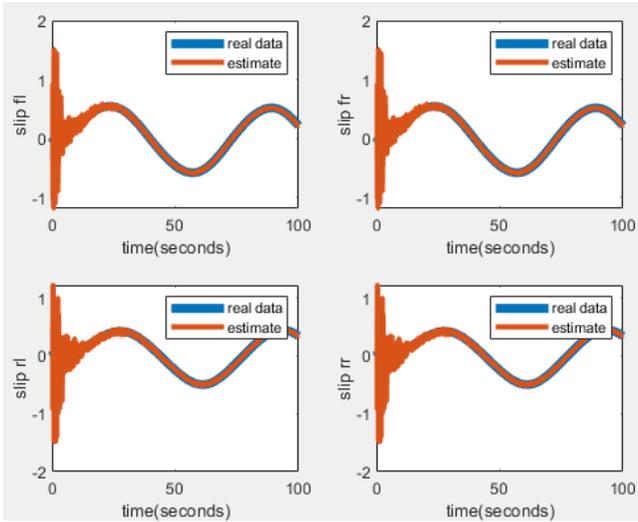
Gambar 4.29. Plot Estimasi *Yaw Rate* Pengujian Dengan Noise -15 dBW



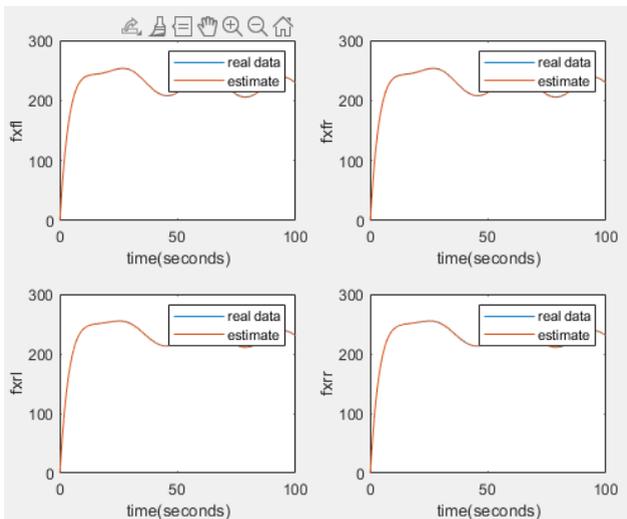
Gambar 4.30. Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -15 dBW



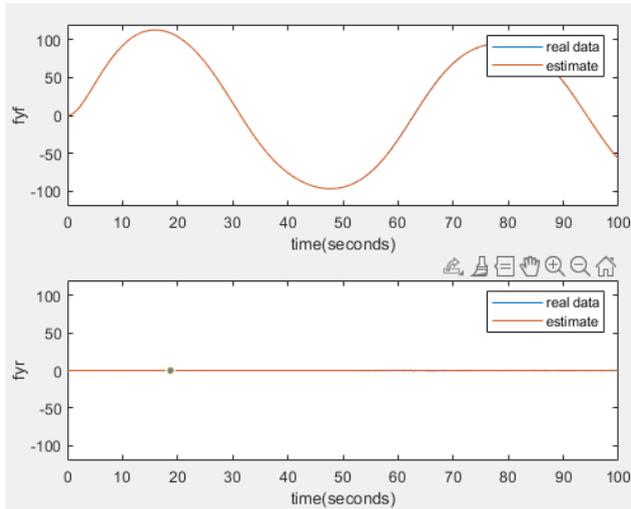
Gambar 4.31. Plot Estimasi *Slip Ratio* Pengujian Dengan Noise -15 dBW



Gambar 4.32. Plot Estimasi Slip Angle Pengujian Dengan Noise -15 dBW

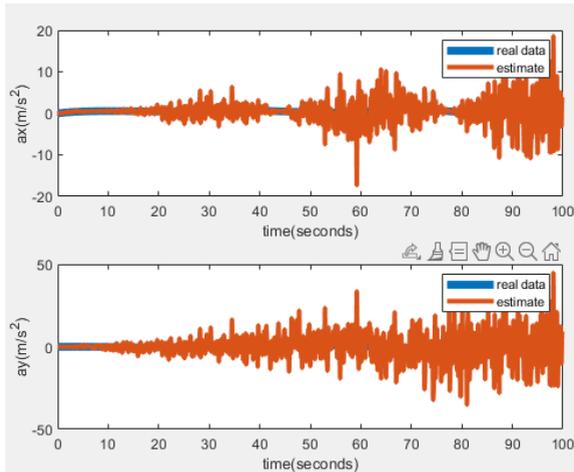


Gambar 4.33. Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Dengan Noise -15 dBW

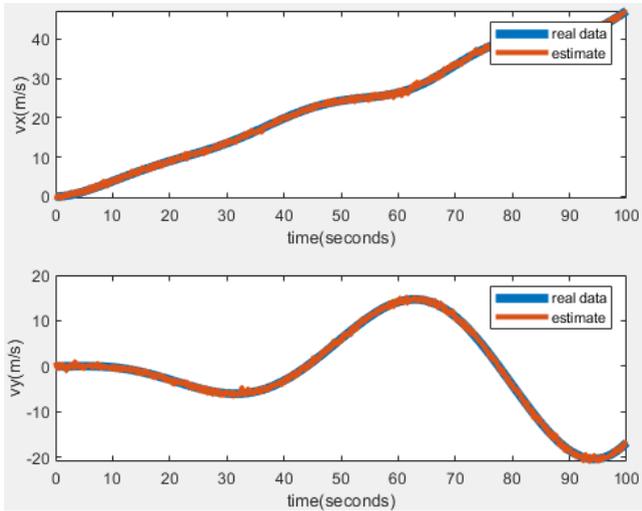


Gambar 4.34. Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -15 dBW

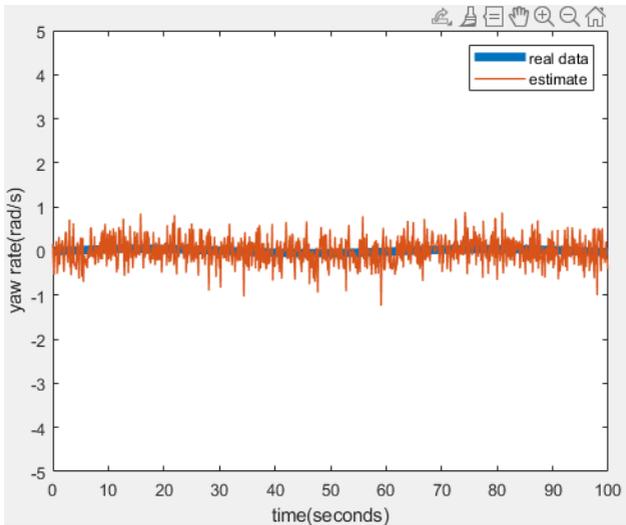
Gambar 4.35 sampai 4.42 merupakan hasil dari pengujian keempat algoritma *extended kalman filter*



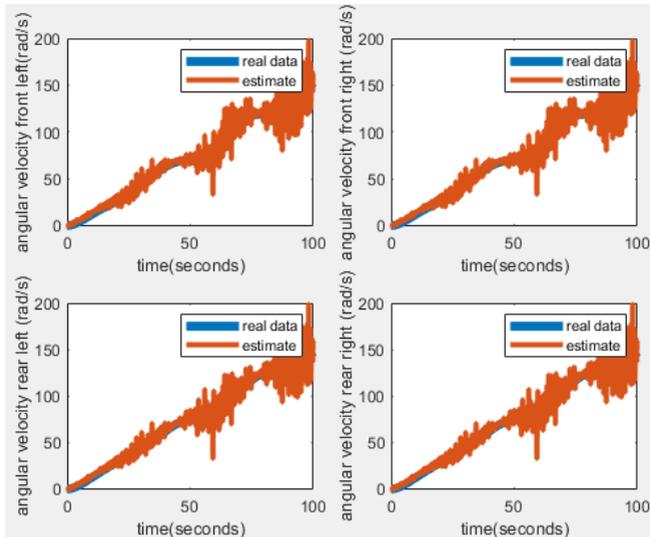
Gambar 4.35. Plot Estimasi Akselerasi Pengujian Dengan Noise -10 dBW



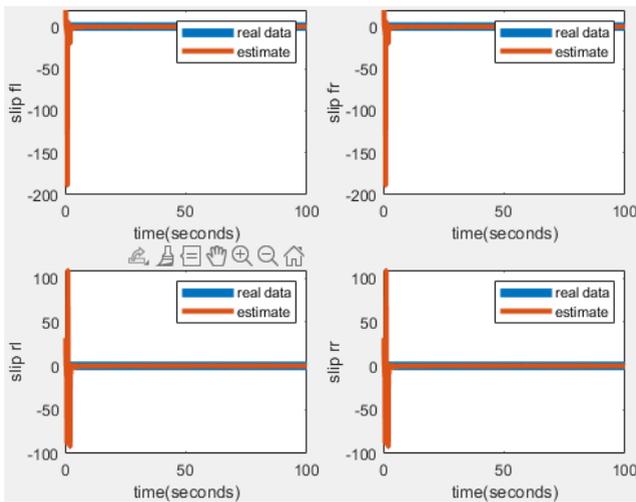
Gambar 4.36. Plot Estimasi Kecepatan Pengujian Dengan Noise -10 dBW



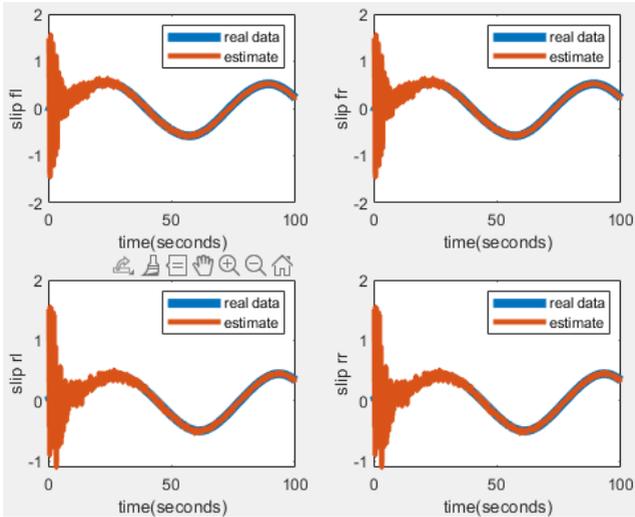
Gambar 4.37. Plot Estimasi *Yaw Rate* Pengujian Dengan Noise -10 dBW



