

**IDENTIFIKASI SISTEM TURBIN ANGIN 100 WATT DENGAN
ESTIMASI PARAMETER MODEL MENGGUNAKAN
ALGORITMA *KALMAN FILTER***

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

Gatot Tri Ambodo

14524045

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Yogyakarta**

2018

LEMBAR PENGESAHAN

IDENTIFIKASI SISTEM TURBIN ANGIN 100 WATT DENGAN ESTIMASI
PARAMETER MODEL MENGGUNAKAN ALGORITMA *KALMAN FILTER*



Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Disusun oleh:

Gatot Tri Ambodo
14524045

الجامعة الإسلامية
الاستاذ الدكتور

Yogyakarta, 25-Juni-2018

Menyetujui,

Pembimbing 1

R M Sisdarmanto Adinandra S.T., M.Sc, Ph.D.

025240101

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

IDENTIFIKASI SISTEM TURBIN ANGIN 100 WATT DENGAN ESTIMASI PARAMETER MODEL MENGGUNAKAN ALGORITMA *KALMAN FILTER*

Dipersiapkan dan disusun oleh:

Gatot Tri Ambodo

14524045

Telah dipertahankan di depan dewan penguji

Pada tanggal: 6-Juli-2018

Susunan dewan penguji

Ketua Penguji : R M Sisdamanto Adinandra S.T., M.Sc, Ph.D. ,

Anggota Penguji 1: Yusuf Aziz Amrulloh, ST, M.Eng, Ph.D. ,

Anggota Penguji 2: Firmansyah Nur Budiman, ST, M.Sc. ,

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana

Tanggal: 16-Juli-2018

Ketua Program Studi Teknik Elektro



Dr. Eng. Hendra Setiawan, S.T., M.T

025200526

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 16-Juli-2018



Gatot Tri Ambodo

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah Robbil' Alamin, segala puja, puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah Subhanahu wa Ta'ala karena atas rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyusun dan menyelesaikan laporan tugas akhir ini sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana Teknik Elektro pendidikan Strata Satu (S1) Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia. Shalawat dan salam semoga tercurah kepada junjungan kita Baginda Nabi Muhammad SAW yang dinantikan syafa'atnya di Yaumul Kiyamah.

Selama penulisan laporan tugas akhir ini penulis sadar ketidaksempurnaan penulis dalam menyelesaikan laporan ini tanpa banyak mendapatkan bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis banyak mengucapkan terima kasih kepada:

1. Orang Tua tercinta Ibu Yurida, dan Bapak Pujo Sarwono, S.Pd atas dukungan dan do'a sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini.
2. Kedua Kakak tercinta Ratih Kumala Dewi dan Haria Veronita atas dukungan semangat dan do'a kepada penulis.
3. Bapak Sisdamanto Adinandra, S.T., M.Sc, Ph.D, selaku Dosen Pembimbing tugas akhir yang telah membimbing, mendampingi dan memberikan bantuan pikiran serta materi sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini.
4. Bapak Dr.Eng Hendra Setiawan, ST., MT., Selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
5. Seluruh Dosen Jurusan Teknik Elektro, terima kasih atas bimbingan selama menempuh kuliah dari semester pertama hingga akhir di Jurusan Teknik Elektro.
6. Sahabat-sahabat penulis dari Suroto Squad Ahmad, Bayu, Danang, Faiz, Gilang, Hardiansyah, Hendri, Olan, Rahmat, Rendy, Ridho, Riduan, Sabil, Wisnu dan Yoga terimakasih banyak atas keceriaannya, kebersamaan ketika susah maupun senang. Selalu menghibur penulis dalam mengerjakan skripsi ini.
7. Partner mengerjakan tugas akhir Iqbal dan Teman-Teman Kelas Skripsi yang saling membantu dan mendukung selama pengerjaan tugas akhir.
8. Teman-teman KKN UII PW-165 terimakasih atas kerjasamanya selama pelaksanaan KKN, terima kasih atas doa-doa terbaik serta motivasi kepada penulis dalam penyelesaian skripsi ini.

9. Saudara-Saudaraku keluarga besar Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia angkatan 2014, terimakasih banyak atas kenangan, bantuan, dan kebersamaannya, sungguh kalian merupakan harta yang tidak ternilai.
10. Semua pihak yang terlibat secara langsung dan tidak langsung yang tidak bisa penulis sebutkan yang berjasa selama pengerjaan laporan ini.

Kemudian penulis menyadari laporan ini jauh dari sempurna sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun serta penulis mohon maaf atas segala kekurangan dan kesalahan baik yang disengaja atau tidak disengaja. Semoga Allah SWT meridhai kita semua Amin.

Wassalamu'alaikum. Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, Juni 2018

Gatot Tri Ambodo

ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

Singkatan	Arti Singkatan
KF	<i>Kalman Filter</i>
UKF	<i>Unscented Kalman Filter</i>
EKF	<i>Extended Kalman Filter</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
SISO	<i>Single Input Single Output</i>
ARX	<i>Auto Regressive model with eXogenous input</i>
VAC	<i>Voltage Alternating Current</i>

ABSTRAK

Identifikasi sistem merupakan proses mendapatkan model matematis dari sebuah sistem dinamis. Model matematis sistem digunakan sebagai dasar dalam proses kendali sistem contohnya pada kendali pengoptimalan daya keluaran turbin angin. Identifikasi sistem yang baik diperlukan agar mendapatkan model sistem yang baik. Model yang baik atau *valid* mampu mendiskripsikan karakteristik yang sama dengan sistem aslinya diukur berdasarkan nilai *best-fit* dan RMSE. Penelitian ini melakukan identifikasi sistem turbin angin 100 watt dengan estimasi parameter model menggunakan algoritma *Kalman Filter*. Turbin dan generator dari turbin angin dimodelkan menjadi satu kesatuan model sebagai sistem SISO dengan *input* berupa kecepatan angin dalam satuan meter per detik (m/s) dan *output* berupa tegangan antar fase generator tiga fasa dalam satuan VAC. Turbin angin diidentifikasi menjadi tiga model berdasarkan tiga *output* tegangan antar fase yaitu model 1 berdasarkan hubungan *input* dan *output* tegangan fase R-S, model 2 berdasarkan hubungan *input* dan *output* tegangan fase S-T, dan model 3 berdasarkan hubungan *input* dan *output* tegangan fase R-T. Model awal turbin angin diidentifikasi menggunakan metode *Black-box model* dengan struktur model ARX orde 2, orde 4 dan orde 8. Kemudian parameter model ARX diestimasi menggunakan algoritma *Kalman Filter*. Ketelitian hasil estimasi diukur berdasarkan nilai RMSE dan *best-fit*. Identifikasi sistem turbin angin 100 watt didapatkan model awal sistem model ARX orde 8 dengan *best-fit* model 1 33,07% dengan RMSE 76,93%; model 2 35,46% dengan RMSE 74,54%; dan model 3 33,76% dengan RMSE 76,24%. Hasil estimasi parameter model ARX orde 8 dengan *Kalman Filter* yaitu *best fit* model 1 84,24% dengan RMSE 15,76%; *best fit* model 2 87,38% dengan RMSE 12,62%; dan *best fit* model 3 85,28% dengan RMSE 14,72%. *Kalman Filter* berhasil mengestimasi model mendekati hasil pengukuran sebenarnya.

Kata Kunci : Identifikasi Sistem, Turbin Angin, *Kalman Filter*, Model.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN	vi
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Manfaat Penelitian	2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	3
2.1 Studi Literatur	3
2.2 Tinjauan Teori.....	4
2.2.1 Turbin Angin.....	4
2.2.2 Identifikasi Sistem	6
2.2.3 Struktur Model ARX.....	7
2.2.4 Algoritma <i>Kalman Filter</i> (KF).....	8
2.2.5 Menghitung RMSE dan <i>Best-Fit</i>	9
BAB 3 METODOLOGI.....	10
3.1 Pengujian <i>Open Loop System</i>	11

3.2 Identifikasi Sistem dengan Metode <i>Black Box</i>	12
3.3 Estimasi dengan <i>Kalman Filter</i>	13
3.4 Validasi Model.....	13
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	14
4.1 Hasil Pengujian <i>Open-Loop System</i>	14
4.2 Hasil Identifikasi Sistem Awal	15
4.3 Hasil Estimasi <i>Kalman Filter</i>	16
4.4 Hasil Validasi.....	17
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	20
5.1 Kesimpulan	20
5.2 Saran	20
DAFTAR PUSTAKA	21
LAMPIRAN	22

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Prinsip Kerja Turbin Angin	5
Gambar 2.2 <i>Trainer Kit</i> Turbin Angin.....	5
Gambar 2.3 Identifikasi Metode <i>Black-Box Model</i>	6
Gambar 2.4 Bagan Alir Identifikasi Sistem <i>Black-Box Model</i>	7
Gambar 3.1 Bagan Alir Metode Penelitian	10
Gambar 3.2 Blok Diagram Sistem	11
Gambar 3.3 Blok Diagram Metode Pengujian <i>Open-Loop System</i>	12
Gambar 4.1 Grafik <i>Input</i> Kecepatan Angin	14
Gambar 4.2 Grafik <i>Output</i> Tegangan AC Antar Saluran.....	14
Gambar 4.3 Grafik <i>Best-Fit</i> Model ARX Orde 8.....	15
Gambar 4.4 Grafik Perbandingan Hasil Estimasi Model	16
Gambar 4.5 Grafik Perbandingan Selisih <i>Error</i>	17

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Tabel Perbandingan Nilai RMSE pada tiap Model dan Orde	17
Tabel 4.2 Tabel Perbandingan <i>Best-Fit</i> Tanpa dan dengan KF Model	18

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia memiliki berbagai potensi energi alternatif yang melimpah seperti angin, air dan matahari. Yogyakarta dan Semarang memiliki potensi kuat angin yang sangat besar, potensi kuat angin ini dapat dimanfaatkan menjadi pembangkit listrik tenaga angin pada skala mikro dan makro [1]. Turbin angin merupakan pembangkit energi alternatif yang memanfaatkan energi kinetik dari angin dan mengubah menjadi energi listrik.

Kecepatan angin dan sudut datang angin merupakan beberapa faktor yang mempengaruhi daya yang dihasilkan oleh turbin angin. Untuk menghasilkan daya listrik yang optimal, turbin angin memerlukan tambahan pengendali contohnya *pitch control*. Dengan *pitch control* turbin angin mampu mengikuti sudut arah datangnya angin sehingga daya yang dihasilkan lebih optimal [2]. Pada sistem kendali model matematis sistem merupakan dasar untuk membuat sebuah pengendali. Proses mendapatkan model sistem disebut dengan identifikasi sistem. Identifikasi sistem mendeskripsikan hubungan *input* dan *output* dari sebuah sistem dinamis sehingga diketahui karakteristik setiap sistem yang ditulis dalam sebuah struktur model.

Setiap sistem memiliki karakteristik yang berbeda-beda sehingga memiliki model yang berbeda-beda pula. Model yang baik atau *valid* adalah model yang dapat menggambarkan karakteristik sistem yang sama dengan sistem sebenarnya, dapat diukur berdasarkan nilai *best fit* dan RMSE model dengan model validasi.

Dalam proses perekaman data, pasti terdapat *noise* yang tercampur sehingga dapat menyebabkan model yang dihasilkan tidak *valid*. Algoritma *Kalman Filter* (KF) digunakan untuk mengestimasi parameter model dan menghilangkan *Gaussian noise* yang tercampur di dalam model. Algoritma *Kalman Filter* mampu mengestimasi parameter model mendekati model sebenarnya [3].

Pemahaman tentang model sangat penting dalam proses sistem kendali. Model yang baik didapatkan dari proses identifikasi sistem yang baik pula. Pada penelitian ini menggunakan turbin angin 100 watt sebagai objek yang diteliti. Model awal turbin angin diidentifikasi menggunakan metode *Black-box model* kemudian diestimasi parameter model menggunakan algoritma *Kalman Filter*. Oleh karena itu dilakukan penelitian tentang identifikasi sistem turbin angin dengan estimasi parameter menggunakan algoritma *Kalman Filter*.

