



UNIVERSITAS INDONESIA

Identifikasi Model Ruang Keadaan Multivariabel pada Sistem Tata
Udara Presisi Menggunakan Algoritma *Subspace State-Space System
Identification* (4SID)

SKRIPSI

Victor

0706268064

FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JUNI 2011



UNIVERSITAS INDONESIA

Identifikasi Model Ruang Keadaan Multivariabel pada Sistem Tata
Udara Presisi Menggunakan Algoritma *Subspace State-Space System*
Identification (4SID)

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana

Victor

0706268064

FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
DEPOK
JUNI 2011

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun
dirujuk telah saya nyatakan dengan benar.

Nama : Victor

NPM : 0706268064

Tanda Tangan : 

Tanggal : 14 Juni 2011

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh

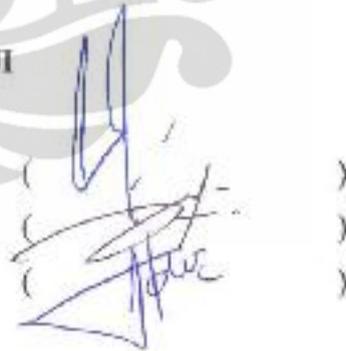
Nama : Victor
NPM : 0706268064
Program Studi : Teknik Elektro
Judul Skripsi : Identifikasi Model Ruang Keadaan Multivariabel
pada Sistem Tata Udara Presisi Menggunakan
Algoritma *Subspace State-Space System
Identification (4SID)*

Telah berhasil dipertabakan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Ir. Arics Subiantoro, M.Sc
Penguji : Dr. Ir. Feri Yusivar, M.Eng
Penguji : Dr. Abdul Halim, M.Eng

(
(
()
)
)
)



Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 5 Juli 2011

KATA PENGANTAR

Bersyukur kepada Tuhan yang telah memimpin saya di dalam pengerjaan laporan skripsi ini boleh selesai tepat waktu. Segala hal yang sudah saya lakukan di dalam pengerjaan skripsi ini pun diharapkan dapat berguna bagi saya pribadi, bagi pembaca, dan bagi segala pihak yang bisa diuntungkan dengan adanya penelitian serta laporan ini.

Dengan ini, saya juga ingin berterima kasih kepada pihak-pihak yang telah mendukung pengerjaan skripsi ini, terutama kepada:

- (1) Ir. Aries Subiantoro M.SEE sebagai dosen pembimbing skripsi saya yang dengan sabar telah mengajarkan dan mengarahkan saya banyak hal.
- (2) Dr. Hiroshi Oku yang telah memberikan disertasi Anda dengan rela hati, dan telah rela menyediakan waktu untuk membalas setiap pesan elektronik yang saya kirim, serta menjawab pertanyaan-pertanyaan saya, dan memberi begitu banyak saran dan masukan.
- (3) Dayat ST sebagai senior saya yang telah mengajari dan membimbing saya juga di dalam mengerjakan skripsi ini, terutama dalam memasang alat.
- (4) Rise Hapshary Surayuda ST sebagai senior saya yang telah mengajari banyak hal mengenai identifikasi sistem maupun sistem tata udara presisi, serta pengalamannya di dalam pengerjaan seminar miliknya.
- (5) Orang tua dan keluarga saya yang telah mendukung saya dalam doa.
- (6) Teman-teman PO UI yang telah memberikan dukungan doa dan semangat supaya saya bisa memperjuangkan pengerjaan penelitian serta pembuatan laporan hingga selesai tepat waktu.
- (7) Teman-teman Teknik Elektro yang sama-sama berjuang menyelesaikan skripsi masing-masing, yang juga saling memberikan semangat.

Akhir kata, saya berharap agar laporan ini bisa berguna bagi para pembaca, dan dapat berperan di dalam pengembangan ilmu dan teknologi di Indonesia, khususnya di Universitas Indonesia.

Depok, 14 Juni 2011

Penulis

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Victor
NPM : 0706268064
Program Studi : Elektro
Departemen : Elektro
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Identifikasi Model Ruang Keadaan Multivariabel pada Sistem Tata Udara Presisi
Menggunakan Algoritma *Subspace State-Space System Identification* (4SID)

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada Tanggal : 14 Juni 2011

Yang menyatakan



(Victor)

ABSTRAK

Nama : Victor
Program Studi : Teknik Elektro
Judul : Identifikasi Model Ruang Keadaan Multivariabel pada Sistem Tata Udara Presisi Menggunakan Algoritma *Subspace State-Space System Identification* (4SID)

Sistem tata udara presisi merupakan sistem multivariabel yang mempunyai beberapa masukan dan keluaran (MIMO). Hal ini menyebabkan mencari model fisik dari sistem ini menjadi relatif sulit. Sehingga diperlukan identifikasi sistem yang bersifat *black box*. Selain itu, dibutuhkan identifikasi model yang bersifat adaptif, sehingga model yang didapat lebih baik dalam merepresentasikan sistem tata udara presisi.

Identifikasi model ruang keadaan multivariabel pada sistem tata udara presisi dilakukan dengan menggunakan metode 4SID. Sistem tata udara presisi direpresentasikan dalam model linear dan sistem tidak linear. Model linear didapat dari model ruang keadaan, sedangkan sistem tidak linear didapat dari persamaan matematis sistem tersebut. Metode 4SID yang digunakan adalah MOESP rekursif dan PO-MOESP rekursif. Setelah didapat model ruang keadaan menggunakan kedua metode tersebut, selanjutnya dilakukan tes validasi dari model ruang keadaan yang didapat. Parameter yang digunakan untuk mengetahui tingkat validasi identifikasi adalah menggunakan nilai kesalahan (J_{ee}). Selain itu, pada penelitian ini juga dituliskan hasil identifikasi model ruang keadaan menggunakan metode linearisasi dan N4SID *offline*.

Hasil identifikasi secara *offline* yang terbaik dari model linear yang dilakukan adalah menggunakan metode N4SID. Untuk identifikasi secara rekursif, metode MOESP rekursif dan PO-MOESP rekursif pada penelitian ini belum dapat merepresentasikan sistem tidak linear. Metode-metode identifikasi rekursif ini relatif baik dalam mengidentifikasi model tidak linear dari sistem tata udara presisi berdasarkan nilai kesalahan (J_{ee}). Pada penelitian ini, MOESP rekursif untuk identifikasi model linear menghasilkan model yang lebih baik disbanding PO-MOESP rekursif berdasarkan nilai kesalahan (J_{ee}) juga.

Kata kunci: MOESP, PO-MOESP, Rekursif, Identifikasi Sistem, Sistem Tata Udara Presisi, Model Ruang Keadaan, Identifikasi *Online*.

ABSTRACT

Name : Victor
Study Program : Electrical Engineering
Title : Identification of Multivariable State Space Model in Precision Air Conditioning System Using Subspace State-Space System Identification (4SID) Algorithm

Precision Air Conditioning System is a multivariable system with multi input and multi output (MIMO). It makes difficult to find out physical model of this system. Therefore, it is necessary to identify system using black box model. Besides, it is also necessary to identify model adaptively, so that it could represent the system better.

Identification of multivariable state space model in precision air conditioning system uses 4SID method. PAC system is represented by linear model and nonlinear system. Linear model of PAC is formed by state space model, and nonlinear system is formed by mathematical modeling of such system. 4SID methods that used are recursive MOESP and recursive PO-MOESP. After state space model is formed, the state space model is validated. Parameter that used for this validation is lost function (J_{ee}). In this research, there are also identifications of state space model using linearization method and offline N4SID method.

The best result of offline identification of linear model in this research is N4SID method. In recursive identification, recursive MOESP and recursive PO-MOESP could not represent nonlinear system well. These recursive algorithms could represent linear model well based on criterion of lost function (J_{ee}). In this research, the result of recursive MOESP identification is better than recursive PO-MOESP based on criterion of lost function (J_{ee}) also.

Keywords: MOESP, PO-MOESP, Recursive, System Identification, Precision Air Conditioning, State Space Model, Online Identification.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	v
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Pembatasan Masalah	3
1.4 Metodologi Penelitian	4
1.5 Sistematika Penulisan.....	4
BAB 2 DASAR TEORI.....	6
2.1 Metode 4SID	6
2.1.1 Algoritma MOESP Rekursif	6
2.1.2 Algoritma PO-MOESP Rekursif.....	11
2.1.3 Faktor Pelupa (<i>Forgetting Factor</i>).....	15
2.1.4 Matriks Pengkoreksi	17
2.2 Metode Linearisasi	21
2.3 Sistem Tata Udara Presisi.....	22
BAB 3 IDENTIFIKASI SISTEM TATA UDARA PRESISI	27
3.1 Linearisasi Model Sistem Tata Udara Presisi.....	27
3.2 Penentuan Sinyal Uji Masukan	31
3.3 Simulasi Model Tidak Linear Menggunakan Simulink	33
3.3.1 Persamaan Matematis Sistem Tata Udara Presisi	33
3.3.2 Model Simulasi Sistem Tata Udara Presisi (MIMO).....	34
3.4 Estimasi Model Multivariabel Linear Menggunakan N4SID <i>Offline</i>	40
3.5 Persiapan Uji Eksperimen Sistem Tata Udara Presisi.....	42
BAB 4 HASIL SIMULASI dan ANALISIS	47
4.1 Identifikasi <i>Offline</i> Model Linear Sistem Tata Udara Presisi	47
4.1.1 Metode N4SID	48
4.1.2 Metode MOESP	49
4.1.3 Metode PO-MOESP	51
4.2 Identifikasi <i>Offline</i> Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	52
4.2.1 Metode N4SID	53
4.2.2 Metode MOESP	54
4.2.3 Metode PO-MOESP.....	55
4.2.4 Metode N4SID dengan Matriks Pengkoreksi	59
4.2.5 Metode MOESP dengan Matriks Pengkoreksi	60

4.2.6	Metode PO-MOESP dengan Matriks Pengkoreksi	61
4.3	Identifikasi <i>Offline</i> Menggunakan Data Eksperimen Sistem Tata Udara Presisi	63
4.3.1	Metode MOESP dengan Matriks Pengkoreksi	64
4.3.2	Metode PO-MOESP dengan Matriks Pengkoreksi	65
4.4	Identifikasi Rekursif Model Linear Sistem Tata Udara Presisi	67
4.4.1	Metode MOESP	67
4.4.2	Metode PO-MOESP	72
4.5	Identifikasi Rekursif Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	74
4.5.1	Metode MOESP	75
4.5.2	Metode PO-MOESP	83
4.6	Identifikasi Sistem Tata Udara Presisi dengan Linearisasi	91
4.6.1	Mencari Titik Kerja Sistem Tata Udara Presisi	91
4.6.2	Hasil Simulasi	92
BAB 5 KESIMPULAN dan SARAN		96
5.1	Kesimpulan	96
5.2	Saran	96
DAFTAR REFERENSI		97
Lampiran A		98
Lampiran B		101
Lampiran C		103

DAFTAR GAMBAR

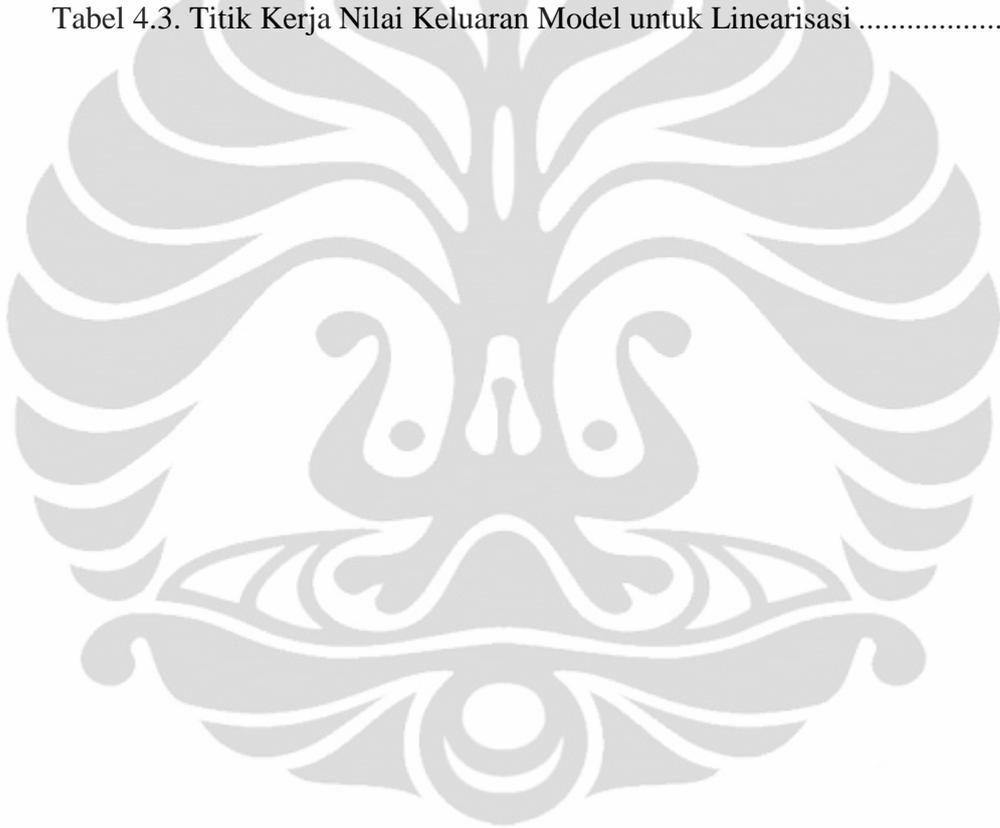
Gambar 2.1. Prosedur dari Algoritma MOESP Rekursif.....	10
Gambar 2.2 Prosedur dari Algoritma PO-MOESP	15
Gambar 2.3 Diagram Alir untuk Mencari Model 4SID dengan Matriks Pengkoreksi	18
Gambar 2.4 Blok Diagram untuk Mencari Kesalahan	19
Gambar 2.5 Skema Model Nonlinear dan Model Linear.....	22
Gambar 2.6 Bagan Sistem Tata Udara Presisi	23
Gambar 2.7 Diagram Pipa Sistem Tata Udara Presisi	24
Gambar 2.8 Diagram P-h Siklus Refrigerasi.....	25
Gambar 3.1 Blok Simulink Model Linear.....	27
Gambar 3.2 Blok Simulink dari Plant PAC untuk Validasi Model Linear Hasil Linearisasi	31
Gambar 3.3 Blok Simulink dari Model Linear untuk Validasi Model Linear Hasil Linearisasi	31
Gambar 3.4 Sinyal Masukan dengan <i>Initial Seed</i> yang Sama	32
Gambar 3.5 Sinyal Masukan dengan <i>Initial Seed</i> yang Berbeda.....	33
Gambar 3.6 Blok Simulink dari Sistem Tata Udara Presisi.....	35
Gambar 3.7 Skema Aliran Udara di Kondenser Kedua	36
Gambar 3.8 Skema Aliran Udara di Evaporator dan Kondenser Kedua.....	37
Gambar 3.9 Skema Aliran Udara dan Refrigeran di Evaporator	38
Gambar 3.10 Blok Diagram untuk Mendapatkan Nilai Masukan dan Keluaran Model Linear PAC	42
Gambar 3.11 Sistem Tata Udara Presisi	43
Gambar 3.12 Sensor Suhu dan Kelembaban.....	43
Gambar 3.13 Grafik Temperatur Udara vs Tegangan Listrik	44
Gambar 3.14 Grafik Temperatur Udara vs Tegangan Listrik	45
Gambar 3.15 Grafik Tegangan Listrik dari Masukan Simulasi vs Tegangan Listrik ke Kipas.....	46
Gambar 4.1 Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i> terhadap Model Linear PAC	48
Gambar 4.2 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i>	49
Gambar 4.3 Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> terhadap Model Linear PAC ..	50
Gambar 4.4 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i>	50
Gambar 4.5 Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> terhadap Model Linear PAC	51
Gambar 4.6 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> .	52
Gambar 4.7 Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i> terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	53
Gambar 4.8 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i>	54
Gambar 4.9 Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	55
Gambar 4.10 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i>	55
Gambar 4.11 Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	56
Gambar 4.12 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i>	57

Gambar 4.13 Validasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	57
Gambar 4.14 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i>	58
Gambar 4.15 Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara.....	59
Gambar 4.16 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi.....	60
Gambar 4.17 Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	60
Gambar 4.18 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi	61
Gambar 4.19 Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi	62
Gambar 4.20 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi	63
Gambar 4.21 Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Sistem Tata Udara	64
Gambar 4.22 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi	65
Gambar 4.23 Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Sistem Tata Udara Presisi.....	65
Gambar 4.24 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP <i>Offline</i> dengan Matriks Pengkoreksi	66
Gambar 4.25 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC	67
Gambar 4.26 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC untuk 2000 Detik Pertama.....	68
Gambar 4.27 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC.....	69
Gambar 4.28 Grafik Uji Definit dari Matriks P_N untuk Identifikasi MOESP Model Linear PAC.....	70
Gambar 4.29 Grafik Nilai Determinan Matriks P_N untuk Identifikasi MOESP Model Linear PAC	71
Gambar 4.30 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC	72
Gambar 4.31 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC untuk 2000 Detik Pertama.....	73
Gambar 4.32 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC.....	74
Gambar 4.33 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	75
Gambar 4.34 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	76
Gambar 4.35 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC	77
Gambar 4.36 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	78
Gambar 4.37 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC	79

Gambar 4.38 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	80
Gambar 4.39 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC	81
Gambar 4.40 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	82
Gambar 4.41 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	83
Gambar 4.42 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	84
Gambar 4.43 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	85
Gambar 4.44 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	86
Gambar 4.45 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	87
Gambar 4.46 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	88
Gambar 4.47 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	89
Gambar 4.48 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC.....	90
Gambar 4.49. Masukan untuk Validasi Model Linearisasi.....	93
Gambar 4.50. Keluaran Hasil Validasi Model Hasil Linearisasi	94
Gambar 4.51. Kriteria Kesalahan untuk Model Hasil Linearisasi	95

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Tabel Menentukan Kondisi Tunak dari Nilai Keadaan	28
Tabel 3.2 Tabel Menentukan Nilai Masukan Titik Kerja	28
Tabel 3.3 Tabel Menentukan Nilai Keluaran Titik Kerja	29
Tabel 3.4 Kalibrasi Sensor Suhu	44
Tabel 3.5 Kalibrasi Sensor Kelembaban	44
Tabel 3.6. Kalibrasi Tegangan Listrik di Kipas	45
Tabel 4.1 Titik Kerja Nilai Keadaan Model untuk Linearisasi	91
Tabel 4.2 Titik Kerja Nilai Masukan Model untuk Linearisasi	92
Tabel 4.3. Titik Kerja Nilai Keluaran Model untuk Linearisasi	92



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tidak semua sistem yang ada di sekitar kita mudah untuk dicari model fisiknya. Karena kemajuan teknologi dan inovasi serta peningkatan kebutuhan manusia, menyebabkan sistem yang ada di sekitar kita menjadi begitu kompleks. Meskipun sistem yang ada dapat direpresentasikan dengan model fisiknya, tetapi model yang didapat mungkin tidak akurat karena ketidaklinearan sistem dan ada pengaruh dari *Time-Varying System* (parameter-parameter yang berubah terhadap waktu). Hal ini juga dapat disebabkan karena terlalu banyak serta kompleks interaksi antara fenomena fisika dan kimia di dalamnya yang saling terkait. Sebagai contoh adalah sistem tata udara presisi. Tidak mudah mencari model fisik dari sistem tata udara presisi tersebut. Kemajuan teknologi menyebabkan sistem tersebut harus dapat dikendalikan dengan teknik-teknik pengendali, seperti *Model Predictive Control* (MPC). Guna mencari model dari sistem tersebut, maka dikembangkanlah metode-metode identifikasi sistem untuk mendapatkan model ruang keadaan dari sistem tata udara presisi tersebut.

Metode Identifikasi yang sedang berkembang saat ini untuk merepresentasikan sistem adalah 4SID (*Subspace State-Space System Identification*). Metode identifikasi ini akan merepresentasikan sebuah sistem menjadi model ruang keadaan (*state space*). Model ruang keadaan ini bersifat *Linear Time-Invariant* (LTI), sehingga sederhana untuk diterapkan, meskipun hasilnya kurang presisi. Beberapa metode 4SID yang dikembangkan adalah MOESP dan PO-MOESP. Model ruang keadaan yang didapat dari metode ini akan digunakan untuk perancangan pengendali.

Metode 4SID sudah dikembangkan untuk identifikasi secara *offline*, sehingga model yang didapat bersifat *Linear Time-Invariant*. Sedangkan telah disebutkan di atas bahwa sistem yang ada hampir seluruhnya bersifat tidak linear dan berubah terhadap waktu (*Time-Variant*). Untuk menyasati masalah ini,

sehingga didapatkan model yang lebih presisi, dikembangkanlah identifikasi sistem secara *real-time*, atau disebut *online*, disebut juga rekursif. Percobaan yang dilakukan dalam percobaan ini dikonsentrasikan pada identifikasi sistem dengan metode 4SID secara rekursif, meskipun di dalam laporan ini juga terdapat analisis terhadap identifikasi secara *offline*. Ada juga perbandingan hasil identifikasi antara N4SID, MOESP, dan PO-MOESP secara *offline*. Pembahasan N4SID tidak dibahas pada laporan ini, tetapi mengacu pada seminar Victor (Victor, 2010).

Sistem yang digunakan untuk menguji algoritma identifikasi menggunakan 4SID pada laporan ini adalah sistem tata udara presisi (*Presicion Air Conditioning*). Sistem ini merupakan sistem MIMO (*Multi Input Multi Output*). Sistem ini mempunyai dua buah masukan dan dua buah keluaran. Masukan-masukan pada sistem ini adalah kecepatan kompresor dalam putaran tiap detik dan tegangan kipas dalam Volt. Keluaran dari sistem tata udara presisi ini adalah temperatur udara dalam kabinet dan kelembaban relatif dalam kabinet. Sistem tata udara presisi ini juga merupakan sistem multivariabel, yaitu menggunakan 8 orde keadaan (Surayuda, 2010).

Sistem tata udara presisi akan digunakan untuk mengatur temperatur udara dalam kabinet dan kelembaban relatif udara dalam kabinet sehingga mencapai nilai yang diinginkan. Aplikasi dari sistem tata udara presisi ini akan digunakan pada ruang pusat data, di mana di dalamnya akan terdapat banyak perangkat elektronik yang harus dijaga temperatur dan kelembaban relatifnya. Dengan demikian, perangkat elektronik yang terdapat di dalam ruang pusat data akan mempunyai waktu pemakaian yang lebih lama. Selain itu, penggunaan sistem tata udara presisi ini dapat menghemat energi yang cukup signifikan, sehingga dapat mengurangi pengeluaran perusahaan. Untuk mengatur kedua parameter tersebut, diperlukan perancangan pengendali. Diharapkan perancangan pengendali menggunakan *Model Predictive Control* (MPC). Teknik dan algoritma dari perancangan pengendali tidak dibahas pada laporan ini. Sebelum merancang pengendali dari sistem, diperlukan model yang merepresentasikan sistem tersebut. Model yang dipilih adalah model ruang keadaan multivariabel. Model tersebut didapatkan dengan metode 4SID rekursif, seperti yang akan dijelaskan pada bab-bab selanjutnya dalam laporan ini.

Dengan kata lain, permasalahan yang memicu penelitian ini adalah:

- Sistem tata udara presisi merupakan sistem multivariabel yang mempunyai beberapa masukan dan keluaran (MIMO). Hal ini menyebabkan mencari model fisik dari sistem ini menjadi relatif sulit. Sehingga diperlukan identifikasi sistem yang bersifat *black box*.
- Dibutuhkan identifikasi model yang bersifat adaptif, sehingga model yang didapat lebih baik dalam merepresentasikan sistem tata udara presisi. Hal ini akan membuat hasil pengendalian lebih baik.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mencari model ruang keadaan dari sistem multivariabel dan mempunyai beberapa masukan dan beberapa keluaran (MIMO). Metode yang digunakan untuk mencari model ruang keadaan tersebut adalah metode 4SID rekursif. Pada penelitian ini, peneliti menguji dua buah algoritma 4SID rekursif untuk mengidentifikasi sistem, yaitu MOESP (*The MIMO Output-Error State-Space Model Identification*) dan PO-MOESP (*The Ordinary MOESP scheme with Instrumental Variables Constructed from Past Input and Output Measurement*).

Penelitian ini dilakukan untuk mencari model ruang keadaan secara rekursif, sehingga didapatkan model yang bersifat adaptif. Diharapkan model yang didapat dengan algoritma rekursif ini dapat memperbaiki model yang didapat dari algoritma 4SID yang didapat secara *offline*.

1.3 Pembatasan Masalah

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa batasan masalah, antara lain:

1. Peneliti tidak melakukan penurunan rumus matematis untuk sistem tata udara presisi. Persamaan matematis diambil dari laporan penelitian yang lain (Surayuda, 2010).
2. Peneliti tidak melakukan pengujian proses kerja dan analisis cara kerja sistem tata udara presisi.

3. Laporan ini tidak membahas algoritma N4SID maupun algoritma lain selain MOESP dan PO-MOESP, kecuali ketika membandingkan identifikasi *offline* antara N4SID, MOESP, dan PO-MOESP pada subbab 4.1 dan 4.2.
4. Peneliti tidak membahas algoritma pengendali yang digunakan untuk mengendalikan keluaran dari sistem tata udara presisi, seperti MPC.

1.4 Metodologi Penelitian

Metodologi yang digunakan selama melakukan penelitian dan penulisan laporan adalah:

1. Studi Literatur

Penulis membaca buku, jurnal, disertasi, dan bahan-bahan lain yang berkaitan dengan identifikasi sistem menggunakan metode 4SID, baik untuk identifikasi *offline*, maupun rekursif.

2. Konsultasi dengan dosen pembimbing

Pertemuan yang rutin sekitar satu minggu sekali membuat penulis bisa melakukan penelitian dan penulisan berjalan dengan kontinu. Jika ada kesalahan, maka pembimbing akan mengarahkan dan membrikan solusi untuk memperbaiki hasil identifikasi.

3. Diskusi dengan orang yang telah terlebih dahulu melakukan penelitian serupa

Penulis bertanya kepada mereka yang telah melakukan penelitian serupa terlebih dahulu. Penulis melakukan surat-menyurat elektronik kepada beberapa penulis jurnal maupun disertasi, serta laporan lain untuk bertanya hal-hal yang tidak dimengerti pada penulisan mereka.

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan skripsi ini tersusun atas 5 bab, yaitu:

1. Bab 1: Pendahuluan

Pada bab ini, penulis menjelaskan Latar Belakang, Tujuan Penelitian, Pembatasan Masalah, Metodologi Penelitian, Sistematika Penulisan.

2. Bab 2: Dasar Teori

Pada bab ini, penulis menjelaskan Metode 4SID, Metode Linearisasi, dan Cara Kerja Sistem Tata Udara Presisi. Di dalam menjelaskan metode 4SID, penulis juga menjelaskan algoritma dari MOESP rekursif dan algoritma PO-MOESP rekursif. Pada bagian ini, penulis juga menjelaskan tentang faktor pelupa dan matriks pengkoreksi yang digunakan pada algoritma MOESP dan PO-MOESP.

3. Bab 3: Identifikasi Sistem Tata Udara Presisi

Pada bab ini, penulis menjelaskan langkah-langkah yang dilakukan di dalam melakukan identifikasi sistem. Pertama, dijelaskan mengenai langkah dalam melakukan linearisasi sistem. Berikutnya dijelaskan mengenai sinyal uji masukan yang digunakan dalam proses identifikasi. Setelah itu, dijelaskan mengenai model tidak linear sistem tata udara presisi yang didapat menggunakan SIMULINK berdasarkan persamaan matematis.

4. Bab 4: Hasil Simulasi dan Analisis

Pada bab ini, penulis memaparkan hasil simulasi yang dilakukan untuk beberapa kondisi, yaitu identifikasi model linear secara *offline* dan rekursif, serta identifikasi sistem tidak linear secara *offline* dan rekursif. Akan dijelaskan analisis dari setiap percobaan yang dilakukan tersebut. Selain itu dijelaskan juga hasil identifikasi menggunakan linearisasi. Semua hasil identifikasi tersebut dianalisis berdasarkan nilai kesalahannya.

5. Bab 5: Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini, penulis menyimpulkan hasil percobaan dan analisis yang dilakukan serta menuliskan saran-saran praktis yang berguna bagi pembaca yang ingin menggunakan, mempelajari, melanjutkan, ataupun mengembangkan percobaan yang telah dilaporkan pada laporan skripsi ini.

BAB 2

DASAR TEORI

2.1 Metode 4SID

2.1.1 Algoritma MOESP Rekursif

Pada subbab ini akan dijelaskan algoritma 4SID rekursif untuk sistem LTI (*Linear Time Invariant*). Algoritma MOESP Rekursif adalah sebuah metode memperbarui matriks data masukan keluaran (I/O) terkompresi secara rekursif menggunakan dekomposisi nilai tunggal (*SVD*). Pada setiap langkah pembaruan, akan didapatkan matriks koefisien dengan menggunakan dekomposisi nilai tunggal (*SVD*) dari matriks data I/O terkompresi tersebut.

Berikut akan dijelaskan beberapa perumusan masalah dan asumsi yang dibutuhkan di dalam algoritma ini.

Sistem diskrit LTI yang akan diidentifikasi dideskripsikan sebagai berikut:

$$x_{k+1} = \mathbf{A}x_k + \mathbf{B}u_k \quad (2.1)$$

$$y_k = \mathbf{C}x_k + \mathbf{D}u_k \quad (2.2)$$

di mana, $x_k \in^n$, $u_k \in^r$, dan $y_k \in^m$. Matriks \mathbf{A} harus stabil dan pasangan matriks (\mathbf{A}, \mathbf{C}) harus dapat diobservasi. Tujuan dari algoritma ini adalah mencari isi dari matriks koefisien $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D})$ secara rekursif dengan mengolah matriks masukan keluaran (I/O) yang didapat.

Berikut ini akan dijelaskan kembali secara singkat mengenai dasar dari identifikasi menggunakan metode 4SID untuk sistem bebas gangguan. Penjelasan lebih detail dapat dilihat pada Verhaegen dan Dewilde (Verhaegen & Dewilde, 1992).

Untuk urutan masukan dan keluaran yang terbatas (I/O) data $\{(u_j, y_j)\}$, $j = 1, \dots, N, u_v(i) \in^{rv}, y_v(i) \in^{mv}$ didefinisikan sebagai berikut:

$$u_v(i) := \begin{bmatrix} u_{i-v+1} \\ \vdots \\ u_i \end{bmatrix}, \quad y_v(i) := \begin{bmatrix} y_{i-v+1} \\ \vdots \\ y_i \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Lalu dari persamaan (2.1) didapatkan:

$$y_v(i) = \Gamma_v x_{i-v+1} + \mathbf{H}_v u_v(i) \quad (2.4)$$

di mana

$$\Gamma_v := \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{v-1} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_v := \begin{bmatrix} D & & 0 \\ CB & D & \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ CA^{v-2} & CA^{v-3}B & \cdots & D \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Persamaan (2.4) menghasilkan persamaan matriks antara masukan, nilai keadaan dan keluaran seperti berikut:

$$Y_N = \Gamma_v X_{N-v+1} + \mathbf{H}_v U_N \quad (2.6)$$

di mana

$$U_N := [u_v(v) \quad u_v(v+1) \quad \cdots \quad u_v(N)] = \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_{N-v+1} \\ u_2 & u_3 & \cdots & u_{N-v+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_v & u_{v+1} & \cdots & u_N \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$Y_N := [y_v(v) \quad y_v(v+1) \quad \cdots \quad y_v(N)] = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_{N-v+1} \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{N-v+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_v & y_{v+1} & \cdots & y_N \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$X_{N-v+1} := [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_{N-v+1}]$$

Dicatat bahwa U_N dan Y_N adalah matriks Hankel yang berisi N jumlah data masukan dan keluaran (I/O) yang berukuran berukuran $rv \times (N - v + 1)$ untuk masukan dan $mv \times (N - v + 1)$ untuk keluaran. $\Gamma_v \in^{mv \times n}$ disebut sebagai matriks

disebut sebagai *extended observability matrix* dan $H_v \in^{mv \times rv}$ disebut matriks segitiga bawah *Toeplitz* yang berisi parameter-parameter *Markov*. Jumlah baris Hankel (v) dapat ditentukan oleh pengguna dengan syarat $v \geq n+1$. n adalah banyaknya orde sistem. Banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi secara *offline* harus memenuhi syarat $N \gg v$.

Perlu diperhatikan bahwa matriks $U_N U_N^T$ dapat diinvers. Berikut ini akan didefinisikan dua matriks proyeksi:

$$\Pi_{U_N} := U_N^T (U_N U_N^T)^{-1} U_N \quad (2.9)$$

$$\Pi_{U_N}^\perp := I - \Pi_{U_N} \quad (2.10)$$

Perkalian antara persamaan (2.6) dengan Π_{U_N} menghasilkan

$$Y_N \Pi_{U_N}^\perp = \Gamma_v X_N \Pi_{U_N}^\perp \quad (2.11)$$

Perlu diperhatikan bahwa $Y_N \Pi_{U_N}^\perp$ pada persamaan (2.11) dapat dibentuk dari matriks Hankel masukan (2.7) dan keluaran (2.8). Jika dekomposisi nilai tunggal dari persamaan (2.11) adalah sebagai berikut

$$Y_N \Pi_{U_N}^\perp = \begin{bmatrix} E_N & E_N^\perp \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_n & \\ & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_N^\perp \\ (F_N^\perp)^T \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

maka diketahui bahwa pada N yang cukup besar akan terdapat matriks T tidak singular $n \times n$, sehingga didapat

$$\Gamma_v = E_N T \quad (2.13)$$

Dari E_N dan E_N^\perp pada persamaan di atas, representasi ruang keadaan dari model (A_T, B_T, C_T, D_T) dapat dihitung (Verhaegen & Dewilde, 1992), sehingga diperoleh

$$\begin{aligned} A_T &= T A T^{-1}, & B_T &= T B \\ C_T &= C T^{-1}, & D_T &= D \end{aligned} \quad (2.14)$$

Prosedur yang lebih rinci untuk penurunan matriks-matriks di atas dideskripsikan di dalam Lampiran A.

Berikut ini akan dijelaskan algoritma MOESP rekursif untuk sistem bebas gangguan.

Untuk mendapatkan matriks koefisien (A_T, B_T, C_T, D_T) secara rekursif, $Y_N \Pi_{U_N}^\perp$ tidak dapat digunakan, karena pasangan yang baru dari data I/O menyebabkan ukuran baris matriks terus membesar. Dalam hal ini, F_N dan F_N^\perp tidak perlu dihitung, tetapi kita hanya perlu menghitung E_N dan E_N^\perp untuk mendapatkan empat matriks koefisien (A_T, B_T, C_T, D_T) .