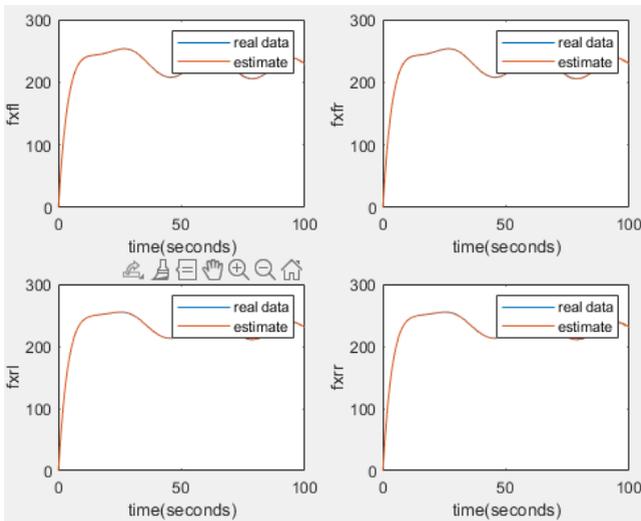
Gambar 4.38. Plot Estimasi Kecepatan Sudut Pengujian Dengan Noise -10 dBW



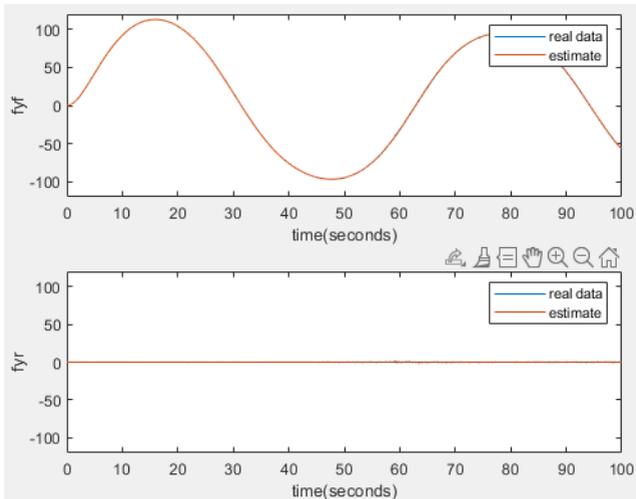
Gambar 4.39. Plot Estimasi Slip Ratio Pengujian Dengan Noise -10 dBW



Gambar 4.40. Plot Estimasi Slip Angle Pengujian Dengan Noise -10 dBW



Gambar 4.41. Plot Estimasi Gaya Sumbu X Pengujian Dengan Noise -10 dBW



Gambar 4.42. Plot Estimasi Gaya Sumbu Y Pengujian Dengan Noise -10 dBW

Pada grafik diatas nilai dari data ideal adalah data bergaris biru dan nilai dari hasil estimasi kalman filter adalah garis berwarna merah. Dari grafik diatas dapat dilihat bahwa kalman filter tidak dapat mengeliminasi noise dari noise pengukuran. Namun dapat dilihat dari beberapa data, hasil estimasi terlihat cukup akurat. Untuk mengetahui seberapa akurat estimasi data tersebut perlu dilakukan analisa MSE. Tabel 4.1 sampai 4.3 merupakan hasil MSE dari estimasi kalman filter

Tabel 4.1. Nilai MSE percobaan 2

Parameter	MSE
Akselerasi pada sumbu x	0.962815694135099
Akselerasi pada sumbu y	7.54690901548569
Kecepatan pada sumbu x	0.00967886037767211
Kecepatan pada sumbu y	0.0101556824091644
Yaw Rate	0.0103557923968658
Kecepatan Sudut	[12.56051 12.56051 11.8707 11.8707]
Slip Ratio	[10.31886 10.31886 0.99613 0.99613]
Slip Angle	[0.030226 0.030226 0.034831 0.034831]
Gaya pada sumbu x	[0.02655 0.02932 0.02655 0.029321]
Gaya pada sumbu y	[0.005909 0.006514]

Tabel 4.2. Nilai MSE percobaan 3

Parameter	MSE
Akselerasi pada sumbu x	2.91676318618607
Akselerasi pada sumbu y	22.3369855840291
Kecepatan pada sumbu x	0.0301603642819646
Kecepatan pada sumbu y	0.0326053506305770
Yaw Rate	0.0307183136868335
Kecepatan Sudut	[29.8571 29.8571 29.4527 29.4527]
Slip Ratio	[0.73857 0.73857 9.8583 9.8583]
Slip Angle	[0.020208 0.020208 0.02176 0.02176]
Gaya pada sumbu x	[0.06478 0.07425 0.06478 0.07425]
Gaya pada sumbu y	[0.01722 0.01728]

Tabel 4.3. Nilai MSE percobaan 4

Parameter	MSE
Akselerasi pada sumbu x	7.91819322143330
Akselerasi pada sumbu y	60.5976245761766
Kecepatan pada sumbu x	0.104698313591017
Kecepatan pada sumbu y	0.106752088445957
Yaw Rate	0.0795405104905700
Kecepatan Sudut	[80.0056 80.0056 76.0966 76.0966]
Slip Ratio	[3.506 3.506 4.7265 4.726]
Slip Angle	[0.03345 0.03345 0.04423 0.04423]
Gaya pada sumbu x	[0.16288 0.18269 0.16288 0.18269]
Gaya pada sumbu y	[0.04595 0.04106]

Dari analisa MSE dapat dilihat bahwa pengaruh noise tidak dapat dihilangkan pada data yang tidak terukur. Hal ini dapat dilihat terutama pada kecepatan dan kecepatan sudut. Kedua variabel ini dibutuhkan untuk mengestimasi slip ratio sehingga hasil estimasi slip ratio juga tidak akurat. Pada grafik dapat dilihat bahwa pada pengujian dengan noise dan tanpa noise estimasi slip ratio dan slip angle akan akurat setelah beberapa detik berjalannya simulasi, maka dapat disimpulkan bahwa nilai MSE yang besar dapat berasal dari awal simulasi. Dengan noise yang semakin besar, waktu yang diperlukan untuk menstabilkan hasil estimasi slip semakin besar pula sebagaimana dilihat pada grafik. Sedangkan untuk nilai state tidak terukur lainnya, seiring berjalannya waktu, nilai dari estimasi semakin tidak akurat. Sedangkan untuk *state* terukur, dapat dilihat bahwa

nilai yaw rate tidak dapat diestimasi secara akurat. hal ini disebabkan karena yaw rate sangat sensitif terhadap gangguan karena nilainya yang sangat kecil. Dari hasil analisa ini dapat disimpulkan bahwa, *extended kalman filter* tidak dapat menghasilkan estimasi yang cukup akurat tanpa adanya hasil bacaan sensor yang cukup akurat, sehingga dalam kondisi riil diperlukan sensor yang akurat. Sebagaimana dapat dilihat dari nilai estimasi tanpa noise, estimasi state tak terukur tidak memiliki masalah apabila noise pengukuran sangat minimal

--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari percobaan dapat, pengolahan data, dan pengujian terhadap simulasi mobil dan algoritma kalman filter, penulis dapat menutup penelitian dengan beberapa poin kesimpulan dan masukan kepada penelitian. Dalam studi ini penulis mendapati bahwa simulasi dinamika dan kinematika pergerakan mobil dapat dilakukan dalam Simulink dengan hasil yang cukup mendekati dengan kondisi riil dengan bukti respon sistem simulasi terhadap suatu input. Selain itu, dengan Simulink rancangan desain simulasi dapat dirubah sesuai keinginan pengguna sehingga lebih fleksibel. Sedangkan untuk algoritma *extended kalman filter* pada studi ini, dapat dikatakan bahwa algoritma ini tidak dapat mengestimasi state nilai dari state secara akurat apabila bacaan sensor tidak akurat. Algoritma kalman filter tidak dapat menghilangkan noise pada state yang terlalu sensitif. Pada analisa MSE dan grafik hasil estimasi, dapat terlihat bahwa walaupun nilai MSE pada state terukur cenderung kecil, namun pada grafik nilai dari estimasi *yaw rate* bergeser jauh dari nilai sebenarnya. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti penambahan noise yang tidak sesuai dengan kondisi riil, dan kurang akuratnya pemodelan noise dan dinamika pergerakan mobil untuk estimasi state pada *extended kalman filter*. Estimasi *yaw rate* ini diperlukan untuk mengestimasi state lain yang tidak terukur sehingga dengan tidak akuratnya nilai *yaw rate*, estimasi state tidak terukur akan semakin tidak akurat. Maka dari itu dapat disimpulkan bahwa algoritma *extended kalman filter* pada penelitian ini tidak dapat mengestimasi nilai state tak terukur apabila pengukuran sensor terkena noise.

5.2 Saran

Studi estimasi parameter pada mobil menggunakan extended kalman filter, dapat dikembangkan dan dipelajari lebih dalam untuk penelitian selanjutnya dimana penulis memberikan masukan diantaranya

1. Pada penelitian ini, nilai dari noise pada setiap pengukuran parameter memiliki nilai yang sama. Hal ini tentunya tidak sesuai dengan kondisi riil, dimana sensor untuk mengukur parameter sensitif cenderung lebih akurat. Pendistribusian noise dan pemodelan noise yang lebih akurat dapat membuat kondisi

simulasi lebih mendekati kondisi riil dan memperbaiki performa kalman filter

2. Estimasi nilai dari gaya pada extended kalman filter dapat ditingkatkan dengan menggunakan suatu model matematis untuk memodelkan dinamika gaya. Model matematis ini dapat berupa model dari gaya pada roda itu sendiri sehingga nilai dari estimasi slip dapat lebih akurat dengan adanya model roda mobil.
3. Estimasi dari *extended kalman filter* dapat ditingkatkan lagi dengan menggunakan model matematis mobil yang lebih akurat. Pada penelitian ini, gerakan vertikal mobil diabaikan, sehingga variabel yang dapat digunakan untuk mengestimasi state secara akurat menjadi berkurang. Sehingga dengan model matematis yang lebih kompleks dan akurat, estimasi *state* dapat lebih ditingkatkan lagi.