1.2 Rumusan Masalah

Perumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana cara mendapatkan model sistem turbin angin melalui proses identifikasi sistem?
2. Bagaimana cara estimasi parameter model menggunakan algoritma *Kalman Filter*?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang membatasi lingkup penelitian ini adalah:

1. Turbin dan generator dimodelkan sebagai satu kesatuan model.
2. Turbin angin dimodelkan sebagai sistem SISO (*Single Input Single Output*). *Input* dari turbin angin berupa kecepatan angin dalam satuan meter per sekon (m/s) dan *output* berupa tegangan antar fase dari tiga fasa keluaran generator.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini yaitu:

1. Untuk mendapatkan model matematis turbin angin dengan nilai *best fit* > 80% dan RMSE \leq 20%.
2. Untuk membandingkan *best fit* dan RMSE model turbin angin setelah estimasi dengan menggunakan *Kalman Filter* dan tanpa menggunakan *Kalman Filter*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian yang ingin dicapai dalam penelitian ini yaitu:

1. Mendapatkan model matematis turbin angin yang *valid* dan mampu mendeskripsikan karakteristik perilaku sistem.
2. Menghasilkan model yang berguna untuk proses kendali dan perbaikan performa sistem mendatang.
3. Sebagai kontribusi untuk pengembangan ilmu pengetahuan tentang identifikasi sistem dan algoritma *Kalman Filter* dalam lingkup Teknik Elektro Universitas Islam Indonesia.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Penelitian tentang identifikasi sistem telah banyak dilakukan termasuk pada sistem turbin angin secara keseluruhan atau pada generator saja. Salah satunya penelitian dari Aghamolki dkk, tentang identifikasi model generator sinkron menggunakan *Unscented Kalman Filter* (UKF). Model generator sinkron yang digunakan berupa model generator sederhana kemudian diestimasi dengan menggunakan UKF. Filter UKF digunakan untuk mengestimasi keadaan dinamis (*dynamic states*) parameter model dan mengeliminasi *noise* yang tercampur pada model generator. *Input* sistem ini berupa magnitude tegangan dan daya aktif yang terukur, serta keluaran berupa sudut tegangan, daya reaktif dan frekuensi. Hasil menggunakan metode estimasi UKF, model generator yang kompleks dapat ditiru menggunakan generator *low-order* dan model ini dapat mereprentasikan model generator sebenarnya dengan persen *error* kurang dari 1% [4].

Penelitian yang dilakukan oleh Saavedra dkk, tentang identifikasi sistem eksitasi generator secara *online*. Metodologi penelitian ini menggunakan ESC (*Excitation Control System*) dan algoritma *non-linear least squares* untuk mengidentifikasi parameter dari sistem eksitasi generator secara *online*. Algoritma *non-linear least squares* digunakan karena hasil estimasi yang bagus serta iterasi yang sedikit. Penentuan nilai parameter terbaik dilihat berdasarkan hasil perhitungan *error* menggunakan perhitungan RAAE (*The Range Average Absolute Error*). Parameter eksitasi generator yang diestimasi berupa nilai *transient gain reduction* dimodelkan dengan *lead-lag network* T_c dan T_b pada konstanta waktu, regulator tegangan otomatis diwakili oleh gain K_a dan dua konstanta waktu T_a dan T . Hasil estimasi parameter didapatkan nilai K_a sebesar 58,758, T_a sebesar 5,529, T sebesar 0,907 serta T_c dan T_b sebesar 0,063 dan 0,155 dengan RAAE sebesar 2,10% [5].

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Cross dan Ma mengusulkan pemodelan data menggunakan pendekatan *non-linear* dalam memonitoring kondisi turbin angin dengan parameter modelnya bervariasi. Untuk simulasi masukkan berupa sinyal acak sebagai *input* kecepatan angin, dengan kecepatan rata-rata 14 m/s dan *output* berupa fasa arus RMS dan torsi listrik. Penelitian ini menggunakan jenis model *Dynamic Auto-Regressive Exogenous* (DARX) karena sistem berupa *non-linear*. Data didapatkan dari hasil simulasi turbin angin dengan menambahkan *noise* secara acak. Dengan mengestimasi parameter besarnya kesalahan *grid*, kerusakan bar rotor, dan

kesalahan kapasitor DC dapat diidentifikasi model hubungan kecepatan angin, fasa arus RMS dan torsi listrik [6].

Pada penelitian estimasi parameter yang dilakukan oleh Ding dkk menggunakan algoritma *Kalman Filter* yang didasarkan *least square interactive* (KF-LSI). Penelitian ini menggunakan model *Canonical state-space* yang akan diestimasi parameter dan keadaan (*state*) menggunakan algoritma KF-LSI. Algoritma ini akan menghasilkan $\hat{\theta}$ di dalamnya terdapat parameter hasil estimasi α dan β serta matriks K. Hasil estimasi α dan β akan didekomposisi ke dalam matriks \hat{A} dan \hat{B} model *Canonical state-space*. Dengan estimasi menggunakan algoritma KF-LSI dan model dekomposisi dengan algoritma KF-LSI dapat meningkatkan efisiensi komputasi serta hasil estimasi model [7].

Penelitian lain dilakukan oleh Kang dkk, menggunakan algoritma *Kalman Filter* untuk mengidentifikasi sistem dengan terdapat beberapa data pengukuran yang hilang dan *linear constraint*. Struktur model diinisialisasi menggunakan model *polynomial discrete* dengan orde model diketahui. Menggunakan variabel acak *Bernaulli* untuk mengkarakterisasi pola probabilitas distribusi data *input* dan *output* yang hilang. Parameter model polinomial α dan β disimpan dalam variabel (θ) dan diestimasi menggunakan *Kalman Filter*. Penelitian ini melakukan dua studi kasus yaitu: pertama terdapat 20% data *input* dan 30% data *output* yang hilang dan kasus kedua dengan lebih banyak data yang hilang. Hasil dari penelitian ini adalah parameter model dapat diestimasi mendekati parameter sebenarnya, pada kasus pertama nilai *error* parameter estimasi dengan parameter sebenarnya yaitu 1,36% dan pada kasus kedua nilai *error* yaitu 4,79% [8].

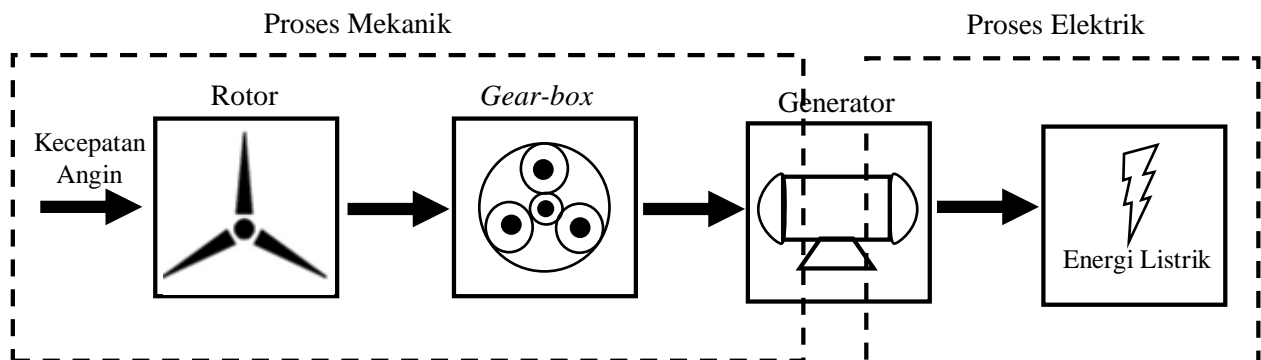
Dari kelima penelitian yang telah dilakukan di atas dapat diambil kesimpulan bahwa dengan menambahkan algoritma estimasi parameter model contohnya *Kalman Filter* baik pada sistem *linear* dan *non-linear* mampu menghasilkan model sistem yang lebih akurat. Pada penelitian ini menggunakan algoritma *Kalman Filter* yang didasarkan pada penelitian [8] untuk mengidentifikasi sistem turbin angin.

2.2 Tinjauan Teori

2.2.1 Turbin Angin

Turbin angin adalah salah satu sumber energi terbarukan yang memanfaatkan perubahan energi kinetik angin menjadi energi listrik. Prinsip kerja dari turbin angin secara umum yaitu angin dengan kecepatan tertentu akan memutar baling-baling turbin dengan kecepatan rendah, kemudian *gear box* mengubah putaran rendah menjadi kecepatan tinggi, generator mengubah putaran menjadi

energi listrik [9]. Untuk memproduksi listrik bolak-balik (AC), turbin angin harus didisain berputar pada kecepatan sudut tetap dan kecepatan angin yang berubah-ubah untuk mendapatkan frekuensi yang tetap. Prinsip kerja turbin angin dapat dilihat seperti pada Gambar 2.



Gambar 2.1 Prinsip Kerja Turbin Angin [9]

Secara umum turbin angin beroperasi dalam dua mode. Pertama yaitu beban parsial dimana pembangkit listrik dioptimalkan sampai daya tercapai, dan kedua disebut beban penuh dimana daya dijaga pada nilai ketetapan tertentu. Pada operasi beban parsial, baling-baling dipasang pada posisi yang optimal dengan arah angin. Dan *converter* daya digunakan untuk mengeset torsi agar optimal pada generator, yang disesuaikan dengan torsi aerodinamis yang dihasilkan oleh angin. Pada beban penuh, *pitch actuator* digunakan untuk mengendalikan kecepatan generator pada nilai nominal, pengendalian ini biasanya disebut *speed* dan *power control* [10].

Pada penelitian ini turbin angin yang digunakan berupa *trainer kit* turbin angin dengan spesifikasi yaitu terdapat sebuah *blower* yang mampu menghasilkan angin dengan kecepatan maksimal kurang lebih 9 m/s, sebuah turbin 6 *blade* dan *low speed generator* tanpa menggunakan *gear-box*. Generator yang digunakan berupa generator AC tiga fasa yang mampu menghasilkan daya optimal sebesar 100 watt. Kecepatan angin yang dihasilkan *blower* dapat diatur dengan menggunakan *dimmer*. Turbin angin yang digunakan dapat dilihat seperti pada Gambar.2.2.

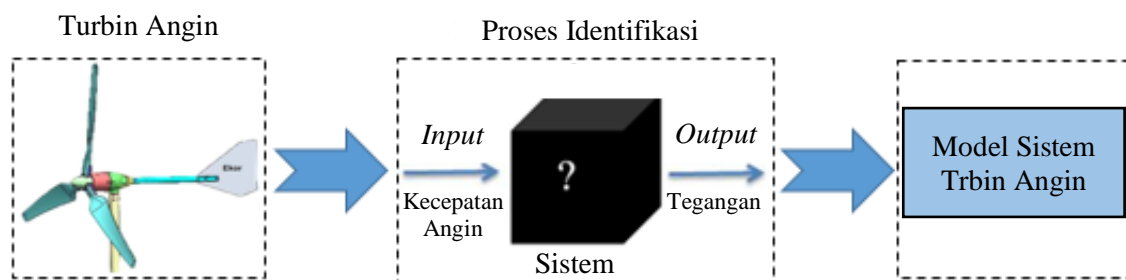


Gambar 2.2 *Trainer Kit* Turbin Angin; (a). Tampak luar; (b). Tampak dalam.

2.2.2 Identifikasi Sistem

Identifikasi sistem adalah proses mendapatkan model matematis suatu sistem melalui perhitungan dan algoritma berdasarkan hubungan *input* dan *output*. Model yang didapatkan dari proses identifikasi sistem harus dapat mendeskripsikan karakteristik dari sebuah sistem dinamis. Ada tiga metode yang digunakan dalam identifikasi sistem yaitu *white-box*, *black-box* dan *grey-box*. Pada bagian ini lebih menjelaskan metode *black-box* yang akan digunakan dalam penelitian.