Dari persamaan (2.12), perkalian dari $Y_N \Pi_{U_N}^\perp$ dapat diubah menjadi

$$\begin{aligned}\Xi_N &:= Y_N \Pi_{U_N}^\perp (Y_N \Pi_{U_N}^\perp)^T \\ &= Y_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T \\ &= [E_N E_N^\perp] \begin{bmatrix} S_n^2 & \\ & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_N^T \\ (E_N^\perp)^T \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (2.15)$$

Hubungan (2.15) mempunyai arti bahwa E_N dan E_N^\perp dapat diturunkan dari perhitungan nilai eigen (dekomposisi nilai tunggal) dari matriks simetris $\Xi_N := Y_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T$, di mana matriks ini disebut sebagai matriks data I/O terkompresi. Sebuah algoritma rekursif dari pembaruan matriks data I/O terkompresi akan dijelaskan pada bagian selanjutnya.

Untuk melakukan identifikasi secara rekursif, langkah awal adalah menghitung matriks kovarian P_N

$$P_N := (U_N U_N^T)^{-1} \quad (2.16)$$

Algoritma 1

Diasumsikan bahwa Ξ_{N-1} , P_{N-1} , dan $Y_{N-1} U_{N-1}^T$ sudah didapatkan. Saat pasangan data I/O yang ke-N (u_n, y_n) diperoleh, $u_v(N)$ dan $y_v(N)$ dapat dibentuk dari persamaan (2.3). Lalu, matriks data I/O terkompresi yang ke-N (Ξ_N) dapat diperbarui secara rekursif dengan prosedur seperti berikut ini:

$$\bar{\Xi}_N = \bar{\Xi}_{N-1} + \alpha_N e_N e_N^T \quad (2.17)$$

di mana

$$P_N = P_{N-1} - \alpha_N P_{N-1} u_v(N) u_v(N)^T P_{N-1} \quad (2.18)$$

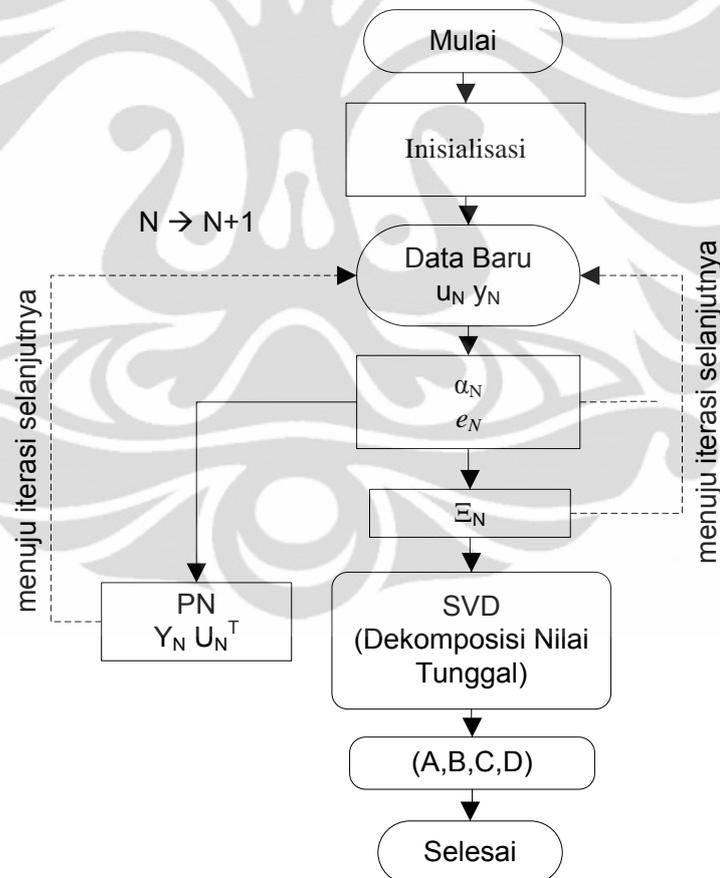
$$\alpha_N := \left(1 + u_v(N)^T P_{N-1} u_v(N)\right)^{-1} \quad (2.19)$$

$$e_N := y_v(N) - Y_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) \quad (2.20)$$

$$Y_N U_N^T = Y_{N-1} U_{N-1}^T + y_v(N) u_v(N)^T \quad (2.21)$$

Pembuktian untuk persamaan-persamaan di atas dijelaskan di dalam lampiran B.

Berikut ini adalah skema diagram alir dari algoritma MOESP Rekursif



Gambar 2.1. Prosedur dari Algoritma MOESP Rekursif

Untuk mendapatkan matriks koefisien ($\mathbf{A}_T, \mathbf{B}_T, \mathbf{C}_T, \mathbf{D}_T$) pada setiap langkah pembaruan, digunakan dekomposisi nilai tunggal dari matriks data I/O terkompresi (Ξ_N).

2.1.2 Algoritma PO-MOESP Rekursif

Pada subbab ini akan dijelaskan algoritma rekursif dari 4SID yang dikenal dengan nama PO MOESP. PO MOESP adalah MOESP biasa dengan konstruksi *instrumental variables* dari pengukuran masukan lampau dan keluaran lampau. Dimensi sistem LTI yang akan diidentifikasi diasumsikan memiliki representasi sebagai berikut:

$$x_{k+1} = \mathbf{A}x_k + \mathbf{B}u_k \quad (2.22)$$

$$y_k = \mathbf{C}x_k + \mathbf{D}u_k \quad (2.23)$$

di mana $x_k \in^n$, $u_k \in^r$. Dengan asumsi matriks \mathbf{A} harus stabil dan pasangan matriks (\mathbf{A}, \mathbf{C}) harus dapat diobservasi.

Banyaknya baris Hankel (v) harus memenuhi syarat $v \geq n+1$, di mana n adalah jumlah orde sistem, dan banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi *offline* harus memenuhi syarat $N \gg v$.

Tujuan dari algoritma PO MOESP ini adalah memperkirakan matriks koefisien ($\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}$) secara rekursif dari data I/O yang didapat.

Untuk algoritma ini, vektor-vektor $u_v(i)$, $y_v(i)$, dan matriks-matriks U_N, Y_N dapat dicari menggunakan cara yang sama seperti subbab sebelumnya (algoritma MOESP biasa).

Pada bagian ini, metode PO-MOESP yang diperkenalkan oleh Jansson dan Wahlberg (Jansson & Wahlberg, 1996) akan dijelaskan.

Metode ini menggunakan matriks regresi yang didefinisikan sebagai

$\Phi_N \in^{(r+m)v \times (N-v+1)}$ yang berisi:

$$\begin{aligned}\Phi_N &:= \begin{bmatrix} u_v(0) & u_v(1) & \cdots & u_v(N-v) \\ y_v(0) & y_v(1) & \cdots & y_v(N-v) \end{bmatrix} \\ &=: [\phi(0) \quad \phi(1) \quad \cdots \quad \phi(N-v)]\end{aligned}\quad (2.24)$$

Jika sistem dimulai dari waktu ke-0, maka data I/O yang di saat lebih kecil dari 0 bernilai 0, contohnya $\cdots = u_{-2} = u_{-1} = 0$ dan $\cdots = y_{-2} = y_{-1} = 0$.

Setelah itu, dicarilah faktorisasi RQ dari $[U_N^T \Phi_N^T Y_N^T]$ menjadi:

$$\begin{bmatrix} U_N \\ \Phi_N \\ Y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & & \\ R_{21} & R_{22} & \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_1^T \\ Q_2^T \\ Q_3^T \end{bmatrix}\quad (2.25)$$

Menurut Teorema 2 dalam (Verhaegen, 1994), dekomposisi nilai tunggal dari R_{32} adalah:

$$R_{32} = \begin{bmatrix} E_N & E_N^\perp \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_n & \\ & S_\varepsilon \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_N^T \\ (F_N^\perp)^T \end{bmatrix}\quad (2.26)$$

Kolom keadaan dari E_N menunjukkan matriks *extended observability* Γ_v .

Lalu, berikut adalah persamaan-persamaan untuk algoritma PO-MOESP

$$Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp = R_{32} Q_2^T\quad (2.27)$$

di mana

$$\Psi_N := (\Phi_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T)^{-1}\quad (2.28)$$

Perlu dicatat, dari persamaan (2.25) dapat dihitung:

$$\Pi_{U_N}^\perp = I - U_N^T (U_N U_N^T)^{-1} U_N = I - Q_1 Q_1^T\quad (2.29)$$

$$\Pi_{U_N}^\perp \Phi_N = (I - Q_1 Q_1^T) (Q_1 R_{21}^T + Q_2 R_{22}^T) = Q_2 R_{22}^T\quad (2.30)$$

dan

$$\Psi_N = (\Phi_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T)^{-1} = (R_{22} R_{22}^T)^{-1}\quad (2.31)$$

Dengan demikian, hubungan (2.27) bisa diturunkan menjadi:

$$\begin{aligned}Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp &= (R_{32} Q_1^T + R_{32} Q_2^T + R_{33} Q_3^T) Q_2 R_{22}^T (R_{22} R_{22}^T)^{-1} R_{22} Q_2^T \\ &= R_{32} Q_2^T\end{aligned}\quad (2.32)$$

Algoritma Rekursif dari PO-MOESP

Selanjutnya akan dicari versi rekursif dari keadaan PO-MOESP di atas.

Pembaruan secara rekursif dilakukan dengan cara sebagai berikut:

$$\left(Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp \right) \left(Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp \right)^T = Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T \quad (2.33)$$

Sisi kanan dari persamaan (2.33) disebut sebagai matriks data I/O terkompresi.

Digunakan kembali notasi Ξ_N untuk menunjukkan matriks data I/O terkompresi dengan definisi sebagai berikut:

$$\Xi_N := Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T \quad (2.34)$$

Persamaan-persamaan berikut ini merupakan bagian inti dari bagian ini:

Algoritma 2

Diasumsikan bahwa Ξ_{N-1} , P_{N-1} , $\Phi_{N-1} U_{N-1}^T$, $Y_{N-1} U_{N-1}^T$ dan Ψ_{N-1} sudah didapatkan dari langkah sebelumnya. Jika pasangan data I/O (u_n, y_n) yang ke-N diperoleh, maka matriks data I/O terkompresi $\Xi_N := Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T$ dapat diperbarui secara rekursif dengan prosedur seperti berikut:

Pertama, perbaharui α_N , e_N , q_N , dan β_N dengan

$$\alpha_N := \left(1 + u_v(N)^T P_{N-1} u_v(N) \right)^{-1} \quad (2.35)$$

$$e_N := y_v(N) - Y_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) \quad (2.36)$$

$$q_N := \Phi_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) - \phi(N-v) \quad (2.37)$$

$$\beta_N := \left(\frac{1}{\alpha_N} + q_N^T \Psi_{N-1} q_N \right)^{-1} \quad (2.38)$$

Lalu $Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T$ dan Ψ_N diperbarui dengan

$$Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T = Y_{N-1} \Pi_{U_{N-1}}^\perp \Phi_{N-1}^T - \alpha_N e_N q_N^T \quad (2.39)$$

$$\Psi_N = \Psi_{N-1} - \beta_N \Psi_{N-1} q_N q_N^T \Psi_{N-1} \quad (2.40)$$

Selanjutnya, menghitung Ξ_N dengan

$$\Xi_N = Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \left(Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \right)^T$$

(2.41)

Setelah itu, memperbarui P_N , $Y_N U_N^T$ dan $\Phi_N U_N^T$ dengan cara berikut:

$$P_N = P_{N-1} - \alpha_N P_{N-1} u_v(N) u_v(N)^T P_{N-1} \quad (2.42)$$

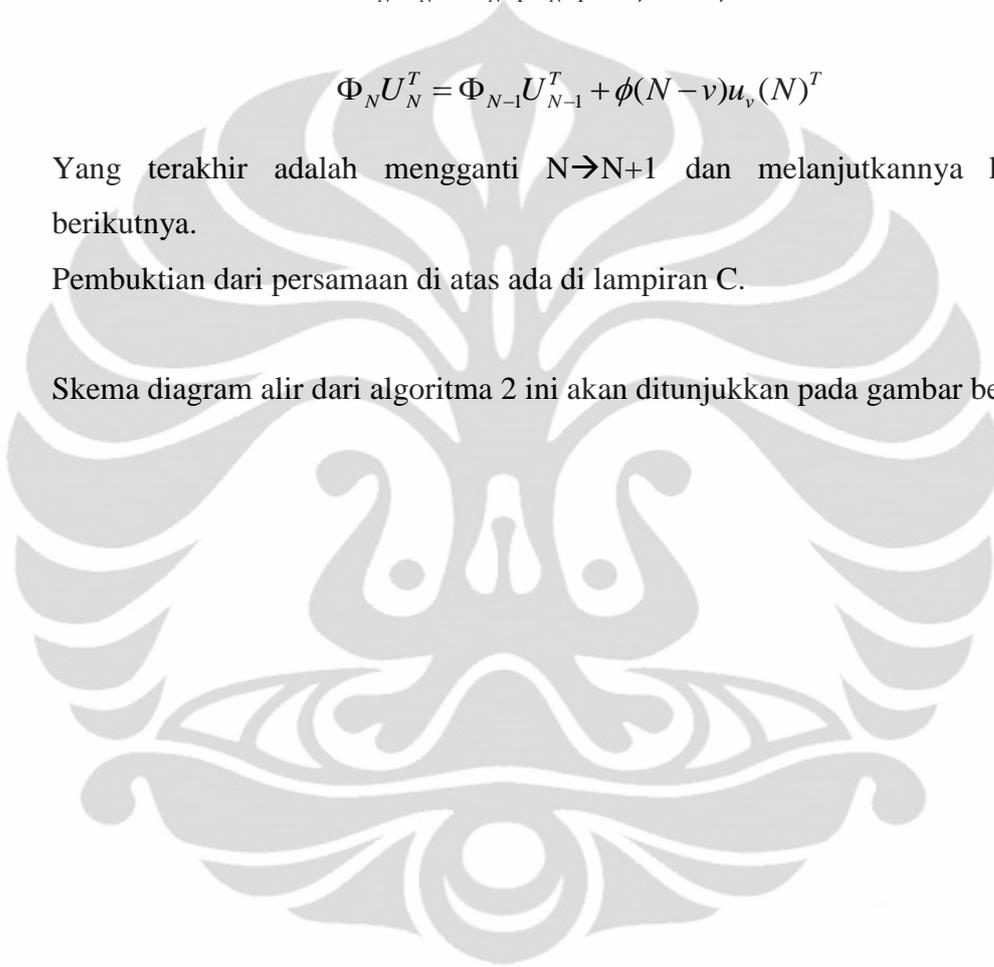
$$Y_N U_N^T = Y_{N-1} U_{N-1}^T + y_v(N) u_v(N)^T \quad (2.43)$$

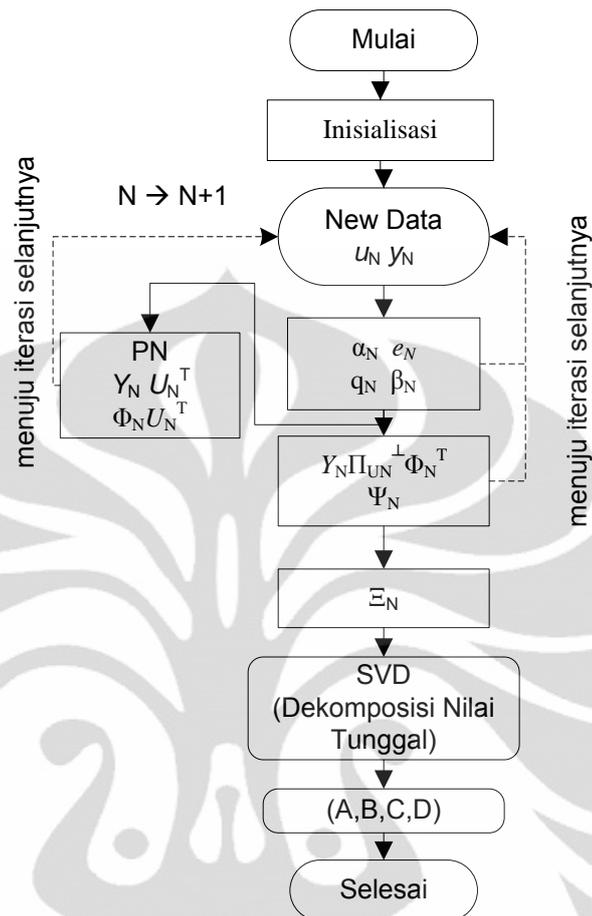
$$\Phi_N U_N^T = \Phi_{N-1} U_{N-1}^T + \phi(N-v) u_v(N)^T \quad (2.44)$$

Yang terakhir adalah mengganti $N \rightarrow N+1$ dan melanjutkannya ke tahap berikutnya.

Pembuktian dari persamaan di atas ada di lampiran C.

Skema diagram alir dari algoritma 2 ini akan ditunjukkan pada gambar berikut ini:





Gambar 2.2 Prosedur dari Algoritma PO-MOESP

Untuk mendapatkan matriks koefisien (A_T, B_T, C_T, D_T) pada setiap tahap pembaruan, matriks data I/O terkompresi harus dicari terlebih dahulu dengan menggunakan persamaan (2.33) yang didapat dari persamaan (2.39) sampai (2.40) dalam Algoritma 2, dan selanjutnya dicari dekomposisi nilai tunggal dari setiap langkah pembaruan.

2.1.3 Faktor Pelupa (*Forgetting Factor*)

Pada bagian ini, identifikasi rekursif untuk sistem yang berubah terhadap waktu secara lambat (*slowly time-varying*) akan dipertimbangkan. Sistem yang berubah terhadap waktu secara lambat adalah sistem di mana matriks koefisiennya berubah dengan lambat seiring berjalannya waktu. Dengan kata lain, diasumsikan

bahwa matriks koefisiennya konstan untuk interval waktu tertentu meskipun sebenarnya berubah untuk jangka waktu yang panjang.

Koefisien matriks pada persamaan (2.1), (2.2), (2.22) dan (2.23) diubah menjadi $(\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t), \mathbf{C}(t), \mathbf{D}(t))$. Untuk mendapatkan matriks koefisien tersebut, algoritma 4SID ditambahkan dengan faktor pelupa (*forgetting factor*).

Algoritma yang digunakan untuk sistem ini adalah sangat mudah. Syaratnya adalah $0 < \lambda < 1$ dan $\gamma := \lambda^2$. γ adalah faktor pelupa.

Sehingga diperoleh:

$$U_N = [\lambda U_{N-1} \quad u_v(N)] \quad (2.45)$$

$$Y_N = [\lambda Y_{N-1} \quad y_v(N)] \quad (2.46)$$

dan

$$\Phi_N = [\lambda \Phi_{N-1} \quad \phi_v(N)] \quad (2.47)$$

Algoritma 3

Algoritma ini adalah penambahan faktor pelupa pada algoritma 1. Saat data I/O ke-N (u_n, y_n) diperoleh, matriks data I/O terkompresi ke-N $\Xi_N := Y_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^\perp$ dapat diperbarui secara rekursif dengan cara:

$$\Xi_N = \gamma \Xi_{N-1} + \gamma \alpha_N e_N e_N^T \quad (2.48)$$

di mana

$$\alpha_N := (\gamma + u_v(N)^T P_{N-1} u_v(N))^{-1} \quad (2.49)$$

$$e_N := y_v(N) - Y_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) \quad (2.50)$$

$$Y_N U_N^T = \gamma Y_{N-1} U_{N-1}^T + y_v(N) u_v(N)^T \quad (2.51)$$

$$P_N = \frac{1}{\gamma} P_{N-1} - \frac{1}{\gamma} \alpha_N P_{N-1} u_v(N) u_v(N)^T P_{N-1} \quad (2.52)$$

Algoritma 4

Algoritma ini adalah penambahan faktor pelupa pada algoritma 1. Diasumsikan bahwa $P_{N-1}, Y_{N-1} \Pi_{U_{N-1}}^\perp \Phi_{N-1}^T, \Phi_{N-1} U_{N-1}^T, Y_{N-1} U_{N-1}^T$ dan Ψ_{N-1} sudah didapat dari tahap sebelumnya. Saat data I/O ke-N (u_n, y_n) diperoleh, matriks data I/O

terkompresi ke-N $\Xi_N := Y_N \Pi_{U_N}^\perp \Phi_N^T \Psi_N \Phi_N \Pi_{U_N}^\perp Y_N^T$ dapat diperbarui secara rekursif dengan cara:

$$(2.53)$$

$$\Psi_N = \frac{1}{\gamma} \Psi_{N-1} - \frac{1}{\gamma} \beta_N \Psi_{N-1} q_N q_N^T \Psi_{N-1} \quad (2.54)$$

$$\alpha_N := (\gamma + u_v(N)^T P_{N-1} u_v(N))^{-1} \quad (2.55)$$

$$\beta_N := \left(\frac{1}{\alpha_N} + q_N^T \Psi_{N-1} q_N \right)^{-1} \quad (2.56)$$

$$e_N := y_v(N) - Y_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) \quad (2.57)$$

$$q_N := \Phi_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v(N) - \phi(N-v) \quad (2.58)$$

$$P_N = \frac{1}{\gamma} P_{N-1} - \frac{1}{\gamma} \alpha_N P_{N-1} u_v(N) u_v(N)^T P_{N-1} \quad (2.59)$$

$$Y_N U_N^T = \gamma Y_{N-1} U_{N-1}^T + y_v(N) u_v(N)^T \quad (2.60)$$

$$\Phi_N U_N^T = \gamma \Phi_{N-1} U_{N-1}^T + \phi(N-v) u_v(N)^T \quad (2.61)$$

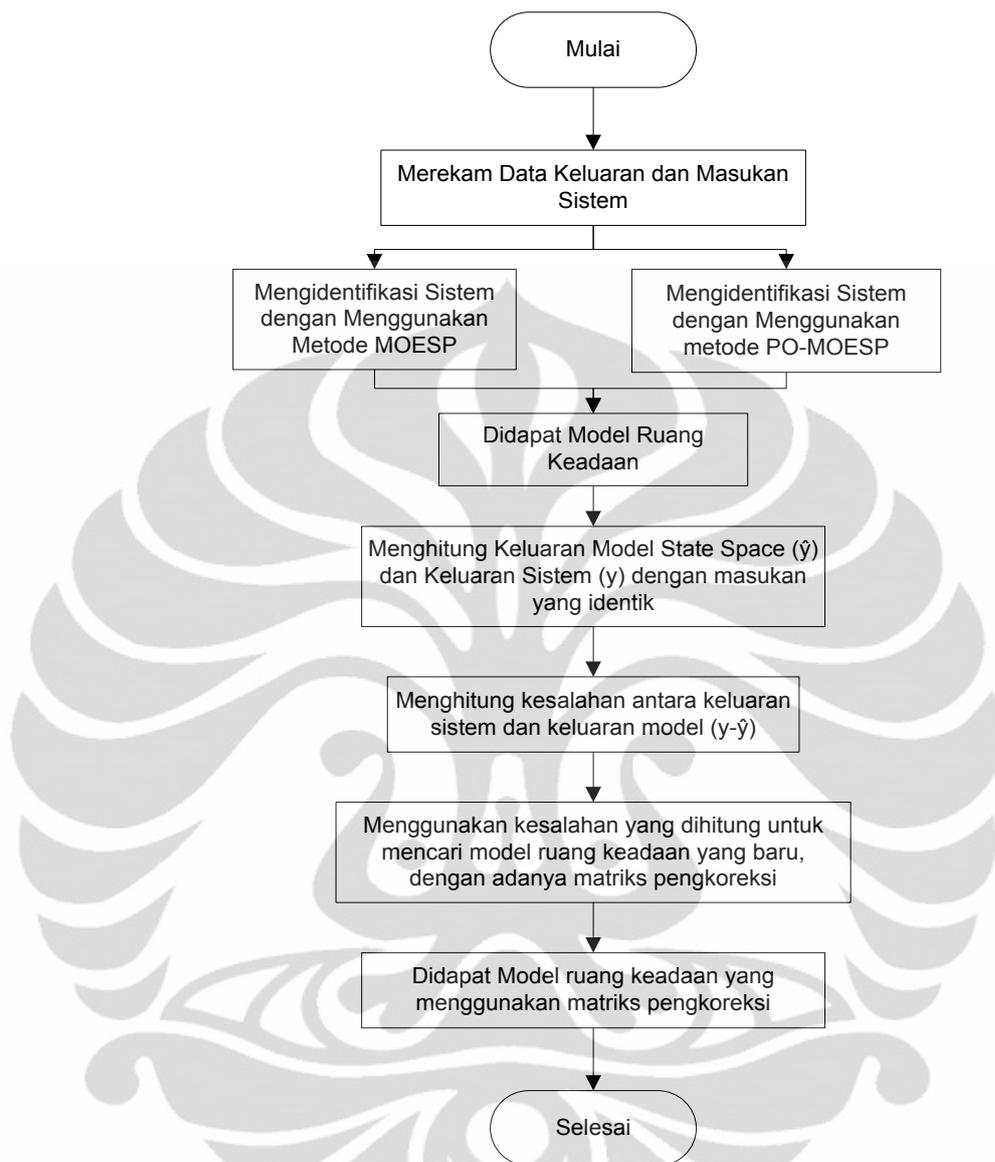
2.1.4 Matriks Pengkoreksi

Metode ini adalah pengembangan lanjutan dari metode 4SID. Gambar 2.3 menunjukkan diagram alir untuk metode ini.

Untuk mencari model 4SID dengan matriks pengkoreksi, dibutuhkan nilai kesalahan antara keluaran sistem (y) dengan keluaran model (\hat{y}), boleh menggunakan model MOESP biasa maupun model PO-MOESP. Berikut adalah persamaan untuk mencari kesalahan:

$$\begin{bmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \\ \vdots \\ e_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_m(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{y}_1(k) \\ \hat{y}_2(k) \\ \vdots \\ \hat{y}_m(k) \end{bmatrix} \quad (2.62)$$

di mana y adalah keluaran sistem dan \hat{y} adalah keluaran model dan m adalah jumlah keluaran sistem.



Gambar 2.3 Diagram Alir untuk Mencari Model 4SID dengan Matriks Pengkoreksi

Untuk mencari nilai \hat{y} , harus dilakukan identifikasi sistem terlebih dahulu, sehingga didapatkan model ruang keadaan dari sistem tersebut. Di dalam mencari model ruang keadaan, metode MOESP ataupun PO-MOESP boleh digunakan. Pada simulasi di dalam laporan ini, penulis menggunakan kedua metode tersebut untuk mencari model ruang keadaan awal, yang akan digunakan untuk mencari nilai kesalahan.

Setelah didapatkan model ruang keadaan, didapatkan nilai \hat{y} . Caranya adalah diberikannya masukan pada model ruang keadaan tersebut. Keluaran dari sistem itu kita simpan. Untuk mencari kesalahan, kita juga harus merekam keluaran dari sistem, yang pada akhirnya akan dicari selisihnya, sehingga didapatkan nilai *error* antara keluaran sistem dengan keluaran model. Perlu diperhatikan bahwa nilai masukan yang diberikan kepada model harus identik dengan masukan yang diberikan kepada sistem. Untuk mempermudah pemahaman, perhatikan Gambar 2.4 berikut:



Gambar 2.4 Blok Diagram untuk Mencari Kesalahan

Setelah didapatkan nilai kesalahan, kita akan mencari model ruang keadaan yang baru dengan metode 4SID yang menggunakan matriks pengkoreksi. Secara umum, langkah-langkah yang digunakan menyerupai 4SID yang dijelaskan pada subbab sebelumnya, hanya saja ada beberapa penyesuaian yang harus diperhatikan, misalnya elemen-elemen matriks yang digunakan dalam persamaan ruang keadaan. Berikut akan dijelaskan penyesuaian antara metode ini dengan metode 4SID.

Persamaan sistem LTI diskrit yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{k}_1 e_k \quad (2.63)$$

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ \vdots \\ x_n(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1r} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_r(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k1_{11} & k1_{12} & \cdots & k1_{1m} \\ k1_{21} & k1_{22} & \cdots & k1_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k1_{n1} & k1_{n2} & \cdots & k1_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \\ \vdots \\ e_m(k) \end{bmatrix} \quad (2.64)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}\mathbf{u}_k + \mathbf{k}_2 \mathbf{e}_k \quad k = 0,1,2,\dots,N \quad (2.65)$$

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & c_{p2} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1r} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \\ \vdots \\ u_r(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k2_{11} & k2_{12} & \cdots & k2_{1m} \\ k2_{21} & k2_{22} & \cdots & k2_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k2_{m1} & k2_{m2} & \cdots & k2_{mm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ \vdots \\ e_m(t) \end{bmatrix} \quad (2.66)$$

di mana $\mathbf{x} \in R^n$ merupakan vektor keadaan, $\mathbf{u} \in R^r$ merupakan vektor masukan, $\mathbf{y} \in R^m$ merupakan vektor keluaran, $\mathbf{e} \in R^m$ merupakan matriks pengoreksi dan $\mathbf{A} \in R^{n \times n}$, $\mathbf{B} \in R^{n \times r}$, $\mathbf{C} \in R^{m \times n}$, $\mathbf{D} \in R^{m \times r}$, merupakan matriks konstanta, dan $\mathbf{k}_1 \in R^{m \times m}$, $\mathbf{k}_2 \in R^{m \times m}$ merupakan vektor konstanta. Sementara itu, n adalah orde sistem, r adalah jumlah masukan dan m adalah jumlah keluaran, \mathbf{k}_1 adalah vektor konstanta yang adalah matriks pengoreksi untuk persamaan keadaan, dan \mathbf{k}_2 adalah vektor konstanta yang adalah matriks pengoreksi untuk persamaan keluaran.

Pembuatan matriks hankel untuk metode 4SID menjadi sebagai berikut:

$$U_N = \begin{bmatrix} u_1(1) & u_1(2) & u_1(3) & u_1(4) & u_1(5) & \cdots & u_1(N-v) \\ u_2(1) & u_2(2) & u_2(3) & u_2(4) & u_2(5) & \cdots & u_2(N-v) \\ e_1(1) & e_1(2) & e_1(3) & e_1(4) & e_1(5) & \cdots & e_1(N-v) \\ e_2(1) & e_2(2) & e_2(3) & e_2(4) & e_2(5) & \cdots & e_2(N-v) \\ u_1(2) & u_1(3) & u_1(4) & u_1(5) & u_1(6) & \cdots & u_1(N-v+1) \\ u_2(2) & u_2(3) & u_2(4) & u_2(5) & u_2(6) & \cdots & u_2(N-v+1) \\ e_1(2) & e_1(3) & e_1(4) & e_1(5) & e_1(6) & \cdots & e_1(N-v+1) \\ e_2(2) & e_2(3) & e_2(4) & e_2(5) & e_2(6) & \cdots & e_2(N-v+1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1(v) & u_1(v+1) & u_1(v+2) & \cdots & \cdots & \cdots & u_1(N) \\ u_2(v) & u_2(v+1) & u_2(v+2) & \cdots & \cdots & \cdots & u_2(N) \\ e_1(v) & e_1(v+1) & e_1(v+2) & \cdots & \cdots & \cdots & e_1(N) \\ e_2(v) & e_2(v+1) & e_2(v+2) & \cdots & \cdots & \cdots & e_2(N) \end{bmatrix} \quad (2.67)$$

Matriks Hankel Y_N untuk metode PO-MOESP mengikuti pola yang sama seperti matriks di atas.

2.2 Metode Linearisasi

Pada dasarnya, persamaan ruang keadaan dari model yang sudah dilinearisasi adalah sebagai berikut:

$$\delta \dot{x} = \mathbf{A} \delta x + \mathbf{B} \delta u \quad (2.68)$$

$$\delta y = \delta \mathbf{C} \delta x + \mathbf{D} \delta u \quad (2.69)$$

Dengan state, masukan dan keluaran model linear didapat dari hasil linearisasi di sekitar titik kerja dari model nonlinear dari sistem:

$$\delta x(k) = x(k) - x_0 \quad (2.70)$$

$$\delta u(k) = u(k) - u_0 \quad (2.71)$$

$$\delta y(k) = y(k) - y_0 \quad (2.72)$$

di mana saat model tidak linear berada pada titik kerja linearisasi $x(k) = x_0$, $u(k) = u_0$, $y(k) = y_0$ maka model linear berada di titik kerja $\delta x(k) = 0$, $\delta u(k) = 0$ dan $\delta y(k) = 0$.

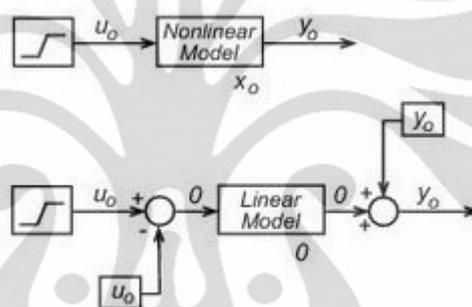
Berdasarkan pengertian di atas, untuk membandingkan respon model tidak linear dengan model linear, hal yang harus dilakukan adalah:

Memberikan nilai keadaan awal berupa titik kerja linearisasi pada model tidak linear.

Pada model linear, masukan dikurangi u_0 dan keluaran ditambah y_0

Tambahkan sinyal perturbasi pada masukan (contohnya sinyal step dengan nilai yang cukup kecil) untuk melihat lebih jelas respon keluaran kedua model.

Berikut adalah skema model nonlinear dan model linear yang dipakai untuk validasi sistem linearisasi.



Gambar 2.5 Skema Model Nonlinear dan Model Linear

Sumber: *Help* Matlab R2008a

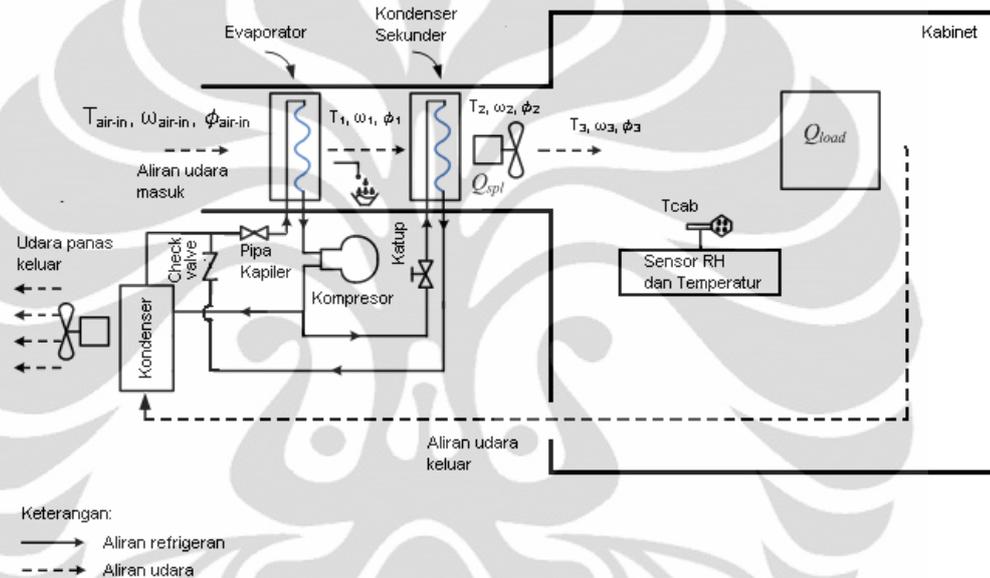
2.3 Sistem Tata Udara Presisi

Sistem tata udara presisi (*Precision Air Conditioning* atau PAC) merupakan sistem refrigerasi yang bekerja berdasarkan konsep termodinamika. Mesin refrigerasi adalah alat yang melakukan proses perpindahan kalor dari media bersuhu tinggi ke media bersuhu rendah dengan memanfaatkan siklus refrigerasi (*vapor-compression cycle*).