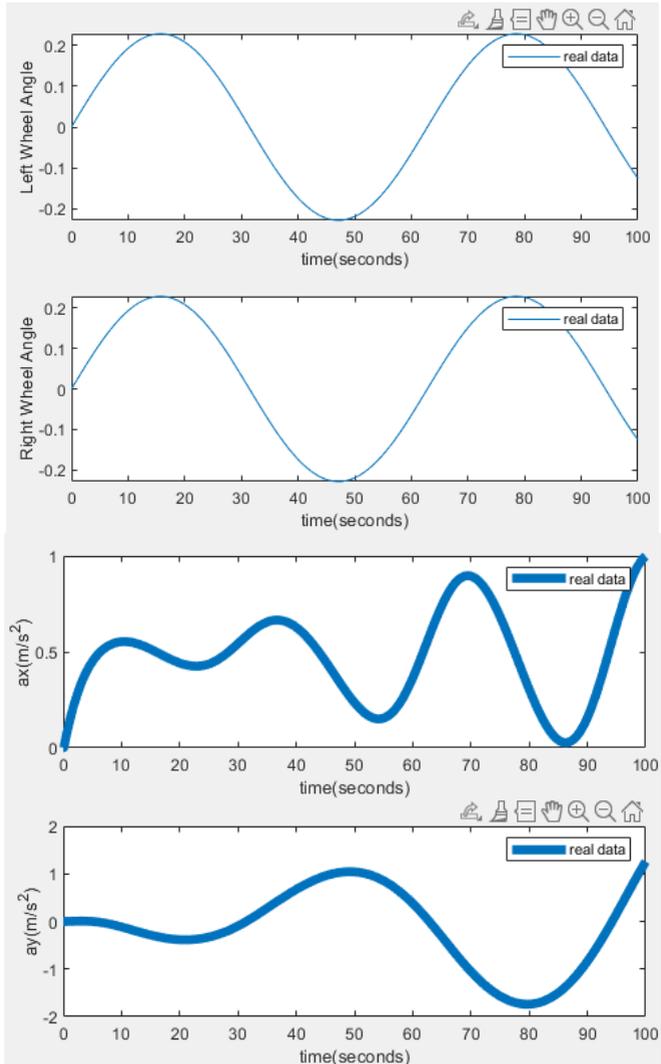
DAFTAR PUSTAKA

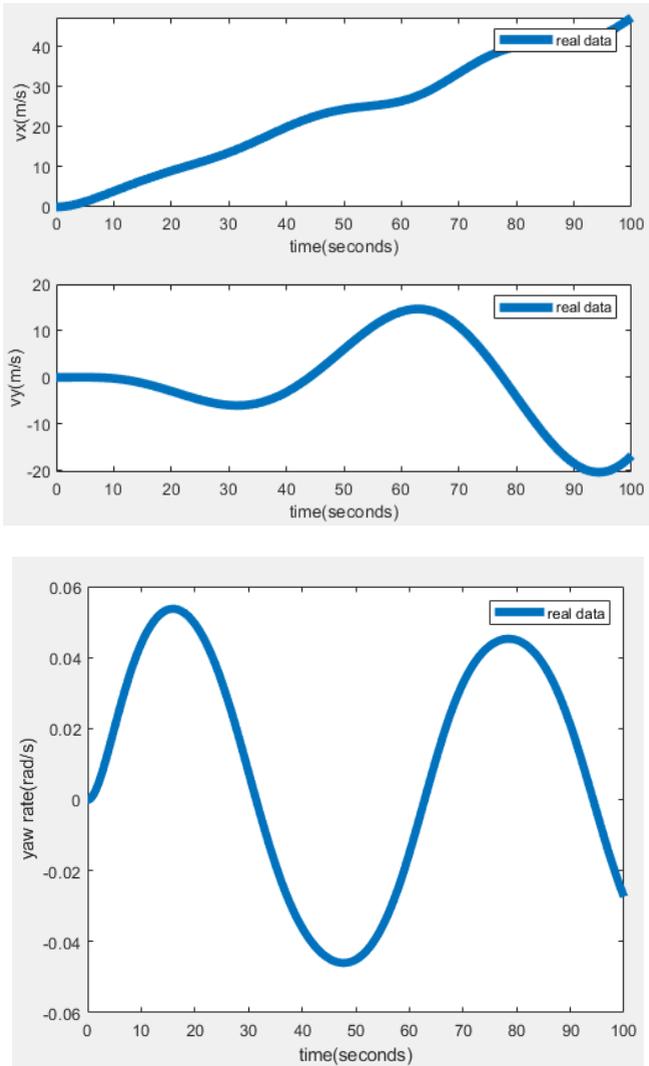
- [1] Wenzel, T. A., Burnham, K. J., Blundell, M. v., & Williams, R. A. (2006). Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation. *Vehicle System Dynamics*, 44(2). <https://doi.org/10.1080/00423110500385949>
- [2] Ray, L. R. (1997). Nonlinear Tire Force Estimation and Road Friction Identification: Simulation and Experiments. *Automatica*, 33(10), 1819–1833. [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(97\)00093-9](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(97)00093-9)
- [3] Hwang, P. Y. C. (2013). Introduction to Random signals and Applied Kalman Filtering with MATLAB exercises. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9).
- [4] Pacejka, H. B. (2008). Vehicle System Dynamics : International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility. *International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility*, August 2012.
- [5] Wielitzka, M., Dagen, M., & Ortmaier, T. (2015). Joint unscented Kalman filter for state and parameter estimation in vehicle dynamics. *2015 IEEE Conference on Control and Applications, CCA 2015 - Proceedings*, 1945–1950. <https://doi.org/10.1109/CCA.2015.7320894>
- [6] Wittenmark, B., & Svendenius, J. (2003). Review of Wheel Modeling and Friction Estimation. *Report TFRT*, 7607.
- [7] Reina, G., & Messina, A. (2019). Vehicle dynamics estimation via augmented Extended Kalman Filtering. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 133, 383–395. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.10.030>
- [8] Gillespie, T. D. (1992). Fundamentals of Vehicle Dynamics. In *Fundamentals of Vehicle Dynamics*. <https://doi.org/10.4271/r-114>

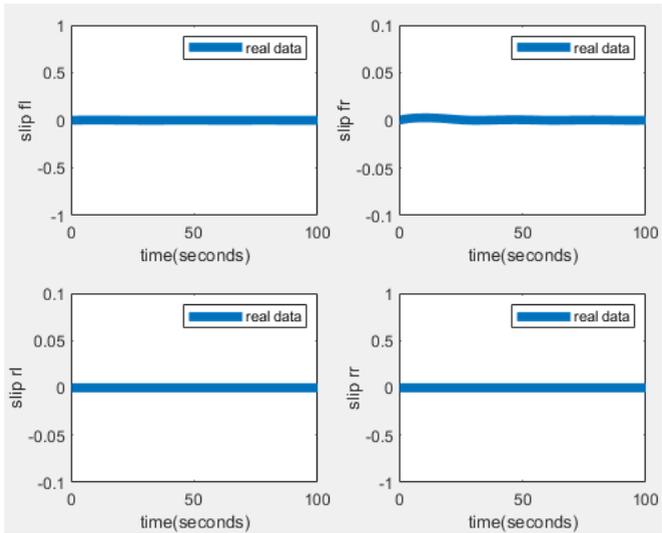
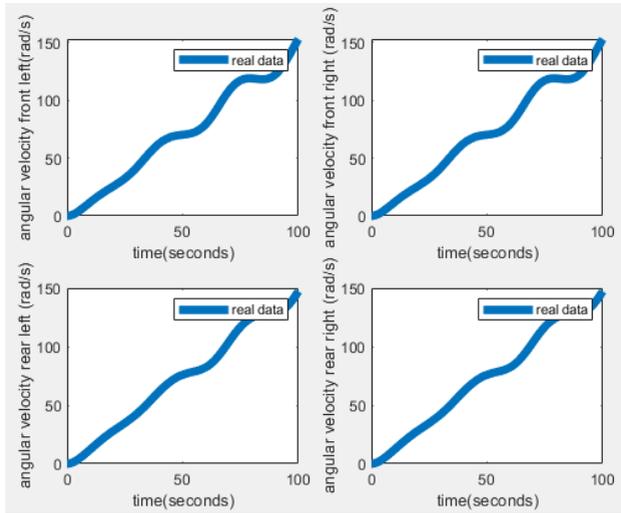
--- halaman ini sengaja dikosongkan ---

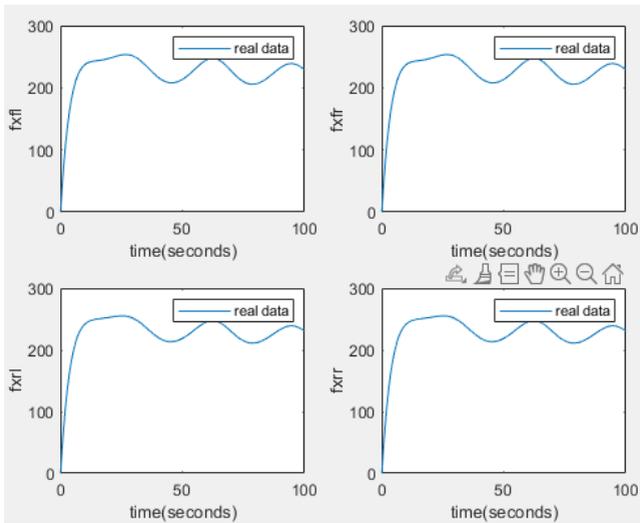
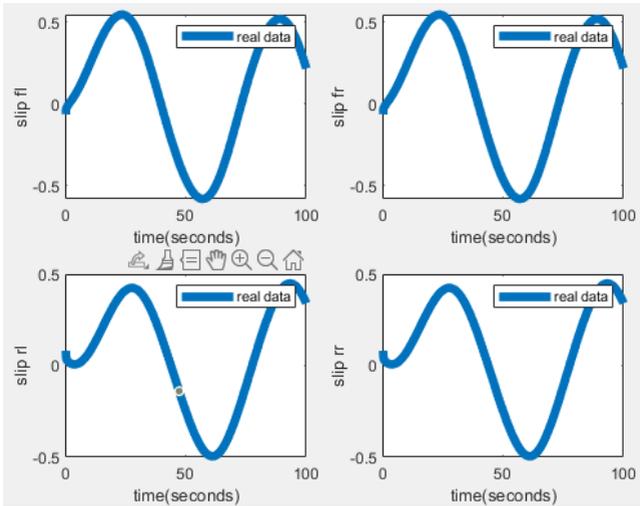
LAMPIRAN