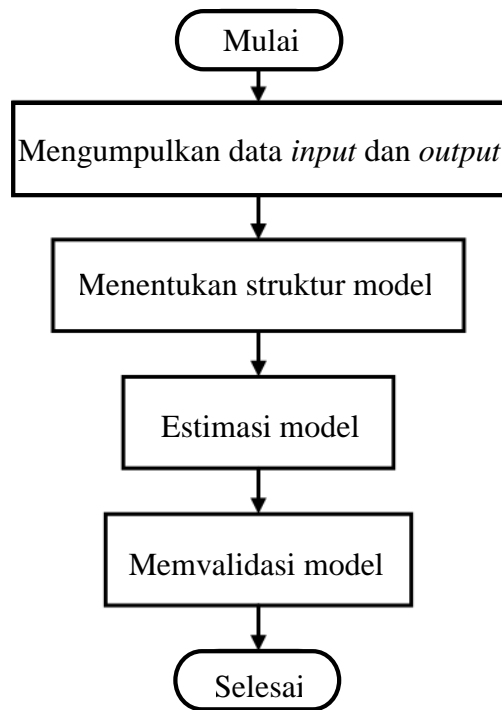
Seperti namanya, metode *black-box* menggambarkan suatu sistem dinamis seperti kotak hitam yang gelap dimana perilaku sistem di dalamnya tidak diketahui. Untuk memodelkan sistem, metode *black-box* hanya membutuhkan hubungan antara input dan output dari sistem untuk mengetahui perilaku di dalamnya [11], [12]. Langkah awal identifikasi dengan metode *black-box* yaitu memilih struktur model dari sistem yang mau diidentifikasi. Struktur model dapat dimulai menggunakan struktur model simulasi murni yang sederhana yaitu *Output Error Model* dimana nilai *output* sebelumnya tidak digunakan sebagai data prediksi. Struktur model ARX dan ARMAX merupakan struktur yang sederhana dan telah termasuk memodelkan sistem *noise* di dalamnya. Hasil model ARMAX sudah sangat bagus dalam memprediksi model [12]. Identifikasi sistem dengan metode *black-box* dapat dilihat seperti pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Identifikasi Metode *Black-Box Model*

Tahapan dari identifikasi sistem dengan metode *black-box* seperti pada Gambar 2.4 ada empat tahapan yaitu;

1. Perekaman data *input* dan *output* yang didapatkan dari proses uji *open-loop* sistem dinamis.
2. Menentukan struktur model, proses ini bertujuan untuk merekonstruksi data parameter yang didapatkan menjadi suatu model matematis yang mudah dipahami.
3. Selanjutnya estimasi parameter dengan menggunakan perhitungan algoritma tertentu. Penggunaan algoritma ini bertujuan untuk mendapatkan nilai parameter yang sedekat mungkin dengan sistem aslinya.
4. Terakhir yaitu memvalidasi model dengan model sistem aslinya, jika model yang didapatkan tidak valid maka dilakukan identifikasi ulang sampai didapatkan model yang baik.



Gambar 2.4 Bagan Alir Identifikasi Sistem *Black-Box Model*

2.2.3 Struktur Model ARX

Struktur model ARX (*Auto Regressive model with eXogenous input*) merupakan salah satu model *polynomial* yang dapat merepresentasikan hubungan *input* dan *output* sistem. Struktur ARX dideskripsikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 & y(t) + \alpha y(t - 1) + \dots + \alpha_n y(t - n_\alpha) \\
 & = \beta_1 u(t - 1) + \dots + \beta_n u(t - n_\beta) + e(t)
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

Dimana sinyal *input* dan *output* sebelumnya disebut dengan *regressors*. Persamaan di atas dapat disederhanakan dengan menambahkan operator *delay* z untuk $z^{-n}u(t) = u(t - n)$ dan $z^{-n}y(t) = y(t - n)$, sehingga menjadi persamaan berikut:

$$A(z) = 1 + \alpha_1 z^{-1} + \dots + \alpha_n z^{-n}
 \tag{2.12}$$

$$B(z) = \beta_1 z^{-1} + \dots + \beta_n z^{-n}
 \tag{2.13}$$

dimana:

$y(t)$ = nilai hasil pengukuran saat t .

$u(t)$ = nilai masukan saat t .

$A(z), B(z)$ = parameter *polynomial* model.

n = orde sistem.

2.2.4 Algoritma Kalman Filter (KF)

Kalman Filter adalah algoritma yang digunakan untuk mengestimasi variabel keadaan dan meminimalkan rata-rata kuadrat kesalahan suatu sistem dinamis stokastik linier. *Kalman Filter* akan meminimalkan kesalahan yang disebabkan oleh *Gaussian noise* baik berupa *disturbance noise* ataupun *measurement noise* yang tercampur pada sistem dinamis. Dasar algoritma *Kalman Filter* terdiri atas proses inialisasi, proses prediksi dan proses koreksi dari variabel keadaan model sistem dinamis. Struktur model estimasi *Kalman Filter* dapat diwakili sebagai struktur model *discrete-time polynomial* yang dijelaskan oleh persamaan berikut:

$$S_{ys} = \frac{\beta_1 z^{-1} + \beta_2 z^{-2} + \dots + \beta_n z^{-n}}{1 + \alpha_1 z^{-1} + \alpha_2 z^{-2} \dots + \alpha_n z^{-n}} \quad (2.1)$$

dengan nilai:

- S_{ys} = Model *polynomial* sistem;
- α, β = Koefisien variabel parameter model;
- $y_{(k)}$ = *Output vektor* saat waktu k ;
- n = Orde model;

Langkah-langkah estimasi parameter menggunakan algoritma *Kalman Filter* seperti pada penelitian [8] sebagai berikut:

1. Menginisialisasi matriks kovarian $P_{(0)}$.

$$P_{(0)} = \begin{bmatrix} \varepsilon & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

2. Menginisialisasi nilai kovarian Q dan kovarian R.
3. Menginisialisasi vektor $\hat{\theta}_{(k)}$ dan vektor $\varphi_{(0)}$.

$$\hat{\theta}_{(k)} = [\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_{n\alpha}, \beta_0, \beta_1, \beta_2 \dots, \beta_{n\beta}]^T \quad (2.3)$$

$$\varphi_{(0)} = [0, 0, \dots, 0_{n\alpha}, 0, 0, \dots, 0_{n\beta}]^T \quad (2.4)$$

4. Saat iterasi $k=1$ perbarui vektor $\varphi_{(k)}$ berdasarkan data *input* $u_{(k)}$ dan *output* $y_{(k)}$.

$$\varphi_{(k)} = [-y_{(k-1)}, \dots, -y_{(k-n\alpha)}, u_{(k-1)}, \dots, u_{(k-n\beta)}]^T \quad (2.5)$$

5. Menghitung nilai $\hat{y}_{(k)}$.

$$\hat{y}_{(k)} = \varphi_{(k)}^T \cdot \hat{\theta}_{(k)} \quad (2.6)$$

6. Menghitung *Kalman gain* (K).

$$K_{(k+1)} = \frac{P_{(k)} \cdot \varphi_{(k)}}{\varphi_{(k)}^T \cdot P_{(k)} \cdot \varphi_{(k)} + R} \quad (2.7)$$

7. Menghitung $\hat{\theta}_{(k+1)}$ dan marix kovarian *error* $P_{(k+1)}$.

$$\hat{\theta}_{(k+1)} = \hat{\theta}_{(k)} + K_{(k+1)}(y_{(k)} - \varphi_{(k)}^T \cdot \hat{\theta}_{(k)}) \quad (2.8)$$

$$P_{(k+1)} = P_{(k)} - P_{(k)} \cdot K_{(k+1)} \cdot \varphi_{(k)}^T + Q \quad (2.9)$$

2.2.5 Menghitung RMSE dan *Best-Fit*

Untuk mengukur ketelitian dari hasil estimasi model dapat dilakukan dengan menghitung nilai *root mean square error* (RMSE) dan *best-fit*. RMSE adalah metode mengukur ketelitian dengan menghitung akar rata-rata kuadrat selisih dari nilai pengukuran sebenarnya atau dengan hasil estimasi dari seuruh iteraksi yang dilakukan. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa nilai hasil estimasi semakin mendekati pengukuran sebenarnya atau data validasi sehingga dapat dikatakan hasil estimasi sudah valid.

Best-fit merupakan pengujian ketelitian model berdasarkan perbandingan akurasi respon model dengan respon sistem sebenarnya. Tingkat akurasi dinyatakan dalam bentuk persentase, semakin besar persentase maka semakin mendekati sistem sebenarnya.

Persamaan RMSE dan *best-fit* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^n (y(k) - \hat{y}(k))^2}{n}} \quad (2.10)$$

$$Fit = \frac{1 - NORM(y - yhat)}{NORM(y - MEAN(y))} \times 100\% \quad (2.11)$$

dimana:

$y(k)$ = nilai hasil pengukuran *output* saat k .

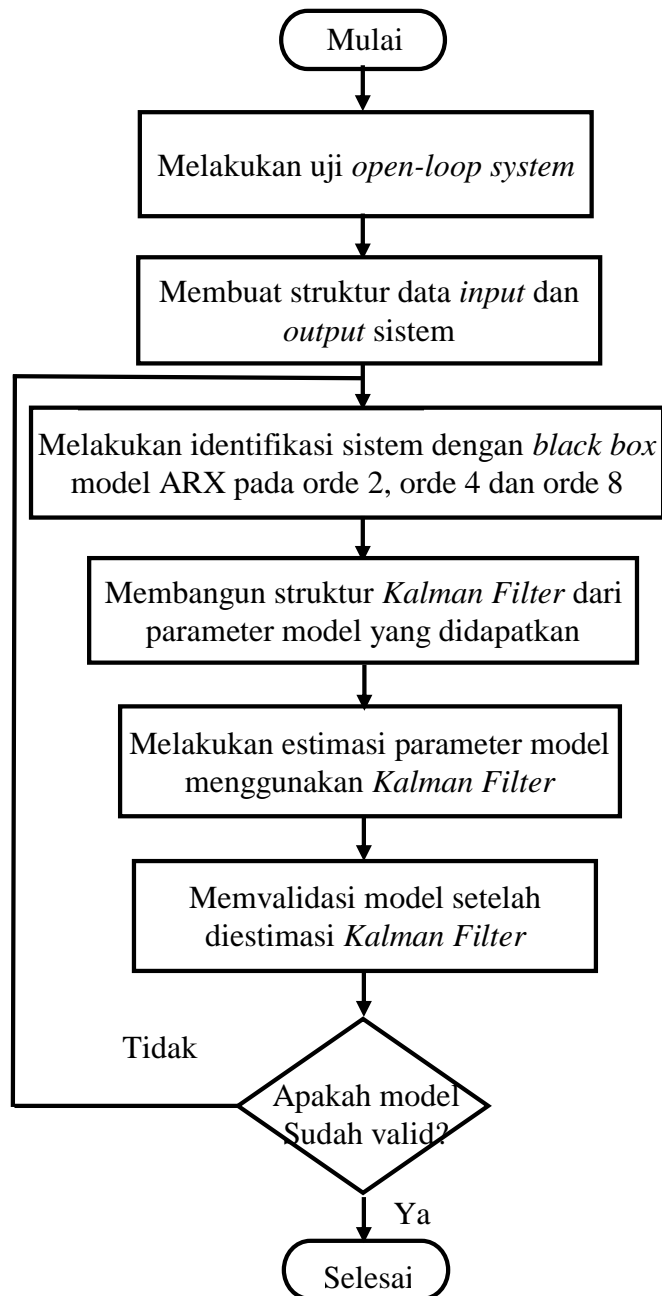
$\hat{y}(k)$ = nilai hasil estimasi *output* saat k .

n = banyak data.

BAB 3

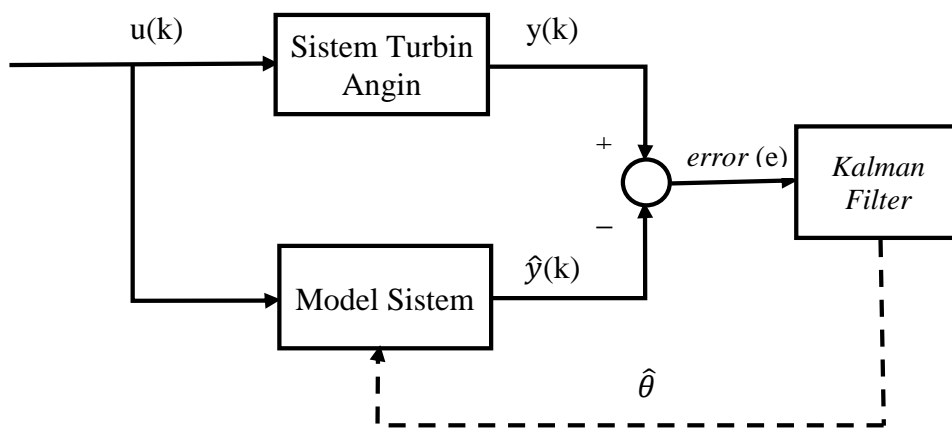
METODOLOGI

Pada Bab ini menjelaskan metode yang digunakan untuk menyelesaikan rumusan masalah yang diteliti. Metode yang digunakan dalam identifikasi sistem tubin angin dengan estimasi parameter model menggunakan algoritma *Kalman Filter* dapat dilihat seperti pada bagan alir Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Bagan Alir Metode Penelitian

Proses identifikasi sistem turbin angin dengan estimasi parameter model menggunakan algoritma *Kalman Filter* seperti pada blok diagram Gambar 3.2. Data *input* dan *output* sistem diidentifikasi dengan metode *black-box* untuk didapatkan model awal. Identifikasi awal menggunakan struktur model ARX dengan orde terkecil terlebih dahulu yaitu orde 2. Parameter model awal (θ) diestimasi menggunakan KF berdasarkan selisih *error output* pengukuran (y) dengan *output* model (\hat{y}). *Kalman Filter* mengestimasi vektor parameter ($\hat{\theta}$) dan memperbaiki respon sistem mendekati pengukuran sebenarnya. Hasil estimasi *Kalman Filter* kemudian divalidasi dengan menghitung *best-fit* dan RMSE. Dari penelitian ini akan didapatkan tiga model turbin angin berdasarkan pada masing-masing keluaran tiga fasa generator. Apabila hasil validasi belum mencapai tujuan penelitian, dilakukan pengulangan mulai dari identifikasi awal dengan orde kelipatannya yaitu orde 4 kemudian orde 8.