PAC banyak digunakan di berbagai kebutuhan industri maupun rumah tangga. Penggunaan PAC ini dapat mengefisienkan penggunaan energi. Pada skripsi ini, penggunaan PAC difokuskan pada penggunaan industri, terutama di ruang pusat data (*data center*). PAC ini digunakan untuk mengendalikan suhu dan kelembaban udara relatif pada kabinet yang ada di ruang pusat data, sehingga suhu dan kelembabannya terjaga konstan di nilai tertentu. Hal ini bertujuan untuk

menjaga peralatan IT bisa beroperasi secara kontinu dengan meminimalkan kemungkinan kerusakan. Tujuan lainnya adalah untuk menjaga usia pemakaian peralatan IT tersebut agar bertahan lama. Tujuan lain yang seperti telah disebutkan di atas adalah pengefisienan energi, sehingga pengeluaran perusahaan bisa ditekan menjadi lebih murah. Suhu ideal untuk peralatan IT sekitar 20-22°C dan kelembaban relatif ideal untuk peralatan IT sekitar 45-55%.

Berikut adalah bagan PAC yang akan diidentifikasi pada skripsi ini:



Gambar 2.6 Bagan Sistem Tata Udara Presisi

Skripsi ini merupakan modifikasi dari skripsi maupun jurnal tentang PAC yang telah dilakukan sebelumnya oleh Rise Hapshary Surayuda (Surayuda, 2010), Sutarna (Sutarna, 2008), dan Deng dan (Deng & Qi, 2009). Pembahasan yang dilakukan dalam skripsi ini pun hanya meliputi bagian-bagian yang seperlunya yang berkaitan dengan pemodelan PAC.

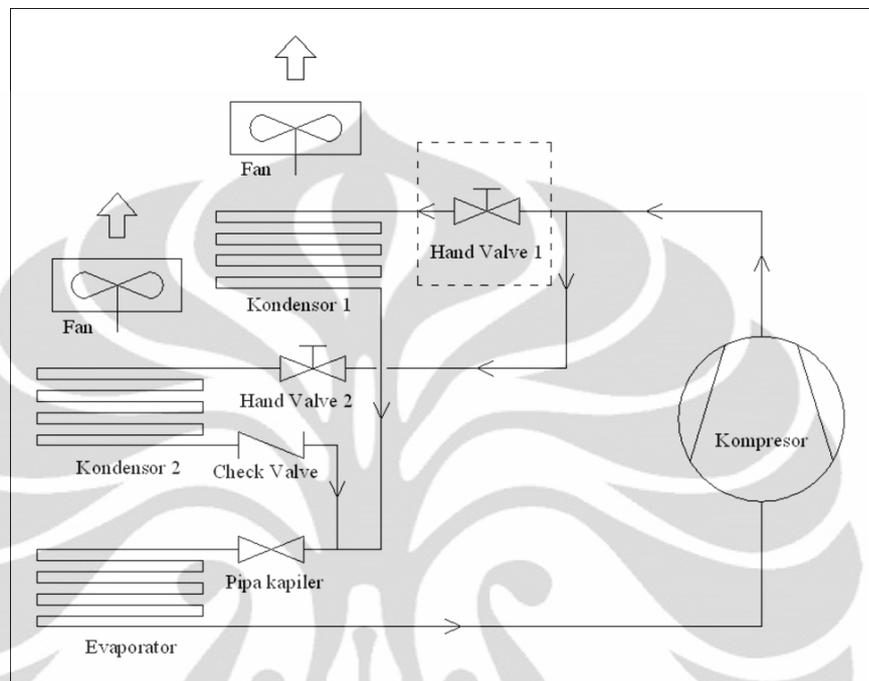
Prinsip Kerja Tata Udara Presisi

Ada beberapa komponen yang ada dalam sistem tata udara presisi ini, yaitu:

- Kompresor
- Evaporator
- Dua buah kondenser
- Dua buah kipas (*fan*)

- Pipa Kapiler
- Katup (electronic valve)

Berikut adalah skema PAC beserta penjelasan cara kerja sistem tersebut:



Gambar 2.7 Diagram Pipa Sistem Tata Udara Presisi

Pada sistem tata udara presisi ini, ada dua aliran fluida yang perlu diperhatikan. Pertama adalah aliran udara dan kedua adalah aliran refrigeran. Fluida yang digunakan sebagai refrigeran pada PAC ini adalah R134a.

Aliran udara ditarik masuk oleh *fan* dari ruang pusat data ke dalam kabinet, melalui PAC. Udara tersebut pertama akan melalui evaporator, lalu melewati kondenser kedua dan akhirnya masuk ke dalam kabinet. Udara dari dalam kabinet akan dibuang keluar oleh kondenser kedua.

Berikut akan dijelaskan siklus refrigeran yang mengalir pada PAC:

refrigeran lebih rendah dibandingkan suhu udara dalam PAC. Oleh karena itu, terjadi penyerapan kalor oleh refrigeran yang mengakibatkan suhu udara yang keluar dari evaporator (T_1) lebih rendah dibanding dengan suhu udara pada ruang pusat data ($T_{\text{air-in}}$) yang masuk ke dalam evaporator dengan kelembaban relatif (RH) yang tinggi. Akibat penyerapan kalor ini, terjadi proses evaporasi sehingga refrigeran berubah fase dari cair ke gas.

Refrigeran dalam bentuk gas yang keluar dari evaporator kemudian masuk kembali ke kompresor untuk dikompresi, dan begitu seterusnya. Siklus ini dikenal dengan siklus refrigerasi atau *vapor-compression cycle* seperti ditunjukkan pada Gambar 2.3. PAC yang digunakan pada skripsi ini menggunakan kondenser tambahan, sehingga refrigeran yang keluar dari kompresor tidak hanya mengalir ke kondenser pertama, tapi juga ke kondenser kedua jika katup kondenser kedua dibuka. (lihat Gambar 2.2).

Pada kondenser kedua, terjadi tahap kondensasi seperti yang terjadi pada kondenser pertama. Di kondenser kedua, suhu refrigeran lebih tinggi dibandingkan suhu udara di dalam PAC, sehingga terjadi pembuangan panas dari refrigeran ke udara luar. Hal ini menyebabkan suhu udara yang keluar dari kondenser kedua (T_2) lebih tinggi dibanding suhu udara yang masuk ke kondenser pertama (T_1) dengan kelembaban relatif yang lebih rendah juga ($\phi_2 < \phi_1$). Adanya kenaikan suhu tersebut, maka kondenser kedua ini berfungsi sebagai kondenser reheat, yaitu untuk memanaskan kembali udara yang keluar dari evaporator karena umumnya udara yang keluar dari evaporator memiliki suhu yang rendah dan kelembaban yang tinggi.

BAB 3

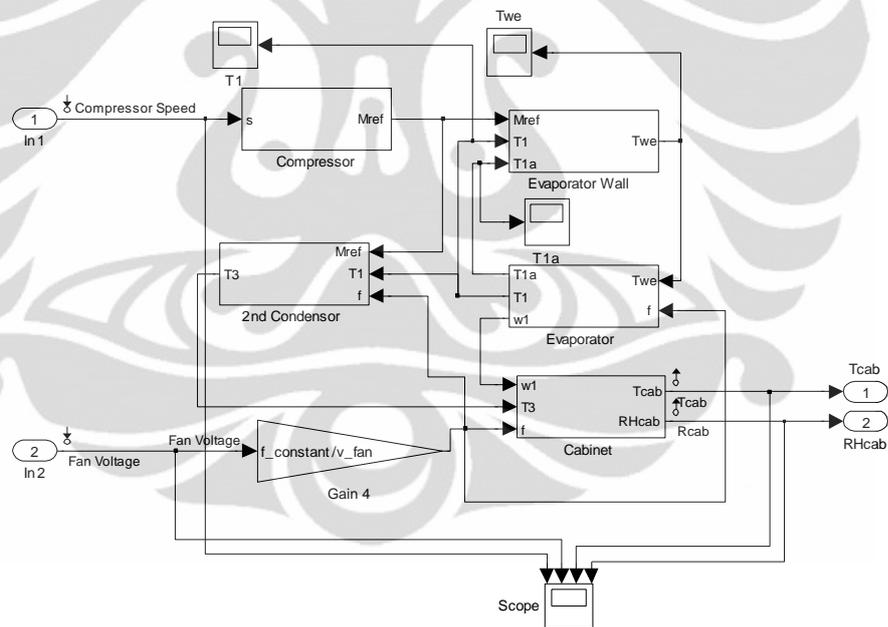
IDENTIFIKASI SISTEM TATA UDARA PRESISI

3.1 Linearisasi Model Sistem Tata Udara Presisi

Pada bagian ini, dilakukan identifikasi model linear dari sistem tata udara presisi yang digunakan dengan menggunakan linearisasi. Penjelasan singkat mengenai langkah-langkah linearisasi sudah dijelaskan pada bab 2.

Berikut adalah langkah-langkah dalam melakukan linearisasi menggunakan *Control and Estimation Tools Manager* pada *MATLAB*:

1. Membuat model dengan *Simulink*, dan menentukan *port* masukan dan *port* keluaran linearisasi.



Gambar 3.1 Blok Simulink Model Linear

2. Menentukan harga awal nilai keadaan model.
3. Menentukan nilai keadaan yang harus mencapai kondisi tunak, dan nilai keadaan yang tidak perlu mencapai kondisi tunak. Pengertian kondisi tunak adalah $dx=0$.

Operating Points		Compute Operating Points			
		Compute new operating points using operating specifications			
States		Inputs	Outputs	Computation Results	
State	Value	State Specifications			
		<input type="checkbox"/> Known	<input type="checkbox"/> Steady State	Minimum	Maximum
PAC_linearisasi/2nd Condensor/Integrator untuk T2					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/2nd Condensor/Integrator untuk Twc2					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Cabinet/Integrator untuk Tcab					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Cabinet/Integrator untuk wcab					
State - 1	0.01291	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Evaporator Wall/Integral untuk Twe					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk T1					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk T1a					
State - 1	25	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk w1					
State - 1	0.0084116	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf

Tabel 3.1 Tabel Menentukan Kondisi Tunak dari Nilai Keadaan

Pada percobaan ini, nilai keadaan suhu kabinet (T_{cab}) dan kelembaban spesifik (ω_{cab}) tidak dipaksa mencapai nilai tunak karena nilai tunaknya tidak dapat dicapai. Dikarenakan model matematis yang digunakan tidak stabil.

Operating Points		Compute Operating Points		
		Compute new operating points using operating specifications		
States		Inputs	Outputs	Computation Results
Input	Value	Input Specifications		
		<input type="checkbox"/> Known	Minimum	Maximum
PAC_linearisasi/ln1				
Channel - 1	0	<input type="checkbox"/>	60	63
PAC_linearisasi/ln2				
Channel - 1	0	<input type="checkbox"/>	18	20

Tabel 3.2 Tabel Menentukan Nilai Masukan Titik Kerja

States	Inputs	Outputs	Computation Results		
Output	Value	Output Specifications			
		<input checked="" type="checkbox"/> Known	Minimum	Maximum	
PAC_linearisasi/Tcab					
Channel - 1	20.3989	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf	
PAC_linearisasi/RHcab					
Channel - 1	0.4803	<input checked="" type="checkbox"/>	-Inf	Inf	

Tabel 3.3 Tabel Menentukan Nilai Keluaran Titik Kerja

Tabel 3.2 dan Tabel 3.3 menunjukkan rentang nilai masukan terkecil dan terbesar untuk kecepatan kompresor dan tegangan kipas dalam satuan putaran tiap detik dan Volt. Percobaan dilakukan dengan mengambil nilai tengah dari rentang kerja kompresor dan kipas, yaitu dari 60 putaran tiap detik sampai 63 putaran per detik untuk kecepatan kompresor dan dari 18 V sampai 20 V untuk tegangan kipas. Pada percobaan ini, sudah diasumsikan bahwa titik kerja sistem tata udara presisi adalah pada keluaran suhu kabinet sebesar 20.3989°C dan keluaran kelembaban relatif kabinet sebesar 0.4803. Dengan demikian maka didapatkan nilai-nilai keadaan yang lainnya.

- Melakukan linearisasi dengan *Linearization Task*, serta menyimpan hasilnya dalam *Workspace*. Hasil yang diperoleh adalah:

Setelah menentukan dan mencari titik kerja masukan, keluaran, dan nilai keadaan sistem, didapat model linear dari sistem tata udara presisi tersebut. Model yang didapat adalah dalam bentuk model ruang keadaan. Matriks A, B, C, dan D tersebut disimpan dalam *Workspace*. Matriks A, B, C, D yang didapat dari percobaan ini adalah:

$$A = \begin{bmatrix} 4.30E-05 & 0.493795 & 0 & 0 & 0.145288 & 0.175982 & 6.97E-06 & -163.669 \\ 8.51E-05 & 0.976599 & 0 & 0 & 0.006829 & 0.008118 & 6.51E-06 & -7.49669 \\ 0.000825 & 0.080648 & 0.837716 & 0 & 0.023662 & 0.028131 & 2.13E-05 & -25.9886 \\ 0 & 0 & 0 & 0.837716 & 5.11E-05 & -0.00011 & 4.51E-08 & 0.106175 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.954007 & 0.007756 & 2.47E-05 & -7.16297 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.286824 & 0.347679 & 7.44E-06 & -323.407 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.108815 & 0.000884 & 2.82E-06 & -0.81644 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.000308 & -0.0007 & 8.00E-09 & 0.652337 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -0.00227 & 0.115684 \\ 0.000946 & 0.006956 \\ -0.00019 & 0.071538 \\ -5.04E-07 & -6.85E-05 \\ -0.01862 & 0.010981 \\ -0.00558 & 0.337198 \\ -0.00212 & 0.12794 \\ -6.00E-06 & 0.000362 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.02964 & 66.43514 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

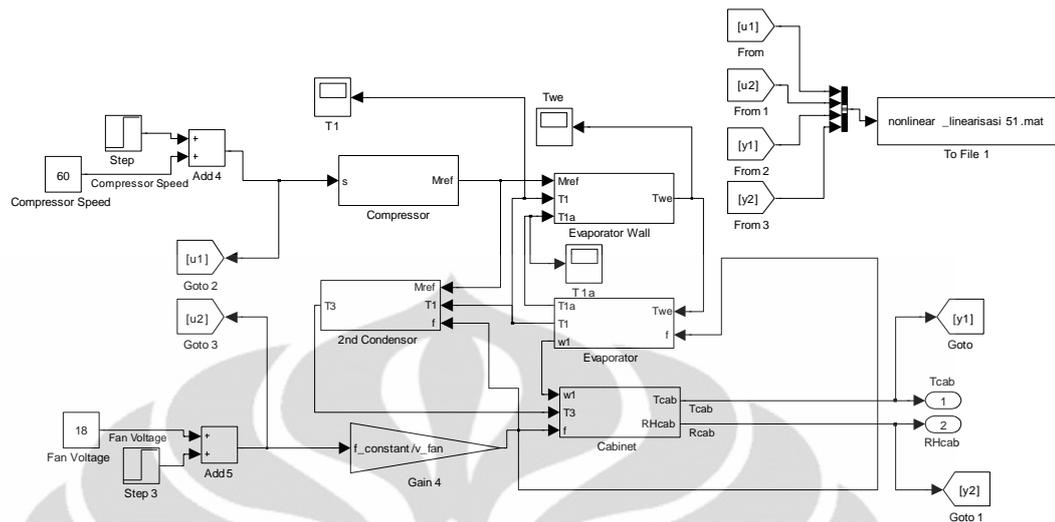
Nilai eigen A dari model hasil linearisasi adalah

$$\text{eigen } A = \begin{bmatrix} 0.8377 \\ 0.8377 \\ 0 \\ 0.9766 \\ 0.9540 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

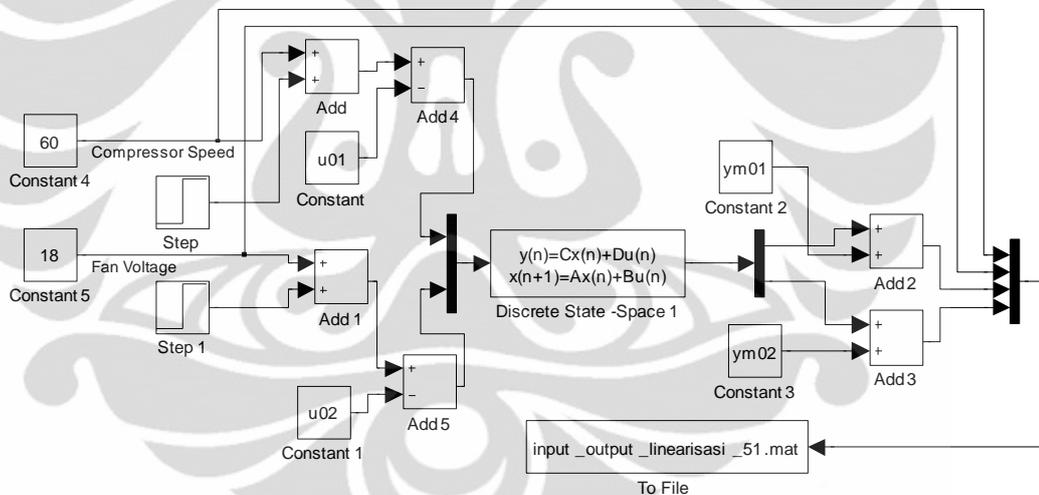
Hasil tes matriks *Observability* dari model hasil linearisasi adalah 7 dari 8, yang artinya adalah keadaan (*state*) yang dapat diobservasi pada model hasil linearisasi ini adalah sebanyak 7 *state* dari totalnya 8 *state*.

Hasil uji matriks *Controllability* dari model hasil linearisasi adalah 6 dari 8, yang artinya adalah keadaan (*state*) yang dapat dikendalikan pada model hasil linearisasi ini adalah sebanyak 6 *state* dari total 8 *state*.

Setelah mendapatkan model linear dari sistem tata udara presisi, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3 merupakan blok simulasi melakukan validasi hasil linearisasi untuk melihat respon dari *plant* tidak linear dengan model hasil linearisasi dari sistem tata udara presisi yang sudah didapat. Hasil dari validasi model linear ini akan ditunjukkan pada bab 4.



Gambar 3.2 Blok Simulink dari Plant PAC untuk Validasi Model Linear Hasil Linearisasi



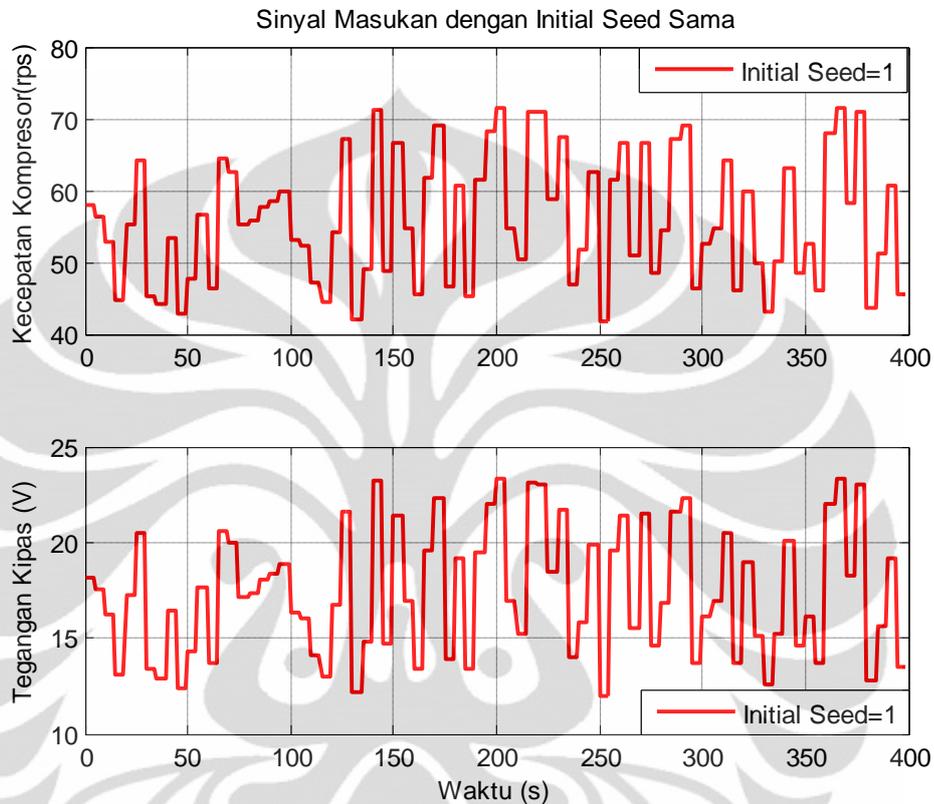
Gambar 3.3 Blok Simulink dari Model Linear untuk Validasi Model Linear Hasil Linearisasi

3.2 Penentuan Sinyal Uji Masukan

Selama proses identifikasi, sistem tata udara presisi diberi dua buah masukan. Masukan yang diberikan untuk kecepatan kompresor dan tegangan kipas adalah masukan jenis PRS (*Pseudo Random Signal*). Ciri dari masukan PRS adalah sinyal acak yang semu, di mana sinyal tersebut akan mempunyai nilai yang sama pada setiap *initial seed* yang sama. Initial seed merupakan semacam golongan

sinyal, di mana untuk nilai *initial seed* yang sama, maka sinyal yang dikeluarkan mempunyai bentuk dan nilai yang sama.

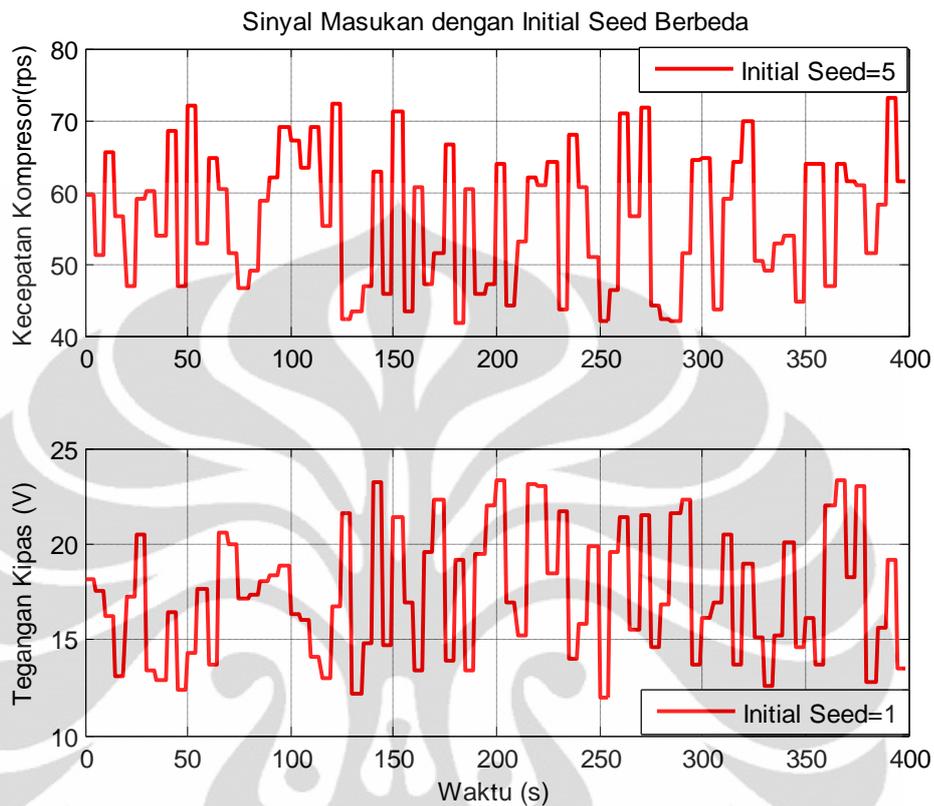
- **PRS dengan initial seed yang sama antara masukan pertama dan kedua**



Gambar 3.4 Sinyal Masukan dengan *Initial Seed* yang Sama

Gambar 3.4. menunjukkan sinyal masukan untuk 2000 detik. Kedua sinyal tersebut mempunyai *initial seed* yang sama. Dapat kita lihat bahwa bentuk kedua sinyal tersebut adalah sama. Sinyal ini akan dimasukkan ke dalam sistem dan akan direkam hasil keluarannya. Seluruh proses identifikasi yang dilakukan pada percobaan ini menggunakan dua buah masukan yang menggunakan *initial seed* yang berbeda. Jika menggunakan dua buah masukan yang mempunyai *initial seed* yang sama, maka matriks P_N pada persamaan 2.16 akan menghasilkan nilai yang salah, karena $(U_N U_N^T)$ tidak *invertible*.

- **PRS dengan initial seed yang berbeda antara masukan pertama dan kedua**



Gambar 3.5 Sinyal Masukan dengan *Initial Seed* yang Berbeda

Gambar 3.5 memperlihatkan sinyal masukan sistem dengan *initial seed* yang berbeda. Dapat dilihat bahwa bentuk sinyal kecepatan kompresor (bagian atas) dan sinyal tegangan kipas (bagian bawah) adalah berbeda. Tidak ada korelasi antara sinyal yang satu dengan sinyal yang lainnya. Kedua sinyal ini akan dijadikan sinyal masukan sistem tata udara presisi. Dua buah masukan yang mempunyai nilai *initial seed* yang berbeda ini yang dipakai selama proses identifikasi pada seluruh percobaan dalam laporan ini.

3.3 Simulasi Model Tidak Linear Menggunakan Simulink

3.3.1 Persamaan Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Dalam membahas persamaan matematis dan selama proses identifikasi, ada beberapa asumsi yang perlu diperhatikan, antara lain:

- Campuran udara terjadi di dalam evaporator, kondenser dan lingkungan

- Suhu evaporasi di evaporator dianggap konstan
- Sisi udara di evaporator meliputi daerah kering (*dry region*) dan daerah basah (*wet region*)
- Perbandingan volume udara *dry region* terhadap volume udara sisi *wet region* adalah 1:4
- Suhu kondensasi di kondenser dianggap konstan
- Sisi udara di kondenser hanya meliputi daerah kering saja
- Aliran refrigerant yang mengalir ke kondenser kedua diasumsikan sebanyak 10% dari *mass flow refrigerant total*, yaitu aliran refrigerant yang keluar dari kompresor atau aliran refrigerant yang masuk ke evaporator ataupun keluar dari evaporator
- Tekanan di kompresor dianggap konstan
- Beban dianggap konstan
- Kecepatan aliran udara volumetric (*air volumetric flow*) dalam sistem dianggap konstan
- Rugi-rugi panas pada daerah aliran udara diabaikan

Sistem tata udara presisi ini, keluaran yang dikendalikan adalah suhu kabinet (T_{cab}) dan kelembaban relatif kabinet (ω_{cab}). Persamaan matematis yang dipakai adalah model kompresor, model evaporator, model kondenser kedua, model udara masuk kabinaet (*supply air*) dan model kabinet. Sedangkan model kondenser pertama diabaikan karena kondenser pertama tidak berpengaruh terhadap suhu dan kelembaban relatif di kabinet. T_{cab} dan ω_{cab} didapat tanpa memerlukan informasi mengenai udara yang dibuang keluar oleh kondenser pertama.

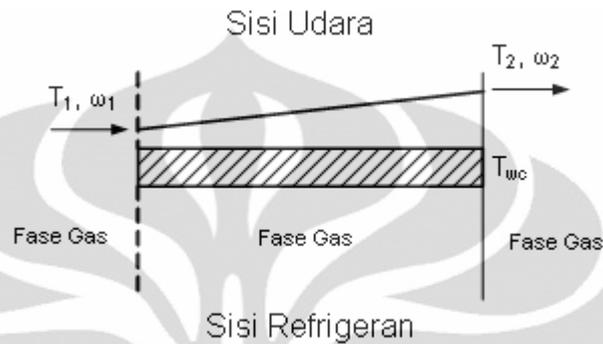
3.3.2 Model Simulasi Sistem Tata Udara Presisi (MIMO)

Pada subbab ini, ditunjukkan blok simulink pada MATLAB yang digunakan untuk mensimulasikan sistem tata udara presisi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.6.

V_d : displacement volume compressor (m^3)

n_c : jumlah silinder pada kompresor

- Model Kondenser Kedua



Gambar 3.7 Skema Aliran Udara di Kondenser Kedua

Gambar 3.7 menunjukkan skema diagram aliran udara di kondenser kedua, yang berbeda dengan skema aliran udara evaporator karena kondenser hanya memiliki daerah *dry region*.

Persamaan matematis untuk kondenser kedua pada sistem tata udara presisi adalah:

$$C_{pu}\rho_u V_{wc2} \frac{dT_2}{dt} = C_{pu}\rho_u f(T_1 - T_2) + UA_3 \left(T_{wc2} - \frac{T_1 + T_2}{2} \right) \quad (3.3)$$

Persamaan matematis dinding kondenser kedua pada sistem tata udara presisi adalah:

$$C_{pw}\rho_w V_{wc2} \frac{dT_{wc2}}{dt} = UA_3 \left(\frac{T_1 + T_2}{2} - T_{wc2} \right) - M_{ref2} (h_{oc2} - h_{ic2}) \quad (3.4)$$

di mana

V_{wc2} : volume sisi udara kondenser kedua (m^3)

UA_3 : perpindahan kalor keseluruhan di kondenser kedua ($kW/^\circ C$)

T_2 : suhu udara keluaran kondenser kedua ($^\circ C$)

T_{wc2} : suhu dinding kondenser kedua ($^\circ C$)

M_{ref2} : aliran massa refrigerant di kondenser kedua (kg/s)

$(M_{ref2} = 10\% M_{ref})$

h_{ic2} : entalpi di input kondenser kedua (kJ/kg)

h_{oe2} : entalpi di output kondenser kedua (kJ/kg)

Pada Gambar 2.6 terlihat bahwa udara yang keluar dari kondenser kedua melewati *fan* sebelum masuk ke kabinet. *Fan* memiliki panas yang dapat menyebabkan suhu udara naik sedikit walaupun tidak signifikan dan dapat diabaikan. Akan tetapi, karena diasumsikan tidak terdapat beban kelembaban yang dihasilkan oleh *fan*, maka kelembaban spesifik udara setelah melewati *fan* (ω_3) dianggap sama dengan kelembaban spesifik keluaran kondenser sekunder (ω_2), sehingga persamaannya menjadi:

$$\omega_3 = \omega_2 = \omega_1 \quad (3.5)$$

Persamaan matematis model udara masuk (*supply air*)

$$T_3 = \frac{C_{pu}\rho_u f T_2 + Q_{spl}}{C_{pu}\rho_u f} \quad (3.6)$$

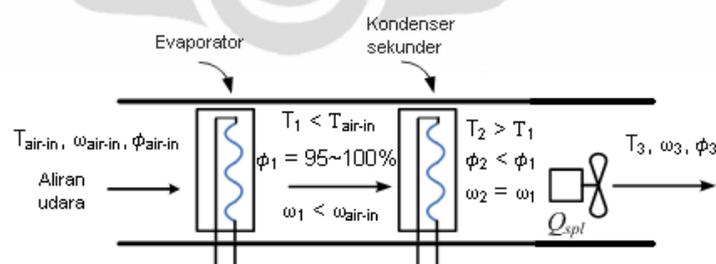
di mana

T_3 : Suhu udara setelah melewati *fan* ($^{\circ}\text{C}$)

Q_{spl} : *heat* dari *fan* (kW)

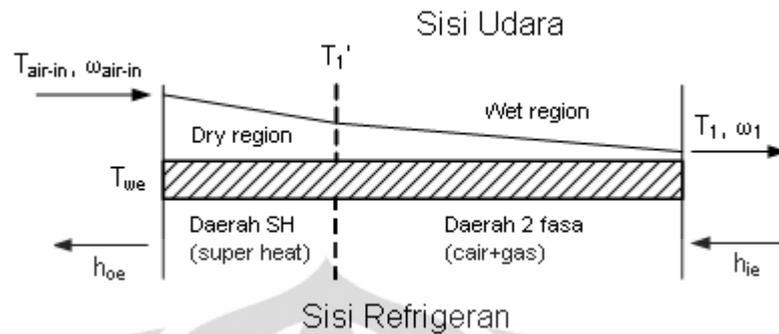
• Model Evaporator

Gambar 3.8 menunjukkan skema aliran udara yang melewati evaporator dan kondenser kedua beserta keterangan perubahan suhu dan kelembaban selama melewati kedua komponen tersebut



Gambar 3.8 Skema Aliran Udara di Evaporator dan Kondenser Kedua

Evaporator sendiri memiliki skema aliran udara yang terbagi menjadi *dry region* dan *wet region*.