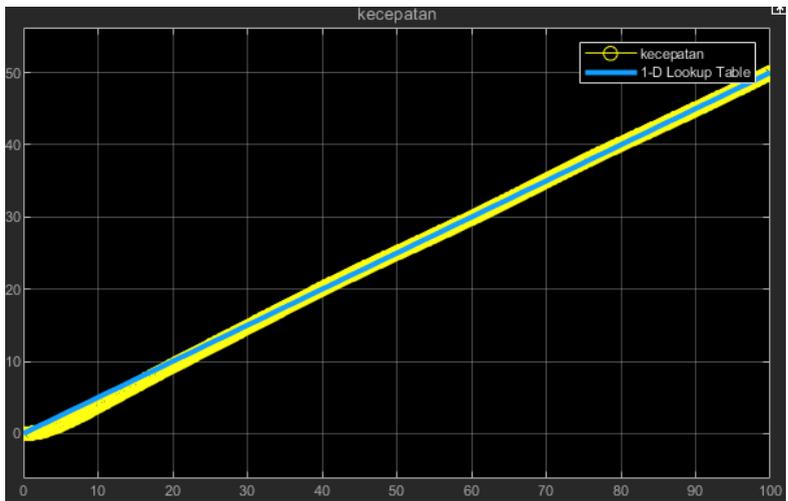
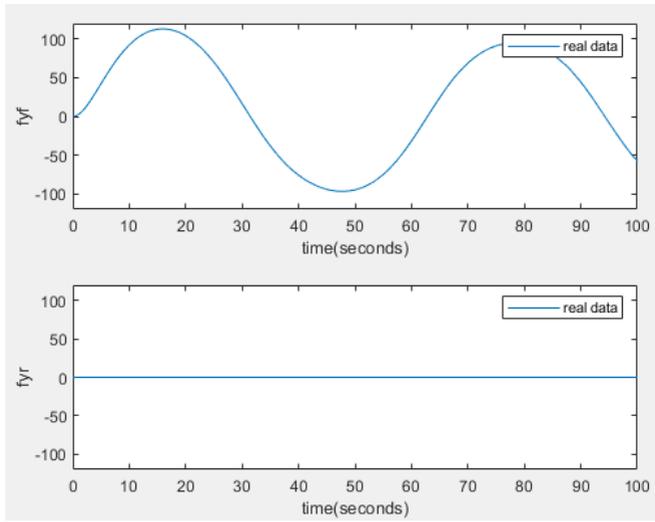
Hasil Simulasi



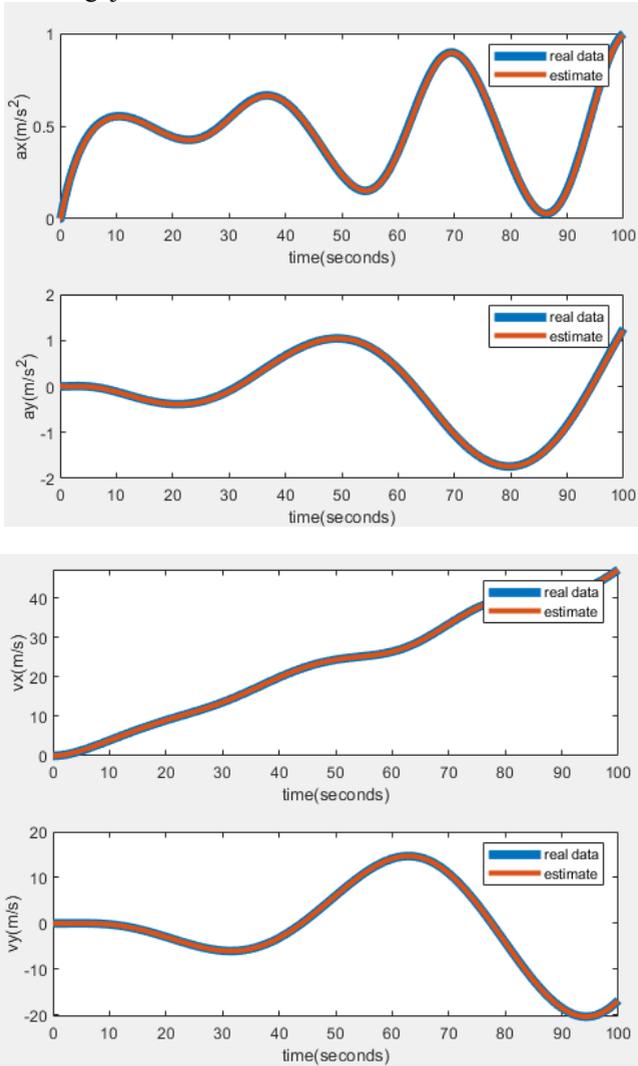


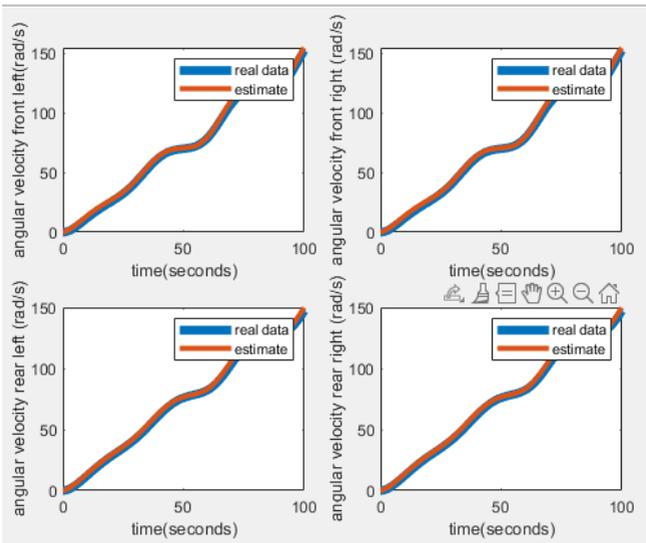
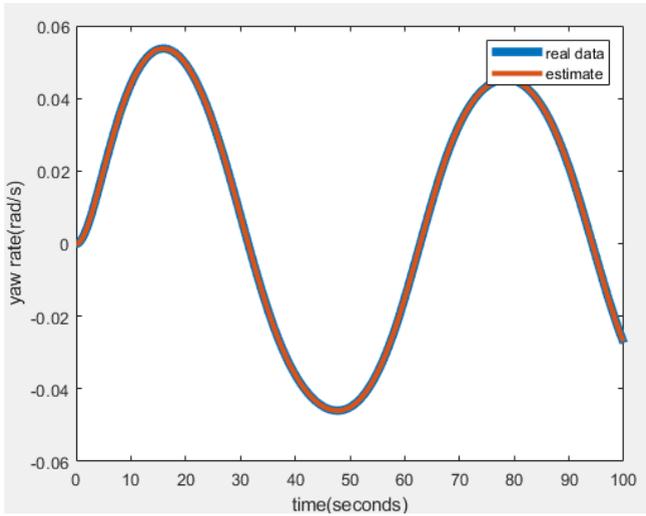


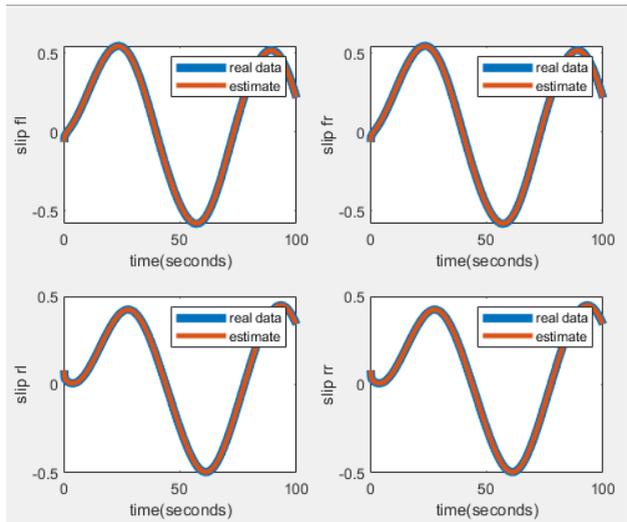
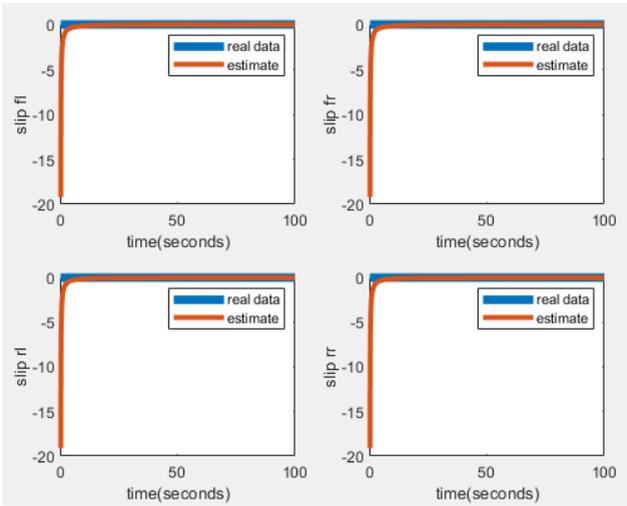


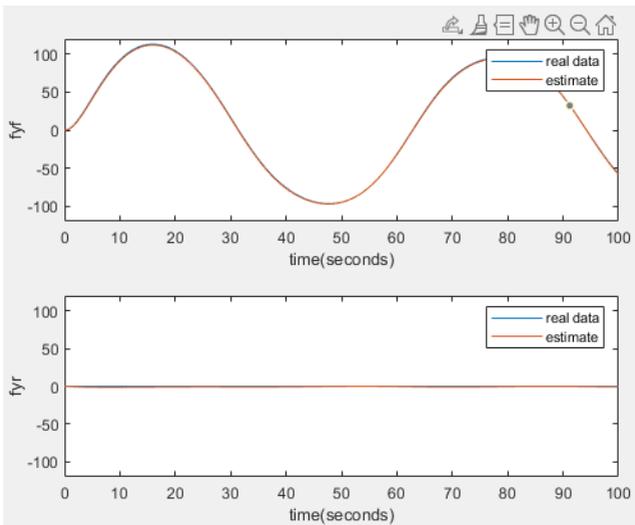
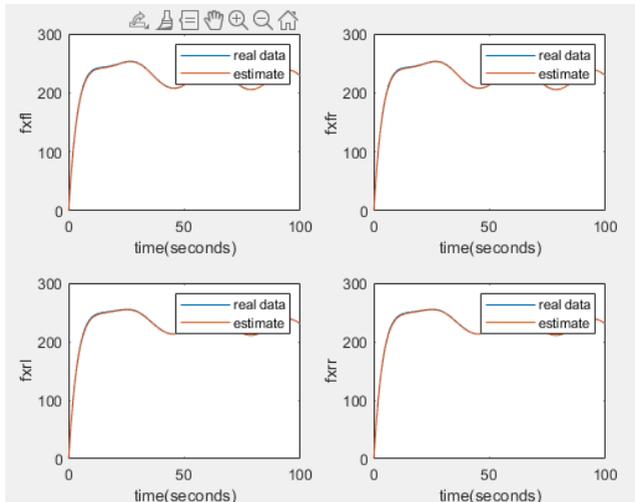