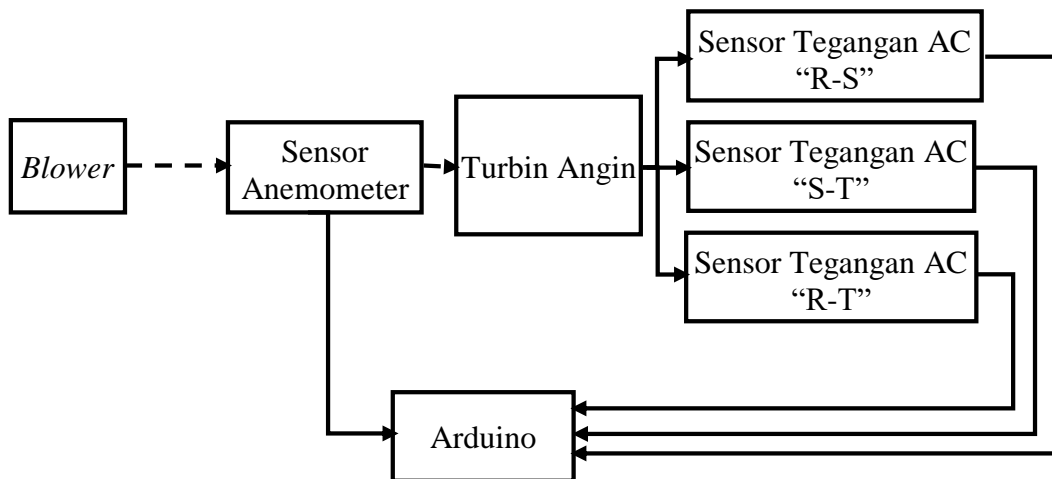
Gambar 3.2 Blok Diagram Sistem

3.1 Pengujian *Open Loop System*

Pengujian *open-loop system* dilakukan untuk *log data input* dan *output* dari sistem turbin angin. Data sistem didapatkan dari pengukuran menggunakan sensor-sensor berupa sensor anemometer dan tiga buah sensor tegangan AC untuk setiap tiga fasa keluaran yang terhubung dengan mikrokontroler (Arduino) sebagai akuisi data. *Input* sistem berupa kecepatan angin dalam satuan meter per detik (m/s) dan *output* berupa tegangan antar fasa tiga fasa generator dalam satuan VAC. Sehingga akan didapatkan tiga data *output* yaitu *output* tegangan R-S, *output* tegangan S-T dan *output* tegangan R-T serta satu data *input*. Koding program pengujian *open-loop system* terlampir pada Lampiran 1.

Perekaman data dilakukan selama lima menit dengan waktu sampling (t_s) satu detik. Selama perekaman data kecepatan angin dibuat bervariasi (dinaikkan kemudian diturunkan) dengan

menggunakan *dimmer*. Hasil perekaman data *input* dan *output* kemudian divisualisasi dalam bentuk grafik. Gambar blok diagram *open-loop system* seperti pada Gambar 3.3 di bawah ini.



Gambar 3.3 Blok Diagram Metode Pengujian *Open-Loop System*

3.2 Identifikasi Sistem dengan Metode *Black Box*

Pada tahap ini dilakukan identifikasi sistem awal untuk mendapatkan model dasar dari turbin angin. Model hasil identifikasi digunakan sebagai model dasar yang kemudian akan diestimasi dengan *Kalman Filter* pada proses berikutnya. Identifikasi sistem dilakukan dengan menggunakan metode *black-box model* untuk mendapatkan parameter model. Metode *black-box* dipakai karena sistem turbin angin akan dimodelkan menjadi satu model yaitu bagian turbin dan generator menjadi satu-kesatuan model sehingga karakteristik sistem tidak diketahui. Model turbin angin dimodelkan dengan sistem SISO (*Single Input Single Output*). Identifikasi sistem ini dilakukan secara *offline* yang dibuat dalam m-file diberi nama *ident.m* dengan menggunakan bantuan *toolbox* pada Matlab 2015a. Koding program identifikasi awal terlampir pada Lampiran 2.

Data yang didapatkan dari hasil uji *open loop* dibuat menjadi tiga struktur data. Data *input* (u) dan data *output* tegangan R-S (y_1) menjadi data 1, data *input* (u) dan data *output* tegangan S-T (y_2) menjadi data 2, dan data *input* (u) dan data *output* tegangan R-T (y_3) menjadi data 3. Data-data tersebut kemudian dibagi menjadi dua data yaitu data estimasi dan data validasi dimana panjang data estimasi dan validasi setengah dari panjang data yang didapatkan. Data estimasi diidentifikasi menggunakan struktur model ARX dengan variasi pada orde sistem yaitu orde 2, orde 4 dan orde 8. Pemilihan orde sistem dimulai dari orde terkecil yaitu orde 2 kemudian orde kelipatannya yaitu orde 4 dan orde 8 dipilih karena untuk mempermudah proses identifikasi dan mempermudah dalam melihat perbandingan hasil identifikasi. Model divalidasi dengan data validasi untuk mengecek nilai *best fit* yang didapatkan. Tahap ini akan didapatkan tiga model sistem dari tiga data yang tersedia.

3.3 Estimasi dengan *Kalman Filter*

Sebelum melakukan estimasi, parameter model ARX hasil identifikasi awal diubah menjadi $\hat{\theta}_{(k)}$ menggunakan persamaan (2.4). Algoritma estimasi dengan KF dibuat dalam bentuk m-file yang diberi nama KF.m pada Matlab 2015a dengan beberapa penyesuaian pada algoritma. Koding program estimasi menggunakan algoritma *Kalman Filter* terlampir pada Lampiran 3.

Secara umum proses algoritma KF dalam estimasi parameter model yaitu inisialisasi, prediksi dan koreksi. Pada proses inisialisasi, nilai awal variable $\hat{\theta}_{(k)}$ sama dengan parameter model ARX awal, kovarian Q diberi nilai 10^{-3} , kovarian R diberi nilai 10^{-3} dan matrix kovarian P_0 berdasarkan persamaan (3.2) diinisialisasikan sebagai berikut.

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}$$

Proses estimasi parameter menggunakan algoritma KF dilakukan berdasarkan persamaan (2.3)-(2.10) sampai hasil didapatkan hasil yang konvergen yaitu sampai iterasi terakhir saat k sama dengan jumlah data (n) *input* dan *output*.

3.4 Validasi Model

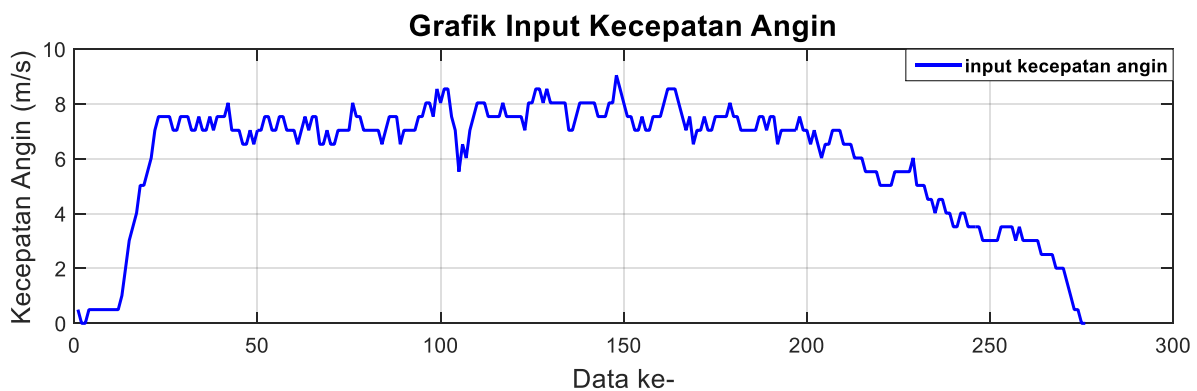
Hasil estimasi *Kalman Filter* kemudian dilakukan validasi untuk melihat ketelitian dan keakurasaan dari hasil estimasi. Validasi model dilakukan dengan menghitung nilai RMSE dan *best-fit* dengan menggunakan persamaan (2.10) dan persamaan (2.11). Model yang *valid* dapat dilihat dari besarnya nilai *best fit* dan nilai RMSE dari hasil estimasi yaitu apabila nilai *best fit* lebih besar dari 80% serta nilai RMSE dengan persentase kurang dari atau sama dengan 20%. Jika hasil validasi belum baik maka akan dilakukan identifikasi model ulang. Terakhir dilakukan perbandingan *best-fit* dan RMSE model hasil identifikasi *black-box* dengan hasil model setelah diestimasi menggunakan *Kalman Filter*.

BAB 4

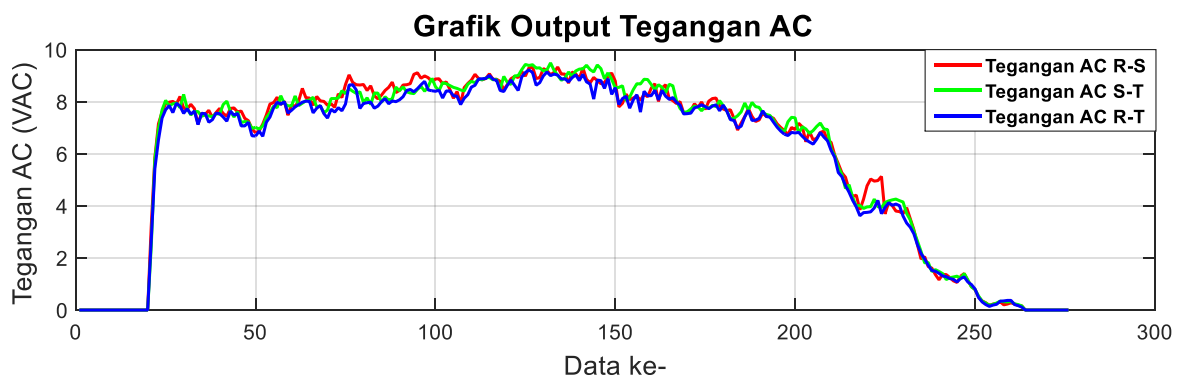
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengujian *Open-Loop System*

Hasil pengujian *open-loop system* dari turbin angin 100 watt selama lima menit dengan waktu sampling (t_s) satu detik didapatkan data *input* dan *output* seperti pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Grafik *Input* Kecepatan Angin