Gambar 3.9 Skema Aliran Udara dan Refrigeran di Evaporator

Persamaan matematis di *dry region* pada evaporator adalah:

$$C_{pu}\rho_u V_1 \frac{dT_1'}{dt} = C_{pu}\rho_u f(T_{air-in} - T_1') + UA_1 \left(T_{we} - \frac{T_{air-in} + T_1'}{2} \right) \quad (3.7)$$

Persamaan matematis di *wet region* pada evaporator adalah:

$$C_{pu}\rho_u V_2 \frac{dT_1}{dt} + \rho_u V_2 h_{fg} \frac{d\omega_1}{dt} = C_{pu}\rho_u f(T_1' - T_1) + \rho_u f h_{fg} (\omega_{air-in} - \omega_1) + UA_2 \left(T_{we} - \frac{T_1' + T_1}{2} \right) \quad (3.8)$$

$$\omega_1 = \frac{(0,0198T_1'^2 + 0,085T_1' + 4,4984)}{1000} \quad (3.9)$$

$$\frac{d\omega_1}{dt} = \frac{(2 \times 0,0198T_1' + 0,085) \frac{dT_1'}{dt}}{1000} \quad (3.10)$$

Persamaan matematis di dinding evaporator sistem tata udara presisi yang digunakan adalah:

$$C_{pw}\rho_w V_{we} \frac{dT_{we}}{dt} = UA_1 \left(\frac{T_{air-in} + T_1'}{2} - T_{we} \right) + UA_2 \left(\frac{T_1' + T_1}{2} - T_{we} \right) - M_{ref1} (h_{oe} - h_{ie}) \quad (3.11)$$

di mana

C_{pu} : kalor spesifik udara (kJ/kg°C)

C_{pw} : kalor spesifik dinding evaporator/kondenser (kJ/kg°C)

ρ_u : kerapatan udara (kg/m)

ρ_w : kerapatan dinding evaporator/kondenser (kg/m³)

- V_1 : volume sisi udara evaporator di *dry region* (m^3)
 V_2 : volume sisi udara evaporator di *wet region* (m^3)
 V_{we} : volume sisi udara evaporator total (m^3)
 f : kecepatan aliran udara volumetris (m^3/s)
 h_{fg} : kalor laten dari vaporasi udara (kJ/kg)
 UA_1 : perpindahan kalor keseluruhan di *dry region* evaporator (kW/°C)
 UA_2 : perpindahan kalor keseluruhan di *wet region* evaporator (kW/°C)
 ω_{air-in} : kelembaban spesifik udara di ruang pusat data (kg/kg)
 ω_1 : kelembaban spesifik udara keluaran evaporator (kg/kg)
 T_{air-in} : suhu udara di ruang pusat data (°C)
 T_1' : suhu udara di antara *dry region* dan *wet region* evaporator (°C)
 T_1 : suhu udara keluaran evaporator (°C)
 T_{we} : suhu dinding evaporator (°C)
 M_{refl} : aliran massa refrigeran di evaporator (kg/s) ($M_{refl} = M_{ref}$)
 h_{ie} : entalpi di input evaporator (kJ/kg)
 h_{oe} : entalpi di output evaporator (kJ/kg)

• Model Kabinet

Persamaan matematis suhu kabinet:

$$C_{pu}\rho_u V_{cab} \frac{dT_{cab}}{dt} = C_{pu}\rho_u f(T_3 - T_{cab}) + Q_{load} \quad (3.12)$$

Persamaan matematis kelembaban kabinet:

$$\rho_u V_{cab} \frac{d\omega_{cab}}{dt} = \rho_u f(\omega_3 - \omega_{cab}) + M \quad (3.13)$$

di mana

- V_{cab} : volume kabinet (m^3)
 T_{cab} : suhu udara kabinet (°C)
 ω_{cab} : kelembaban spesifik udara kabinet (kg/kg)
 Q_{load} : beban *heat sensible* dari peralatan
 M : beban kelembaban di kabinet (kg/s)

Informasi salah satu keluaran PAC yang dibutuhkan adalah kelembaban relatif, maka digunakan persamaan yang mengkonversi kelembaban spesifik (ω) menjadi kelembaban relatif (ϕ)

$$\phi = \frac{\omega P}{(0,622 + \omega)P_g} \quad (3.14)$$

Dengan

$$P_g = 0,6108 \exp\left(\frac{17,27T}{T + 237,3}\right) \quad (3.15)$$

Di mana

P : tekanan atmosfer (kPa)

P_g : tekanan uap saturasi (kPa)

T : suhu udara ($^{\circ}\text{C}$)

3.4 Estimasi Model Multivariabel Linear Menggunakan N4SID *Offline*

Untuk menguji algoritma MOESP, diperlukan vektor masukan dan keluaran sistem, seperti yang telah dijelaskan pada bab 2. Vektor masukan dan keluaran tersebut diidentifikasi dengan algoritma MOESP, dan selanjutnya akan dianalisis tingkat validasinya. Sebagai langkah awal, identifikasi MOESP dilakukan pada model ruang keadaan dari tata udara presisi. Model ruang keadaan tata udara presisi didapat dari identifikasi *offline* yang terdapat pada seminar Victor (Victor, 2010). Identifikasi yang dilakukan adalah menggunakan metode N4SID *offline*. Dari identifikasi N4SID secara *offline* terhadap sistem tata udara presisi, didapat persamaan ruang keadaan dari sistem tata udara presisi. Model ruang keadaan yang didapat merupakan model linear.

Matriks **A**, **B**, **C**, **D** dari model linear yang didapat dari metode N4SID secara *offline* adalah sebagai berikut:

$$A = \begin{bmatrix} 0.974525 & -0.01366 & -0.00441 & -0.00099 & -0.01133 & 0.018842 & -0.00418 & -0.01468 \\ -0.07666 & 0.832216 & 0.012794 & 0.17223 & 0.1086 & -0.03933 & 0.092703 & 0.020134 \\ 0.068861 & 0.075798 & 0.963319 & -0.0198 & 0.023203 & -0.01762 & 0.000708 & -0.00013 \\ 0.079615 & 0.070479 & 0.012201 & 0.516287 & -0.75091 & -0.17064 & -0.50661 & 0.317302 \\ 0.060414 & 0.008054 & -0.06385 & 0.552407 & 0.528967 & 0.143632 & -0.04947 & -0.10849 \\ 0.098599 & 0.11378 & 0.019149 & 0.097361 & 0.088844 & -0.67208 & -0.12845 & -0.32955 \\ 0.067682 & 0.054275 & 0.000742 & -0.04147 & -0.10308 & 0.393316 & 0.026605 & -0.02373 \\ -0.02239 & -0.0486 & -0.00423 & -0.08236 & -0.01574 & -0.17013 & -0.37892 & -0.45597 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -0.0033 & 0.008158 \\ -0.00057 & -0.00557 \\ 0.006841 & -0.01526 \\ 0.014192 & -0.03765 \\ 0.010281 & -0.02706 \\ 0.017131 & -0.04519 \\ 0.013584 & -0.03685 \\ -0.00208 & 0.004475 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} -12.1395 & -0.69088 & 0.114385 & 0.038945 & 0.328561 & -0.06891 & -0.21067 & 0.096712 \\ -0.20531 & 0.024634 & 0.395873 & 0.011623 & 0.022705 & -0.01259 & -0.01089 & 0.007233 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0.03306 & -0.08744 \\ 0.0019 & -0.00504 \end{bmatrix}$$

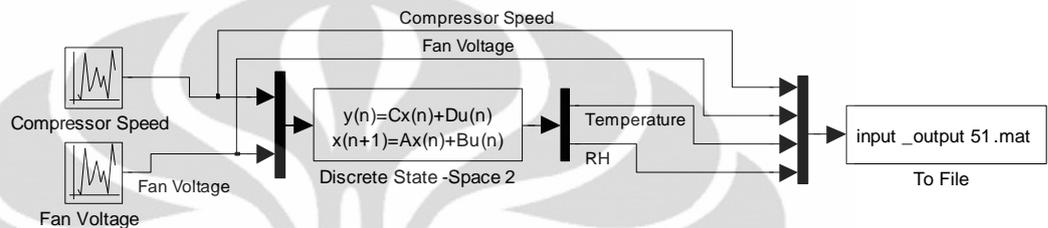
Nilai eigen A dari model linear N4SID *offline* adalah

$$\text{eigen } A = \begin{bmatrix} -0.6116 + 0.1608i \\ -0.6116 - 0.1608i \\ 0.5226 + 0.6412i \\ 0.5226 - 0.6412i \\ 0.1295 \\ 0.8102 \\ 0.9761 + 0.0109i \\ 0.9761 - 0.0109i \end{bmatrix}$$

Hasil tes matriks *Observability* dari model hasil linearisasi adalah 8 dari 8, yang artinya adalah keadaan (*state*) yang dapat diobservasi pada model linear sistem tata udara presisi ini adalah sebanyak 8 *state* dari totalnya 8 *state*.

Hasil uji matriks *Controllability* dari model hasil linearisasi adalah 8 dari 8, yang artinya adalah keadaan (*state*) yang dapat dikendalikan pada model linear sistem tata udara presisi ini adalah sebanyak 8 *state* dari total 8 *state*.

Gambar 3.10 adalah blok diagram dari pengambilan data masukan dan keluaran model linear sistem tata udara presisi.



Gambar 3.10 Blok Diagram untuk Mendapatkan Nilai Masukan dan Keluaran Model Linear PAC

Seperti terlihat pada gambar 3.10, sistem tata udara presisi direpresentasikan oleh model ruang keadaan. Model tersebut diberi masukan berupa PRS (*Pseudo Random Signal*). Penjelasan dari sinyal masukan ini sudah diperinci pada subbab 3.2.

Sistem tata udara presisi ini merupakan sistem MIMO dengan dua buah masukan dan dua buah keluaran. Masukan yang pertama adalah kecepatan kompresor yang direpresentasikan di dalam putaran per detik. Masukan yang kedua adalah tegangan kipas yang direpresentasikan dengan Volt. Keluaran sistem adalah suhu pada kabinet dalam satuan °C dan kelembaban relatif kabinet.

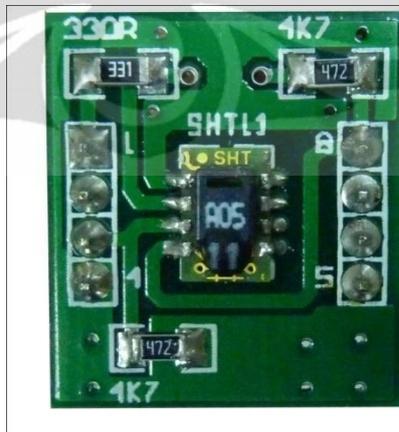
Data-data masukan model dan keluaran model disimpan dalam file dengan tipe .mat. Pada percobaan ini, jika kedua masukan model menggunakan initial seed yang sama maka disimpan pada input_output.mat, dan jika kedua masukan model menggunakan initial seed yang berbeda, maka disimpan dalam input_output51.mat. Data ini diambil dan diidentifikasi dengan metode MOESP, dan hasil identifikasinya dijelaskan pada bab 4.

3.5 Persiapan Uji Eksperimen Sistem Tata Udara Presisi



Gambar 3.11 Sistem Tata Udara Presisi

Gambar 3.11 merupakan foto dari sistem tata udara presisi yang akan digunakan untuk pengambilan data secara eksperimen. Alat ini diletakkan pada ruang laboratorium kendali selama masa penelitian ini. Alat ini dihubungkan dengan MATLAB pada PC dengan menggunakan DAQ (*Data Acquisition*). Setelah itu, diberi masukan seperti yang dijelaskan pada subbab 3.2 dan keluarannya disimpan dan dilakukan identifikasi dengan metode 4SID.



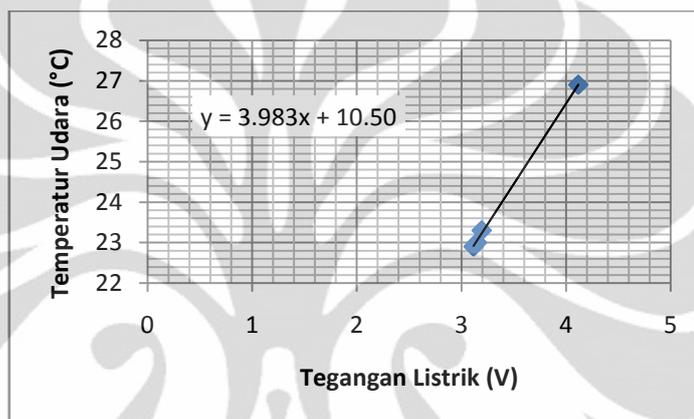
Gambar 3.12 Sensor Suhu dan Kelembaban

Dalam melakukan pengambilan data eksperimen, ada beberapa hal yang dilakukan, antara lain:

- **Kalibrasi sensor suhu**

Tegangan Listrik (V)	Temperatur Udara (°C)
3.193	23.3
3.149	23
3.115	22.9
4.116	26.9

Tabel 3.4 Kalibrasi Sensor Suhu



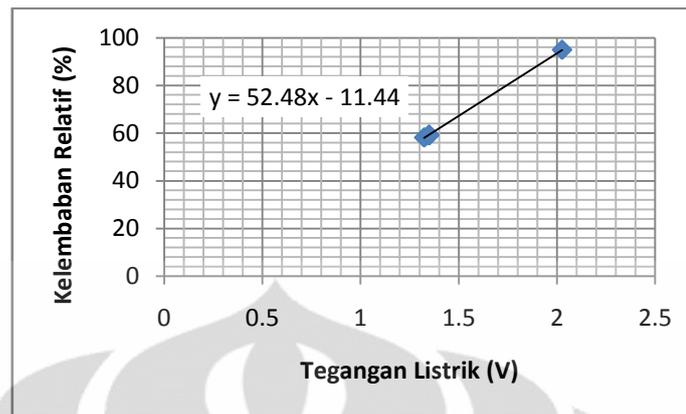
Gambar 3.13 Grafik Temperatur Udara vs Tegangan Listrik

Untuk menggunakan sensor suhu seperti yang ditunjukkan Gambar 3.12, maka diperlukan kalibrasi antara sensor dengan MATLAB. Diperlukan regresi linear untuk mencari hubungan antara temperatur udara dengan tegangan listrik yang dihasilkan oleh sensor tersebut. Gambar 3.13 merupakan grafik hubungan antara temperatur udara dan tegangan listrik pada sensor yang digunakan.

- **Kalibrasi sensor kelembaban**

Tegangan Listrik (V)	Kelembaban Udara Relatif (%)
1.323	58.2
1.348	59
1.348	59.4
2.026	94.9

Tabel 3.5 Kalibrasi Sensor Kelembaban



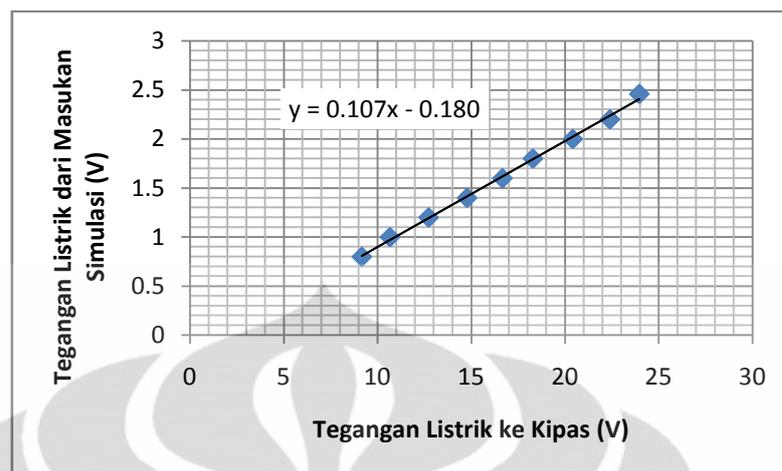
Gambar 3.14 Grafik Temperatur Udara vs Tegangan Listrik

Gambar 3.12 merupakan sensor suhu sekaligus sensor kelembaban relatif. Di dalam penggunaan sensor kelembaban, maka diperlukan juga kalibrasi untuk mencari hubungan antara kelembaban relatif dengan tegangan listrik yang dihasilkan. Hubungan antara keduanya itu ditunjukkan pada Gambar 3.14. Persamaan didapat dari metode regresi linear.

- **Kalibrasi Tegangan Listrik di Kipas**

Tegangan Listrik dari Masukan Simulasi(V)	Tegangan Listrik ke Kipas(V)
9.17	0.8
10.67	1
12.73	1.2
14.78	1.4
16.67	1.6
18.29	1.8
20.42	2
22.4	2.2
23.97	2.459

Tabel 3.6. Kalibrasi Tegangan Listrik di Kipas



Gambar 3.15 Grafik Tegangan Listrik dari Masukan Simulasi vs Tegangan Listrik ke Kipas

Gambar 3.15 merupakan grafik hubungan antara tegangan listrik dari masukan simulasi dengan tegangan listrik pada kipas. Kalibrasi ini diperlukan supaya tegangan yang masuk ke kipas sama dengan tegangan yang dimasukkan pada simulasi. Persamaan yang didapat menggunakan metode regresi linear.

BAB 4

HASIL SIMULASI dan ANALISIS

Bab ini menjelaskan hasil simulasi yang didapat dari percobaan seperti yang telah dijelaskan pada Bab 3. Percobaan yang dilakukan menggunakan waktu pencuplikan selama 5 detik. Data yang diidentifikasi secara rekursif sebanyak 4000 data. Berarti jumlah keseluruhan waktu yang dibutuhkan adalah 20000 detik.

Bab ini dibagi menjadi beberapa subbab. Subbab yang pertama adalah validasi identifikasi *offline* yang dilakukan dengan metode N4SID, MOESP, dan PO-MOESP. Metode N4SID merupakan metode identifikasi yang dilakukan pada sistem tata udara presisi (Victor, 2010). Tujuan dari subbab ini adalah membandingkan hasil identifikasi *offline* antara N4SID, MOESP, dan PO-MOESP untuk sistem tata udara presisi ini.

Pada subbab berikutnya, ditampilkan hasil identifikasi MOESP dan PO-MOESP secara rekursif. Identifikasi dilakukan baik untuk model linear tata udara presisi seperti yang dijelaskan pada subbab 3.1, maupun untuk model tidak linear sistem tata udara presisi. Hasil validasi dari MOESP dan PO-MOESP secara rekursif akan dibandingkan.

Subbab berikutnya ditunjukkan hasil identifikasi menggunakan metode linearisasi. Hasil validasi dari identifikasi metode ini pun juga ditunjukkan dalam grafik.

Kriteria untuk menentukan tingkat validasi menggunakan kriteria J_{ee} . Di mana persamaan untuk J_{ee} adalah sebagai berikut:

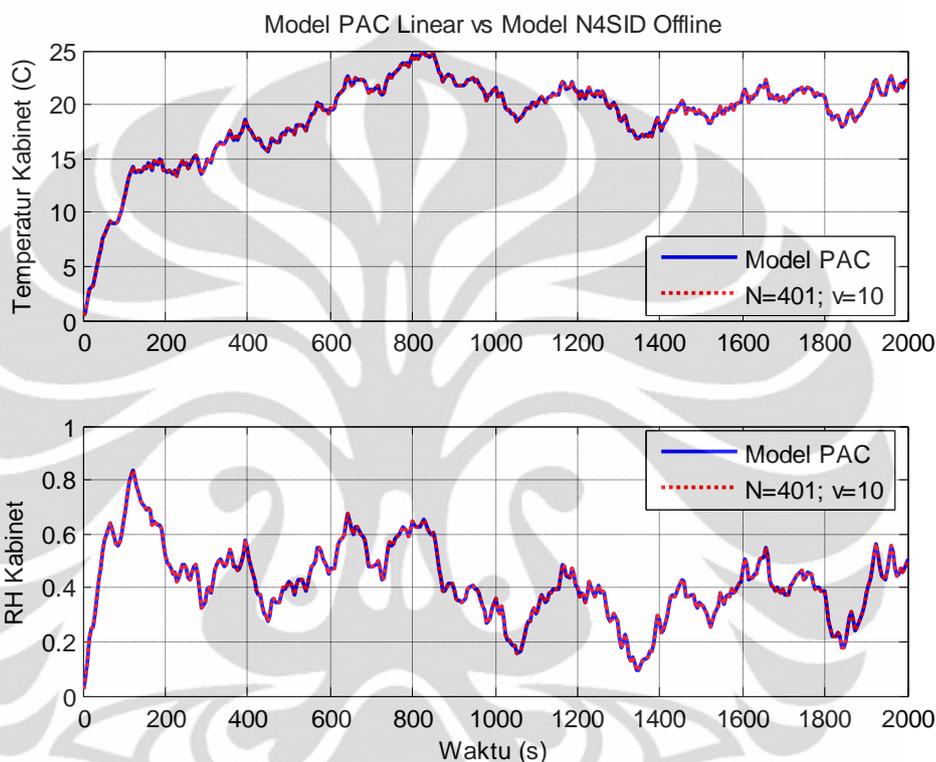
$$J_{ee} = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{N} \quad (4.1)$$

4.1 Identifikasi *Offline* Model Linear Sistem Tata Udara Presisi

Simulasi pertama yang dilakukan adalah identifikasi *offline*. Seperti telah disebutkan di atas bahwa tujuan dari identifikasi *offline* ini adalah

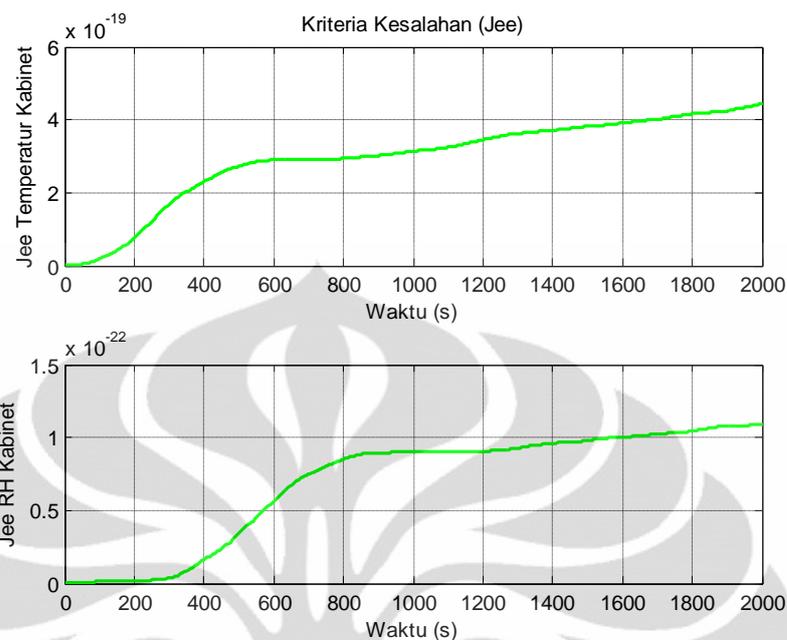
membandingkan metode N4SID, MOESP, dan PO-MOESP untuk identifikasi model linear dari tata udara presisi maupun untuk model nonlinear dari tata udara presisi. Berikut akan dijelaskan hasil identifikasi yang dilakukan.

4.1.1 Metode N4SID



Gambar 4.1 Identifikasi Metode N4SID *Offline* terhadap Model Linear PAC

Simulasi ini merupakan identifikasi *offline* dari model linear tata udara presisi seperti yang dijelaskan pada subbab 3.1. Masukan yang diberikan pada model ini adalah dua buah masukan PRS yang mempunyai initial seed yang berbeda, seperti yang dijelaskan pada subbab 3.6. Banyaknya data *offline* yang diambil untuk diidentifikasi adalah sebanyak 401 data. Banyaknya baris hankel (v) yang digunakan adalah sebanyak 10 baris. Jika kita lihat dari Gambar 4.1, keluaran model dari N4SID sudah mengikuti keluaran model PAC. Perlu diingat bahwa model yang diidentifikasi merupakan model linear.

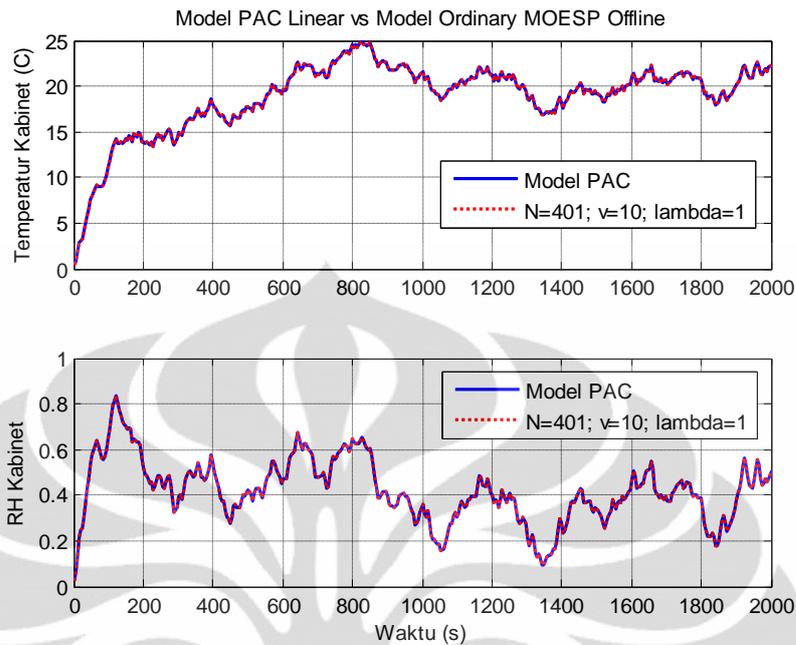


Gambar 4.2 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID *Offline*

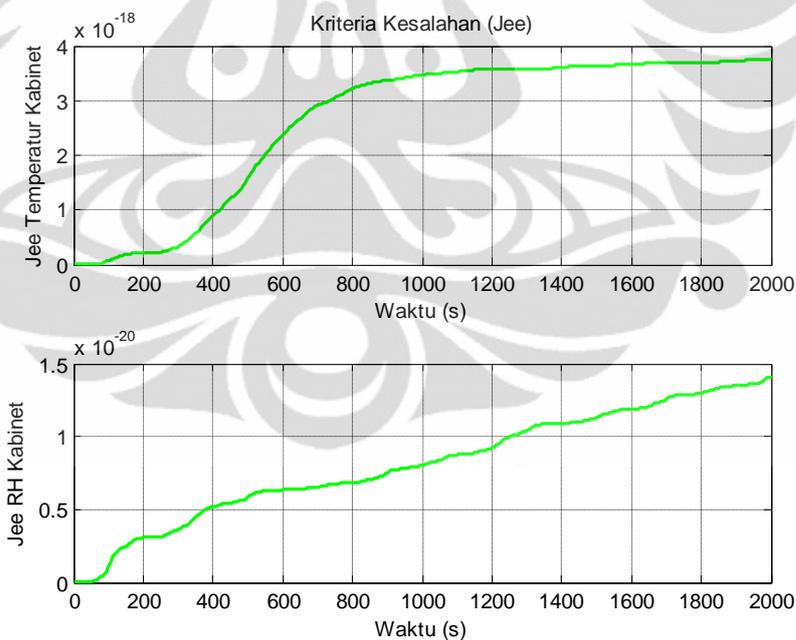
Gambar 4.2 menunjukkan kriteria kesalahan (J_{ee}) dari identifikasi N4SID secara *offline*. Dapat kita lihat bahwa untuk temperatur udara kabinet, awalnya kemiringannya lebih curam, ini menunjukkan pada sekitar 400 detik awal identifikasi, kesalahan antara keluaran model dari N4SID, dengan keluaran model tata udara presisi relatif besar. Begitu juga pada kelembaban relatif kabinet, kita dapat melihat bahwa 800 detik awal, kemiringan J_{ee} lebih curam. Ini menunjukkan 800 detik awal, kesalahan yang terjadi lebih besar dibandingkan sesudahnya.

4.1.2 Metode MOESP

Gambar 4.3 menunjukkan hasil identifikasi *offline* dari metode MOESP untuk model linear tata udara presisi. Proses identifikasi dilakukan selama 2000 detik atau sebanyak 401 data. Banyaknya baris hankel (v) adalah 10 baris. Pemilihan baris hankel ini harus memenuhi syarat $v \geq n+1$, di mana n adalah banyaknya orde model yang akan diidentifikasi. Model tata udara presisi mempunyai orde sebanyak 8. Pemilihan $v=10$ adalah juga mempertimbangkan masalah waktu komputasi. Semakin banyak baris hankel yang digunakan, maka semakin lama waktu komputasi yang diperlukan untuk menghitung matriks **A**, **B**, **C**, dan **D**.



Gambar 4.3 Identifikasi Metode MOESP *Offline* terhadap Model Linear PAC

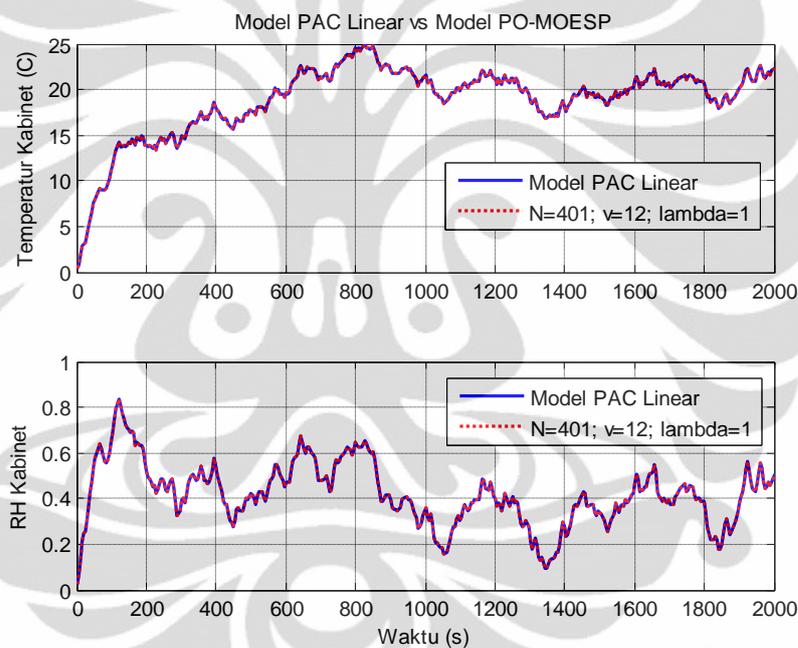


Gambar 4.4 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP *Offline*

Gambar 4.4 menunjukkan tingkat keberhasilan pemodelan menggunakan MOESP. Dapat dilihat bahwa untuk keluaran pertama, yaitu temperatur kabinet, setelah detik ke 800, kecenderungan kesalahannya konstan. Sampai pada detik ke

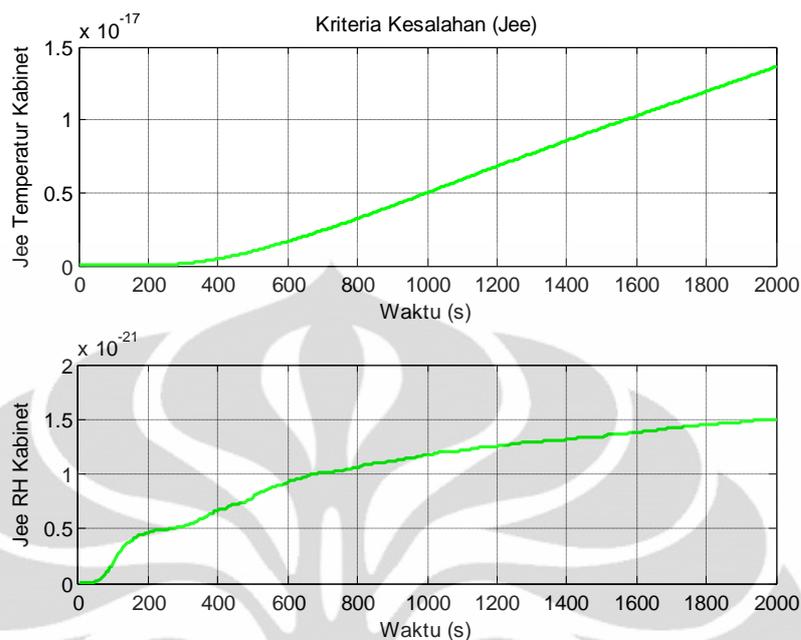
2000, total kesalahannya adalah kurang dari 4×10^{-18} . Nilai ini menunjukkan bahwa identifikasi MOESP untuk model linear tata udara presisi sangat baik, karena nilai kesalahannya relatif sangat kecil. Nilai kesalahan untuk kelembaban relatif kabinet mempunyai nilai kurang dari $1,5 \times 10^{-20}$. Nilai ini juga menunjukkan bahwa identifikasi *offline* untuk model linear tata udara presisi sudah sangat baik. Perlu diperhatikan bahwa dua buah masukan yang digunakan untuk proses identifikasi ini adalah mempunyai *initial seed* yang berbeda antara masukan satu dengan yang lainnya.

4.1.3 Metode PO-MOESP



Gambar 4.5 Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline* terhadap Model Linear PAC

Metode yang ketiga yang diuji pada model linear tata udara presisi adalah PO-MOESP. Algoritma PO-MOESP sudah dijelaskan pada subbab 2.1.2. Hasil dari identifikasi ini ditunjukkan pada Gambar 4.5. Dapat dilihat pada gambar tersebut bahwa keluaran model identifikasi sudah mengikuti keluaran model linear yang diidentifikasi. Untuk PO-MOESP, percobaan dilakukan dengan jumlah baris hankel sebanyak 12 baris. Banyaknya baris hankel dapat ditentukan sendiri oleh pengguna, tetapi harus memenuhi syarat. Dipilihnya baris hankel sebanyak 12 didasarkan pada pertimbangan waktu komputasi yang tidak boleh terlalu lama.



Gambar 4.6 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline*

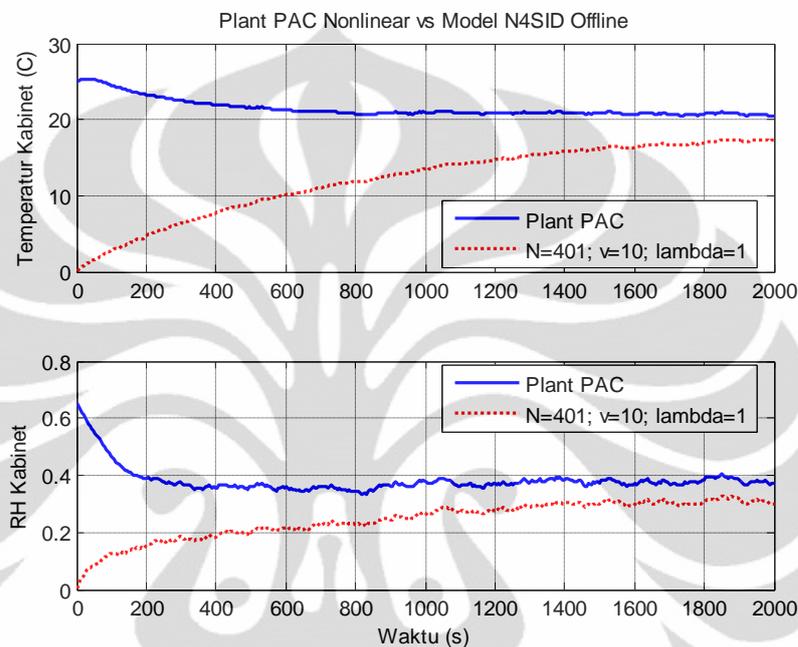
Terlihat dari Gambar 4.6 bahwa nilai J_{ee} cenderung memiliki tren yang terus naik, terutama untuk keluaran temperatur kabinet. Hal ini dapat diartikan bahwa keluaran model hasil identifikasi dan keluaran model linear mempunyai nilai *offset* yang konstan dan tidak ada perbaikan. Pada percobaan ini, ketika waktu identifikasi *offline* dibatasi hanya mencapai 2000 detik, nilai kesalahan sebesar $1,5 \times 10^{-17}$ dan 2×10^{-21} dapat diabaikan, dan dianggap model hasil identifikasi sudah dapat merepresentasikan model linear tata udara presisi. Nilai J_{ee} untuk kelembaban relatif kabinet mempunyai tren yang lebih datar dibandingkan temperatur udara.