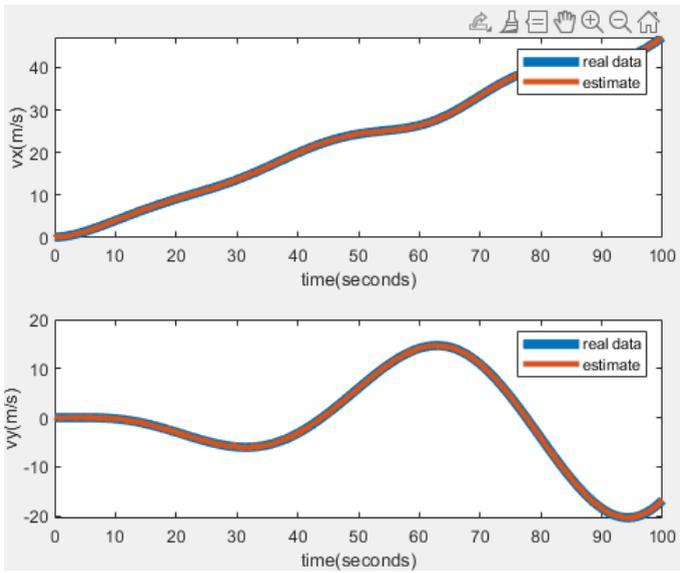
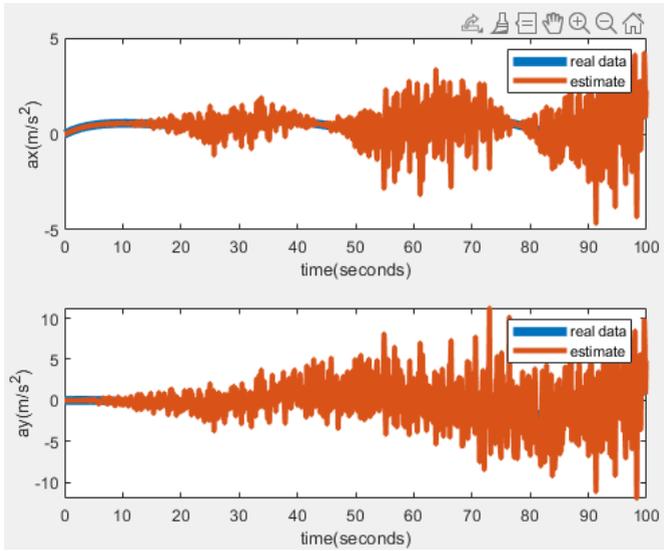
Plot Hasil Pengujian:

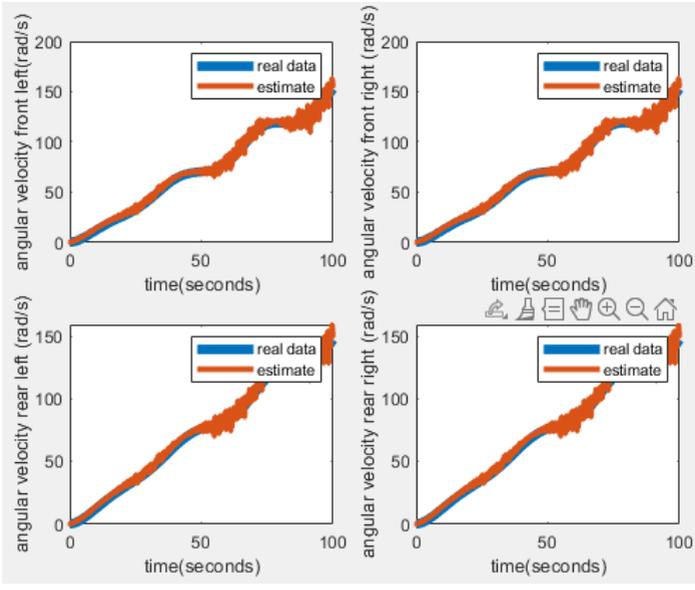
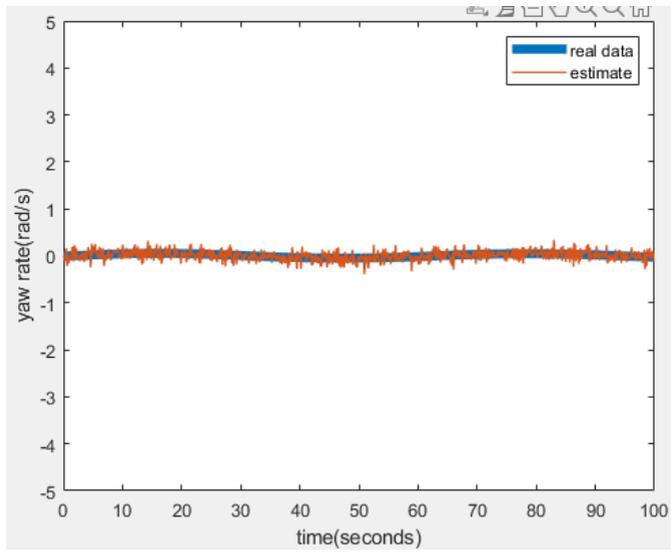


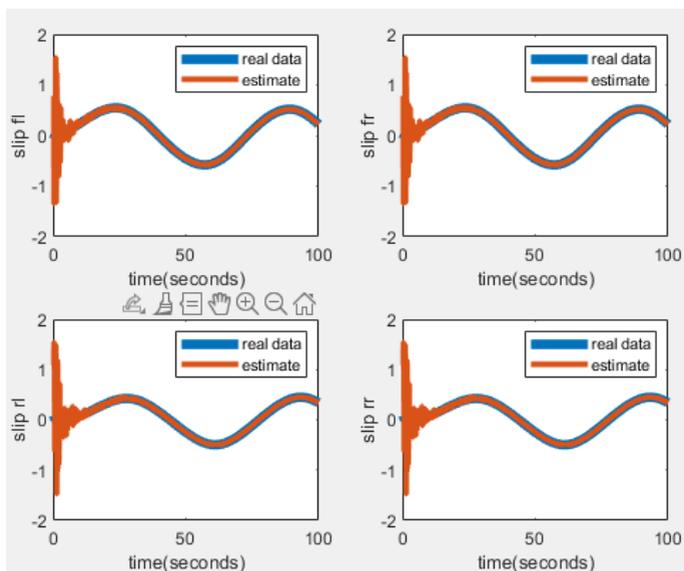
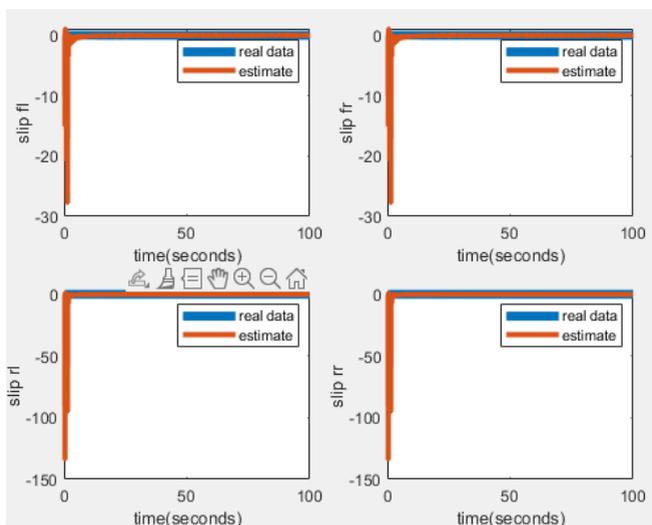


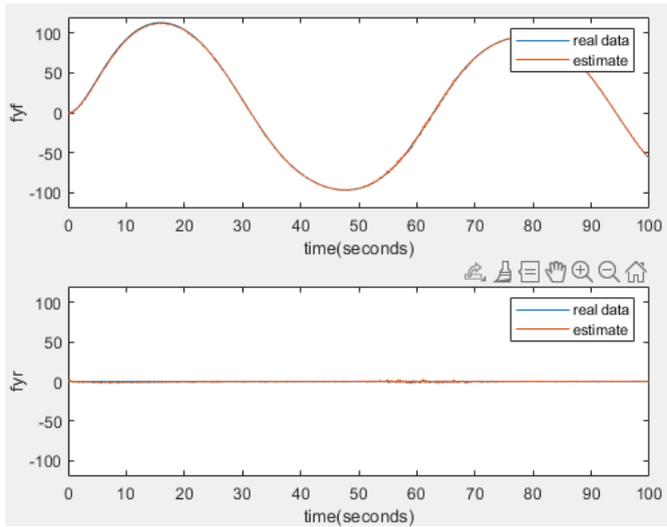
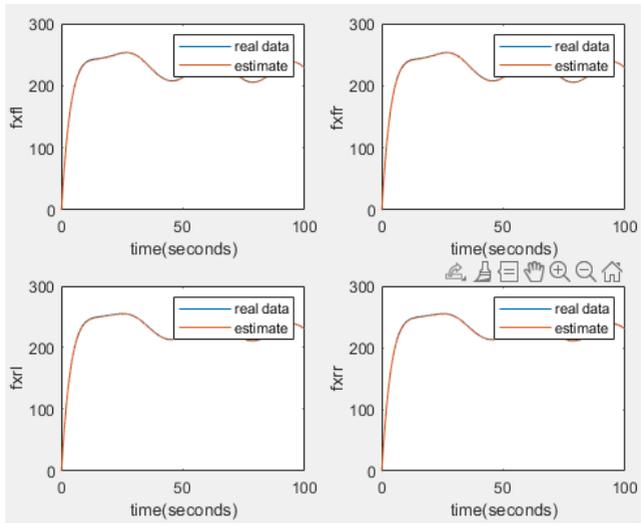