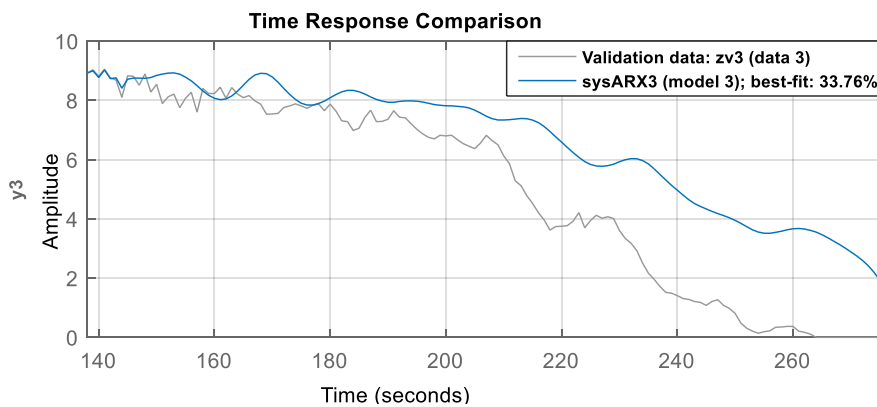
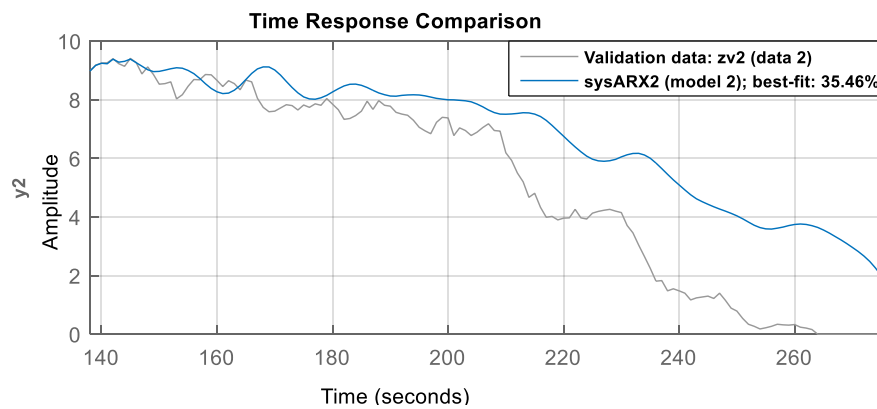
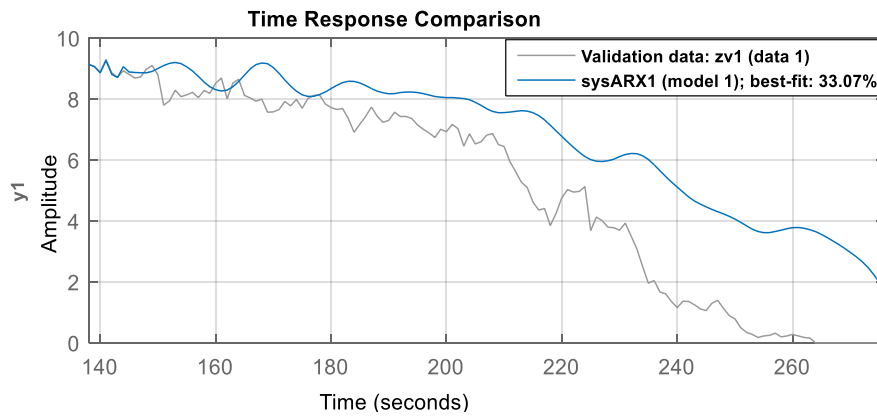


Gambar 4.2 Grafik *Output* Tegangan AC Antar Saluran

Berdasarkan Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 dapat mendeskripsikan karakteristik sistem turbin angin yang diteliti. Kecepatan angin yang diberikan oleh *blower* berkisar 0-9 m/s dan *output* tegangan turbin angin yang dihasilkan berkisar 0-9,5 VAC pada tiap fase tegangan antar fase. Pada kondisi awal *blower* belum mampu memutarakan baling-baling turbin sehingga *output* turbin angin masih nol. Baling-baling turbin baru mampu berputar setelah kecepatan angin *blower* melebihi 4 m/s. Dengan kecepatan angin yang maksimal, turbin angin dapat menghasilkan *output* tegangan maksimal 9,5 VAC pada tiap tegangan saluran. Perbedaan tegangan antar fase tiap fasa tidak jauh berbeda satu sama lainnya.

4.2 Hasil Identifikasi Sistem Awal

Pada pengujian ini, ketiga struktur data yang didapatkan dari uji *open-loop* dilakukan identifikasi awal menggunakan metode *black-box* dengan struktur model ARX. Identifikasi model dilakukan dengan variasi orde sistem yaitu orde 2, orde 4 dan orde 8. Hasil identifikasi masing-masing model ARX dengan orde 8 seperti pada Gambar 4.3. Sedangkan gambar hasil identifikasi awal dengan model ARX orde 2 dan orde 4 terlampir pada Lampiran 4 dan Lampiran 5.

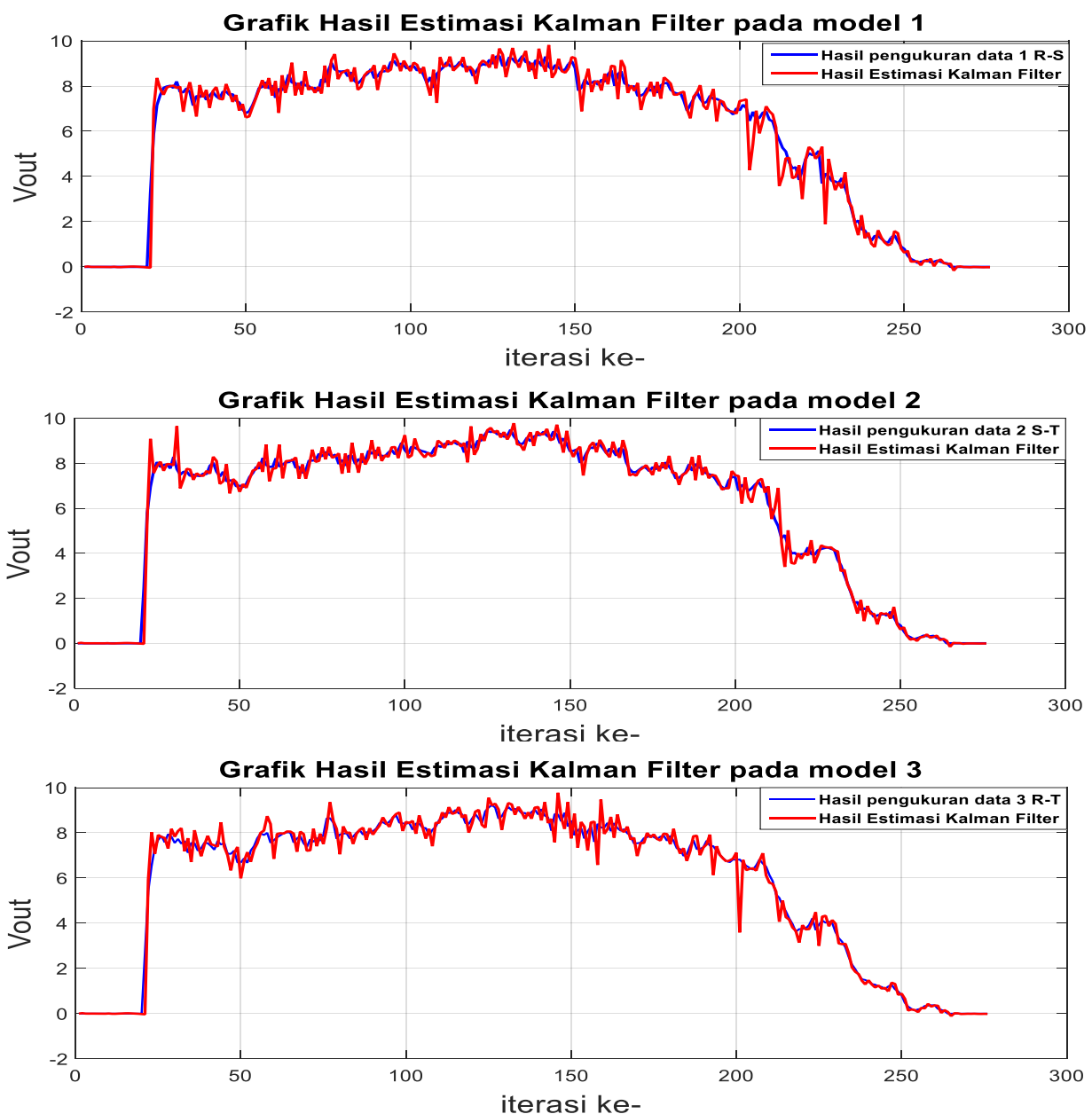


Gambar 4.3 Grafik *Best-Fit* Model ARX Orde 8; (a) Model sysARX1; (b) Model sysARX2; (c) Model ARX3;

Dari Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa *best-fit* model awal dengan struktur model ARX orde 8 untuk ketiga model memiliki *best-fit* di atas 30% tetapi masih jauh dari model yang *valid*. Struktur parameter pada ketiga model ini masih belum tepat sehingga hasilnya masih terdapat banyak *error*. Kemudian model yang telah didapatkan menjadi model dasar untuk diestimasi parameter model dengan *Kalman Filter* agar parameter model mendekati model sebenarnya.

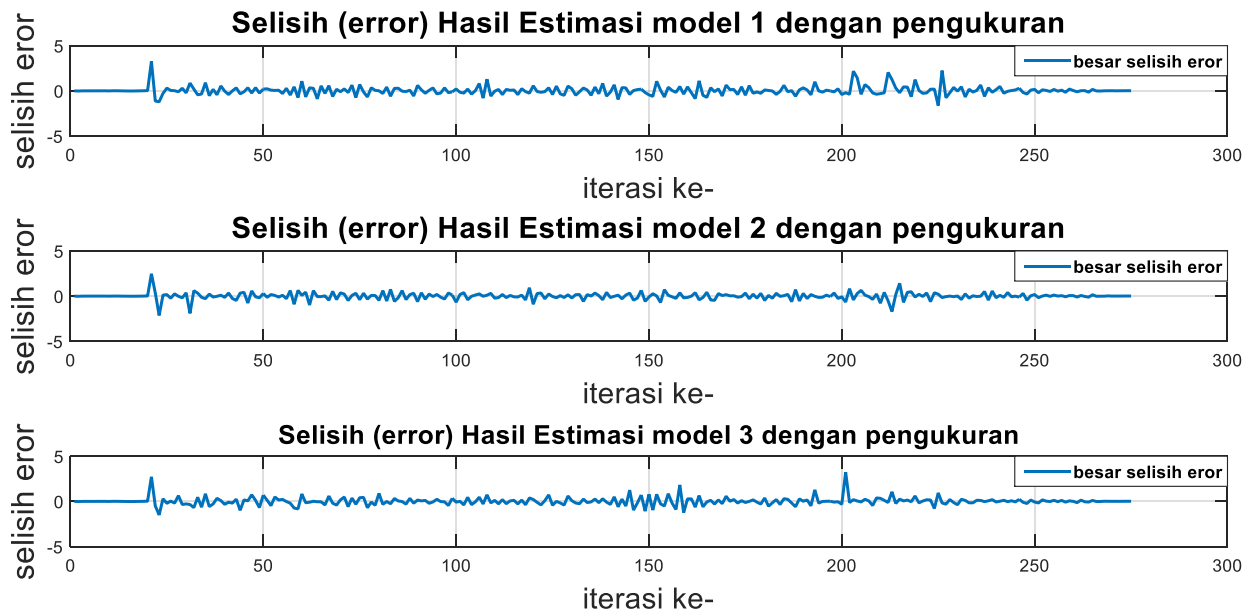
4.3 Hasil Estimasi Kalman Filter

Pada pengujian ini parameter model-model yang telah diidentifikasi pada proses sebelumnya diestimasi menggunakan *Kalman Filter*. Hasil estimasi parameter model-model dengan *Kalman Filter* dilihat seperti pada Gambar 4.4. Sedangkan gambar perbandingan hasil estimasi lain pada orde 2 dan orde 4 terlampir pada Lampiran 6 dan Lampiran 7.



Gambar 4.4 Grafik Perbandingan Hasil Estimasi Model

Berdasarkan Gambar 4.4 algoritma *Kalman Filter* dapat mengestimasi *output* model (\hat{y}) mendekati hasil pengukuran sebenarnya (y) dengan memperbaiki nilai parameter estimasi ($\hat{\theta}$) berdasarkan selisih *error* hasil *output* pengukuran dan *output* hasil estimasi. Namun hasil estimasi masih terdapat perbedaan dengan pengukuran sebenarnya. Selisih *error* hasil estimasi dengan pengukuran dapat dilihat seperti pada Gambar 4.5. Sedangkan gambar selisih *error* hasil estimasi pada orde 2 dan orde 4 terlampir pada Lampiran 6 dan Lampiran 7.



Gambar 4.5 Grafik Perbandingan Selisih *Error*

Berdasarkan Gambar 4.5 selisih *error* hasil estimasi dengan pengukuran masing-masing model berbeda-beda. Model 2 memiliki *error* yang kecil dibandingkan dengan kedua model lainnya. Puncak *error* terjadi ketika hasil *output* pengukuran sebenarnya (y) mengalami perubahan signifikan secara mendadak yaitu saat *output* sistem mulai naik dan ketika mulai turun

4.4 Hasil Validasi

Untuk mengecek ketelitian hasil estimasi parameter dengan *Kalman Filter* dapat dilihat berdasarkan nilai RMSE dan *best-fit* yang dihasilkan. Perbandingan nilai RMSE pada masing-masing model dengan variasi orde dapat dilihat seperti pada Tabel 4.1 di bawah ini.