4.2 Identifikasi *Offline* Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Subbab ini menunjukkan hasil simulasi sistem tata udara presisi yang didapat dari persamaan matematis (Surayuda, 2010). Sistem tata udara presisi yang didapat dari persamaan matematis ini mempunyai sifat tidak linear. Sistem tidak linear ini akan diidentifikasi secara *offline* menggunakan metode N4SID, MOESP, dan PO-MOESP. Pengambilan data untuk identifikasi adalah sebanyak 401 data. Waktu pencuplikan adalah sebesar 5 detik, sehingga total waktu yang

digunakan untuk proses identifikasi ini adalah 2000 detik. Masukan yang diberikan pada sistem tata udara presisi ini adalah menggunakan *initial seed* yang berbeda antara masukan yang pertama dengan yang kedua.

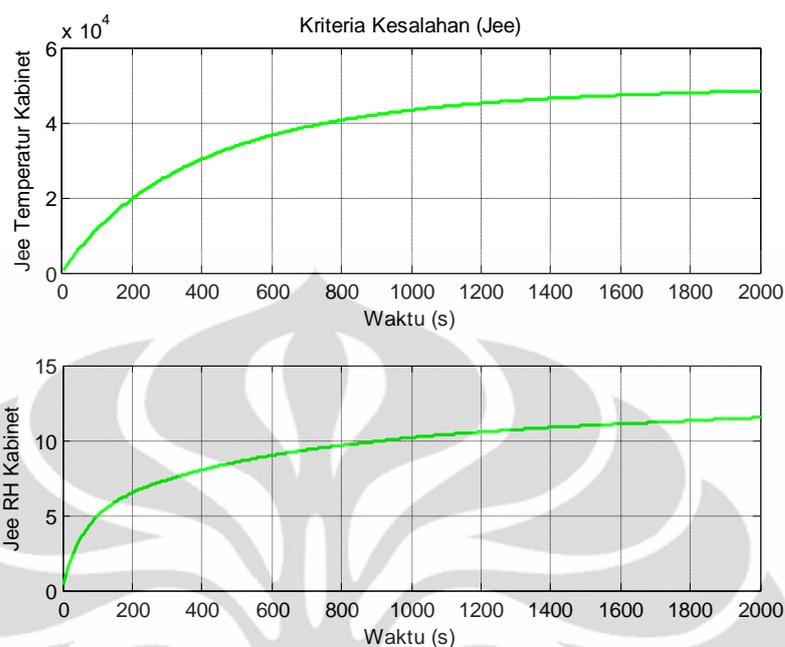
4.2.1 Metode N4SID



Gambar 4.7 Identifikasi Metode N4SID *Offline* terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Gambar 4.7 menunjukkan hasil identifikasi secara *offline* dari sistem tata udara presisi dengan menggunakan metode N4SID. Penjelasan dari identifikasi ini terdapat pada seminar Victor (Victor, 2010). Dapat dilihat bahwa ada *offset* antara keluaran model ruang keadaan menggunakan N4SID dengan keluaran sistem tata udara presisi.

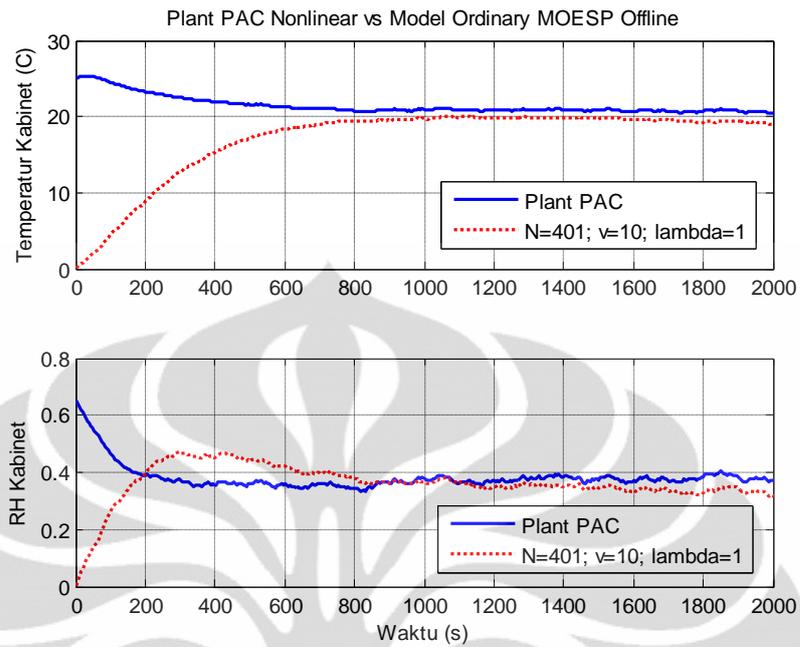
Nilai kesalahan identifikasi (J_{ee}) ditunjukkan oleh Gambar 4.8. Pada gambar ini dapat dilihat bahwa nilai kesalahan untuk identifikasi *offline* menggunakan metode N4SID sampai dengan detik ke 2000 mendekati 5×10^4 untuk temperatur udara kabinet dan mendekati 12 untuk kelembaban relatif kabinet. Solusi yang diberikan pada seminar Victor (Victor, 2010) adalah menggunakan matriks pengkoreksi. Hasil dari identifikasi *offline* menggunakan N4SID dengan matriks pengkoreksi ditunjukkan dalam subbab 4.2.4.



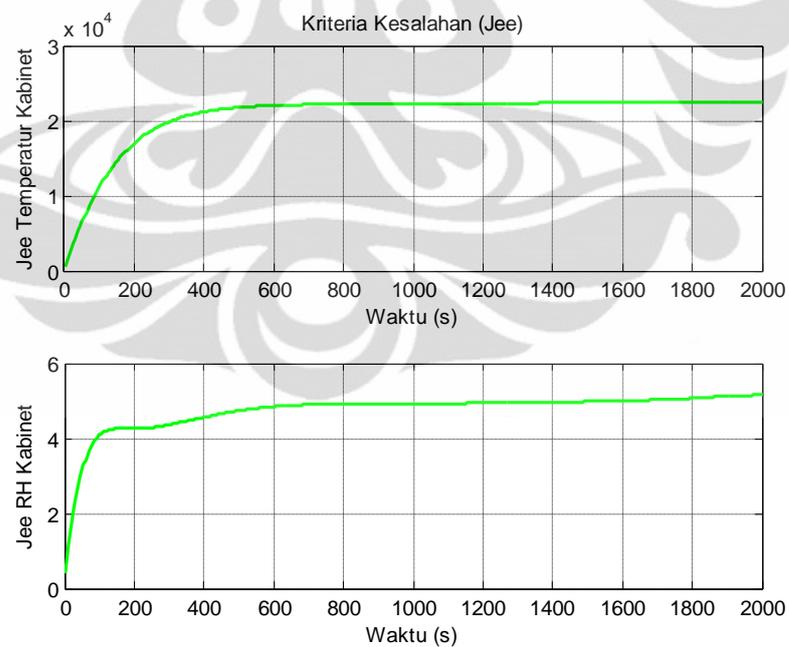
Gambar 4.8 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID *Offline*

4.2.2 Metode MOESP

Gambar 4.9 menunjukkan hasil identifikasi secara *offline* dari metode MOESP untuk sistem tata udara presisi yang didapat dari persamaan matematis. Hasil simulasi menunjukkan bahwa keluaran model ruang keadaan MOESP tidak dapat mengikuti keluaran sistem dengan baik. Pengambilan data untuk identifikasi sama dengan identifikasi N4SID, yaitu 2000 detik. Kesalahan yang terjadi dapat dilihat pada Gambar 4.10. Kesalahan yang terjadi antara keluaran model dan keluaran sistem untuk temperatur udara dalam kabinet mencapai kurang dari 3×10^4 dan kesalahan antara keluaran model dan keluaran sistem untuk kelembaban spesifik dalam kabinet mencapai kurang dari 6. Dari analisis ini dapat disimpulkan bahwa hasil identifikasi *offline* dari metode MOESP untuk sistem tata udara presisi yang tidak linear adalah tidak baik. Model yang didapat tidak dapat merepresentasikan model tidak linear sistem tata udara presisi dengan baik.



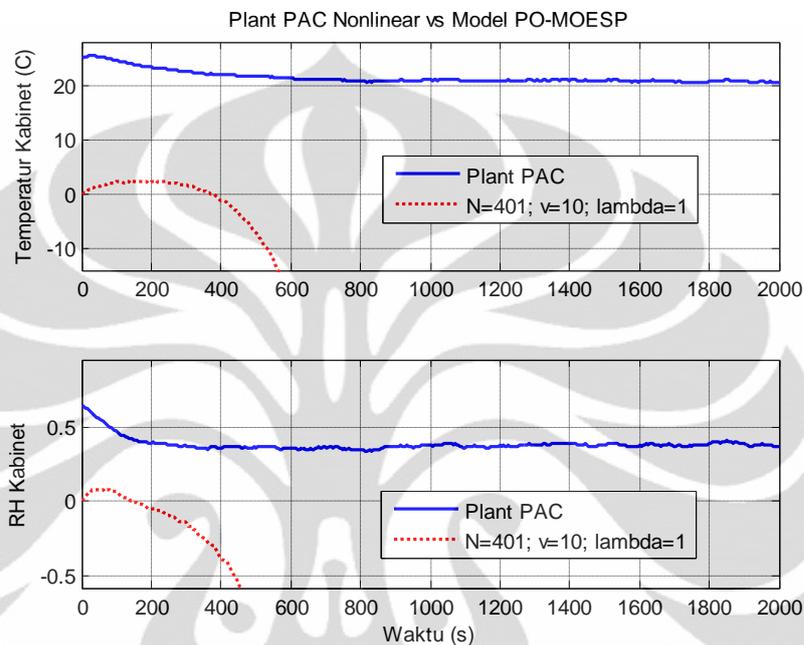
Gambar 4.9 Identifikasi Metode MOESP *Offline* terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi



Gambar 4.10 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP *Offline*

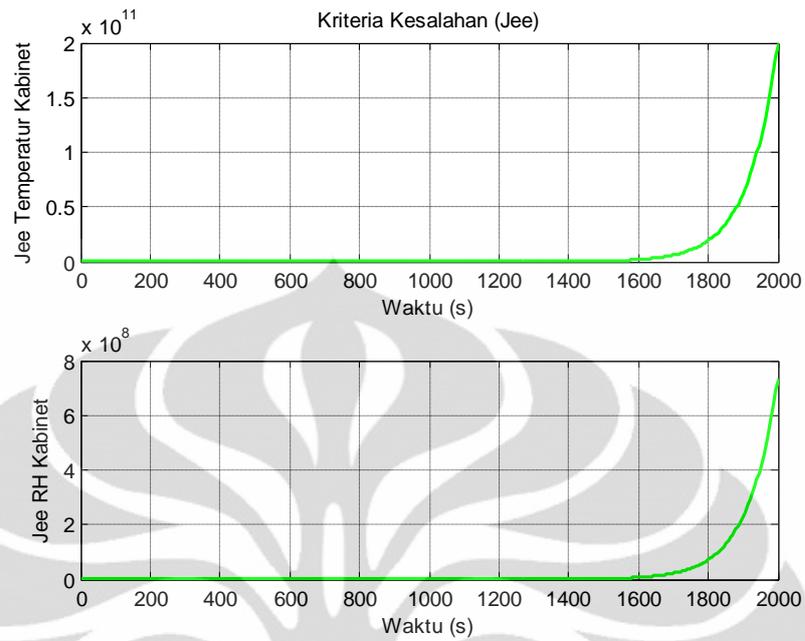
4.2.3 Metode PO-MOESP

Gambar 4.11 menunjukkan hasil identifikasi *offline* dengan metode PO-MOESP untuk model tidak linear sistem tata udara presisi. Dapat dilihat bahwa keluaran model ruang keadaan sangat buruk dalam merepresentasikan keluaran sistem. Pada simulasi ini, baris hankel yang digunakan adalah sebanyak 10.

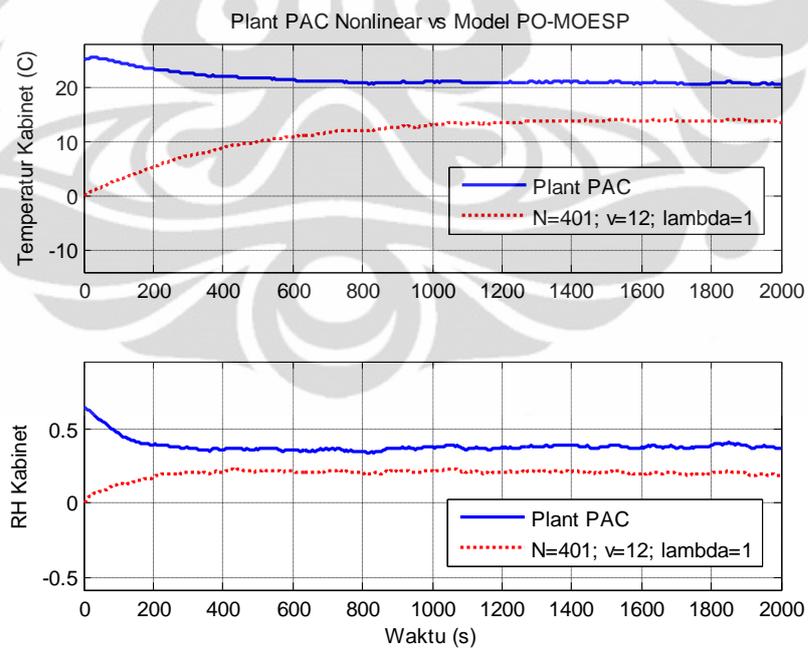


Gambar 4.11 Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline* terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Karena dari Gambar 4.11 dan 4.12, terlihat bahwa model ruang keadaan yang didapat sangat tidak merepresentasikan sistem tata udara presisi, maka simulasi berikutnya dilakukan dengan mengubah jumlah baris hankel menjadi 12. Hasil dari simulasi ini ditunjukkan pada Gambar 4.13. Dapat dilihat bahwa ada perbaikan keluaran model jika menggunakan baris hankel sebanyak 12 baris dibandingkan 10 baris hankel. Penambahan baris hankel akan menambah waktu komputasi yang dibutuhkan untuk melakukan proses identifikasi. Oleh karena itu, penambahan baris hankel harus mempertimbangkan waktu komputasi yang dibutuhkan untuk proses identifikasi, terutama jika menggunakan identifikasi secara rekursif.

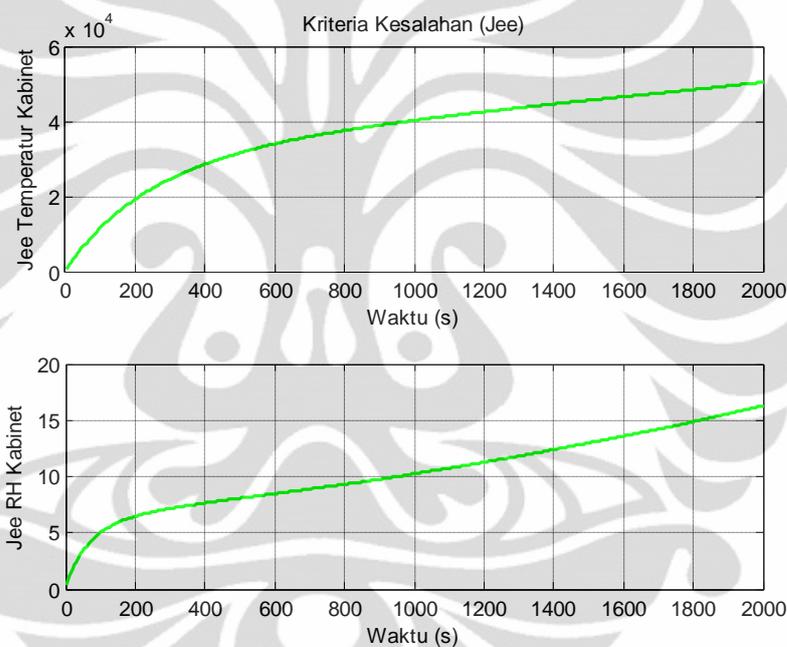


Gambar 4.12 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP *Offline*



Gambar 4.13 Validasi Metode PO-MOESP *Offline* terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Dari Gambar 4.13 dapat dilihat meskipun terdapat perbaikan dalam mengidentifikasi sistem, tetapi penambahan jumlah baris hankel tetap tidak dapat menjadikan model ruang keadaan merepresentasikan sistem dengan baik. Tingkat validasi model PO-MOESP ini ditunjukkan pada Gambar 4.14. Dapat dilihat dari Gambar 4.14 bahwa sampai detik ke 2000, kesalahan identifikasi untuk temperatur udara kabinet dan kelembaban relatif dalam kabinet bernilai besar. Dapat disimpulkan bahwa identifikasi *offline* yang dilakukan dengan metode PO-MOESP masih belum dapat merepresentasikan model dengan baik.

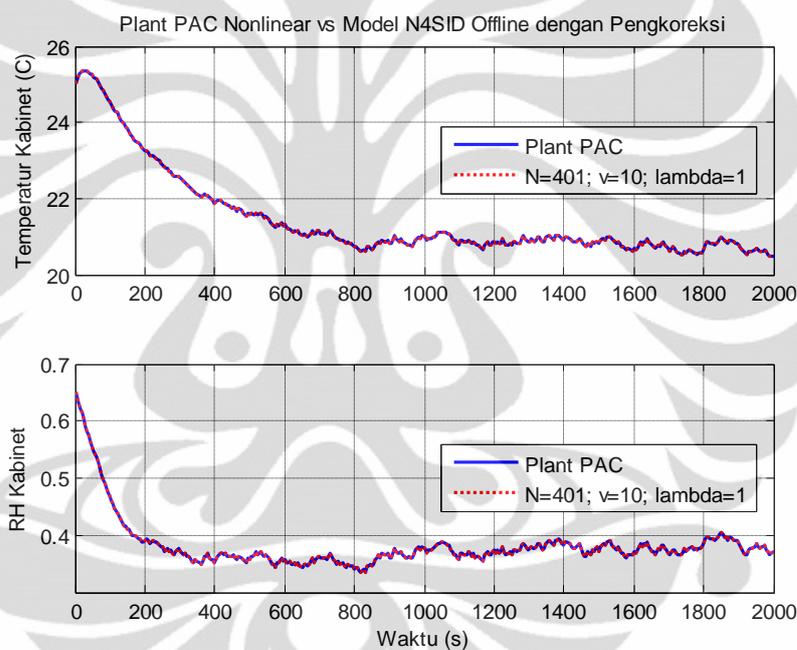


Gambar 4.14 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline*

Berdasarkan hasil percobaan yang didapat untuk identifikasi secara *offline* terhadap model matematis dari sistem tata udara presisi yang tidak linear, maka dapat disimpulkan bahwa hasil identifikasi terbaik untuk kasus ini adalah metode MOESP. Perlu diperhatikan bahwa percobaan dilakukan menggunakan banyak data *offline* sebanyak 401 data. Berdasarkan hasil simulasi yang didapat juga dapat dikatakan bahwa metode identifikasi PO-MOESP membutuhkan jumlah baris hankel yang lebih banyak untuk identifikasi *offline* sistem tata udara presisi.

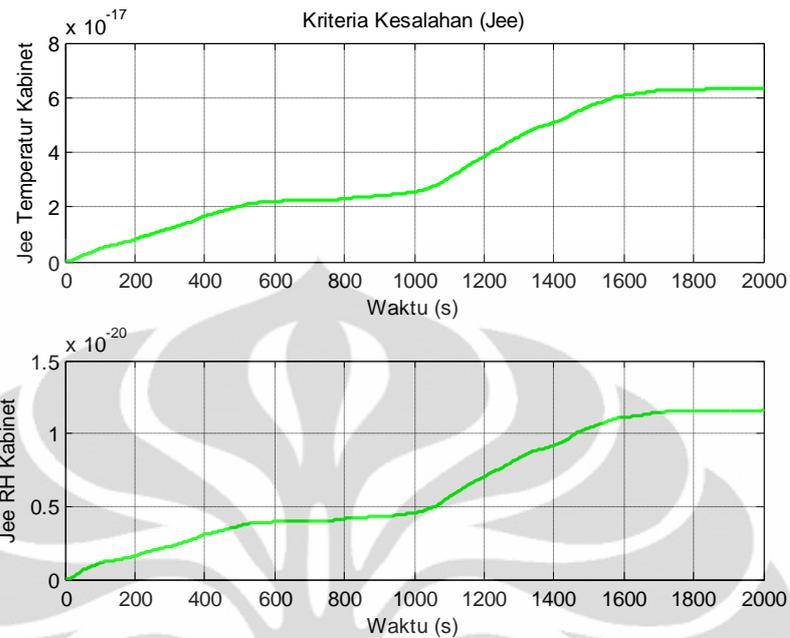
4.2.4 Metode N4SID dengan Matriks Pengkoreksi

Pada subbab ini dijabarkan mengenai hasil dari simulasi identifikasi *offline* menggunakan metode N4SID dengan matriks pengkoreksi. Penjelasan untuk langkah-langkah percobaan dijelaskan pada seminar Victor (Victor, 2010). Metode ini merupakan metode identifikasi N4SID untuk memperbaiki model ruang keadaan. Hasil dari identifikasi metode ini ditunjukkan dalam Gambar 4.15 dan nilai kesalahan dari metode ini ditunjukkan dalam Gambar 4.16. Dapat dilihat dari Gambar 4.15 bahwa keluaran model sudah baik dalam merepresentasikan keluaran model matematis dari tata udara presisi.



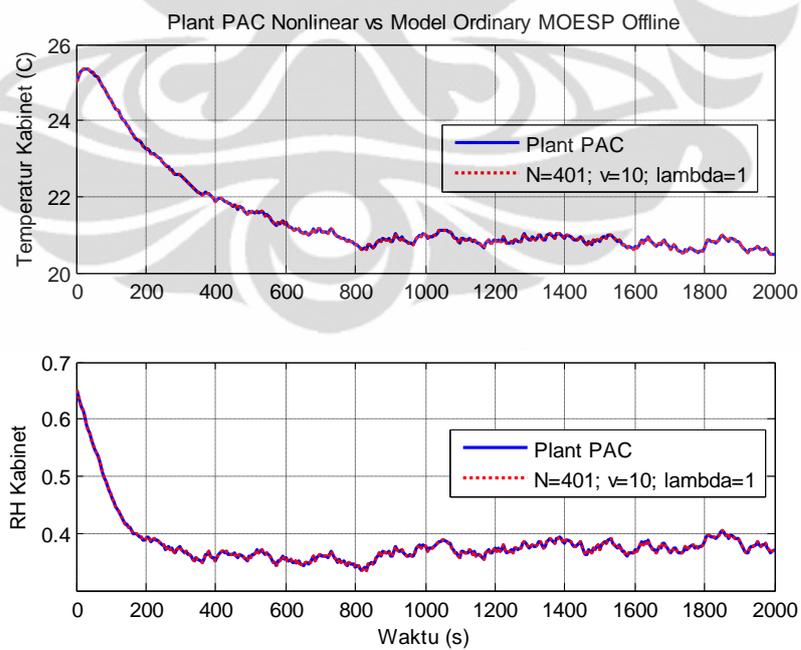
Gambar 4.15 Identifikasi Metode N4SID *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara

Hasil identifikasi yang diperoleh dengan metode ini relatif lebih baik dibandingkan dengan metode N4SID tanpa matriks pengkoreksi seperti yang telah dijelaskan pada subbab sebelumnya. Kesimpulan ini dapat diperoleh dengan membandingkan nilai kesalahan (J_{ee}) antara metode N4SID *offline* dengan metode N4SID *offline* dengan pengkoreksi.



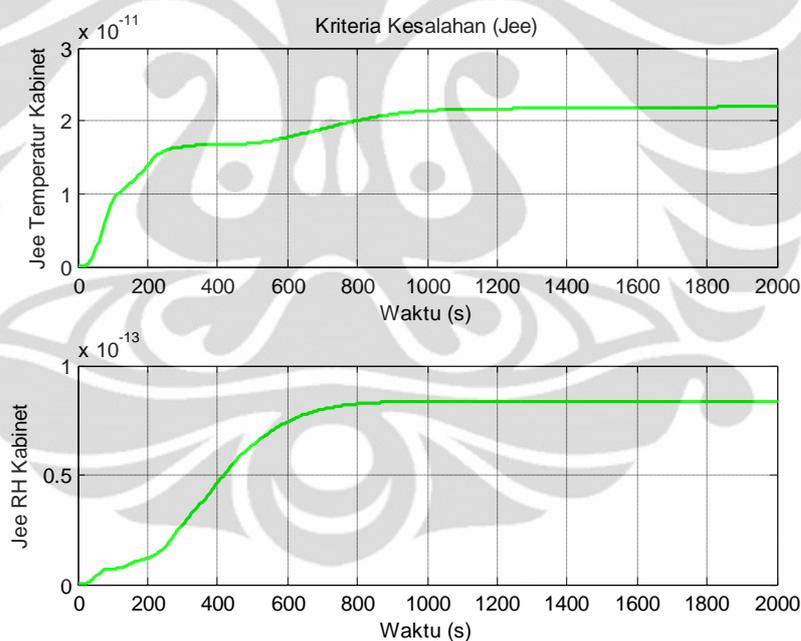
Gambar 4.16 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode N4SID *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi

4.2.5 Metode MOESP dengan Matriks Pengkoreksi



Gambar 4.17 Identifikasi Metode MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Gambar 4.17 menunjukkan hasil identifikasi menggunakan metode MOESP secara *offline* untuk sistem tata udara presisi dengan menggunakan matriks pengkoreksi. Waktu yang digunakan untuk identifikasi ini adalah selama 2000 detik, sama seperti identifikasi menggunakan metode N4SID *offline*. Banyaknya baris hankel yang digunakan sama dengan identifikasi menggunakan metode MOESP tanpa matriks pengkoreksi. Dapat terlihat pada Gambar 4.17 bahwa keluaran model sudah sangat baik dalam merepresentasikan keluaran sistem. Tingkat validasi dari identifikasi ini ditunjukkan dalam Gambar 4.18. Dalam gambar tersebut dapat dilihat bahwa kesalahan yang terjadi antara keluaran hasil identifikasi dengan keluaran model adalah relatif sangat kecil. Dapat disimpulkan untuk identifikasi ruang keadaan dengan metode MOESP dengan matriks pengkoreksi secara *offline*, hasilnya sudah baik.

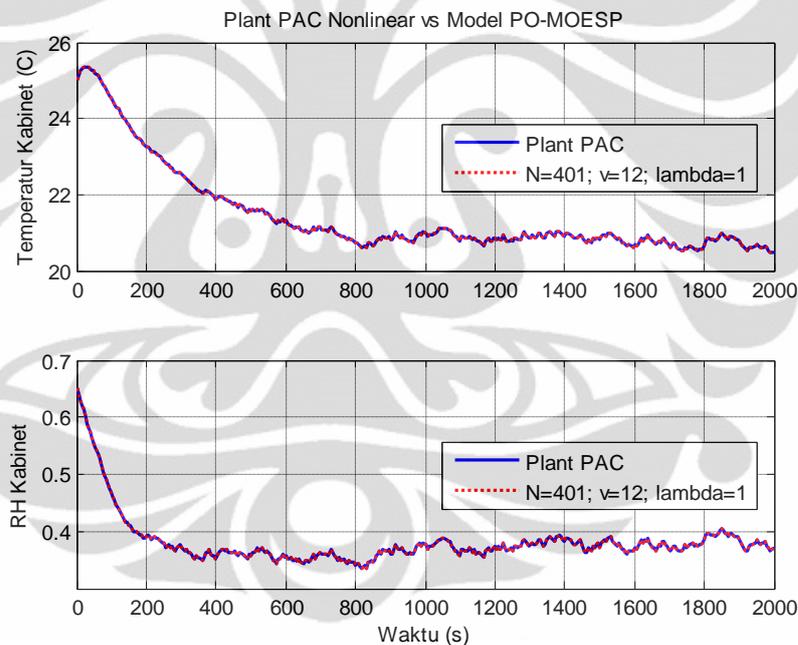


Gambar 4.18 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi

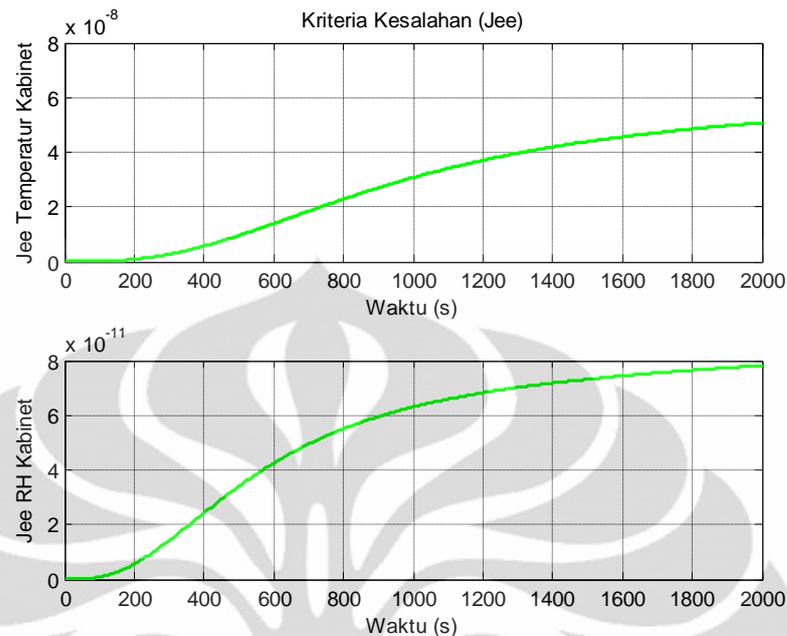
4.2.6 Metode PO-MOESP dengan Matriks Pengkoreksi

Pada bagian ini, ditunjukkan hasil identifikasi sistem tata udara presisi menggunakan PO-MOESP dengan matriks pengkoreksi. Metode ini merupakan pengembangan dari metode PO-MOESP dengan menambahkan matriks

pengkoreksi. Jumlah data yang diambil untuk identifikasi *offline* ini adalah sebanyak 401 data. Banyaknya baris hankel yang digunakan adalah sebanyak 12 baris. Hasil dari identifikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.19. Tingkat validasi dari identifikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.20. Dapat dilihat bahwa keluaran sistem sudah sangat mirip dengan keluaran model ruang keadaan dari metode PO-MOESP dengan pengkoreksi ini. Dapat dilihat pula bahwa nilai kesalahan antara keluaran model dengan keluaran sistem adalah relatif kecil. Dapat disimpulkan bahwa untuk percobaan simulasi identifikasi sistem tata udara presisi secara *offline*, model ruang keadaan dari metode PO-MOESP dengan matriks pengkoreksi sudah relatif baik. Model ruang keadaan yang dihasilkan sudah dapat merepresentasikan sistem tata udara presisi dengan baik.



Gambar 4.19 Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

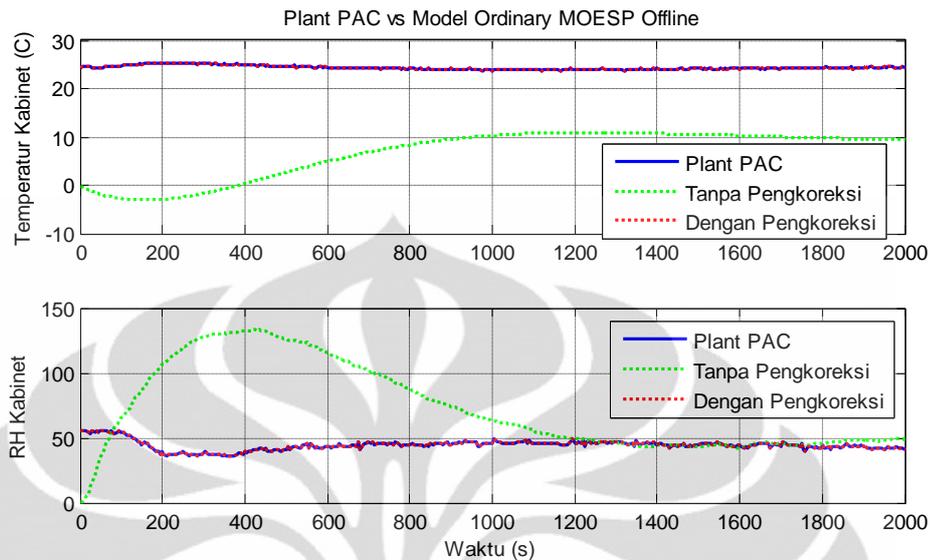


Gambar 4.20 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi

4.3 Identifikasi *Offline* Menggunakan Data Eksperimen Sistem Tata Udara Presisi

Pada subbab sebelumnya, telah dijelaskan hasil identifikasi terhadap model linear dari sistem tata udara presisi, dan model matematis dari sistem tata udara presisi. Pada subbab ini, dilakukan pengujian algoritma MOESP dan PO-MOESP secara *offline* pada sistem tata udara presisi secara eksperimen. Pengambilan data dilakukan menggunakan sistem tata udara presisi yang ada di Laboratorium Kendali Departemen Teknik Elektro Universitas Indonesia. Pengambilan data dilakukan selama 2000 detik. Setelah itu, data tersebut diolah menggunakan Program MATLAB dan dilakukan algoritma identifikasi menggunakan metode MOESP dan PO-MOESP untuk mencari model ruang keadaan dari sistem tata udara presisi tersebut. Identifikasi yang dilakukan menggunakan matriks pengkoreksi dan tanpa menggunakan matriks pengkoreksi.