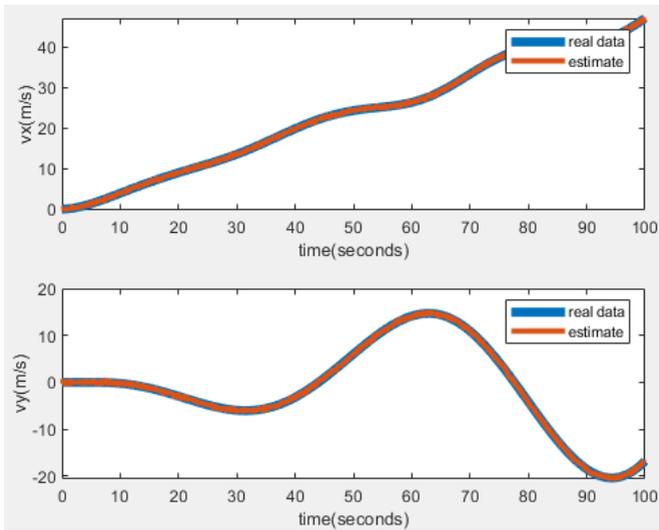
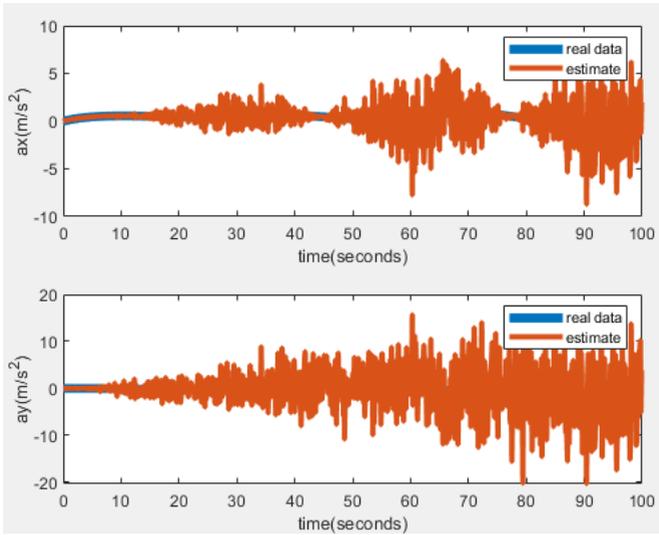


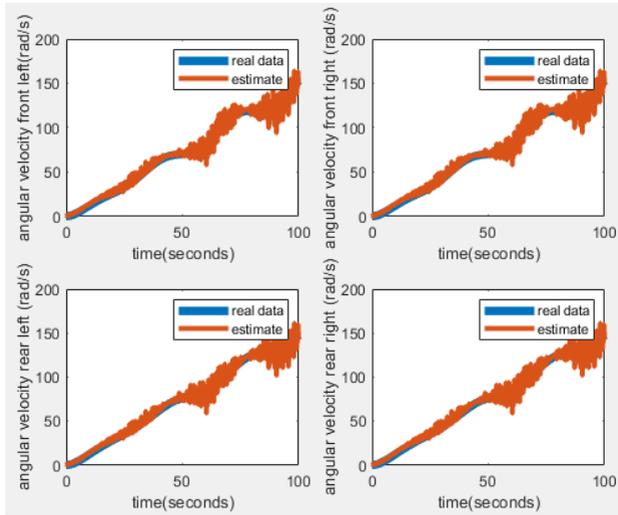
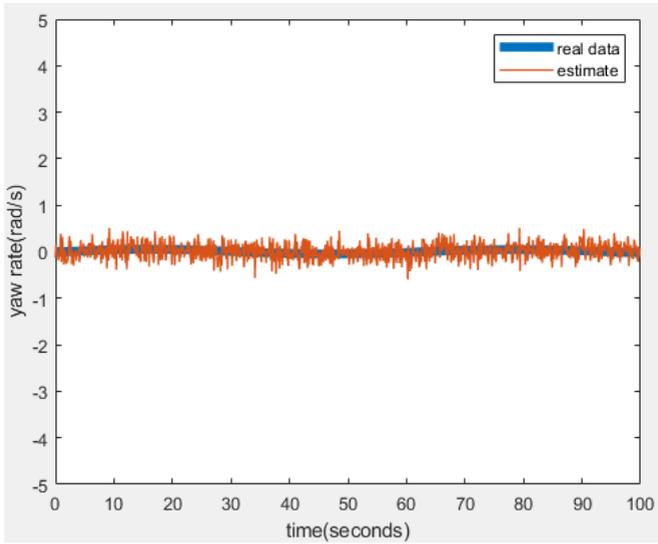


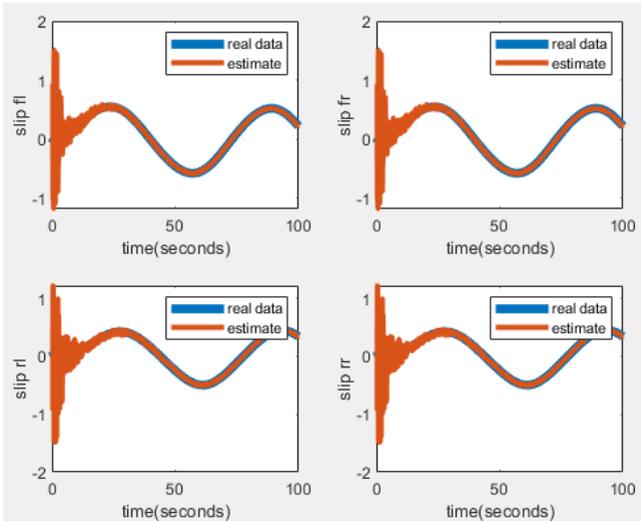
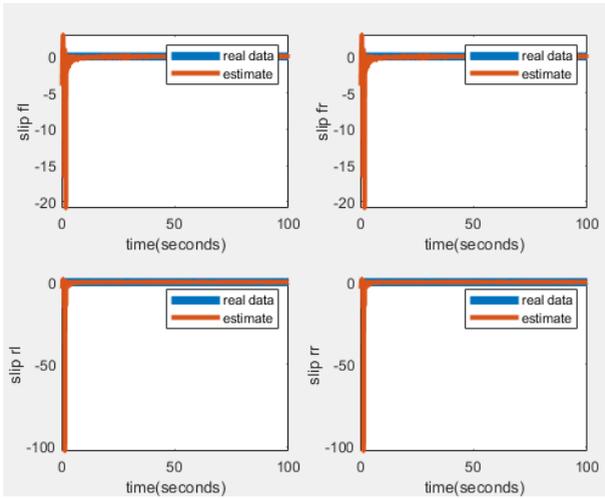


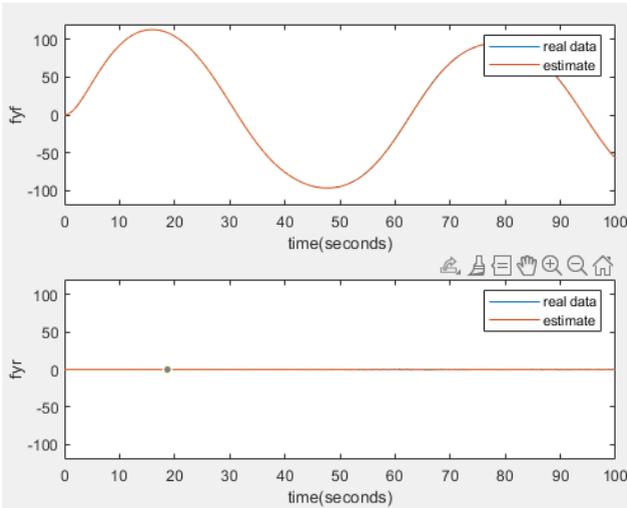
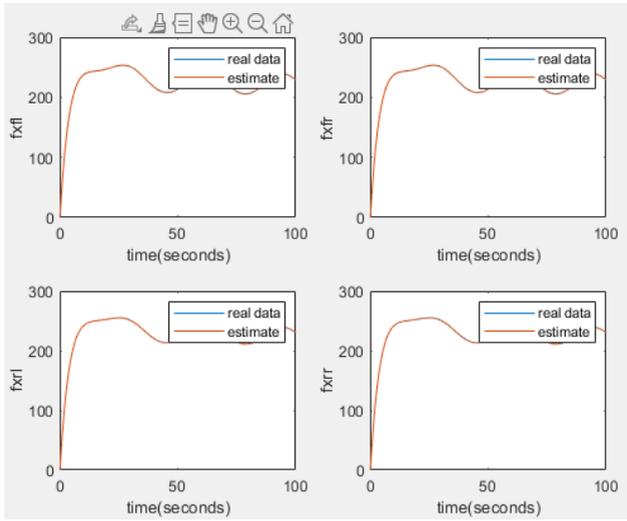


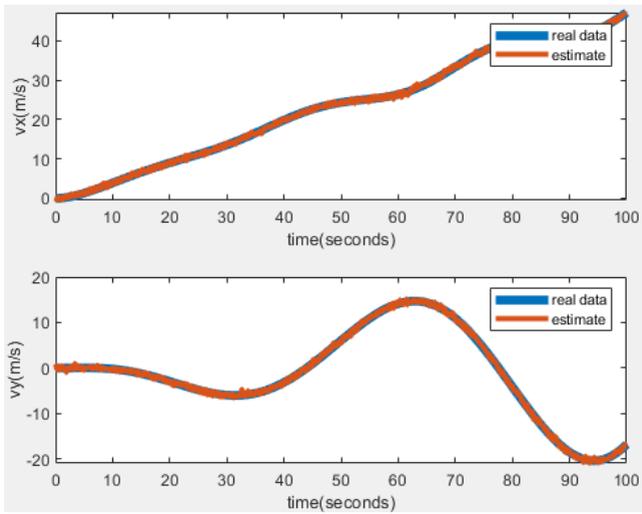
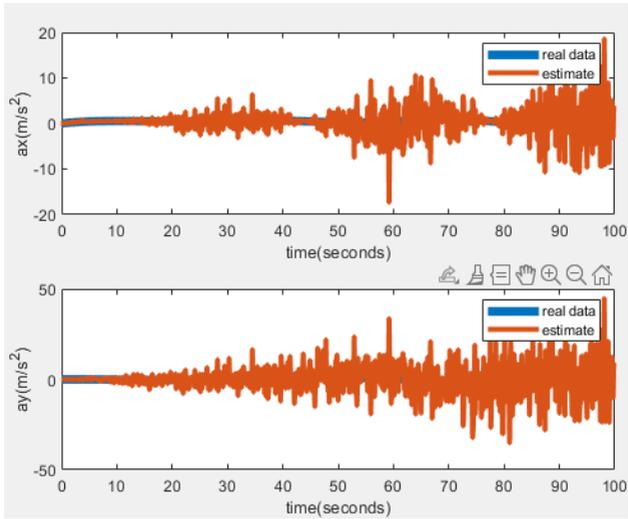