Tabel 4.1 Tabel Perbandingan Nilai RMSE pada tiap Model dan Orde

Model	Orde	Hasil RMSE (%)	Orde	Hasil RMSE (%)	Orde	Hasil RMSE (%)
Model 1 (sys1)	2	24,78%	4	21,54%	8	15,76%
Model 2 (sys2)		20,52%		19,46%		12,62%
Model 3 (sys3)		24,65%		19,98%		14,72%

Tabel 4.2 Tabel Perbandingan *Best-Fit* Tanpa KF dan dengan KF

Parameter model	Model 1		Model 2		Model 3	
	Sebelum diestimasi KF	Setelah diestimasi KF	Sebelum diestimasi KF	Setelah diestimasi KF	Sebelum diestimasi KF	Setelah diestimasi KF
	Nilai Parameter	Nilai Parameter	Nilai Parameter	Nilai Parameter	Nilai Parameter	Nilai Parameter
Orde 8						
α_1	-1,07516	-1,10050	-1,10454	-1,13229	-1,10245	-1,12777
α_2	0,13257	0,10724	0,20572	0,17797	0,20662	0,18129
α_3	0,14466	0,11932	0,05885	0,03110	0,09391	0,06859
α_4	0,02440	-0,00094	0,12741	0,09966	0,00436	-0,02097
α_5	0,03402	0,00868	-0,06576	-0,09350	0,01889	-0,00643
α_6	-0,03848	-0,06382	0,00843	-0,01932	0,05060	0,02527
α_7	0,00681	-0,01852	0,00720	-0,02055	-0,04909	-0,07442
α_8	-0,00840	-0,03374	-0,01094	-0,03868	0,00159	-0,02692
β_1	0,04324	0,01790	0,03947	0,01172	0,04048	0,01515
β_2	0,04192	0,01659	0,03912	0,01137	0,04025	0,01492
β_3	0,03969	0,01436	0,03879	0,01105	0,03747	0,01214
β_4	0,03605	0,01072	0,03552	0,00778	0,03478	0,00945
β_5	0,03043	0,00510	0,03253	0,00478	0,03019	0,00486
β_6	0,02548	0,00015	0,02785	0,00010	0,02521	-0,00011
β_7	0,01963	-0,00570	0,02356	-0,00419	0,01998	-0,00534
β_8	0,01397	-0,01136	0,01876	-0,00899	0,01564	-0,00968
<i>Best-fit (%)</i>	33,07	84,24	35,46	87,38	33,76	85,28
Orde 4						
α_1	-1,13387	-1,18349	-1,17778	-1,22525	-1,17324	-1,22046
α_2	0,19302	0,14340	0,30039	0,25292	0,28866	0,24145
α_3	0,15201	0,10239	0,02067	-0,02680	0,06752	0,02031
α_4	-0,03590	-0,08553	0,02544	-0,02203	-0,01128	-0,05850
β_1	0,04962	5,71E-11	0,04747	5,71E-11	0,04721	-5,02E-12
β_2	0,04962	1,11E-10	0,04747	1,11E-10	0,04721	1,35E-10
β_3	0,04962	2,23E-10	0,04747	2,23E-10	0,04721	4,21E-11
β_4	0,04962	-1,66E-10	0,04747	-1,66E-10	0,04721	-8,79E-11
<i>Best-fit (%)</i>	34,33	78,46	36,78	80,54	34,88	80,02
Orde 2						
α_1	-1,196034	-1,275266	-1,239784	-1,275707	-1,232	-1,31192
α_2	0,339106	0,259874	0,375195	0,257556	0,3713	0,290911
β_1	0,083027	0,003795	0,079127	0,001165	0,07344	-0,0069
β_2	0,079231	-0,000001	0,073631	5,63E-10	0,08033	-0,000001
<i>Best-fit (%)</i>	34,33	75,22	36,63	79,48	35,16	75,35

Berdasarkan pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter model menggunakan KF pada masing-masing model memiliki ketelitian yang cukup baik. Algoritma *Kalman Filter* berhasil mengestimasi parameter model sehingga *output* model mendekati nilai pengukuran sebenarnya terbukti dari nilai *best-fit* dan RMSE. *Best-fit* hasil estimasi parameter dengan menggunakan KF lebih baik dibandingkan *best-fit* model awal sistem tanpa KF. Algoritma *Kalman Filter* mampu memperbaiki respon sampai 50% dari model awal meskipun *best-fit* model awal tidak begitu baik. Masing-masing model awal pada setiap orde memiliki nilai *best-fit* yang hampir sama namun hasil nilai *best-fit* setelah diestimasi berbeda-beda. Semakin besar orde model maka semakin baik hasil estimasinya disebabkan karena parameter model yang diestimasi mendekati model sistem sebenarnya. Meskipun nilai RMSE masih cukup besar namun telah mencapai tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini. Berdasarkan Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 diketahui bahwa model 2 orde 8 memiliki hasil estimasi KF yang lebih baik dibandingkan model dan orde lainnya dengan nilai *best-fit* sebesar 87,38% dan RMSE sebesar 12,62%.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Identifikasi sistem turbin angin 100 watt didapatkan model sistem dengan hasil *best-fit* dan RMSE terbaik yaitu pada model ARX orde 8 dengan *best-fit* sebelum diestimasi KF sebesar kurang lebih 30% dan setelah diestimasi KF sebesar kurang lebih 80% pada masing-masing model.
2. *Best-fit* dan RMSE model sistem setelah diestimasi parameter dengan *Kalman Filter* lebih baik dibandingkan sebelum diestimasi dengan *Kalman Filter*.
3. Hasil ketelitian estimasi *Kalman Filter* terbaik yaitu pada model 2 orde 8 dengan nilai *best-fit* sebesar 87,38% dan RMSE sebesar 12,72%.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian berikutnya yaitu:

1. Untuk mendapatkan hasil estimasi yang lebih baik dapat menggunakan algoritma *Kalman Filter non-linear* seperti *Unscented Kalman Filter* (UKF) dan *Extended Kalman Filter* (EKF).
2. Memperbanyak data perekaman sistem untuk identifikasi secara *offline* atau dapat melakukan identifikasi sistem secara *online*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. P. Sari and W. B. Kusumaningrum, "A technical review of building integrated wind turbine system and a sample simulation model in central java, Indonesia," *Energy Procedia*, vol. 47, pp. 29–36, 2014.
- [2] J. G. Njiri, Y. Liu, and D. Söffker, "Multivariable control of large variable-speed wind turbines for generator power regulation and load reduction," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 1, pp. 544–549, 2015.
- [3] E. B. Purwanto, S. H. Nasution, and Suspendi, "Identifikasi Parameter Dan Perancangan [Parameter Identification and Design Pid Controller for Flying Attitude Analysis of Uav]," 2012.
- [4] H. G. Aghamolki, Z. Miao, L. Fan, W. Jiang, and D. Manjure, "Identification of synchronous generator model with frequency control using unscented Kalman filter," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 126, pp. 45–55, 2015.
- [5] A. J. Saavedra-Montes, J. M. Ramirez-Scarpetta, C. A. Ramos-Paja, and O. P. Malik, "Identification of excitation systems with the generator online," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 87, pp. 1–9, 2012.
- [6] P. Cross and X. Ma, "Nonlinear system identification for model-based condition monitoring of wind turbines," *Renew. Energy*, vol. 71, pp. 166–175, 2014.
- [7] F. Ding, X. Liu, and X. Ma, "Kalman state filtering based least squares iterative parameter estimation for observer canonical state space systems using decomposition," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 301, no. 61472195, pp. 135–143, 2016.
- [8] Y. Kang, J. F. Huang, Y. B. Zhaoy, and G. P. Liuz, *Kalman filter-based identification of systems with randomly missing measurements and linear constraints*, vol. 3, no. PART 1. IFAC, 2013.
- [9] H. Dong, C. Zhang, D. Wang, S. Xu, and J. Qiu, "Dynamic characteristics of gear box with PGT for wind turbine," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 109, pp. 801–808, 2017.
- [10] P. F. Odgaard and T. G. Hovgaard, "On Practical tuning of Model Uncertainty in Wind Turbine Model Predictive Control," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 30, pp. 327–332, 2015.
- [11] X. G. Wang, Z. J. Zou, X. R. Hou, and F. Xu, "System identification modelling of ship manoeuvring motion based on ϵ - Support vector regression," *J. Hydrodyn.*, vol. 27, no. 4, pp. 502–512, 2015.
- [12] G. Giordano and J. Sjöberg, "Black- and white-box approaches for cascaded tanks benchmark system identification," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 108, pp. 387–397, 2018.

LAMPIRAN

Lampiran 1: Koding Arduino Pengambilan Data

```
// Pin definitions
# define windPin 2 // Receive the data from sensor

// Constants definitions
const float pi = 3.14159265; // pi number
int period = 1000; // Measurement period (milliseconds)
int delaytime = 1000; // Time between samples (milliseconds)
int radio = 80; // Distance from center windmill to outer cup (mm)
int jml_celah = 18; // jumlah celah sensor

// Variable definitions
unsigned int Sample = 0; // Sample number
unsigned int counter = 0; // B/W counter for sensor
unsigned int RPS = 0; // Revolutions per minute
float speedwind = 0; // Wind speed (m/s)

const int analogIn1 = A0; // inialisasi pin A0 sebagai pembacaan sensor
const int analogIn2 = A1; // inialisasi pin A0 sebagai pembacaan sensor
const int analogIn3 = A2; // inialisasi pin A0 sebagai pembacaan sensor
float sensor_Value1 = 0; // setting nilai default pembacaan sensor 0
float sensor_Value2 = 0;
float sensor_Value3 = 0;
float v_OutRS; // nilai tegangan output
float v_OutST;
float v_OutRT;
float voltage;
void setup()
{
// Set the pins
pinMode(2, INPUT);
digitalWrite(2, HIGH);

// sets the serial port to 9600
Serial.begin(9600);

// Splash screen
Serial.println("Pembacaan Sensor Anemometer dan ensor Tegangan AC");
Serial.print("Sampling period: ");
Serial.print(period/1000);
Serial.print(" seconds every ");
Serial.print(delaytime/1000);
Serial.println(" seconds.");
Serial.println();
}

void loop()
```

```

{
  sensor_Value1 = analogRead (A0); // read the analog in value:
  v_OutRS = 12 * (sensor_Value1 / 1023); // rumus perhitungan tegangan output
  // // Mencetak hasil ke monitor serial
  sensor_Value2 = analogRead (A1); // read the analog in value:
  v_OutST = 12 * (sensor_Value2 / 1023); // rumus perhitungan tegangan output
  sensor_Value3 = analogRead (A2); // read the analog in value:
  v_OutRT = 12 * (sensor_Value3 / 1023); // rumus perhitungan tegangan output Sample++;

  windvelocity();
  Serial.print(". Counter: ");
  Serial.print(counter);
  Serial.print("; RPS: ");
  RPScalc();
  Serial.print(RPS);
  Serial.print("; Wind speed: ");
  WindSpeed();
  Serial.print(speedwind);
  Serial.print(" [m/s]");
  Serial.print ("; vOut R-S = ");
  Serial.print(v_OutRS);
  Serial.print ("; vOut S-T = ");
  Serial.print(v_OutST);
  Serial.print ("; vOut R-T = ");
  Serial.print(v_OutRT);
  Serial.println();
  delay(1000);
}

// Measure wind speed
void windvelocity()
{
  speedwind = 0;
  counter = 0;
  attachInterrupt(0, addcount, CHANGE);
  unsigned long millis();
  long startTime = millis();
  while(millis() < startTime + period) {}

  detachInterrupt(1);
}

void RPScalc()
{
  RPS=(2 * pi *(counter/jml_celah))/(period/(1000)); // Calculate revolutions per minute (RPM)
}

void WindSpeed()
{
  speedwind = ((2 * pi * radio * RPS)) / 1000; // Calculate wind speed on m/s
}