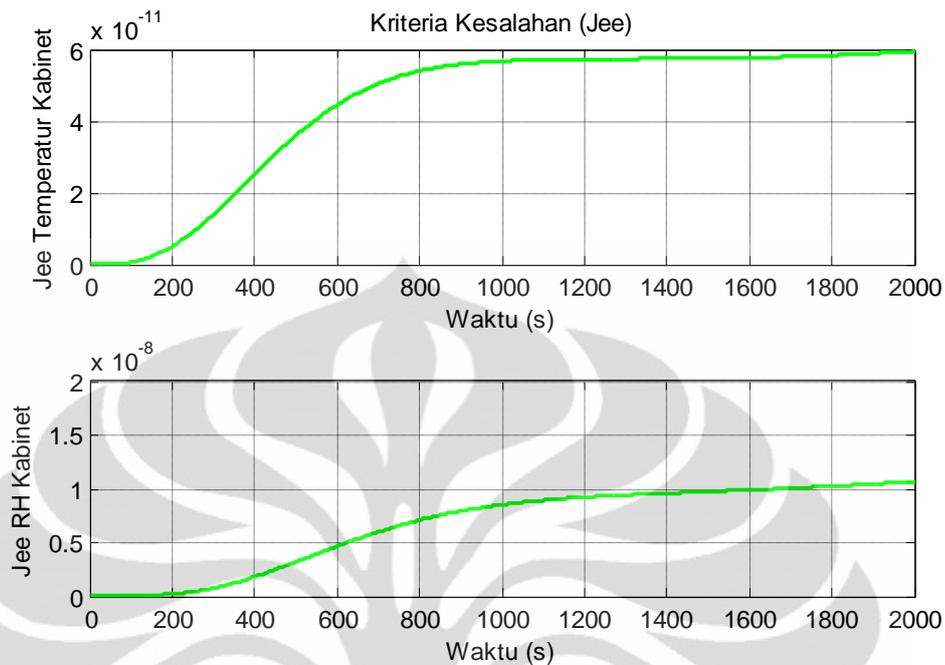
4.3.1 Metode MOESP dengan Matriks Pengkoreksi



Gambar 4.21 Identifikasi Metode MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Sistem Tata Udara

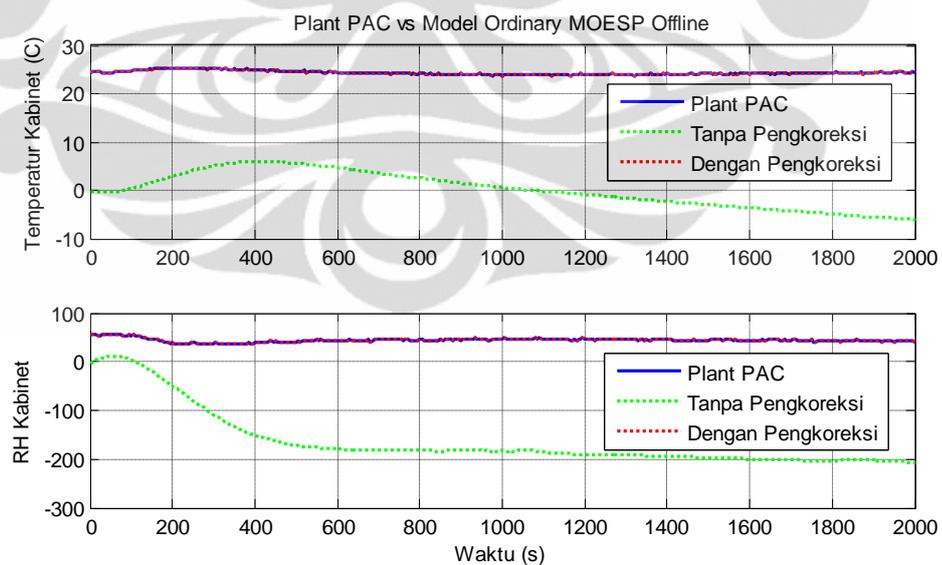
Gambar 4.21 menunjukkan hasil identifikasi sistem tata udara presisi menggunakan data eksperimen. Parameter yang digunakan adalah 401 data digunakan untuk identifikasi *offline*, banyaknya baris hankel yang digunakan sebanyak 10 baris, dan faktor pelupa yang digunakan adalah 1. Dapat dilihat bahwa grafik hijau menunjukkan hasil identifikasi MOESP *offline* tanpa menggunakan matriks pengkoreksi. Hasil yang didapat dari identifikasi MOESP tanpa matriks pengkoreksi adalah tidak baik. Hasil keluaran model tidak dapat merepresentasikan keluaran sistem tata udara presisi. Grafik berwarna merah menunjukkan keluaran model MOESP menggunakan matriks pengkoreksi. Hasil yang didapat dari identifikasi metode ini adalah baik. Keluaran model sudah dapat mengikuti keluaran sistem tata udara presisi.

Gambar 4.22 menunjukkan hasil nilai kesalahan (J_{ee}) dari identifikasi *offline* MOESP dengan matriks pengkoreksi. Nilai kesalahan yang didapat setelah 2000 detik berorde sangat kecil yaitu 6×10^{-11} untuk temperatur udara dan 2×10^{-8} untuk kelembaban relatif. Dan setelah detik ke 2000, dapat dilihat bahwa grafik nilai kesalahan mencapai nilai saturasi, kemiringan grafik mendekati nilai nol. Hal ini menunjukkan model tersebut dapat merepresentasikan sistem dengan baik.



Gambar 4.22 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi

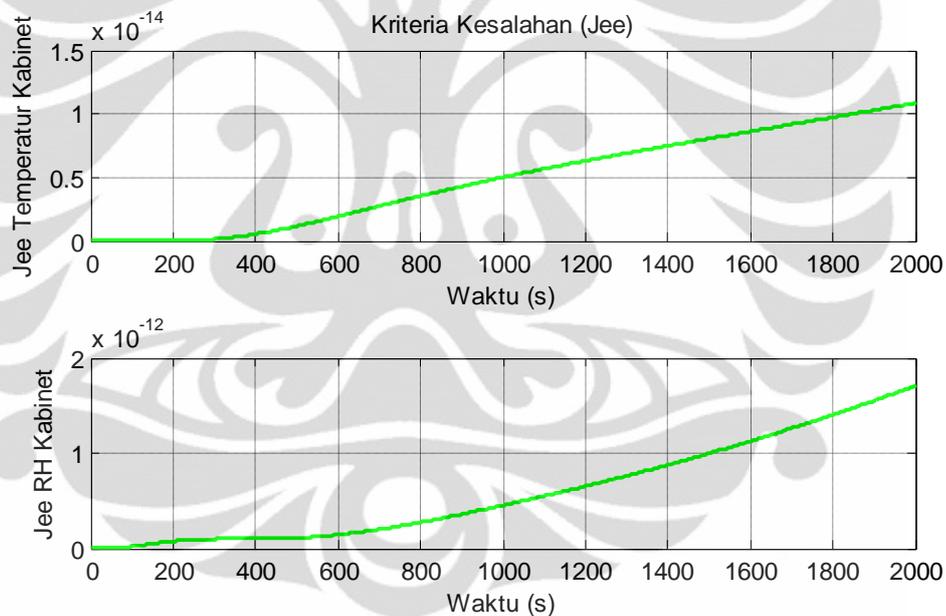
4.3.2 Metode PO-MOESP dengan Matriks Pengkoreksi



Gambar 4.23 Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi terhadap Sistem Tata Udara Presisi

Gambar 4.23 adalah grafik hasil identifikasi PO-MOESP secara *offline*. Pengambilan data dilakukan selama 2000 detik. Banyaknya data yang digunakan

untuk identifikasi *offline* adalah sebanyak 401 data. Baris hankel yang digunakan adalah 15 baris. Nilai faktor pelupa yang digunakan adalah 1. Banyaknya baris hankel yang digunakan pada identifikasi PO-MOESP lebih banyak dibandingkan dengan identifikasi dengan MOESP. Hal ini mengakibatkan waktu komputasi untuk identifikasi menggunakan metode PO-MOESP pada percobaan ini memerlukan waktu yang lebih lama dibandingkan dengan dengan metode MOESP. Penambahan jumlah matriks hankel ini bertujuan agar model identifikasi menjadi lebih stabil. Dapat dilihat dari Gambar 4.23 bahwa hasil identifikasi PO-MOESP menggunakan matriks pengkoreksi sudah baik dalam merepresentasikan sistem tata udara presisi. Terjadi perbaikan daripada identifikasi tanpa menggunakan matriks pengkoreksi.



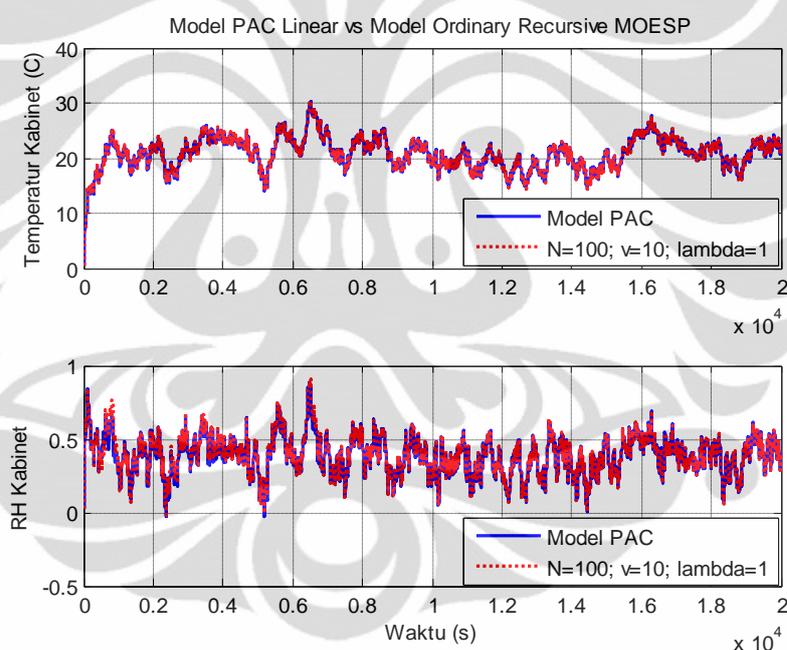
Gambar 4.24 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP *Offline* dengan Matriks Pengkoreksi

Gambar 4.24 menunjukkan nilai kesalahan dari model identifikasi PO-MOESP. Sampai dengan detik ke 2000, nilai kesalahan yang didapat bernilai sangat kecil, yaitu sekitar 1×10^{-14} untuk temperatur kabinet dan sekitar $1,8 \times 10^{-12}$ untuk kelembaban relative kabinet. Dari parameter J_{ee} ini dapat disimpulkan bahwa model yang didapat menggunakan identifikasi *offline* PO-MOESP dengan matriks pengkoreksi sudah dapat merepresentasikan sistem dengan baik.

4.4 Identifikasi Rekursif Model Linear Sistem Tata Udara Presisi

Setelah pada subbab 4.1 telah dideskripsikan hasil simulasi identifikasi *offline* model tata udara presisi menggunakan metode N4SID, MOESP, dan PO-MOESP, pada subbab ini dijelaskan hasil identifikasi secara rekursif menggunakan metode MOESP dan PO-MOESP untuk model tata udara presisi. Seperti yang telah dijelaskan pada Bab 2 mengenai identifikasi secara rekursif, terlebih dahulu dilakukan identifikasi secara *offline* sebanyak N data, setelah itu algoritma rekursif dijalankan untuk mengidentifikasi model mulai dari $N+1$ sampai dengan batas waktu yang ditentukan.

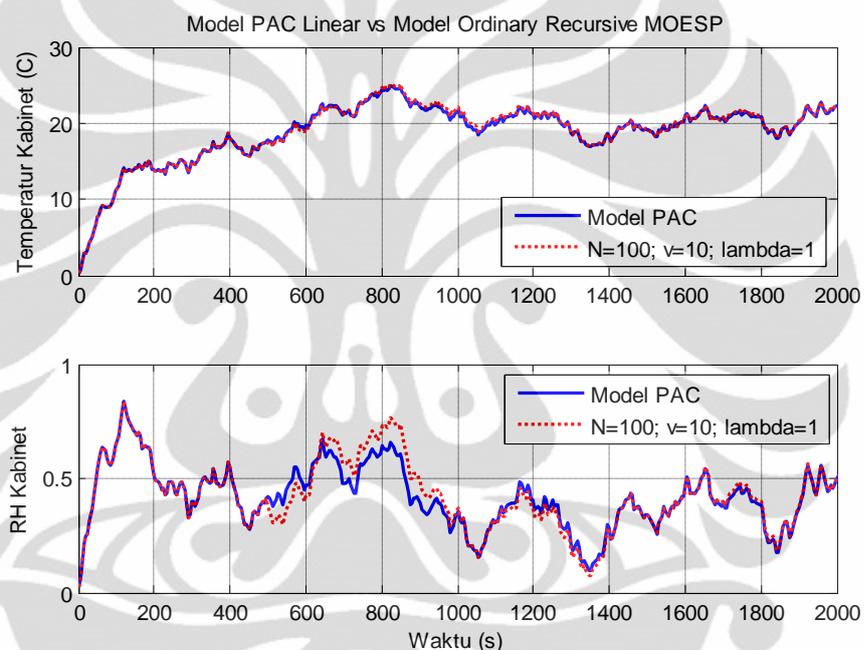
4.4.1 Metode MOESP



Gambar 4.25 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC

Gambar 4.25 menunjukkan hasil identifikasi secara rekursif terhadap model tata udara presisi menggunakan metode MOESP. Banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi *offline* adalah 100 data. Setelah itu, dijalankan identifikasi secara rekursif dari data ke 101. Waktu pencuplikan yang digunakan adalah 5 detik. Banyaknya baris hankel yang digunakan untuk identifikasi secara *offline* maupun rekursif adalah sebanyak 10 baris.

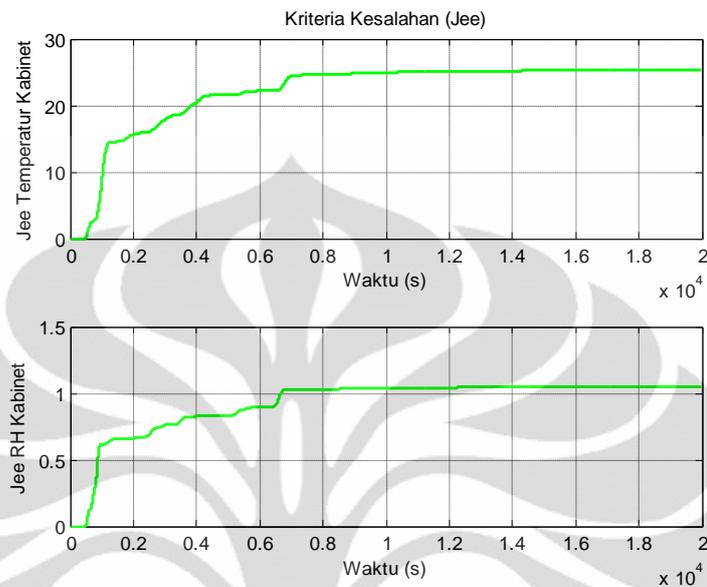
Gambar 4.26 merupakan perbesaran dari Gambar 4.25. Gambar ini menunjukkan hasil keluaran antara keluaran model tata udara presisi dengan keluaran dari hasil identifikasi dari detik ke 0 sampai detik ke 2000. Dapat terlihat bahwa ada penyimpangan yang terjadi mulai detik ke 501 sampai detik ke 1000, terutama terlihat jelas pada kelembaban relatif kabinet. Ada sedikit *offset* saat awal identifikasi secara rekursif. Setelah detik ke 1000, keluaran hasil identifikasi sudah baik dalam merepresentasikan keluaran model tata udara presisi.



Gambar 4.26 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC untuk 2000 Detik Pertama

Kita dapat menganalisis tingkat validasi dari hasil identifikasi ini melalui nilai J_{ee} , seperti ditunjukkan pada Gambar 4.27. Dapat dilihat bahwa nilai kesalahan pada detik ke 501 sampai 1000 adalah relatif besar. Setelah detik ke 1000 sampai sekitar detik ke 7000, masih ada penyimpangan yang relatif lebih kecil dibandingkan sebelumnya. Setelah sekitar detik ke 700, nilai kesalahan cenderung konstan, yang berarti akumulasi nilai kesalahannya adalah kecil, atau mendekati nol. Dapat disimpulkan bahwa pada percobaan selama 20000 detik, keluaran hasil identifikasi *offline* sudah sangat baik merepresentasikan keluaran

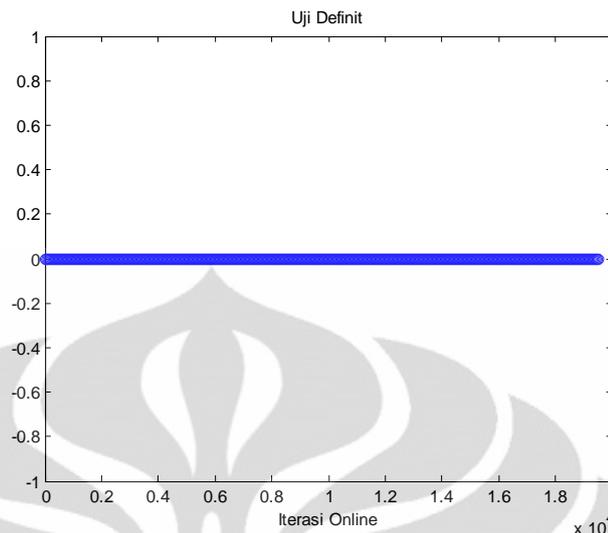
model tata udara presisi, sedangkan keluaran hasil identifikasi secara rekursif paling baik merepresentasikan keluaran model setelah detik ke 7000.



Gambar 4.27 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC

- Analisis Matriks kovarian \mathbf{P}_N

Pada bagian ini dilakukan analisis dari matriks \mathbf{P}_N pada persamaan (2.16). Gambar 4.28 menunjukkan Grafik hasil analisis untuk mengetahui nilai definit dari matriks \mathbf{P}_N tersebut.

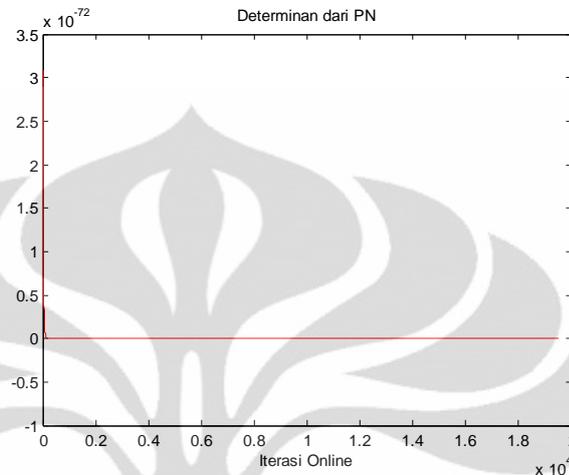


Gambar 4.28 Grafik Uji Definit dari Matriks \mathbf{P}_N untuk Identifikasi MOESP Model Linear PAC

Untuk mencari nilai definit dari suatu matriks, maka kita harus mencari nilai determinan dari elemen simetris matriks tersebut. Pertama, dicari nilai determinan dari elemen 1×1 matriks \mathbf{P}_N , selanjutnya dicari determinan dari elemen 2×2 matriks \mathbf{P}_N , dan seterusnya sampai mencari determinan dari elemen $n \times n$ matriks \mathbf{P}_N tersebut. Setelah itu ditentukanlah nilai definit dari matriks \mathbf{P}_N tersebut. Untuk pelambangan yang menjelaskan Gambar 4.28 adalah sebagai berikut:

- Jika matriks \mathbf{P}_N adalah definit positif, maka nilai pada grafik adalah 1
Definit positif berarti nilai determinan dari setiap elemen matriks simetris $\mathbf{P}_N > \varepsilon_1$, dalam simulasi ini, definisi ε_1 yang dipakai adalah 1×10^{-18}
- Jika matriks \mathbf{P}_N adalah semi definit positif, maka nilai pada grafik adalah 0
Semi definit positif berarti nilai determinan dari setiap elemen matriks simetris \mathbf{P}_N ada yang bernilai ε_2 , dalam simulasi ini, definisi nilai ε_2 yang dipakai dari 1×10^{-18} sampai -1×10^{-18}
- Jika matriks \mathbf{P}_N adalah definit negatif, maka nilai pada grafik adalah -1
Definit negative berarti nilai determinan dari setiap elemen matriks simetris $\mathbf{P}_N < \varepsilon_3$, dalam simulasi ini, definisi nilai ε_3 yang dipakai adalah -1×10^{-18}

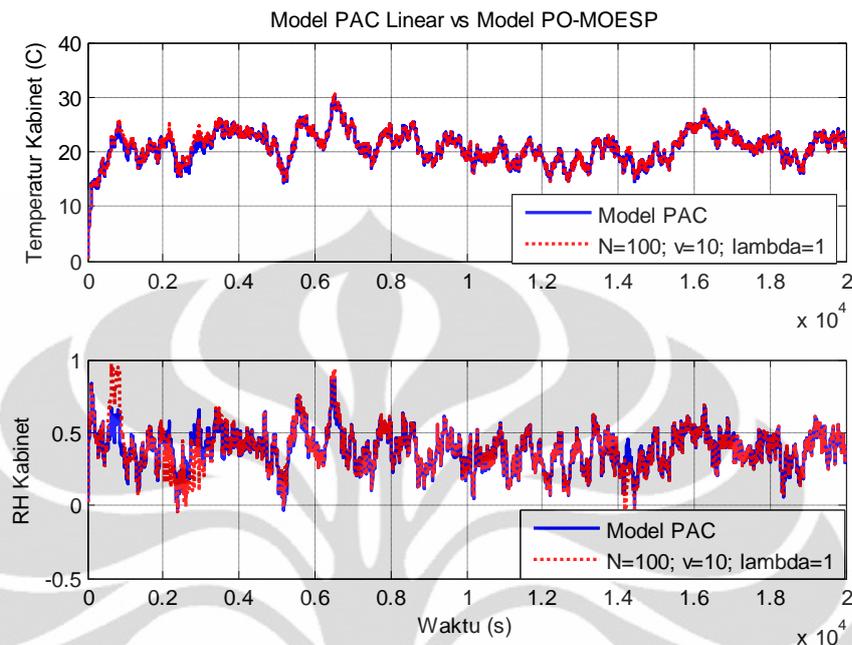
Jika dilihat dari Gambar 4.28, maka dapat disimpulkan bahwa matriks \mathbf{P}_N pada setiap iterasi rekursif adalah semi definit positif. Hal ini memungkinkan perhitungan matematis menjadi keliru karena adalah perhitungan nilai nol.



Gambar 4.29 Grafik Nilai Determinan Matriks \mathbf{P}_N untuk Identifikasi MOESP Model Linear PAC

Gambar 4.29 menunjukkan nilai determinan matriks \mathbf{P}_N untuk ukuran $n \times n$. Dapat dilihat bahwa nilai determinannya semakin kecil pada setiap iterasi berikutnya. Determinan dari matriks \mathbf{P}_N bernilai nol atau pada iterasi pertama, nilainya mendekati $3,5 \times 10^{-72}$, ini menyebabkan data masukan tidak dapat tereksitasi dengan baik, karena informasi yang didapat untuk identifikasi adalah kurang.

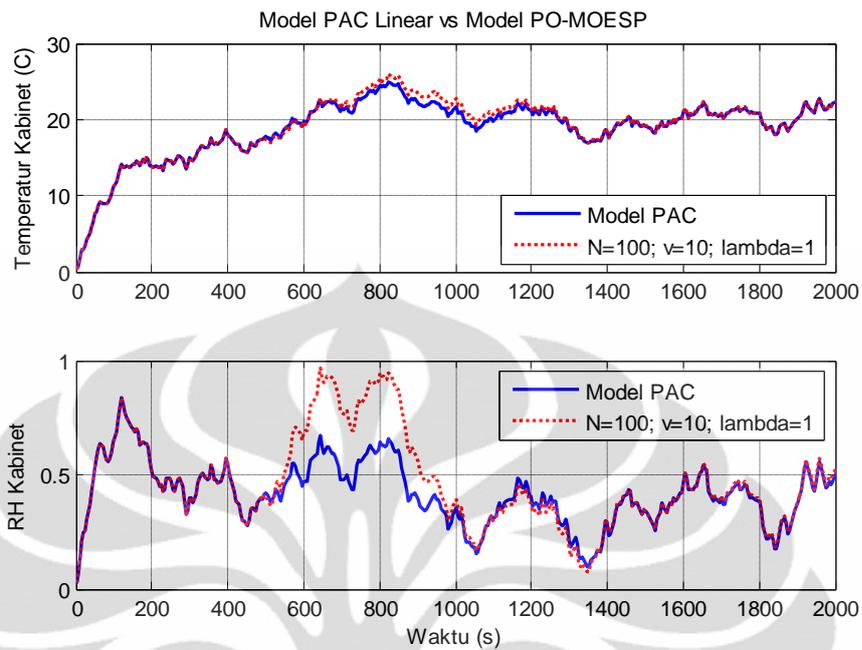
4.4.2 Metode PO-MOESP



Gambar 4.30 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC

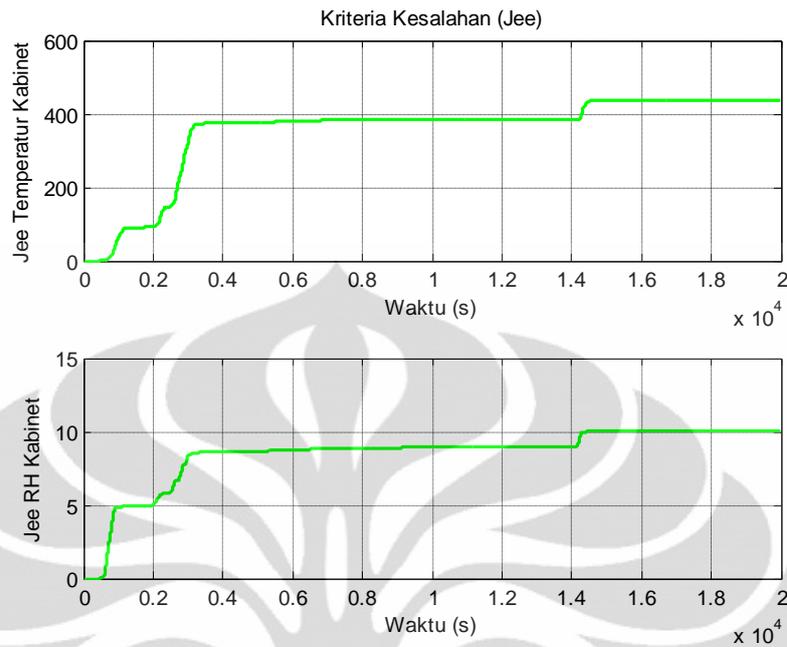
Gambar 4.30 menunjukkan hasil identifikasi PO-MOESP terhadap model linear tata udara presisi secara rekursif. Waktu yang digunakan untuk melakukan identifikasi adalah selama 20000 detik. Dengan waktu pencuplikan sebesar 5 detik, maka banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi ini adalah sebanyak 4000 data. Pada percobaan ini, ada sebanyak 100 data yang digunakan untuk identifikasi *offline* terlebih dahulu, setelah itu dilakukan identifikasi secara rekursif sampai data ke 4000. Proses identifikasi ini menggunakan 10 baris hankel.

Gambar 4.31 memperlihatkan hasil identifikasi mulai detik ke 0 sampai detik ke 2000. Dapat dilihat bahwa pada masa transisi antara identifikasi *offline* dengan identifikasi secara rekursif, yaitu pada detik ke 500, ada kesalahan yang cukup besar. Kesalahan yang cukup besar lebih tampak pada keluaran kelembaban relatif dari identifikasi secara rekursif tersebut.



Gambar 4.31 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC untuk 2000 Detik Pertama

Jika kita lihat pada Gambar 4.32, di mana gambar tersebut memperlihatkan nilai kesalahan yang terjadi, maka dapat diamati bahwa kesalahan identifikasi terbesar terjadi pada sekitar 3000 detik awal, setelah itu nilai kesalahan relatif konstan, yang berarti keluaran model sudah mendekati keluaran sistem. Tetapi dapat dilihat pada sekitar detik ke 14000, ada terjadi peningkatan nilai kesalahan lagi. Setelah itu, nilai kesalahan kembali mendekati nol dengan melihat tren grafik yang mendekati konstan.



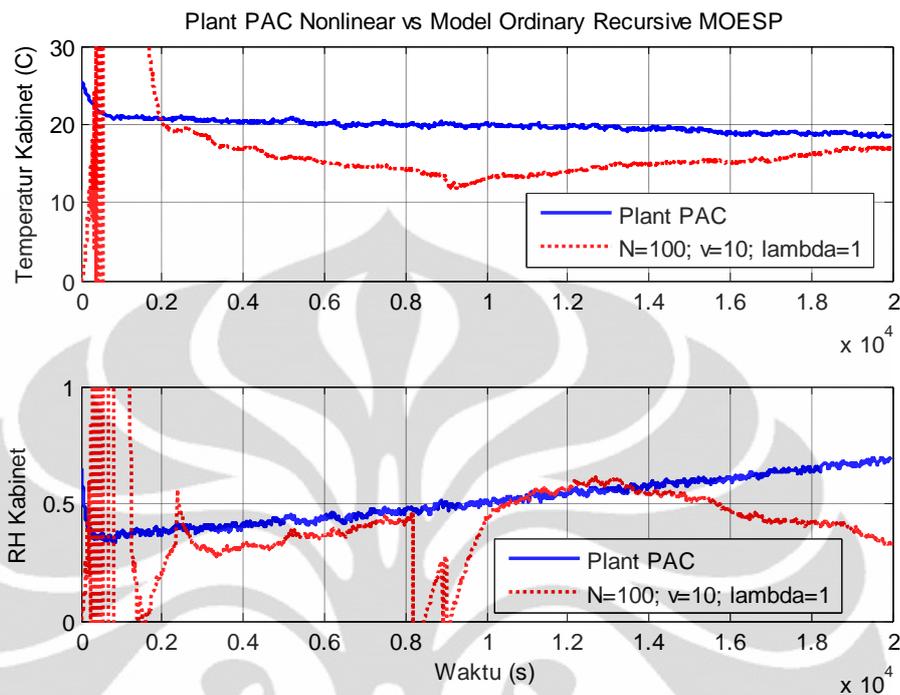
Gambar 4.32 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model PAC

Jika kita bandingkan hasil identifikasi menggunakan MOESP dengan PO-MOESP di dalam melakukan identifikasi model tata udara presisi secara rekursif, dilihat dari kriteria kesalahan (J_{ee}) untuk waktu 20000 detik dan baris hankel sebanyak 10 baris, serta banyak data yang digunakan untuk identifikasi secara *offline* adalah sebanyak 100 data, maka dapat dikatakan bahwa metode identifikasi menggunakan MOESP memiliki hasil yang lebih baik dibanding dengan PO-MOESP.

4.5 Identifikasi Rekursif Model Matematis Sistem Tata Udara Presisi

Pada Subbab ini dibahas hasil identifikasi secara rekursif model matematis dari sistem tata udara presisi yang didapat dari persamaan matematis, seperti yang dibahas pada seminar Victor (Victor, 2010). Dilakukan 2 metode identifikasi, yaitu metode MOESP, metode PO-MOESP. Kriteria untuk menganalisis hasil identifikasi adalah J_{ee} (nilai kesalahan).

4.5.1 Metode MOESP

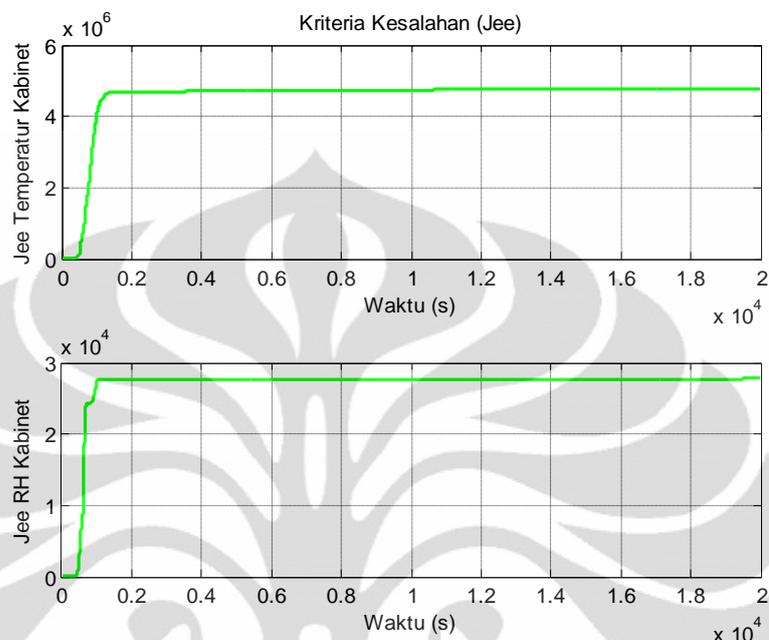


Gambar 4.33 Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.33 menunjukkan hasil identifikasi secara rekursif dari model matematis sistem tata udara presisi. Parameter yang digunakan adalah 100 data untuk identifikasi *offline*, lalu menggunakan 10 baris hankel, dan faktor pelupa sebesar 1. Pengambilan data dilakukan selama 20000 detik. Dapat dilihat bahwa ketika peralihan identifikasi dari *offline* ke rekursif, maka model yang didapat adalah tidak stabil. Hasil keluaran model yang didapat juga tidak dapat merepresentasikan keluaran model matematis dengan baik. Dapat dilihat juga bahwa keluaran model terkadang mendekati keluaran model, tetapi tidak lama kemudian, keluarannya menjauhi dari nilai keluaran model matematis sistem tata udara presisi.

Gambar 4.34 menunjukkan nilai kesalahan yang terjadi selama identifikasi rekursif menggunakan metode MOESP. Kita dapat melihat bahwa nilai kesalahan yang diperoleh adalah sangat besar. Meskipun kemiringan dari grafik tersebut tampak konstan setelah detik ke 1000, tetapi nilai ini tidak dapat dikatakan bahwa keluaran model sudah merepresentasikan keluaran sistem dengan baik. Hal ini

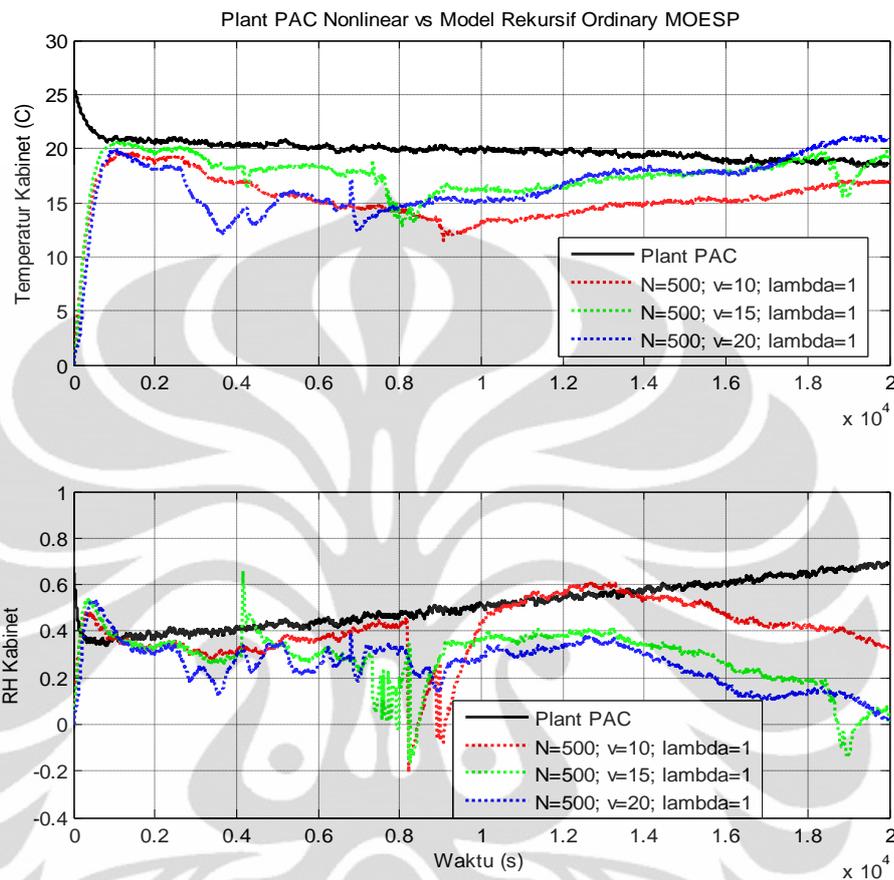
dikarenakan nilai yang sudah dicapai pada detik ke 1000 adalah mencapai 1×10^6 untuk temperatur udara kabinet dan 1×10^4 untuk kelembaban relatif kabinet.