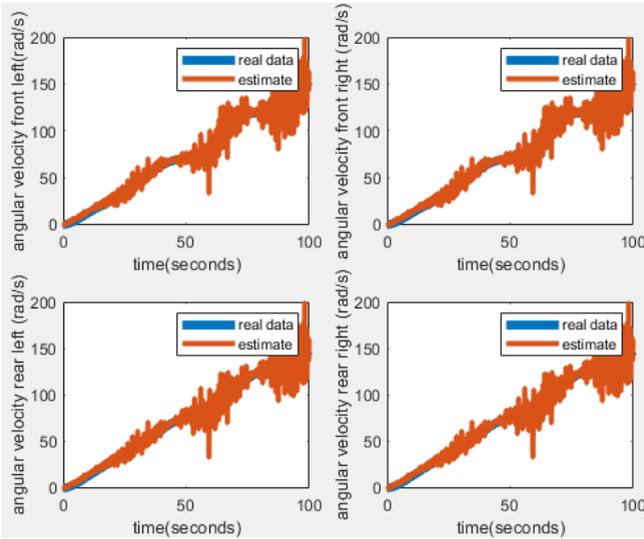
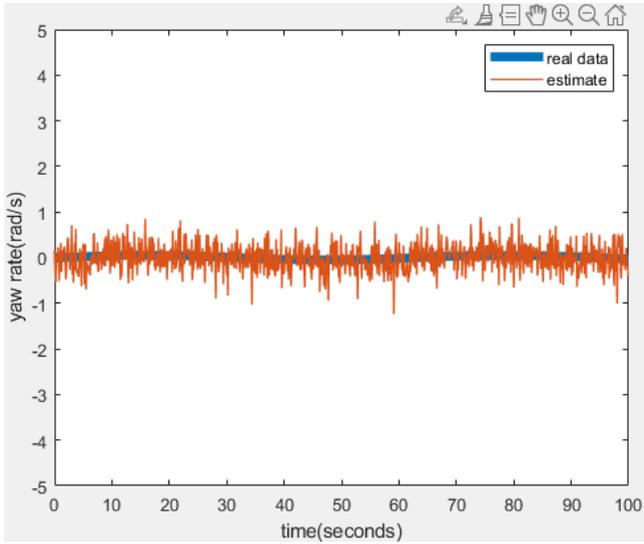


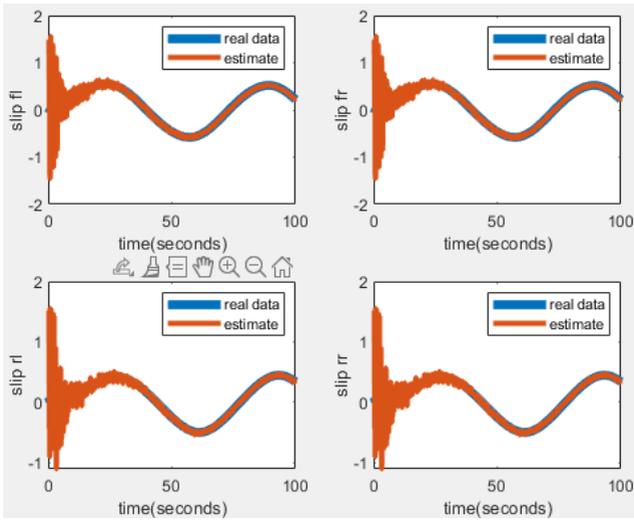
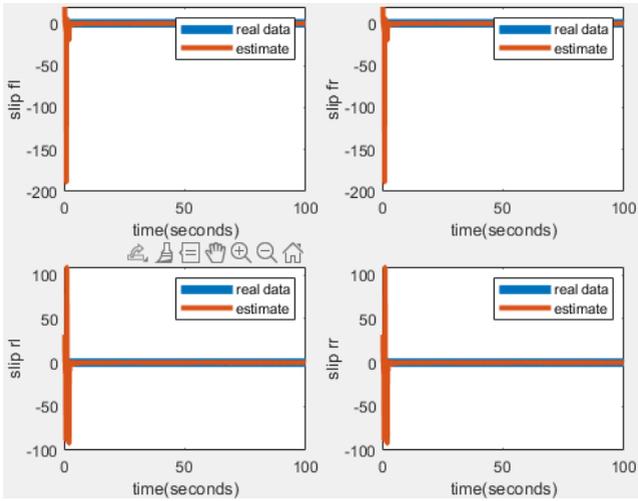


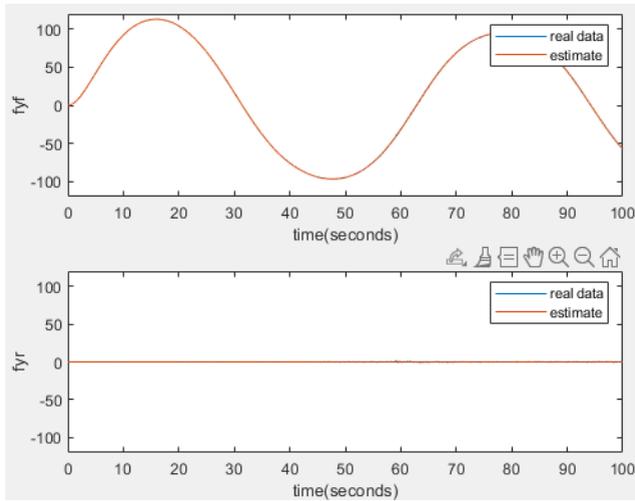
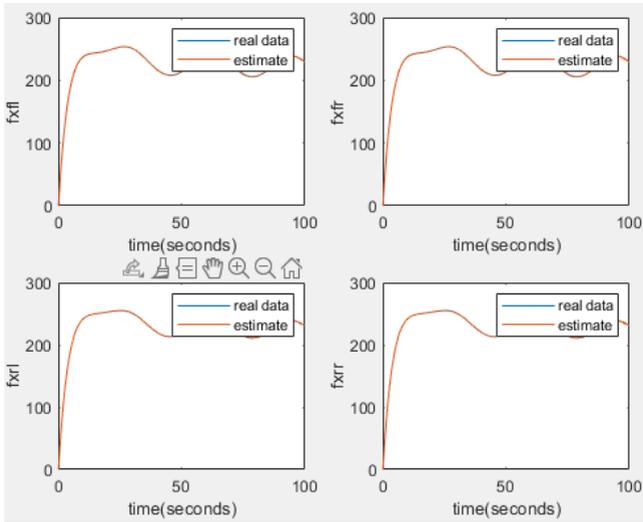




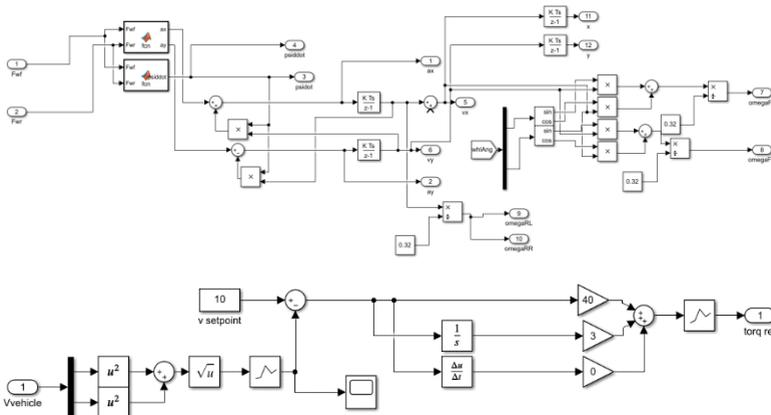
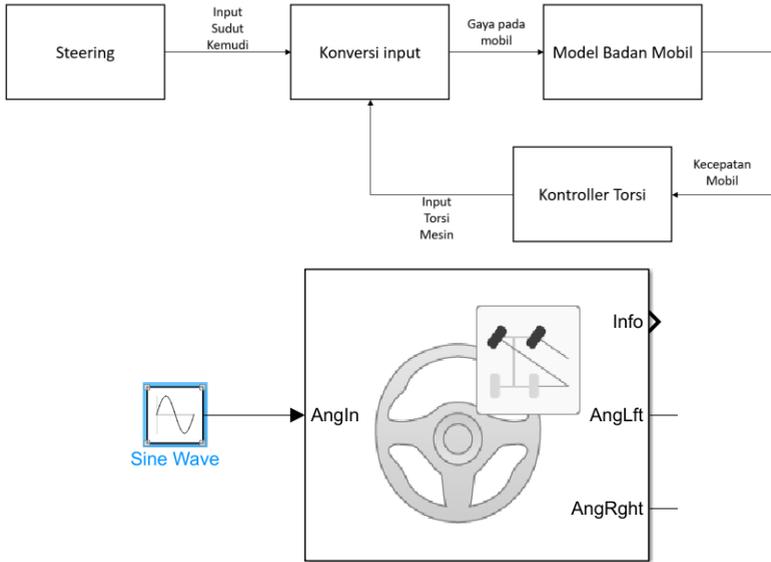