```

```

void addcount()
{
    counter++;
}

```

Lampiran 2: Koding Matlab Idnetifikasi Sistem (ident.m)

```

clc; clear all;
load datper7.mat;
% load datamotodc;
u=u; %data input kecepatan angin
y1=yrs; %data keluaran tegangan R-S
y2=ystr; %data keluaran tegangan S-T
y3=yrt; %data keluaran tegangan R-T
%%
%%membuat data
data1=iddata(y1,u,1);
data2=iddata(y2,u,1);
data3=iddata(y3,u,1);
%%membagi data
ze1=data1(1:137); %data estimasi
zv1=data1(138:276); %data validasi
set(ze1, 'OutputName', {'Tegangan R-S'} ... % Kecepatan Kedepan
    }, ...
    'OutputUnit', {'V'}); %kec u tdk bersatuan

set(ze1, 'InputName', {'Kecepatan Angin'}, ...
    'InputUnit', {'m/s'});
set(ze1, 'Tstart', 0, 'TimeUnit', 's');
figure
plot(ze1)
grid on
%data 2
ze2=data2(1:137); %data estimasi
zv2=data2(138:276); %data validasi
set(ze2, 'OutputName', {'Tegangan S-T'} ... % Kecepatan Kedepan
    }, ...
    'OutputUnit', {'V'}); %kec u tdk bersatuan

set(ze2, 'InputName', {'Kecepatan Angin'}, ...
    'InputUnit', {'m/s'});
set(ze2, 'Tstart', 0, 'TimeUnit', 's');
figure
plot(ze2)
grid on
ze3=data3(1:137); %data estimasi
zv3=data3(138:276); %data validasi
set(ze3, 'OutputName', {'Tegangan R-T'} ... % Kecepatan Kedepan
    }, ...
    'OutputUnit', {'V'}); %kec u tdk bersatuan

set(ze3, 'InputName', {'Kecepatan Angin'}, ...
    'InputUnit', {'m/s'});
set(ze3, 'Tstart', 0, 'TimeUnit', 's');
figure
plot(ze3)
grid on
%% tahap estimasi

%% Specify regularization constants

```

```

[L1, R1] = arxRegul(ze1, [8 8 1]);
optARX1 = arxOptions;
optARX1.Regularization.Lambda = L1;
optARX1.Regularization.R = R1;

% Estimate ARX model
sysARX1 = arx(ze1, [8 8 1],optARX1);
% Convert model to SS
% sys1 = ss(sysARX1);
%% Specify regularization constants
[L2, R2] = arxRegul(ze2, [8 8 1]);
optARX2 = arxOptions;
optARX2.Regularization.Lambda = L2;
optARX2.Regularization.R = R2;

sysARX2 = arx(ze2, [8 8 1],optARX2);
% Convert model to SS
sys2 = ss(sysARX2);

% Estimate ARX model
%% Specify regularization constants
[L3, R3] = arxRegul(ze3, [8 8 1]);
optARX3 = arxOptions;
optARX3.Regularization.Lambda = L3;
optARX3.Regularization.R = R3;

sysARX3 = arx(ze3, [8 8 1],optARX3);
% Convert model to SS
sys3 = ss(sysARX3);
% sys4=n4sid(ze1,4)
% sys5=n4sid(ze2,8)
% sys6=n4sid(ze3,8)
%% membndingkan setiap model
compare(zv1, sysARX1)
compare(zv2, sysARX2)
compare(zv3, sysARX3)

```

Lampiran 3: Koding Matlab Kalman Filter (KF.m)

```

u;y1=yrs;y2=ystr;y3=yrt;
n=length(u);
%%mengambil nilai parameter model
[A1,B1,C1,D1]=arxdata(sysARX1);
[A2,B2,C2,D2]=arxdata(sysARX2);
[A3,B3,C3,D3]=arxdata(sysARX3);

%inisialisai vektor thtatahat
thetahat1=[A1(2:9) B1(2:9)]';
thetahat2=[A2(2:9) B2(2:9)]';
thetahat3=[A3(2:9) B3(2:9)]';
Q=0.001;
R=0.001;
P1=0.1*ones(16);
P2=0.1*ones(16);
P3=0.1*ones(16);

K1=[];K2=[];K3=[];
U1=[zeros(1,8) ,u']';
Y1=[zeros(1,8) ,y1']';
Y2=[zeros(1,8) ,y2']';
Y3=[zeros(1,8) ,y3']';

```

```

yhat1=[];yhat2=[];yhat3=[];
Yhat1=[];Yhat2=[];Yhat3=[];

e1=[];e2=[];e3=[];
for k=1:n

    fluks1=[-Y1(k+7);-Y1(k+6);-Y1(k+5);-Y1(k+4);-Y1(k+3);-Y1(k+2);-Y1(k+1);-
Y1(k);
    U1(k+7);U1(k+6);U1(k+5);U1(k+4);U1(k+3);U1(k+2);U1(k+1);U1(k)];
    yhat1=(fluks1'*thetahat1);
%   Pmin=thetahat'*P*thetahat+Q
    K1=P1*fluks1/(fluks1'*P1*fluks1+R);
    thetahat1=thetahat1+K1*(y1(k)-fluks1'*thetahat1);
    P1=P1-P1*K1*fluks1'+Q
%   P=(eye(16)-K*fluks')*P+Q
    Yhat1=[Yhat1,yhat1];

%%
    fluks2=[-Y2(k+7);-Y2(k+6);-Y2(k+5);-Y2(k+4);-Y2(k+3);-Y2(k+2);-Y2(k+1);-
Y2(k);
    U1(k+7);U1(k+6);U1(k+5);U1(k+4);U1(k+3);U1(k+2);U1(k+1);U1(k)];
    yhat2=(fluks2'*thetahat2);
%   Pmin=thetahat'*P*thetahat+Q
    K2=P2*fluks2/(fluks2'*P2*fluks2+R);
    thetahat2=thetahat2+K2*(y2(k)-fluks2'*thetahat2);
    P2=P2-P2*K2*fluks2'+Q
%   P=(eye(16)-K*fluks')*P+Q
    Yhat2=[Yhat2,yhat2];

%%
    fluks3=[-Y3(k+7);-Y3(k+6);-Y3(k+5);-Y3(k+4);-Y3(k+3);-Y3(k+2);-Y3(k+1);-
Y3(k);
    U1(k+7);U1(k+6);U1(k+5);U1(k+4);U1(k+3);U1(k+2);U1(k+1);U1(k)];
    yhat3=(fluks3'*thetahat3);
%   Pmin=thetahat'*P*thetahat+Q
    K3=P3*fluks3/(fluks3'*P3*fluks3+R);
    thetahat3=thetahat3+K3*(y3(k)-fluks3'*thetahat3);
    P3=P3-P3*K3*fluks3'+Q
%   P=(eye(16)-K*fluks')*P+Q
    Yhat3=[Yhat3,yhat3];

    E1(k)=(y1(k)-Yhat1(k))^2;
    e1=[e1,E1];
    E2(k)=(y2(k)-Yhat2(k))^2;
    e2=[e2,E2];
    E3(k)=(y3(k)-Yhat3(k))^2;
    e3=[e3,E3];
end
    etot1=sum(E1);
    RMSE1=sqrt(etot1/n)
    etot2=sum(E2);
    RMSE2=sqrt(etot2/n)
    etot3=sum(E3);
    RMSE3=sqrt(etot3/n)
%% membuat parameter baru
    Anew1=[1,thetahat1(1:8)'];
    Bnew1=[0,thetahat1(9:16)'];
    Anew2=[1,thetahat2(1:8)'];
    Bnew2=[0,thetahat2(9:16)'];
    Anew3=[1,thetahat3(1:8)'];
    Bnew3=[0,thetahat3(9:16)'];