Gambar 4.34 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Pada bagian berikut dilakukan beberapa variasi untuk jumlah baris hankel, banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi secara *offline*, dan faktor pengkoreksi. Dari perubahan-perubahan yang dilakukan, diharapkan model yang didapat bisa lebih baik daripada menggunakan parameter yang dilakukan pada percobaan sebelumnya. Selain itu, perubahan parameter-parameter ini juga menunjukkan dampak dari perubahan tersebut. Di dalam melakukan identifikasi dengan berbagai perubahan parameter tersebut, waktu yang digunakan untuk identifikasi adalah sama, yaitu 20000 detik. Sistem yang diidentifikasi adalah model matematis sistem tata udara presisi yang bersifat tidak linear. Nilai kesalahan (J_{ee}) merupakan parameter yang digunakan untuk melihat tingkat validasi model yang didapat dengan membandingkan keluaran model dengan keluaran model matematis. Variasi parameter akan ditunjukkan oleh grafik yang menggambarkan ketiga sinyal keluaran sebagai akibat dari variasi parameter yang dilakukan.

- **Perubahan Baris Hankel**



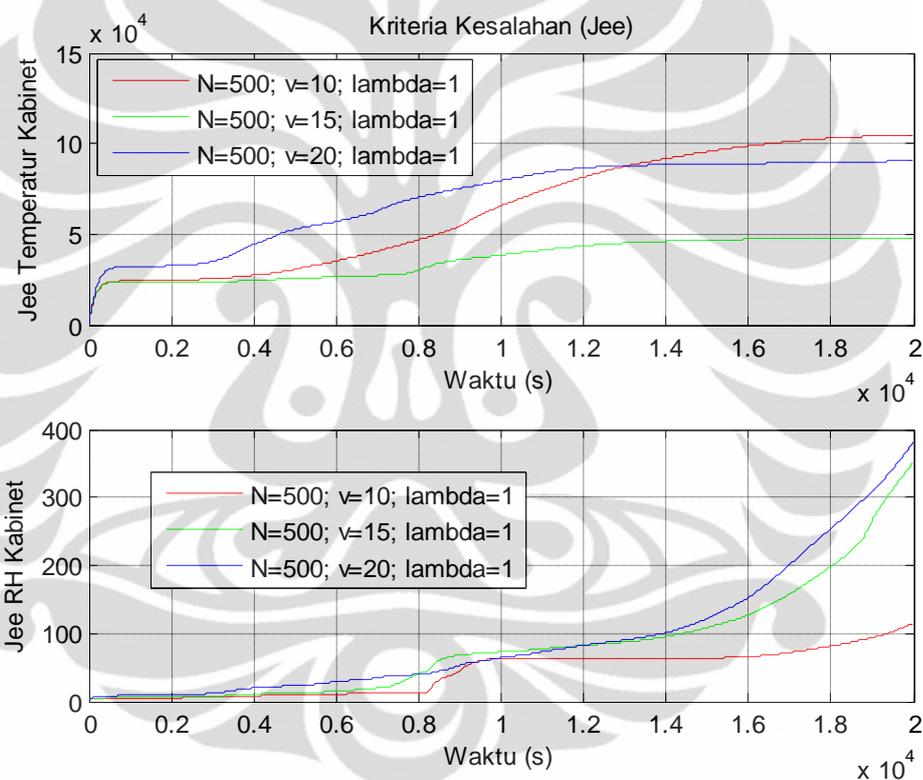
Gambar 4.35 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Pada percobaan ini, dilakukan perubahan terhadap banyaknya baris hankel yang digunakan untuk melakukan identifikasi, baik untuk identifikasi *offline* maupun identifikasi rekursif. Gambar 4.35 menunjukkan hasil keluaran dari sistem tata udara presisi (grafik hitam) dibandingkan dengan tiga keluaran model ruang keadaan yang didapat dari metode MOESP dengan memvariasikan baris hankel. Grafik merah adalah keluaran hasil identifikasi MOESP rekursif untuk $N=500$ dan $v=10$, grafik hijau adalah keluaran hasil identifikasi MOESP rekursif untuk $N=500$ dan $v=15$, dan grafik biru adalah keluaran hasil identifikasi MOESP rekursif untuk $N=500$ dan $v=20$.

Dapat dilihat bahwa ketika banyaknya data untuk identifikasi ditingkatkan menjadi 500, maka N akan menjadi jauh semakin besar dibandingkan dengan v ,

maka model ruang yang didapat relatif lebih stabil. Hal ini bisa kita lihat dengan membandingkan grafik merah pada Gambar 4.35 dengan grafik merah pada 4.33. Terlihat bahwa untuk $N=500$ dan $v=10$, model yang didapat relatif lebih stabil, dibandingkan untuk $N=100$ dan $v=10$, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.33.

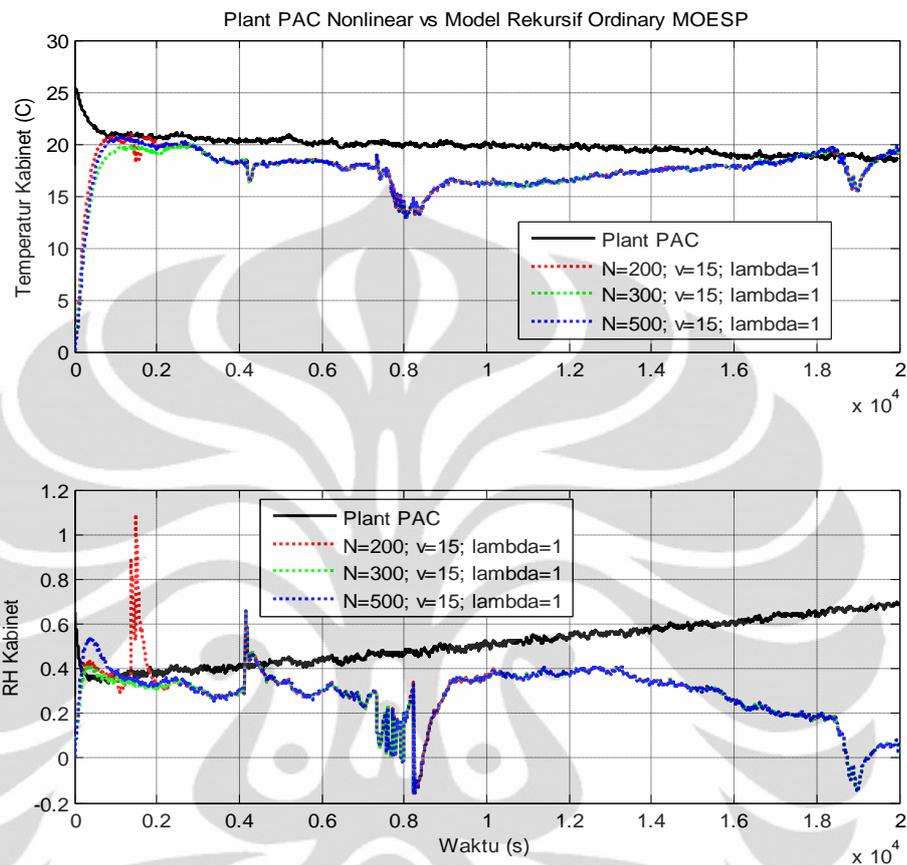
Dapat dilihat dari Gambar 4.35, bahwa percobaan yang dilakukan dengan memvariasikan parameter baris hankel tidak dapat membuat model merepresentasikan sistem tata udara presisi dengan sempurna.



Gambar 4.36 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.36 menunjukkan nilai kesalahan pada identifikasi MOESP rekursif. Pada gambar tersebut dapat dilihat bahwa dari ketiga baris hankel yang digunakan untuk identifikasi MOESP rekursif, identifikasi terbaik untuk kelembaban relatif berdasarkan criteria J_{ee} adalah identifikasi yang didapat dengan menggunakan metode MOESP secara rekursif dengan baris Hankel sebanyak 10. Dan untuk temperatur udara, yang terbaik adalah menggunakan 15 baris hankel.

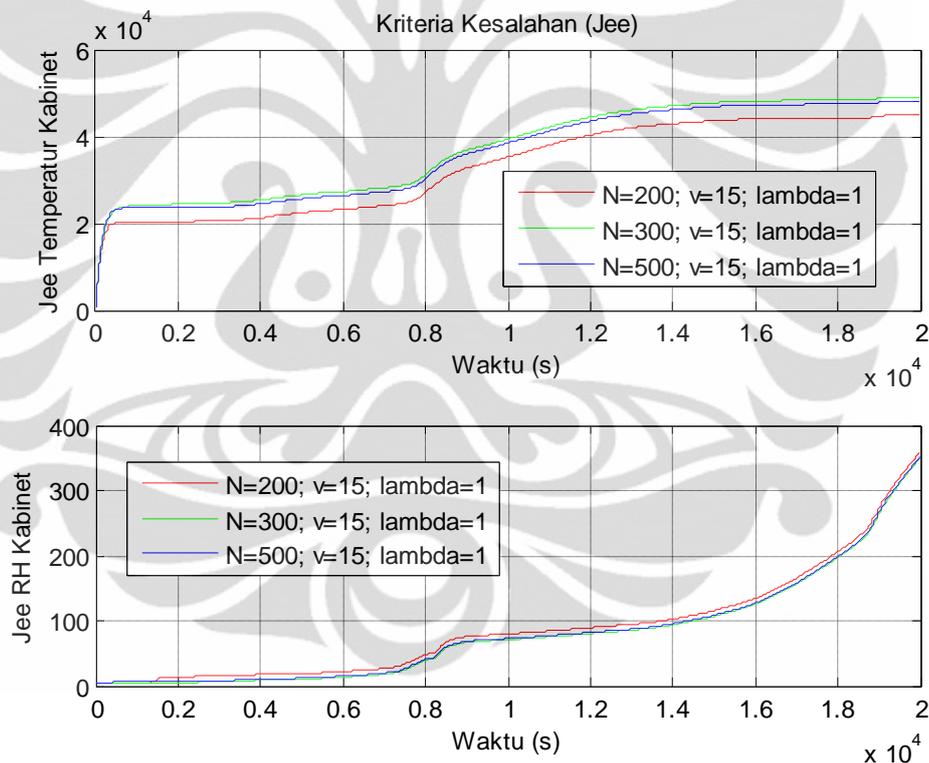
- **Perubahan Banyaknya Data yang Diidentifikasi Secara *Offline***



Gambar 4.37 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Pada percobaan ini, parameter yang diubah adalah banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi metode MOESP secara *offline*. Dapat dilihat pada Gambar 4.37, grafik yang berwarna hitam merupakan keluaran dari model matematis sistem tata udara presisi yang bersifat tidak linear, grafik berwarna merah adalah keluaran model dengan menggunakan data untuk identifikasi *offline* sebanyak 200 data, grafik berwarna hijau merupakan keluaran model dengan menggunakan data untuk identifikasi *offline* sebanyak 300 data, dan grafik berwarna biru adalah keluaran model dengan menggunakan data *offline* sebanyak 500 data. Parameter lain yang digunakan untuk identifikasi ini adalah jumlah baris hankel sebanyak 15 baris dan faktor pelupa sebesar 1.

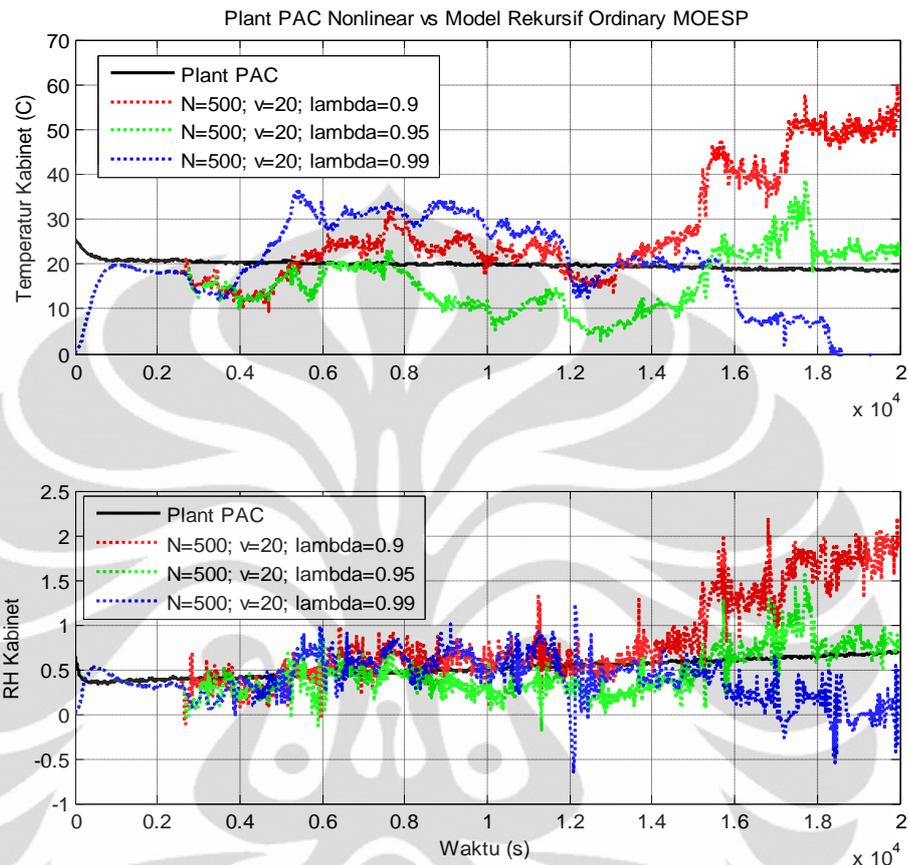
Dapat dilihat dari Gambar 4.37, bahwa perubahan banyaknya data untuk identifikasi *offline* hanya mempengaruhi keluaran identifikasi rekursif untuk beberapa saat di awal peralihan dari *offline* ke rekursif saja. Dapat dilihat setelah detik ke 2000, keluaran hasil identifikasi antara grafik merah, hijau, dan biru relatif sama. Perilaku ini dapat dilihat dengan lebih jelas pada Gambar 4.38. Dapat dilihat, bahwa nilai kesalahan antara grafik merah, biru, dan hijau terhadap sistem tata udara presisi adalah sejajar. Hal ini menunjukkan selisih yang terjadi di antara ketiga grafik tersebut dikarenakan kesalahan yang terjadi di awal proses identifikasi saja. Setelah itu, keluaran hasil identifikasi dari ketiga perubahan parameter itu mempunyai nilai yang serupa.



Gambar 4.38 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

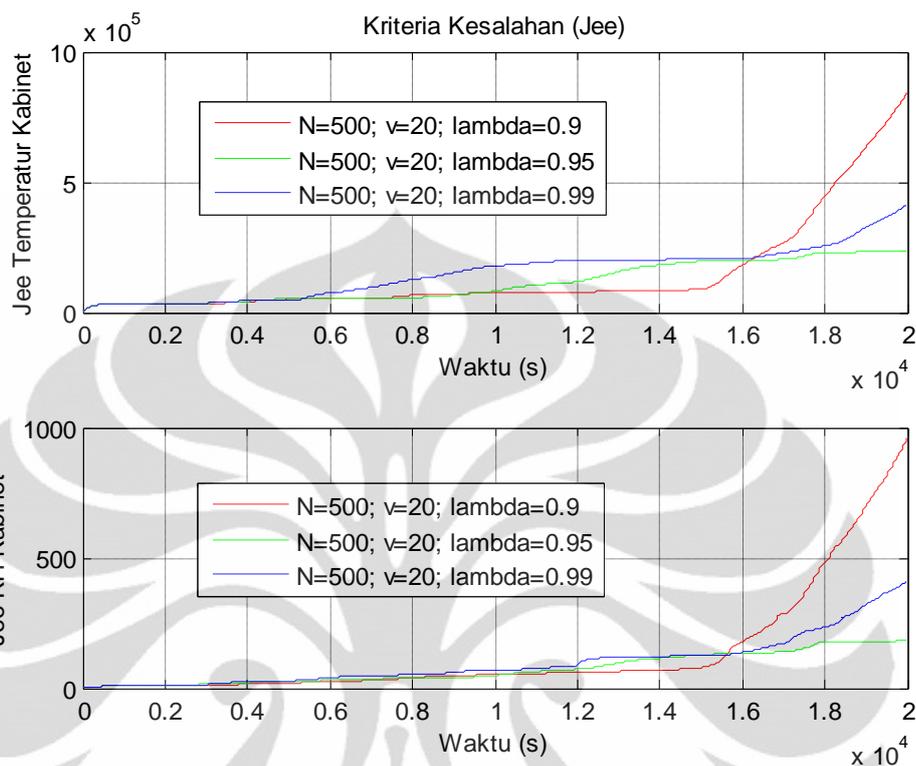
Dapat disimpulkan bahwa perubahan parameter banyaknya data *offline* yang digunakan untuk identifikasi hanya mempengaruhi keluaran model dan kestabilan model untuk beberapa saat di awal saja, tetapi tidak mempengaruhi hasil identifikasi rekursif MOESP.

- **Perubahan Faktor Pelupa**



Gambar 4.39 Validasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.39 menunjukkan hasil identifikasi secara rekursif terhadap sistem tata udara presisi dengan menggunakan MOESP. Percobaan ini menggunakan variasi dari parameter faktor pelupa (γ (baca: gamma)). Seperti dijelaskan pada subbab 2.1.3, besarnya faktor pelupa adalah $\gamma := \lambda^2$, di mana $0 < \lambda < 1$. Percobaan ini menggunakan tiga varian λ , yaitu $\lambda=0,9$, $\lambda=0,95$, dan $\lambda=0,99$. Untuk semua percobaan menggunakan banyak data untuk identifikasi *offline* sebanyak 500 data dan banyaknya baris hankel sebanyak 20 baris. Dari Gambar 4.35 dapat dilihat bahwa dari ketiga hasil identifikasi yang didapat dari variasi faktor pelupa, tidak ada hasil identifikasi yang baik dalam merepresentasikan sistem tata udara presisi. Pengurangan faktor pelupa menyebabkan keluaran sistem menjadi lebih banyak *ripple*.



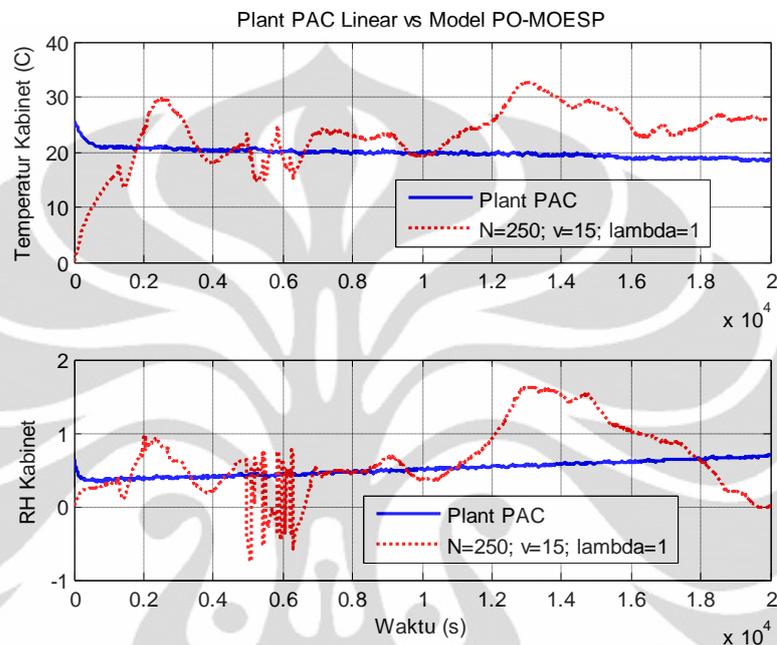
Gambar 4.40 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.40 menunjukkan nilai kesalahan di dalam identifikasi MOESP rekursif dengan variasi faktor pelupa. Jika dilihat dari gambar tersebut, maka nilai kesalahan terkecil untuk ketiga variasi tersebut adalah menggunakan $\lambda=0,95$. Perlu diperhatikan bahwa percobaan ini dilakukan selama 20000 detik.

Jika dibandingkan nilai kesalahan antara $\lambda=0,95$ pada Gambar 4.39 dengan $\lambda=1$ pada Gambar 4.33 dengan melihat nilai kesalahan (J_{ee}) maka dapat disimpulkan bahwa nilai kesalahan untuk $\lambda=0,95$ lebih kecil dibandingkan dengan $\lambda=1$. Penggunaan faktor pelupa juga membuat hasil identifikasi menjadi rentan untuk tidak stabil.

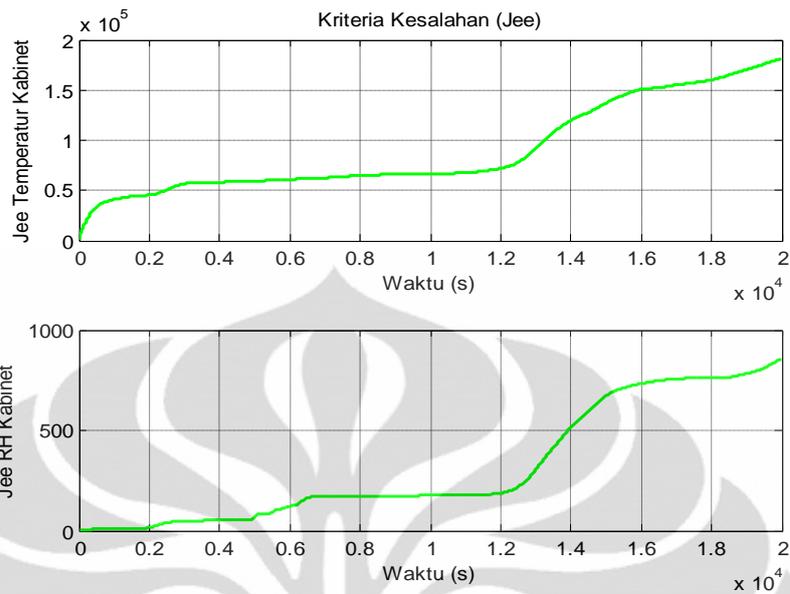
4.5.2 Metode PO-MOESP

Pada subbab ini ditunjukkan hasil identifikasi rekursif terhadap model matematis sistem tata udara presisi menggunakan metode PO-MOESP untuk mendapatkan model ruang keadaannya.



Gambar 4.41 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.41 menunjukkan hasil identifikasi menggunakan metode PO-MOESP rekursif. Parameter yang digunakan adalah $N=250$, $v=15$, dan $\lambda=1$.

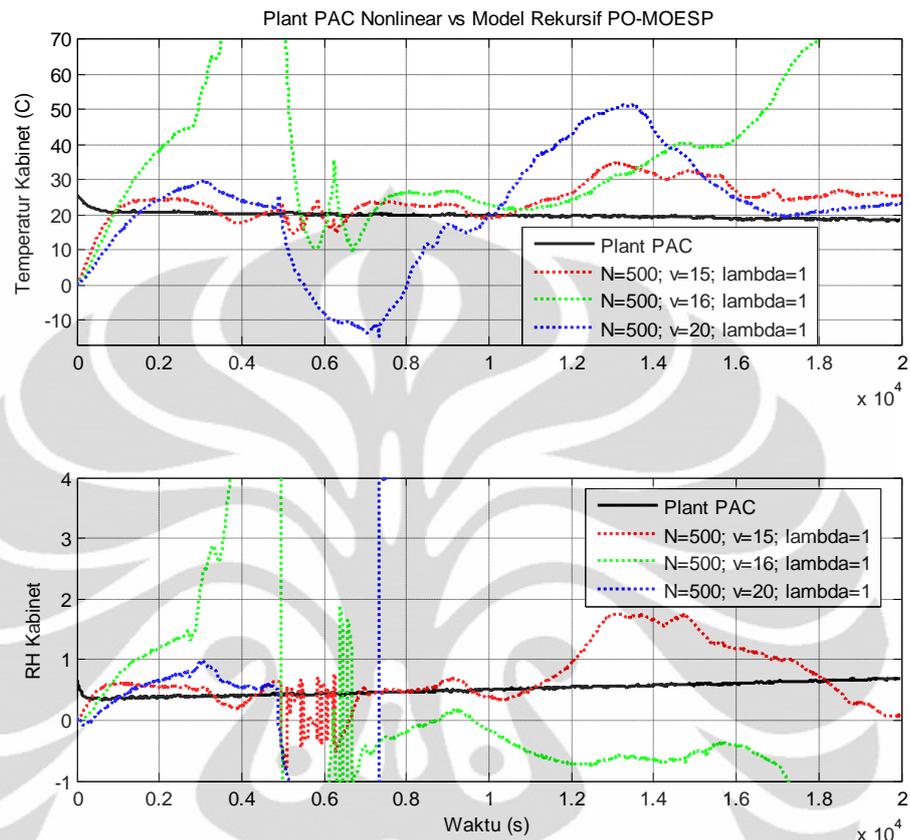


Gambar 4.42 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Dari Gambar 4.41 dan Gambar 4.42, hasil identifikasi yang didapat sangat tidak baik dalam merepresentasikan model matematis sistem tata udara presisi. Dapat dilihat dari Gambar 4.39 bahwa keluaran model ruang keadaan sangat jauh berbeda dengan sistem tata udara presisi.

Berikut ini dilakukan beberapa variasi parameter untuk melihat pengaruh dari perubahan parameter terhadap identifikasi PO-MOESP secara rekursif. Parameter yang diubah antara lain banyaknya baris hankel, banyaknya data yang digunakan untuk identifikasi PO-MOESP *offline*, dan faktor pelupa.

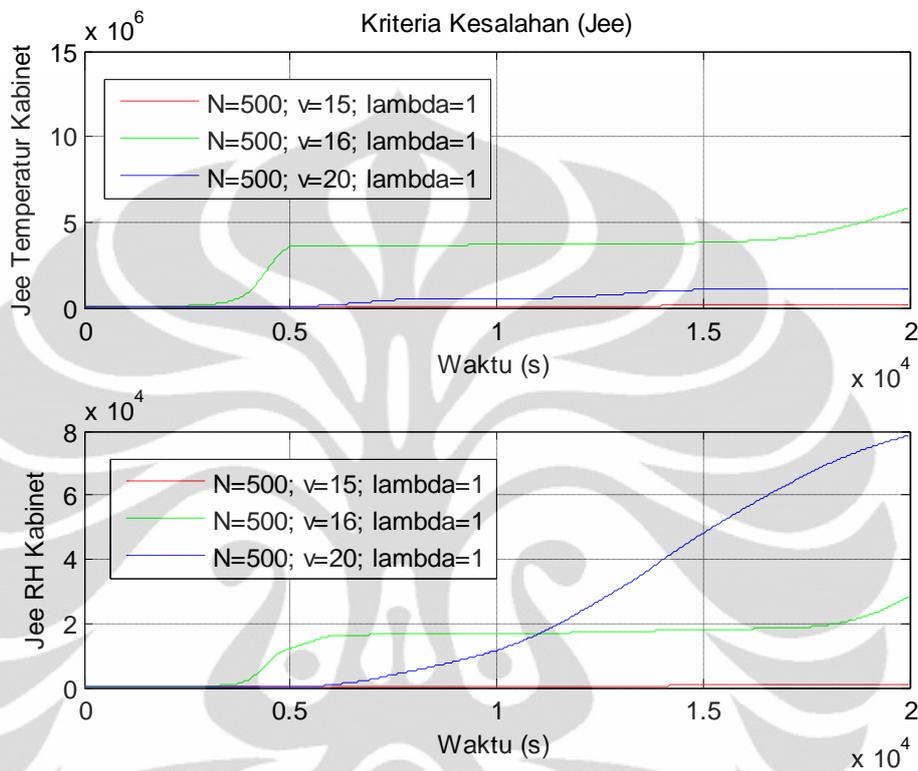
- **Perubahan Baris Hankel**



Gambar 4.43 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.43 menunjukkan hasil simulasi dari identifikasi rekursif terhadap model matematis sistem tata udara presisi. Grafik berwarna hitam adalah keluaran dari model matematis sistem tata udara presisi, grafik berwarna merah merupakan keluaran model dengan menggunakan baris hankel sebanyak 15, grafik berwarna hijau merupakan keluaran model dengan baris hankel sebanyak 16, dan grafik berwarna biru merupakan keluaran model dengan baris hankel sebanyak 20. Percobaan dilakukan selama 20000 detik, dengan 500 data pertama digunakan untuk identifikasi secara *offline*. Dapat dilihat dari gambar tersebut, bahwa tidak ada keluaran model yang benar-benar baik dalam merepresentasikan keluaran model matematis sistem tata udara presisi. Sumbu y grafik dibatasi, sehingga jika

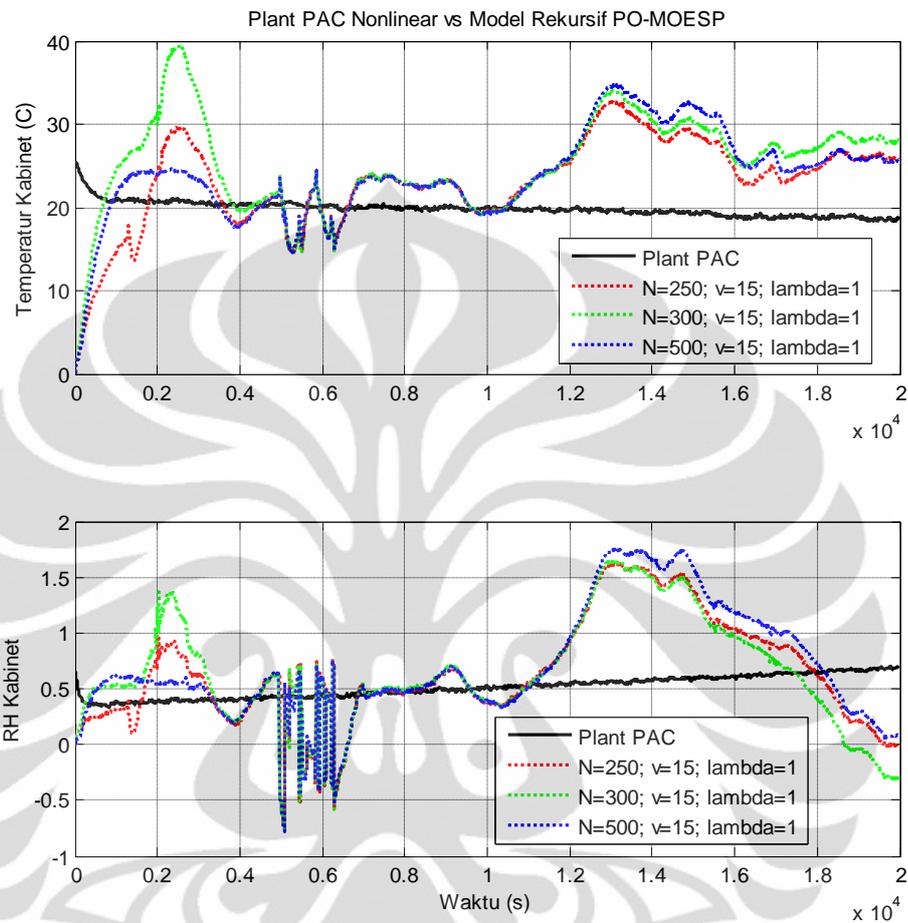
keluaran model melebihi batas nilai sumbu y, maka keluaran model sudah tidak dapat terlihat lagi.



Gambar 4.44 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Jika dilihat dari Gambar 4.44, maka dari ketiga model yang digunakan, model yang terbaik adalah menggunakan data *offline* sebanyak 500 data, dan baris hankel yang digunakan adalah sebanyak 15 baris. Meskipun demikian, model yang didapat dengan parameter seperti yang ditunjukkan oleh grafik berwarna merah tetap tidak bisa merepresentasikan sistem dengan baik. Dapat disimpulkan bahwa untuk identifikasi PO-MOESP secara rekursif, perubahan baris hankel menjadi 15, 16, dan 20 tidak dapat memperbaiki model ruang keadaan yang didapat.