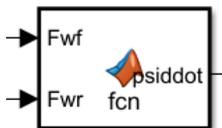
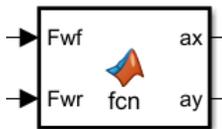
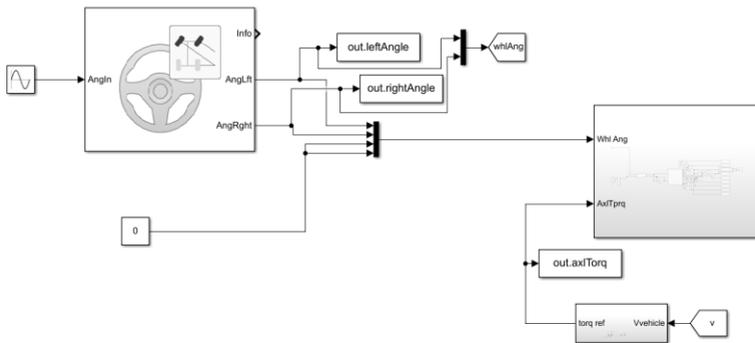
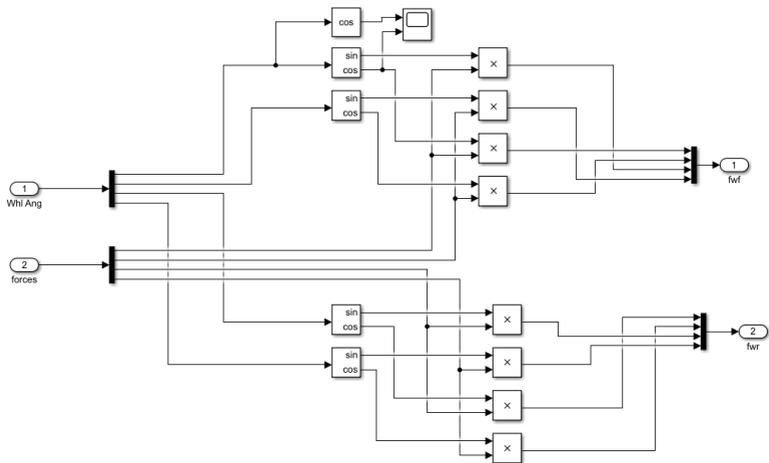






Sistem Simulasi





```

function [ax,ay] = fcn(Fwf,Fwr)
    ax = (1/1702)*(Fwf(1)+Fwf(2)+Fwr(1)+Fwr(2))
    ay = (1/1702)*(Fwf(3)+Fwf(4)+Fwr(3)+Fwr(4))
end

function psiddot = fcn(Fwf,Fwr)
    psiddot = (1.54/2*(Fwf(1)-Fwf(2)+Fwr(1)-...
Fwr(2))+1.2*(Fwf(3)+Fwf(4))-1.5*(Fwr(3)+Fwr(4)))/2526
end

```

Code Matlab Algoritma Kalman

```

%initialize
realdata=[out.ax out.ay out.xdot out.ydot out.psiddot ...
    out.angVel1 out.angVel2 out.angVel3 out.angVel4]
ukuranData = size(realdata)
noise = wgn(ukuranData(1),ukuranData(2),-20)
data=[realdata+noise]
inputs=[repmat(0,ukuranData(1),4)]
axleTorque = [out.axlTorq]
angle = [out.leftAngle out.rightAngle repmat(0,ukuranData(1),2)]
forceTrueValueFromVeh = [out.fxfl out.fxfr out.fxrl out.fxrr ...
    out.fyfl+out.fyfr out.fyrl+out.fyrr]
m=1702
izz=2526
iw=1.07
r=0.32
b=1.2
c=1.5
tw=1.54
iter=1
mseEst = []
msePred = []
KData=[]
PData=[]
PNowData=[]
realSlipData = []
fInit=[0 0 0 0 0 0]
predict=[]
estimate=[]
sample=1
ts=0.1*sample
timeStampSimul = [0:0.001:100]
timeStampKalman = [0:ts:100]
angleSlip = angle -
atan([(realdata(:,4)+b*realdata(:,5))./realdata(:,3)...
    (realdata(:,4)+b*realdata(:,5))./realdata(:,3) ...
    (realdata(:,4)-c*realdata(:,5))./realdata(:,3) ...
    (realdata(:,4)-c*realdata(:,5))./realdata(:,3)])]
vf = sqrt((realdata(:,4)+b*realdata(:,5)).^2+realdata(:,3).^2)
vr = sqrt((realdata(:,4)-c*realdata(:,5)).^2+realdata(:,3).^2)
slipRatio = 1 - r.*(realdata(:,6)./(vf.*cos(angleSlip(:,1))))...
    realdata(:,7)./(vr.*cos(angleSlip(:,2))))...
    realdata(:,8)./(vr.*cos(angleSlip(:,3))))...
    realdata(:,9)./(vr.*cos(angleSlip(:,4))))]
slipData=[angleSlip slipRatio]
H = [0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;

```

```

    0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
    0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
]
Q = diag([1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1])
%R = [0 0 0;0 0 0; 0 0 0]
R = [eye(3)]*mean(var(noise))
PFut = diag([ones(1,5) ones(1,2)*1 ones(1,2)*1 ones(1,4)*1
ones(1,2)*1])
StatePred = [0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0].'
while iter <= length(data)-1
%estimate
KNow=PFut*(H.')*inv(H*PFut*(H.')+R)
PNow=(eye(15)-(KNow*H))*PFut*(eye(15)-(KNow*H)).'+KNow*R*KNow.'
StateEst=StatePred+ KNow*([data(iter,3) data(iter,4) data(iter,5)].'
- H*(StatePred))
%slip
wheelSlipAngleFL=angle(iter+1,1)-
atan((StateEst(4,1)+b*StateEst(5,1))/StateEst(3,1))
wheelSlipAngleFR=angle(iter+1,2)-
atan((StateEst(4,1)+b*StateEst(5,1))/StateEst(3,1))
wheelSlipAngleRL=0-atan((StateEst(4,1)-
c*StateEst(5,1))/StateEst(3,1))
wheelSlipAngleRR=0-atan((StateEst(4,1)-
c*StateEst(5,1))/StateEst(3,1))
vf=sqrt((StateEst(4,1)+b*StateEst(5,1))^2+StateEst(3,1)^2)
vr=sqrt((StateEst(4,1)-c*StateEst(5,1))^2+StateEst(3,1)^2)
wheelSlipLongFL=1-(r*StateEst(6,1))/(vf*cos(wheelSlipAngleFL))
wheelSlipLongFR=1-(r*StateEst(7,1))/(vf*cos(wheelSlipAngleFR))
wheelSlipLongRL=1-(r*StateEst(8,1))/(vf*cos(wheelSlipAngleRL))
wheelSlipLongRR=1-(r*StateEst(9,1))/(vf*cos(wheelSlipAngleRR))
estimatedSlip=[wheelSlipAngleFL;wheelSlipAngleFR;wheelSlipAngleRL;whe
elSlipAngleRR;wheelSlipLongFL;wheelSlipLongFR;wheelSlipLongRL;wheelSl
ipLongRR]
estimate=[estimate; [StateEst;estimatedSlip].']
%predict
JA = [0 0 0 StateEst(5) StateEst(4) 0 0 0 0 1/m 1/m 1/m 1/m 0 0;
0 0 -StateEst(5) 0 -StateEst(3) 0 0 0 0 0 0 0 0 1/m 1/m;
1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 tw/2/izz -tw/2/izz tw/2/izz -tw/2/izz b/izz -
c/izz;
0 0 cos(angle(iter+1,1))*1/r sin(angle(iter+1,1))*1/r 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0;
0 0 cos(angle(iter+1,2))*1/r sin(angle(iter+1,2))*1/r 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0;
0 0 1/r 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
0 0 1/r 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1;]
fxrl = out.axlTorq(iter+1,3)/r*cos(angle(iter+1,3))
fxrr = out.axlTorq(iter+1,4)/r*cos(angle(iter+1,4))
fxfl = out.axlTorq(iter+1,1)/r*cos(angle(iter+1,1))
fxfr = out.axlTorq(iter+1,2)/r*cos(angle(iter+1,2))

```

```

fyf =
(out.axlTorq(iter+1,1)*sin(angle(iter+1,1))/r+out.axlTorq(iter+1,2)*s
in(angle(iter+1,2))/r)
fyr =
(out.axlTorq(iter+1,3)*sin(angle(iter+1,3))/r+out.axlTorq(iter+1,4)*s
in(angle(iter+1,4))/r)
ax= (fxrl+fxrr+fxfl+fxfr)/m
ay= (fyf+fyr)/m
vdotx = ax+StateEst(4)*StateEst(5)
vdoty = ay-StateEst(3)*StateEst(5)
vx = StateEst(3)+vdotxLLLO
vy = StateEst(4)+vdotx
fxfltotal = StateEst(10)
fxfrtotal = StateEst(11)
fyftotal = StateEst(14)
psidot = (tw/2*(fxrl-fxrr+fxfl...
-fxfr)+b*(fyf)-c*(fyr))/izz
omegaf1 = cos(angle(iter+1,1))*vx/r+sin(angle(iter+1,1))*vy/r
omegafr = cos(angle(iter+1,1))*vx/r+sin(angle(iter+1,1))*vy/r
omegar1 = vx/r
omegarr = vx/r
StatePred =
[vdotx;vdoty;vx;vy;psidot;omegaf1;omegafr;omegar1;omegarr...
;fxfl;fxfr;fxrl;fxrr;fyf;fyr]
PFut=JA*PNow*(JA.')+Q
msePredNow = ([realdata(iter+1,:) forceTrueValueFromVeh(iter+1,:)] -
StatePred.').*([realdata(iter+1,:) forceTrueValueFromVeh(iter+1,:)]-
StatePred.')
mseEstNow = ([realdata(iter,:) forceTrueValueFromVeh(iter,:)
slipData(iter,:) - [StateEst;estimatedSlip].')*([realdata(iter,:)
forceTrueValueFromVeh(iter,:) slipData(iter,:)] -
[StateEst;estimatedSlip].')
mseEst = [mseEst ;mseEstNow]
msePred = [msePred ;msePredNow]
predict=[predict;StatePred.' ]
iter=iter+sample
end;;

```

BIODATA PENULIS



Ahmad Rofif Hakiki. Penulis telah menyelesaikan Pendidikan formal di SDN Balung Lor 3 (2005 – 2011), SMPN 3 Jember (2011 – 2014), SMAN 1 Jember (2014 – 2017). Penulis melanjutkan Pendidikan Tinggi di program studi S1 Departemen Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya pada tahun 2017. Selama berkuliah penulis aktif dalam beberapa organisasi seperti HIMATEKTRO ITS. Selain itu penulis juga menjadi asisten dari Laboratorium Sistem dan Sibernetika pada bidang studi Teknik Sistem Pengaturan. Untuk menghubungi penulis, dapat melalui alamat email ahmadrofifhakiki6337@gmail.com.