```

```

m1=tf(Bnew1,Anew1,1);
m2=tf(Bnew2,Anew2,1);
m3=tf(Bnew2,Anew2,1);

compare(data1,m1)
compare(data2,m2)
compare(data3,m3)

%%
fit1=(1-norm(y1(1:k-1)-Yhat1(1:k-1)')/norm(y1(1:k-1)-mean(y1(1:k-1))))*100
fit2=(1-norm(y2(1:k-1)-Yhat2(1:k-1)')/norm(y2(1:k-1)-mean(y2(1:k-1))))*100
fit3=(1-norm(y3(1:k-1)-Yhat3(1:k-1)')/norm(y3(1:k-1)-mean(y3(1:k-1))))*100
%%
figure
subplot 311
plot(y1,'b','LineWidth',1.5)
xlabel('iterasi ke-','fontsize',16)
ylabel('Vout','fontsize',16);
hold on;
plot(Yhat1,'r','LineWidth',1.5)
grid on;
legend('Hasil pengukuran data 1 R-S','Hasil estimasi KF1','fontsize',16)
title('Grafik perbandingan hasil estimasi KF1 dengan hasil pengukuran data 1','fontsize',18)
subplot 312
plot(y2,'b','LineWidth',1.5)
xlabel('iterasi ke-','fontsize',16)
ylabel('Vout','fontsize',16);
hold on;
plot(Yhat2,'r','LineWidth',1.5)
grid on;
legend('Hasil pengukuran data 2 S-T','Hasil estimasi KF2','fontsize',16)
title('Grafik perbandingan hasil estimasi KF2 dengan hasil pengukuran data 2','fontsize',18)
subplot 313
plot(y3,'b','LineWidth',1.5)
xlabel('iterasi ke-','fontsize',16)
ylabel('Vout','fontsize',16);
hold on;
plot(Yhat3,'r','LineWidth',1.5)
grid on;
legend('Hasil pengukuran data 3 R-T','Hasil estimasi KF3','fontsize',16)
title('Grafik perbandingan hasil estimasi KF3 dengan hasil pengukuran data 3','fontsize',18)

figure
subplot 311
plot(y1(1:k-1)-Yhat1(1:k-1)','LineWidth',1.5)
xlabel('iterasike-','fontsize',16)
ylabel('selisih eror','fontsize',16)
grid on;
legend('besar selisih eror','fontsize',16)
title('selisih (error) antara hasil estimasi metode KF1 dengan pengukuran data1','fontsize',18)
subplot 312
plot(y2(1:k-1)-Yhat2(1:k-1)','LineWidth',1.5)
xlabel('iterasike-','fontsize',16)
ylabel('selisih eror','fontsize',16)
grid on;
legend('besar selisih eror','fontsize',16)
title('selisih (error) antara hasil estimasi metode KF2 dengan pengukuran data2','fontsize',18)
subplot 313

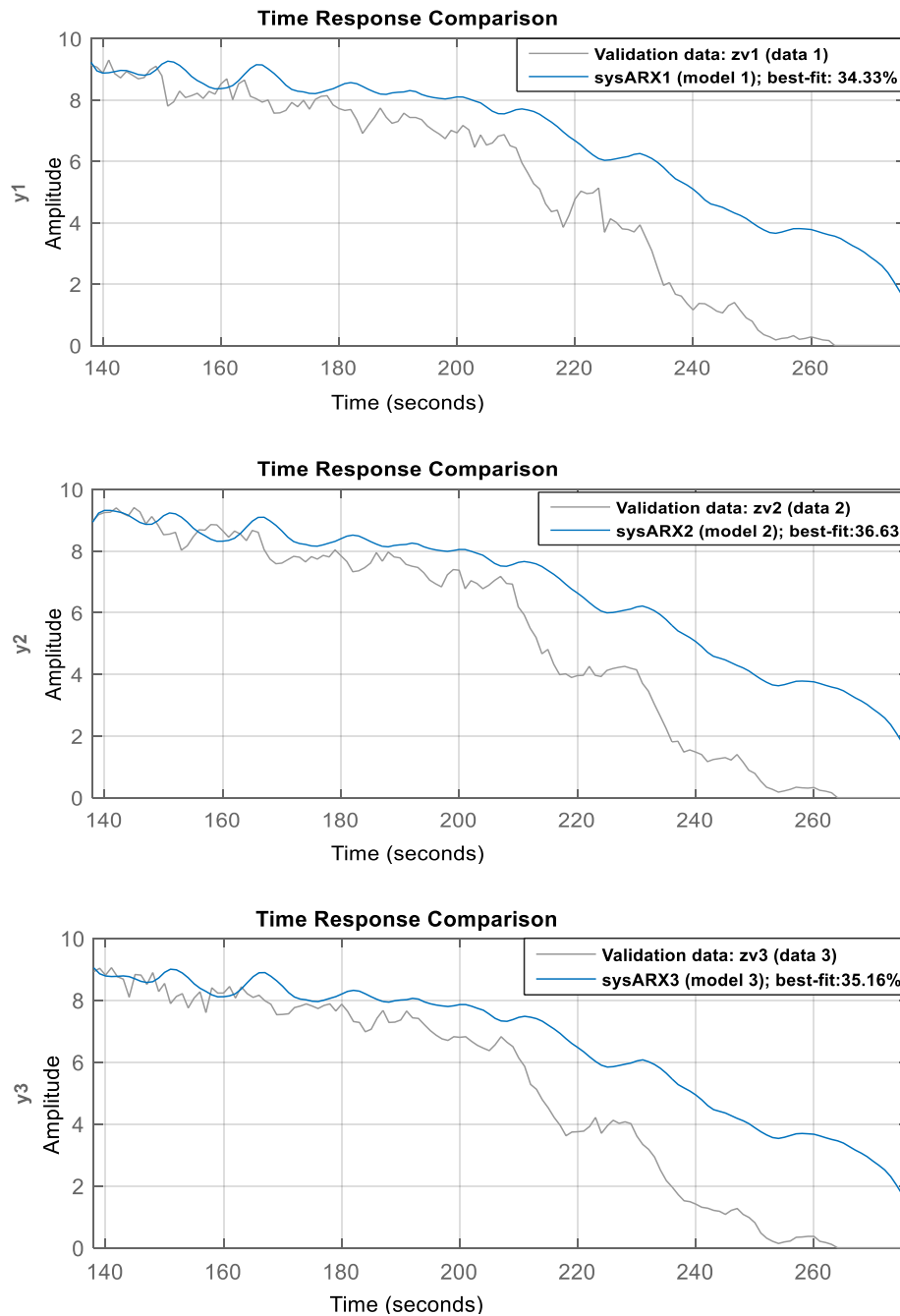
```

```

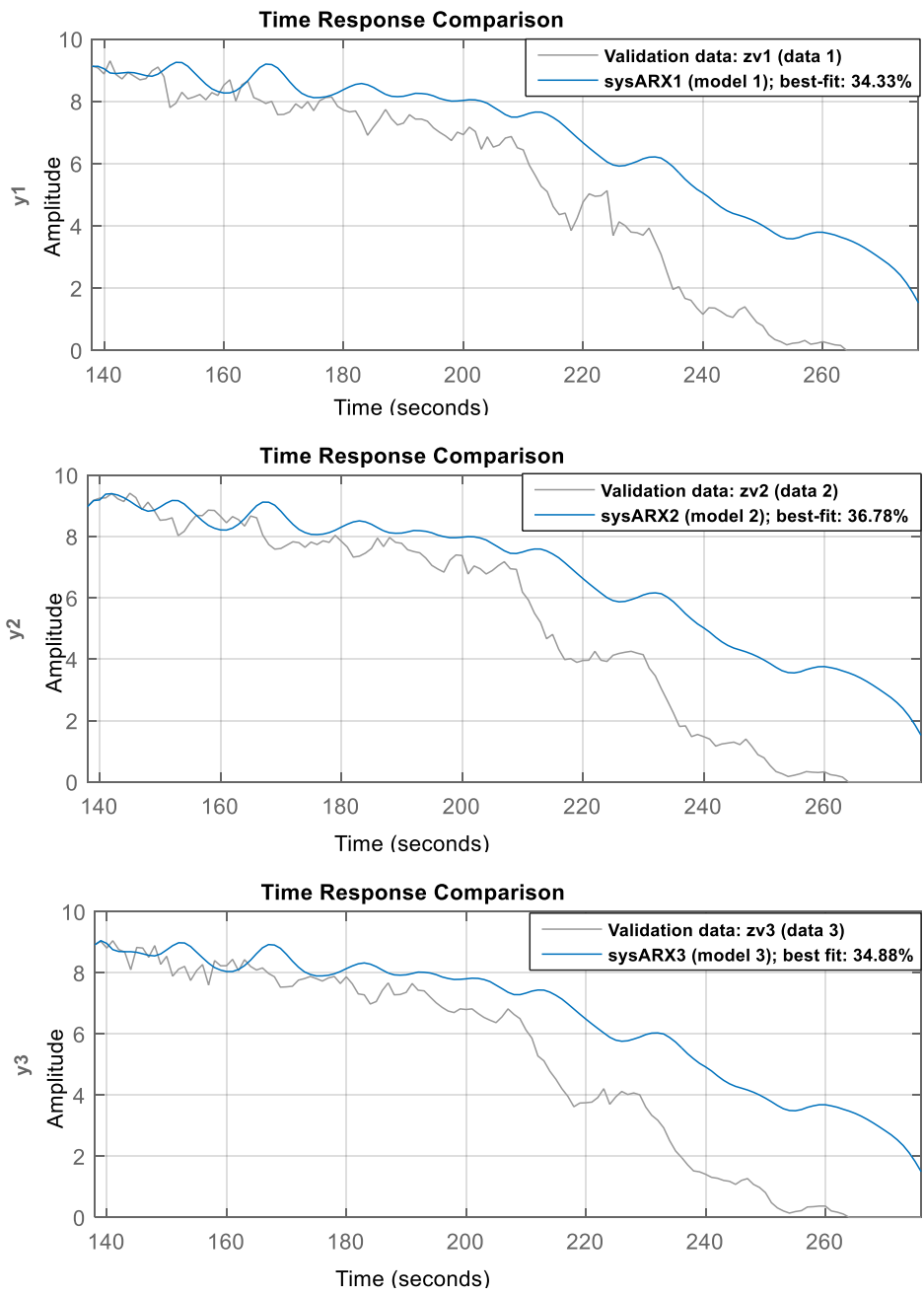
plot(y3(1:k-1)-Yhat3(1:k-1)', 'LineWidth',1.5)
xlabel('iterasike-', 'fontsize',16)
ylabel('selisih error', 'fontsize',16)
grid on;
legend('besar selisih error', 'fontsize',16)
title('selisih (error) antara hasil estimasi metode KF3 dengan pengukuran
data3', 'fontsize',18)

```

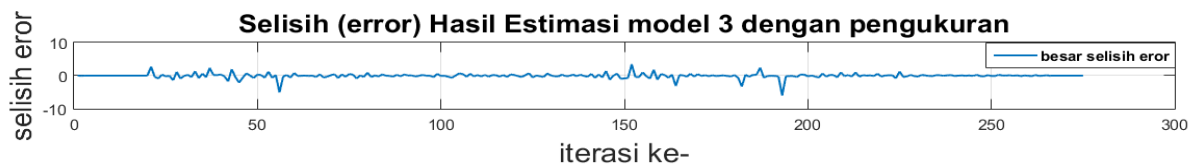
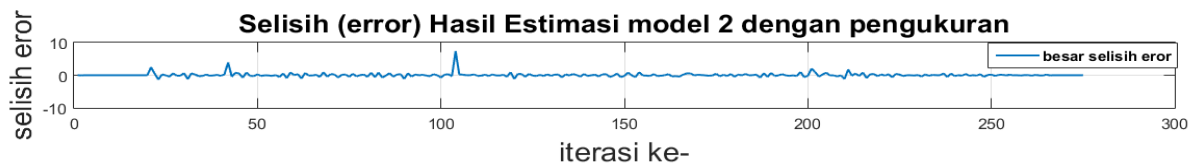
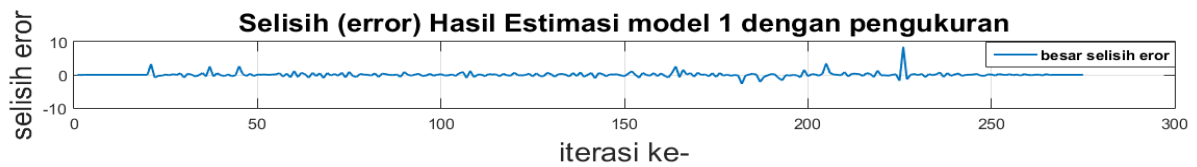
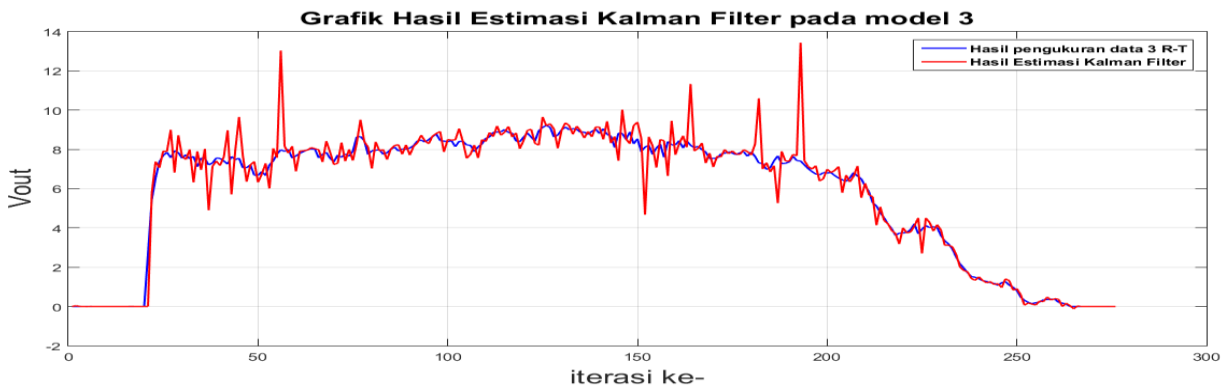
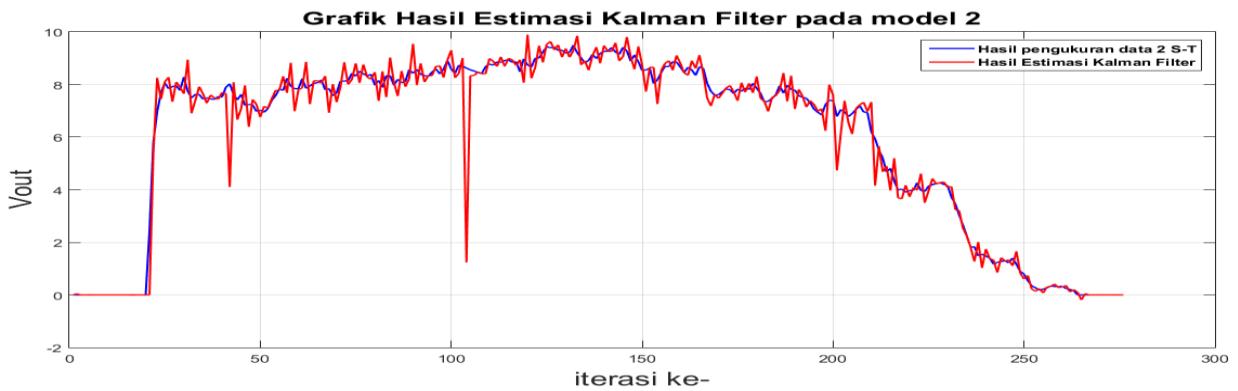
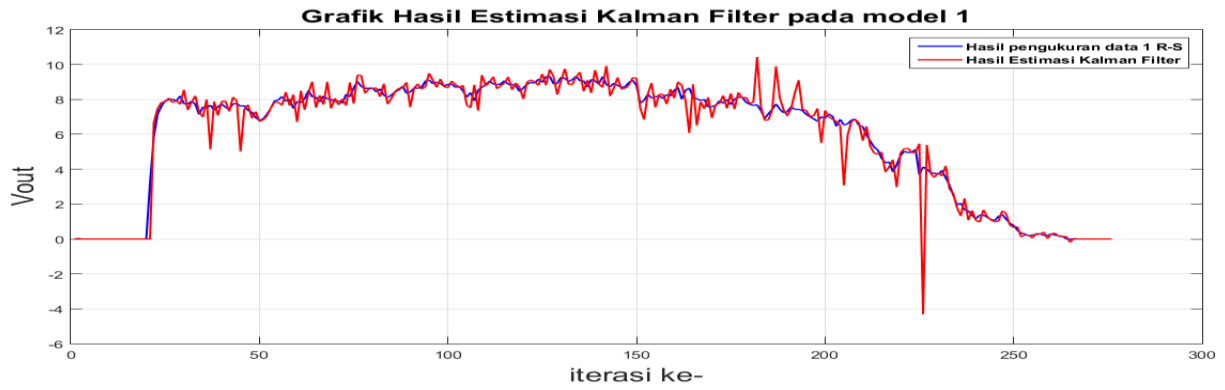
Lampiran 4: Gambar Hasil Identifikasi Model ARX orde 2 model 1, model 2, dan model 3.



Lampiran 5: Gambar Hasil Identifikasi Model ARX orde 4 model 1, model 2, dan model 4.



Lampiran 6: Gambar Hasil Estimasi *Kalman Filter* dan Selisih *Error Model* orde 2.



Lampiran 7: Gambar Hasil Estimasi *Kalman Filter* dan Selisih *Error Model* orde 4.