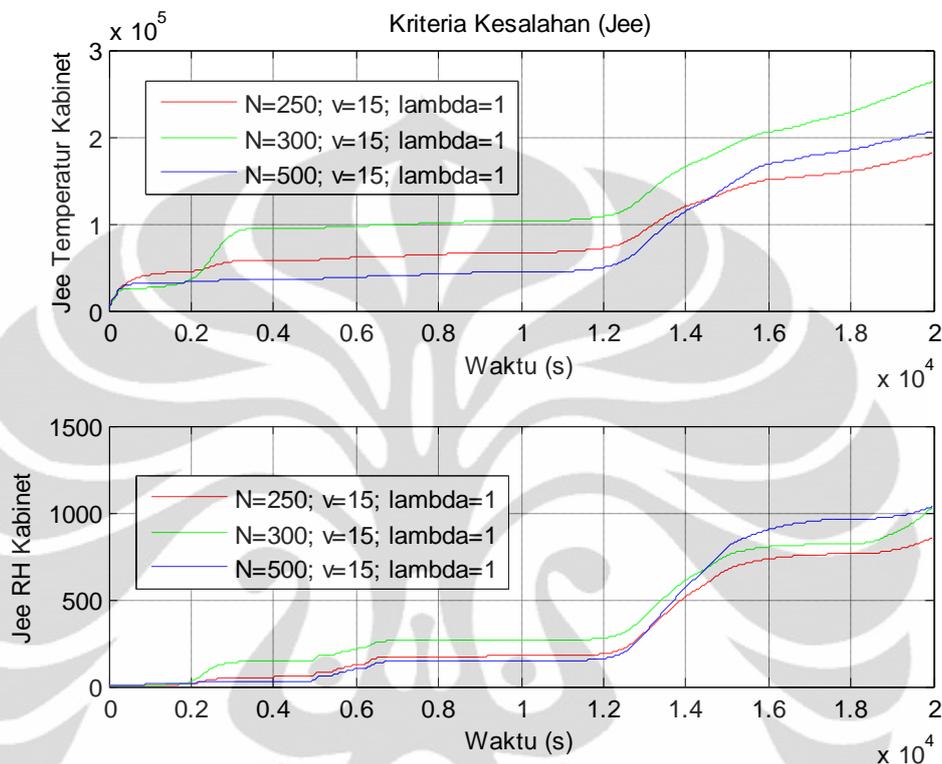
- **Perubahan Banyaknya Data yang Diidentifikasi Secara *Offline***



Gambar 4.45 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.45 menunjukkan keluaran model hasil identifikasi menggunakan metode PO-MOESP. Pada percobaan ini, parameter yang diubah adalah banyaknya data yang dipakai untuk identifikasi secara *offline*. Variasi perubahan banyak data adalah tiga nilai. Grafik yang berwarna merah menggunakan 250 data yang diidentifikasi secara *offline*, Grafik yang berwarna hijau menggunakan 300 data yang diidentifikasi secara *offline*, dan grafik berwarna biru menggunakan 500 data yang diidentifikasi secara *offline*. Dapat dilihat bahwa ketiga hasil yang didapat sampai detik ke 20000 tidak menghasilkan model yang merepresntasikan sistem tata udara presisi dengan baik. Terlihat pula

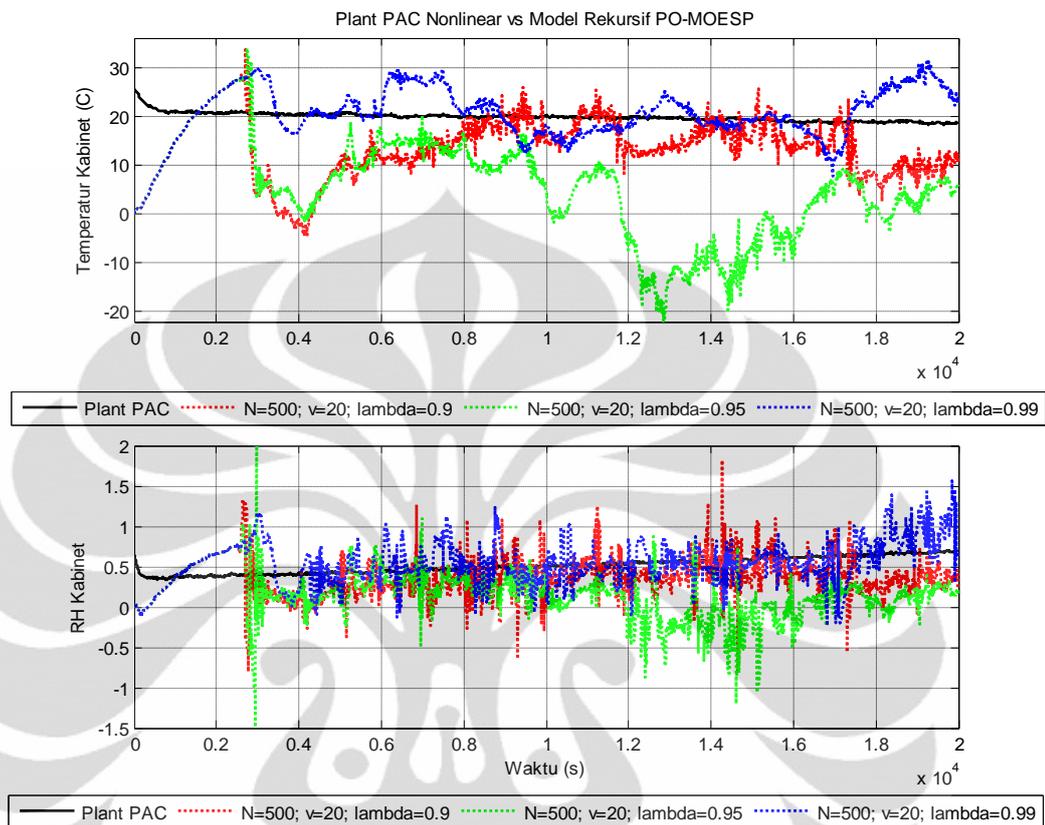
terjadi osilasi sinyal keluaran pada model PO-MOESP saat detik ke 5000 sampai detik ke 7000.



Gambar 4.46 Kriteria Kesalahan untuk Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

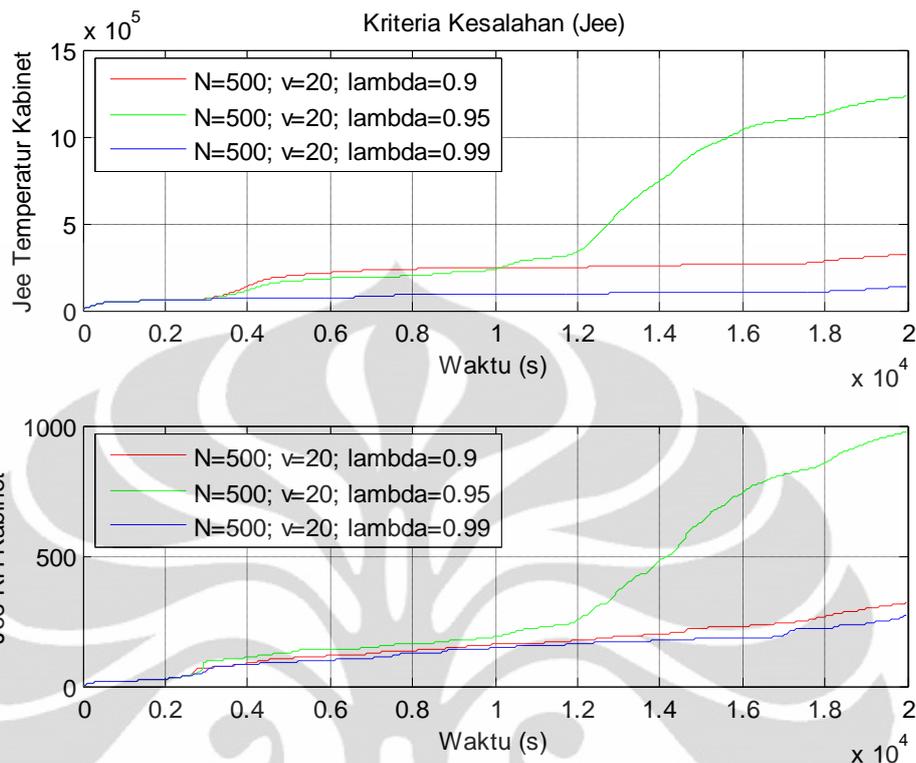
Gambar 4.46 menunjukkan besar nilai kesalahan yang diperoleh antara keluaran model dengan keluaran sistem. Dari nilai kesalahan ini, dapat dilihat sampai detik ke 2000, baik untuk temperatur udara kabinet maupun untuk kelembaban relatif kabinet, hasil yang lebih baik adalah menggunakan banyak data identifikasi untuk *offline* sebanyak 250 data. Meskipun demikian, grafik merah seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.45 tidak dapat merepresentasikan sistem tata udara presisi dengan baik. Hal ini dikarenakan sistem yang diidentifikasi merupakan sistem yang bersifat tidak linear.

- **Perubahan Faktor Pelupa**



Gambar 4.47 Validasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.47 menunjukkan keluaran hasil identifikasi PO-MOESP rekursif terhadap model matematis sistem tata udara presisi tidak linear, dengan mengubah parameter faktor pelupa (γ). Besarnya faktor pelupa adalah $\gamma := \lambda^2$, di mana $0 < \lambda < 1$. Percobaan ini menggunakan tiga varian λ , yaitu $\lambda=0,9$, $\lambda=0,95$, dan $\lambda=0,99$. Parameter yang lain adalah menggunakan banyak data untuk identifikasi *offline* sebanyak 500 data, dan baris hankel yang digunakan adalah sebanyak 20 baris. Percobaan dilakukan selama 20000 detik. Ketika faktor pelupa < 1 , maka keluaran model tampak lebih banyak berhasil. Hal ini dapat dilihat jika dibandingkan dengan Gambar 4.41 di mana faktor pelupa yang digunakan adalah sebesar 1. Dapat dilihat bahwa dari ketiga keluaran tersebut tidak ada model yang dengan baik merepresentasikan model tidak linear dari sistem tata udara presisi.



Gambar 4.48 Kriteria Kesalahan untuk Identifikasi Metode PO-MOESP Rekursif terhadap Model Matematis PAC

Gambar 4.48 menunjukkan nilai kesalahan dari identifikasi rekursif menggunakan PO-MOESP dengan mengubah nilai parameter dari faktor pelupa. Percobaan dilakukan selama 20000 detik. Selanjutnya akan dilihat nilai kesalahan (J_{ee}) dari identifikasi yang dilakukan. Terlihat bahwa nilai kesalahan terendah diperoleh saat identifikasi menggunakan nilai $\lambda=0,99$. Dan kesalahan terbesar saat identifikasi dilakukan menggunakan nilai $\lambda=0,95$. Meskipun demikian, model hasil identifikasi ini juga tidak dapat merepresentasikan model matematis dari sistem tata udara presisi tidak linear dengan baik. Hal ini dapat dilihat kembali pada Gambar 4.47. Pada gambar tersebut dapat terlihat bahwa grafik merah tidak dapat merepresentasikan keluaran sistem dengan baik. Dapat disimpulkan bahwa pada percobaan ini, perubahan nilai parameter faktor pelupa tidak dapat menjadikan model hasil identifikasi rekursif yang didapat merepresentasikan sistem tata udara presisi yang bersifat tidak linear.

4.6 Identifikasi Sistem Tata Udara Presisi dengan Linearisasi

Subbab 4.5 menunjukkan hasil simulasi dari identifikasi menggunakan linearisasi dengan menggunakan tool yang ada di MATLAB. Identifikasi menggunakan linearisasi ini dilakukan terhadap sistem tata udara presisi tidak linear. Berikut ini akan dijelaskan hasil dari identifikasi ini.

4.6.1 Mencari Titik Kerja Sistem Tata Udara Presisi

States	Inputs	Outputs		
State	Desired Value	Actual Value	Desired dx	Actual dx
PAC_linearisasi/2nd Condensor/Integrator untuk T2				
State - 1	[-Inf, Inf]	26.3136	0	8.5265e-014
PAC_linearisasi/2nd Condensor/Integrator untuk Twc2				
State - 1	[-Inf, Inf]	27.5982	0	1.3878e-017
PAC_linearisasi/Cabinet/Integrator untuk Tcab				
State - 1	[-Inf, Inf]	20.3989	N/A	0.2179
PAC_linearisasi/Cabinet/Integrator untuk wcab				
State - 1	[-Inf, Inf]	0.0071475	N/A	-0.00041381
PAC_linearisasi/Evaporator Wall/Integral untuk Twe				
State - 1	[-Inf, Inf]	3.7974	0	6.245e-017
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk T1				
State - 1	[-Inf, Inf]	25	0	1.9378e-050
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk T1a				
State - 1	[-Inf, Inf]	22.5817	0	0
PAC_linearisasi/Evaporator/Integrator untuk w1				
State - 1	[-Inf, Inf]	-0.0069301	0	-3.1648e-053

Tabel 4.1 Titik Kerja Nilai Keadaan Model untuk Linearisasi

Langkah pertama yang dilakukan pada percobaan ini adalah mencari nilai keadaan pada saat kondisi tunak. Perlu diperhatikan bahwa keluaran sistem yang berupa temperatur udara kabinet dan kelembaban relatif kabinet tidak pernah mencapai kondisi tunak, maka di dalam mencari model linear menggunakan linearisasi, dx untuk Tcab dan dx untuk wcab tidak dibuat nol. Sedangkan dx untuk nilai keadaan yang lain diatur bernilai nol. Hal ini seperti ditunjukkan pada Tabel 4.1. Tabel 4.1 menunjukkan nilai dx yang diinginkan dan dx yang didapat dari hasil linearisasi. Dapat dilihat bahwa nilai yang diinginkan untuk dx dari T2, Twc2, Twe, dT1, T1a, dan w1 adalah 0, sedangkan nilai yang dicapai oleh keenam keadaan tersebut sudah mendekati nol. Berbeda halnya dengan dx untuk Tcab dan wcab. Nilai dx untuk kedua keadaan ini tidak mencapai nilai 0.

States	Inputs	Outputs
Input	Desired Value	Actual Value
PAC_linearisasi/In1		
input - 1	[60 , 63]	60
PAC_linearisasi/In2		
input - 1	[18 , 20]	18.0001

Tabel 4.2 Titik Kerja Nilai Masukan Model untuk Linearisasi

Di dalam tahap linearisasi ini, masukan sistem ditentukan, yaitu antara 60 sampai 63 putaran tiap detik untuk kecepatan kompresor, dan 18 sampai 20 Volt untuk tegangan kipas. Nilai yang dicapai untuk kedua masukan ini adalah sebesar 60 putaran tiap detik untuk kecepatan kompresor dan 18,0001 volt untuk tegangan kipas. Kedua nilai ini didapat dengan mencari rata-rata dari daerah kerja kompresor dan kipas yang digunakan. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 4.2.

States	Inputs	Outputs
Input	Desired Value	Actual Value
PAC_linearisasi/Tcab		
output - 1	20.3989	20.3989
PAC_linearisasi/RHcab		
output - 1	0.4803	0.4803

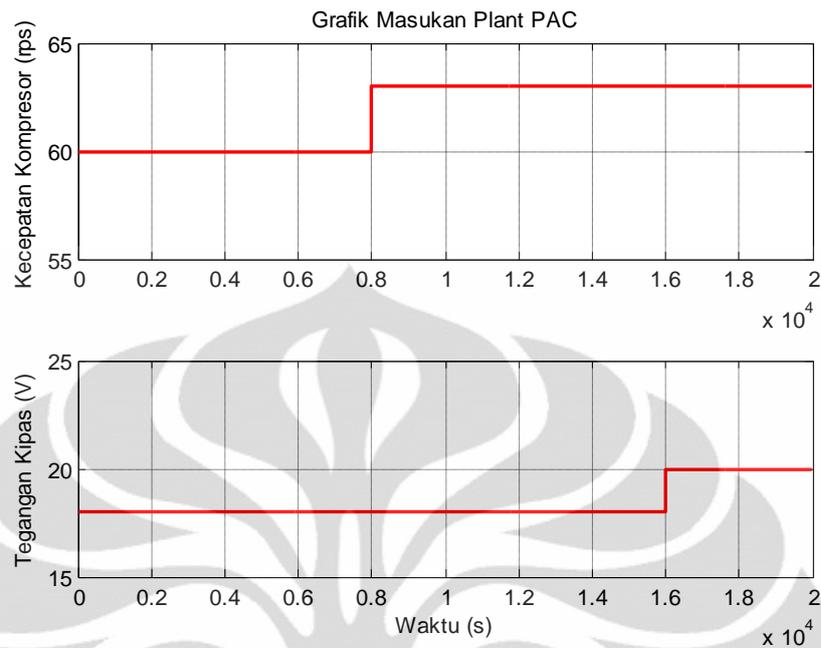
Tabel 4.3. Titik Kerja Nilai Keluaran Model untuk Linearisasi

Di dalam mencari model linear hasil linearisasi, ditentukan terlebih dahulu daerah kerja sistem. Untuk percobaan ini, diasumsikan daerah kerja keluaran sistem adalah 20,3989 °C temperatur udara kabinet dan 0,4803 untuk kelembaban relatif kabinet.

Dengan demikian didapatkan titik kerja dari sistem tata udara presisi. Dengan menggunakan tool yang ada di MATLAB, maka didapatkan model ruang keadaan dari sistem tata udara presisi tersebut. Model ruang keadaan yang didapat ditunjukkan pada subbab 3.2.

4.6.2 Hasil Simulasi

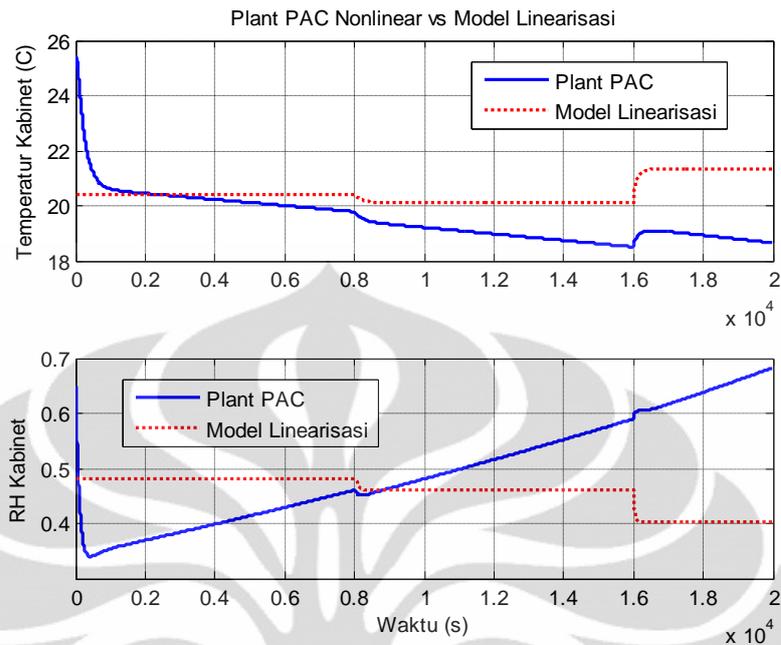
Subbab ini menunjukkan hasil validasi dari model ruang keadaan yang didapat melalui metode linearisasi.



Gambar 4.49. Masukan untuk Validasi Model Linearisasi

Untuk melihat validasi dari model ruang keadaan yang didapat, maka baik model maupun sistem diberi masukan konstan yang sama. Gambar 4.49. menunjukkan masukan yang diberikan baik untuk model maupun untuk sistem. Dapat dilihat bahwa pada awalnya kecepatan kompresor diatur sebesar 60 putaran tiap detik dan tegangan kipas diatur sebesar 18 Volt. Pada detik ke 8000, kecepatan kompresor diubah menjadi 63 putaran tiap detik, dan tegangan kipas dijaga konstan. Pada detik ke 16000, tegangan kipas dinaikkan menjadi 20 Volt, dan kecepatan kompresor dijaga konstan. Nilai masukan ini terus dijaga konstan sampai detik ke 20000.

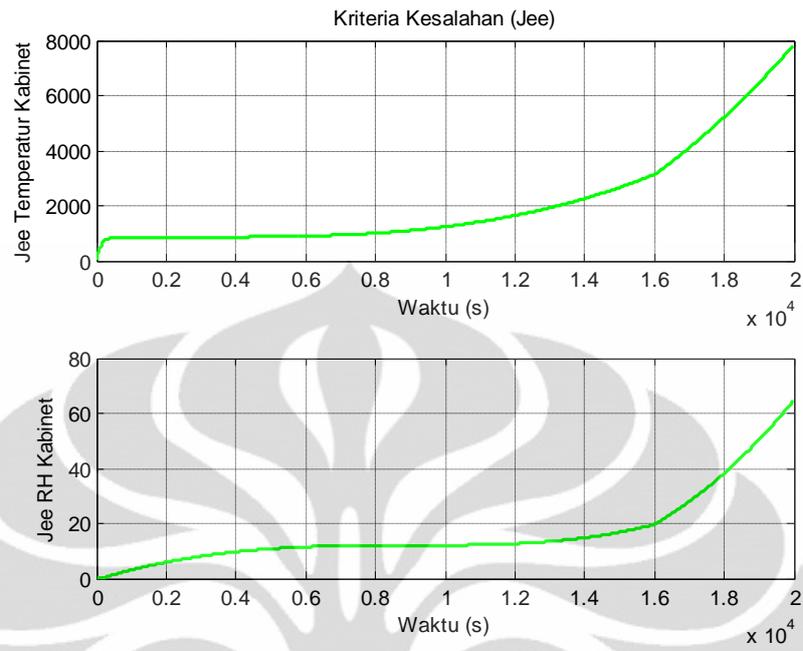
Blok diagram untuk validasi ini ditunjukkan pada Gambar 3.2 dan Gambar 3.3. Keluaran dari sistem tata udara presisi dan keluaran dari model ruang keadaan hasil linearisasi disimpan dan dibandingkan seperti yang ditunjukkan pada bagian berikut.



Gambar 4.50. Keluaran Hasil Validasi Model Hasil Linearisasi

Gambar 4.50 menunjukkan hasil validasi dari model ruang keadaan hasil linearisasi dengan sistem tata udara presisi. Dapat dilihat dari gambar tersebut bahwa respon keluaran model dengan keluaran sistem tidak serupa, meskipun nilainya tidak mendekati. Dapat dilihat pula bahwa sistem tata udara presisi yang didapat dari persamaan matematis mempunyai sifat yang tidak linear.

Gambar 4.51 menunjukkan nilai kesalahan yang terjadi di dalam validasi model linear yang didapat dari linearisasi yang dibandingkan dengan sistem tata udara presisi. Dapat dilihat bahwa kesalahan yang terjadi adalah sangat besar. Dapat disimpulkan bahwa untuk percobaan ini, model linear yang didapat dari hasil linearisasi tidak dapat merepresentasikan sistem dengan baik.



Gambar 4.51. Kriteria Kesalahan untuk Model Hasil Linearisasi

BAB 5

KESIMPULAN dan SARAN

5.1 Kesimpulan

Algoritma identifikasi sistem menggunakan 4SID rekursif untuk mencari model ruang keadaan dari sistem tata udara presisi sudah dilakukan. Kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Hasil identifikasi sistem tata udara presisi secara *offline* yang menghasilkan model paling baik merepresentasikan model linear dari sistem tata udara presisi pada laporan ini adalah metode N4SID.
2. Identifikasi sistem menggunakan metode MOESP rekursif dan PO-MOESP rekursif menghasilkan model yang merepresentasikan sistem, jika identifikasi dilakukan pada sistem multivariabel linear.
3. Untuk Identifikasi model ruang keadaan secara rekursif dari model linear sistem tata udara presisi, model terbaik berdasarkan nilai J_{ee} pada penelitian ini adalah menggunakan metode MOESP rekursif.
4. Identifikasi sistem menggunakan metode MOESP rekursif dan PO-MOESP rekursif pada penelitian ini belum dapat merepresentasikan sistem tata udara presisi tidak linear.

5.2 Saran

- Jika ingin diterapkan untuk identifikasi yang membutuhkan waktu komputasi yang lebih cepat, hindari penggunaan SVD, karena waktu komputasi SVD dapat menimbulkan efek *bottle neck*. Dapat menggunakan metode *Gradient Type Subspace Tracking*.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Deng, S., & Qi, Q. (2009). Multivariable Control-Oriented Modeling of Direct Expansion (DX) Air Conditioning (A/C) System. *International Journal of Refrigeration*.
- [2] Jansson, M., & Wahlberg, B. (1996). A Linear Regression Approach to State-Space Subspace System Identification. *Signal Processing, Vol.52*, 103-129.
- [3] Ljung, L. (1999). *System Identification, 2nd Ed.* New Jersey: Prentice Hall.
- [4] Oku, H. (2000). *Sequential subspace state-space system identification and state estimation of unknown multivariable systems.* Tokyo: Department of Mathematical Engineering and Information Physics, University of Tokyo.
- [5] Surayuda, R. H. (2010). *Identifikasi Sistem Tata Udara Presisi Menggunakan Metode Subspace N4SID.* Depok: Departemen Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia.
- [6] Sutarna, N. (2008). *Pemodelan Sistem Tata Udara Presisi.* Depok: Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia.
- [7] Verhaegen, M. (1994). Identification of The Deterministic Part of MIMO State Space Models Given in Innovations Form from Input-Output Data. *Automatica, Vol.30, No.1*, 61-74.
- [8] Verhaegen, M., & Dewilde, P. (1992). Subspace Model Identification Part iL The Output-Error State Space Model Identification Class of Algorithm. *Int. J. Control, Vol.56, No.5*, 1187-1210.
- [9] Victor. (2010). *Identifikasi Model Ruang Keadaan dengan Vektor Pengkoreksi pada Sistem Tata Udara Presisi Menggunakan Algoritma N4SID.* Depok: Departemen Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia.

Lampiran A

Penurunan Persamaan dari Matriks Koefisien (A_T, B_T, C_T, D)

Pada lampiran ini, akan dideskripsikan prosedur menghitung matriks koefisien (A_T, B_T, C_T, D) dari E_N dan E_N^\perp untuk persamaan (2.12), seperti yang terdapat dalam Verhaegen dan Dewilde [5].

Pertama, kita menghitung C_T dan A_T . Dari $\Gamma_v = E_N T \cdot E_N$ seharusnya berisi:

$$E_N = \begin{bmatrix} C_T \\ C_T A_T \\ \vdots \\ C_T A_T^{v-1} \end{bmatrix}$$

Lalu didapatkan C_T yang merupakan r baris paling atas dari E_N . Setelah itu, kita mencari $E_N^{(1)}$ dan $E_N^{(2)}$ dengan cara:

$$E_N^{(1)} = \begin{bmatrix} C_T \\ \vdots \\ C_T A_T^{v-2} \end{bmatrix}, \quad E_N^{(2)} = \begin{bmatrix} C_T A_T \\ \vdots \\ C_T A_T^{v-1} \end{bmatrix}$$

Hubungan antara $E_N^{(1)}$ dan $E_N^{(2)}$ yang disebut sebagai *shift invariance* adalah sebagai berikut:

$$E_N^{(1)} A_T = E_N^{(2)}$$

Sehingga, A_T dengan:

$$A_T = (E_N^{(1)})^\dagger E_N^{(2)}$$

Di mana $(E_N^{(1)})^\dagger$ melambangkan invers matriks Moore-Penrose dari $E_N^{(1)}$.

Berikutnya, kita menghitung B_T dan D_T . $(E_N^\perp)^T E_N = 0$ dan $E_N T = \Gamma_v$ menghasilkan

$$(E_N^\perp)^T \Gamma_v = 0. \text{ Selanjutnya, perkalian dari (2.6) dengan } (E_N^\perp)^T \text{ menghasilkan}$$

$$(E_N^\perp)^T Y_N = (E_N^\perp)^T H_v U_N$$

Selanjutnya

$$(E_N^\perp)^T H_v = (E_N^\perp)^T Y_N U_N^T (U_N U_N^T)^{-1} \quad (\text{A.1})$$

$(E_N^\perp)^T$ dan $(E_N^\perp)^T Y_N U_N^T (U_N U_N^T)^{-1}$ dapat dibagi menjadi matriks:

$$(E_N^\perp)^T = [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_v]$$

$$(E_N^\perp)^T Y_N U_N^T (U_N U_N^T)^{-1} = [b_1 \quad b_2 \quad \cdots \quad b_v]$$

Di mana a_i dan b_i merupakan matriks $(mv-n) \times m$ dan $(mv-n) \times r$.

Untuk pelambangan lebih sederhana,

$$H_v := \begin{bmatrix} h_0 & & & 0 \\ h_1 & h_0 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ h_{v-1} & h_{v-2} & \cdots & h_0 \end{bmatrix}, \quad h_i := \begin{cases} D, & i=0, \\ CA^{i-1}B, & i>0. \end{cases}$$

Setelah itu, dari (A.1),

$$[a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_v] H_v = [b_1 \quad b_2 \quad \cdots \quad b_v] \quad (\text{A.2})$$

Perhitungan sederhana menghasilkan

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_v \\ a_2 & a_3 & & \\ \vdots & \vdots & a_v & \\ a_v & & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \vdots \\ h_{v-1} \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

Di sisi lain,

$$h_i = CA^{i-1}B = C_T A_T^{i-1} B_T, \quad \text{untuk } i>0$$

Kita mendapatkan

$$\begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \vdots \\ h_{v-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D \\ C_T \\ \vdots \\ C_T A_T^{v-2} \end{bmatrix} B_T = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & E_N^{(1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D \\ B_T \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Sehingga, (A.3) dan (A.4) menghasilkan hubungan berikut:

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_v \\ a_2 & & a_v & \\ \vdots & a_v & & \\ a_v & & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & E_N^{(1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D \\ B_T \end{bmatrix} \quad (\text{A.5})$$

dan B_T dan D didapat dari persamaan ini.



Lampiran B

Penurunan Rumus Algoritma 1

Pada lampiran ini, kita akan menurunkan Algoritma 1. Ketika pasangan data I/O yang ke-N diperoleh, matriks Hankel data input dan output, $U_N \in \mathfrak{R}^{r \times (N-v+1)}$ dan $Y_N \in \mathfrak{R}^{m \times (N-v+1)}$ direpresentasikan dengan:

$$U_N = [U_{N-1} \quad u_v(N)] \quad (\text{B.1})$$

$$Y_N = [Y_{N-1} \quad y_v(N)] \quad (\text{B.2})$$

Dengan cara yang sama dengan persamaan (2.6), maka akan didapatkan:

$$Y_{N-1} = \Gamma_v X_{N-v} + H_v U_{N-1} \quad (\text{B.3})$$

$y_v(N)$ dan $u_v(N)$ dapat disimbolkan dengan y_v dan u_v .

- **Penurunan rumus (2.18) dan (2.19)**

Dari (B.1) dan *matrix inversion lemma*

$$(X + YY^T)^{-1} = X^{-1} - X^{-1}Y(I + Y^T X^{-1}Y)^{-1}Y^T X^{-1} \quad (\text{B.4})$$

P_{N+1} dapat dihitung dengan:

$$\begin{aligned} P_N &= (U_N U_N^T)^{-1} \\ &= (U_{N-1} U_{N-1}^T + u_v u_v^T)^{-1} \\ &= (P_{N-1}^{-1} + u_v u_v^T)^{-1} \\ &= P_{N-1} - \alpha_N P_{N-1} u_v u_v^T P_{N-1} \end{aligned}$$

di mana

$$\alpha_N := (1 + u_v^T P_{N-1} u_v)^{-1}$$

- **Penurunan Rumus (2.20), (2.21), dan (2.17)**

Dari (B.1), (2.18) dan (2.19), matriks proyeksi Π_{U_N} dan $\Pi_{U_N}^\perp$ dapat direpresentasikan dengan:

$$\begin{aligned}\Pi_{U_N} &= U_N^T P_N U_N \\ &= \begin{bmatrix} U_{N-1}^T \\ u_v^T \end{bmatrix} (P_{N-1} - \alpha_N P_{N-1} u_v u_v^T P_{N-1}) \begin{bmatrix} U_{N-1} & u_v \end{bmatrix}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Pi_{U_N}^\perp &= I - \Pi_{U_N} \\ &= \begin{bmatrix} \Pi_{U_{N-1}}^\perp + \alpha_N U_{N-1}^T P_{N-1} u_v u_v^T P_{N-1} U_{N-1} & -\alpha_N U_{N-1}^T P_{N-1} u_v \\ -\alpha_N u_v^T P_{N-1} U_{N-1} & \alpha_N \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (\text{B.5})$$

Dari B.2 dan B.5 menghasilkan

$$Y_N \Pi_{u_N}^\perp = \begin{bmatrix} Y_{N-1} \Pi_{U_{N-1}}^\perp & -\alpha_N e_N u_v^T P_{N-1} U_{N-1} \\ & \alpha_N e_N \end{bmatrix}\quad (\text{B.6})$$

di mana e_N didefinisikan dalam (2.20)

$$e_N := y_v - Y_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v$$

Dicatat bahwa matriks $Y_{N-1} U_{N-1}^T$ pada (2.20) dapat diperbaharui secara rekursif dengan (2.21),

$$Y_N U_N^T = Y_{N-1} U_{N-1}^T + y_v u_v^T$$

Selanjutnya, matriks data I/O terkompresi (2.17) dapat diperbaharui sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\Xi_N &= Y_N \Pi_{U_N}^\perp (Y_N \Pi_{U_N}^\perp)^T \\ &= (Y_{N-1} \Pi_{U_{N-1}}^\perp - \alpha_N e_N u_v^T P_{N-1} U_{N-1}) (Y_{N-1} \Pi_{U_{N-1}}^\perp - \alpha_N e_N u_v^T P_{N-1} U_{N-1})^T + \alpha_N^2 e_N e_N^T \\ &= \Xi_{N-1} + \alpha_N^2 e_N e_N^T + \alpha_N^2 e_N u_v^T P_{N-1} U_{N-1} U_{N-1}^T P_{N-1} u_v e_N^T \\ &= \Xi_{N-1} + \alpha_N^2 e_N e_N^T + \alpha_N^2 e_N u_v^T P_{N-1} u_v e_N^T \\ &= \Xi_{N-1} + \alpha_N^2 e_N (1 + u_v^T P_{N-1} u_v) e_N^T \\ &= \Xi_{N-1} + \alpha_N e_N e_N^T\end{aligned}$$

Lampiran C

Penurunan Rumus Algoritma 2

Lampiran ini membuktikan penurunan dari Algoritma 2. Simbol $y_v(N+1)$, $u_v(N+1)$, dan $\phi(N+1)$ akan dilambangkan dengan y_v , u_v dan ϕ .

Pertama, P_{N+1} , α_{N+1} , e_{N+1} , dan $Y_{N+1}U_{N+1}^T$ dapat diperbarui dengan cara yang sama dengan persamaan (2.18), (2.19), (2.20) dan (2.21).

Selanjutnya adalah algoritma untuk memperbarui Ψ_{N+1} seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.40). Dalam prosedur penurunan rumus, (2.37), (2.44), dan (2.38) juga diperoleh. Seperti halnya dengan (B.1), Φ_{N+1} dapat direpresentasikan dengan:

$$\Phi_{N+1} = [\Phi_N \quad \phi(N+1)] \quad (C.1)$$

Dari (B.5) dan (C.1),

$$\Psi_{N+1}^{-1} = \Phi_{N+1} \Pi_{U_{N+1}}^\perp \Phi_{N+1}^T = \Psi_N^{-1} + \alpha_{N+1} q_{N+1} q_{N+1}^T \quad (C.2)$$

Di mana q_{N+1} didefinisikan sebagai (2.37)

$$q_{N+1} := \Phi_N U_N^T P_N u_v - \phi$$

Perlu dicatat bahwa matriks $\Phi_N U_N^T$ dalam (2.37) dapat diperbarui secara rekursif dengan persamaan (2.44)

$$\Phi_{N+1} U_{N+1}^T = \Phi_N U_N^T + \phi u_v^T$$

Menggunakan *matrix inversion lemma* (B.4) dan (C.2) menghasilkan (2.40)

$$\begin{aligned} \Psi_{N+1} &= (\Psi_N^{-1} + \alpha_{N+1} q_{N+1} q_{N+1}^T)^{-1} \\ &= \Psi_N - \Psi_N q_{N+1} \left(\frac{1}{\alpha_{N+1}} + q_{N+1}^T \Psi_N q_{N+1} \right)^{-1} q_{N+1}^T \Psi_N \\ &= \Psi_N - \beta_{N+1} \Psi_N q_{N+1} q_{N+1}^T \Psi_N \end{aligned}$$

Di mana,

$$\beta_{N+1} := \left(\frac{1}{\alpha_{N+1}} + q_{N+1}^T \Psi_N q_{N+1} \right)^{-1}$$

Akhirnya, pembaruan dari $Y_{N+1}\Pi_{U_{N+1}}^\perp\Phi_{N+1}^T$ seperti ditunjukkan (2.39) dapat diturunkan dari:

$$\begin{aligned} Y_{N+1}\Pi_{U_{N+1}}^\perp\Phi_{N+1}^T &= Y_N\Pi_{U_N}^\perp\Phi_N^T - \alpha_{N+1}(y_v - Y_N U_N^T P_N u_v)(\Phi_N U_N^T P_N u_v - \phi)^T \\ &= Y_N\Pi_{U_N}^\perp\Phi_N^T - \alpha_{N+1}e_{N+1}q_{N+1}^T \end{aligned}$$

