



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGENDALIAN PROSES VARIABEL JAMAK
KOLOM DESTILASI MENGGUNAKAN
MODEL PREDICTIVE CONTROL PADA UNISIM R 390.1**

SKRIPSI

RICI ADI SA'BANI

0906604413

FAKULTAS TEKNIK

DEPARTEMEN TEKNIK KIMIA

**PROGRAM STUDI TEKNIK KIMIA
DEPOK**

JUNI 2012



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGENDALIAN PROSES VARIABEL JAMAK
KOLOM DESTILASI MENGGUNAKAN
MODEL PREDICTIVE CONTROL PADA UNISIM R 390.1**

SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana
Teknik**

RICI ADI SA'BANI

0906604413

FAKULTAS TEKNIK

DEPARTEMEN TEKNIK KIMIA

**PROGRAM STUDI TEKNIK KIMIA
DEPOK**

JUNI 2012

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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

Nama : Rici Adi Sa'bani

NPM : 0906604413

Tanda Tangan : 

Tanggal : 29 Juni 2012

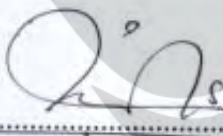
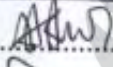


HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi diajukan oleh :

Nama : Rici Adi Sa'bani
NPM : 0906604413
Program Studi : Teknik Kimia
Judul Skripsi : Pengendalian Proses Variabel Jamak Kolom Destilasi
Menggunakan *Model Predictive Control* pada UNISIM R
390.1

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

Dewan Penguji :

Pembimbing : Ir. Abdul Wahid, M.T. (.....)
Penguji : Dr. Heri Hermansyah, S.T., M. Eng. (.....)
Penguji : Dr. Ing. Ir. Misri Gozan, M. Tech. (.....)
Penguji : Dr. Ing. Donni Adinata, S.T. (.....)

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 29 Juni 2009

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya yang telah memberikan segala kelancaran dan izin sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan seminar ini. Laporan skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat pencapaian gelar Sarjana Teknik di Departemen Teknik Kimia Universitas Indonesia. Kontribusi nyata dari berbagai pihak membantu penulis dalam menyelesaikan perkuliahan hingga saat ini dalam menyelesaikan seminar. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ir. Abdul Wahid, M. T., selaku pembimbing yang telah membantu dan mengarahkan dalam penyusunan laporan seminar ini.
2. Dr. Ir. Widodo W. Purwanto, DEA selaku Ketua Departemen Teknik Kimia.
3. Dr. Ir. Setiadi, M.Eng., selaku pembimbing akademik yang telah banyak membantu selama penulis kuliah.
4. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Teknik Kimia yang telah memberikan ilmu serta bantuan dalam penyusunan makalah seminar.
5. Orang tua, dan keluarga atas dukungan moral dan material.
6. Teman – teman seperjuangan Teknik Kimia Ekstensi angkatan 2009 atas dukungan dan kebersamaan yang telah terjalin selama ini.
7. Seluruh pihak yang telah berkontribusi dan membantu proses penyusunan makalah seminar ini.

Akhir kata, penulis mengharapkan semoga laporan seminar ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu keteknikan dan kepada berbagai pihak yang berkepentingan.

Depok, Juni 2012

Penulis

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertandatangan dibawah ini:

Nama : Rici Adi Sa'bani
NPM : 0906604413
Program studi : Teknik Kimia
Departemen : Teknik Kimia
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

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

**PENGENDALIAN PROSES VARIABEL JAMAK KOLOM DESTILASI
MENGUNAKAN *MODEL PREDICTIVE CONTROL* PADA UNISIM
R390.1**

Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalih media/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan 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 : 29 Juni 2009

Yang menyatakan



(Rici Adi Sa'bani)

ABSTRAK

Nama : Rici Adi Sa'bani
Program Studi : Teknik Kimia
Judul : Pengendalian Proses Variabel Jamak Kolom Destilasi Menggunakan *Model Predictive Control* pada UNISIM R390.1

Kolom destilasi merupakan salah satu unit operasi yang paling banyak digunakan di dunia industri dan memerlukan pengendalian proses yang lebih lanjut karena memiliki sistem *multi input multi output* (MIMO) atau sistem *multivariable* yang sulit untuk dikendalikan. *Model predictive control* (MPC) merupakan salah satu pengendali alternatif yang dikembangkan untuk mengatasi pengendalian yang memiliki sistem MIMO dengan interaksi diantara lup-lup yang dikendalikannya. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model dinamik dari pengendalian proses pada kolom destilasi menggunakan MPC serta mendapatkan kinerja pengendali MPC yang optimum. Pengendalian proses kolom destilasi dilakukan dengan mensimulasikan model dinamik dari kolom destilasi pada perangkat lunak UNISIM R390.1. Proses optimasi dilakukan dengan *tuning* terhadap parameter-parameter pengendali MPC seperti *sampling time* ($T=1-240$ s), *prediction horizon* ($P=1-400$), dan *control horizon* ($M=1-400$). Hasil simulasi dari pengendalian dengan MPC selanjutnya akan diuji dan dibandingkan dengan hasil pengendalian PI, menggunakan parameter pengujian *Integral Absolute Error* (IAE). Pengendali MPC memberikan kinerja lebih baik dibandingkan dengan pengendali PI untuk range *set point* 0,95 sampai 0,94 pada komposisi produk *destilate* menggunakan model 1 yang dimodifikasi dengan IAE 0,0584 untuk pengendali MPC dan 0,0782 untuk IAE pengendali PI.

Kata kunci : *model predictive control*, variabel jamak, *tuning*, kolom destilasi, UNISIM R390.1

ABSTRACT

Name : Rici Adi Sa'bani

Study Program : Chemical Engineering

Title : Distillation Column Multivariable Process Control Using Model Predictive Control (MPC) in UNISIM R390.1

Distillation columns are widely used in chemical industry as unit operation and required advance process control because it has multi input multi output (MIMO) or multivariable system, which is hard to be controlled. Model predictive control (MPC) is one of alternative controller developed for MIMO system due to loops interaction to be controlled. This study aimed to obtain dynamic model of process control on a distillation column using MPC, and to get the optimum performance of MPC controller. Process control in distillation columns performed by simulating the dynamic models of distillation columns by UNISIM R390.1 software. The optimization process was carried out by tuning the MPC controller parameters such as sampling time ($t = 1 - 240$ s), prediction horizon ($p = 1-400$), and the control horizon ($M=1-400$). The comparison between the simulation result of MPC obtained with the simulation result of PI controller is presented and Integral Absolut Error (IAE) was used as comparison parameter. Then, result indicate that the performance of MPC is better then PI controller for set point range 0.95 to 0.94 on destillate product composition using a modified model 1 with IAE 0.0584 for MPC controller and 0.0782 for PI controller.

Keywords : model predictive control, multivariable, tuning, distillation column, UNISIM R390.1

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.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Sistematika penulisan.....	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Destilasi.....	5
2.1.1 Pemodelan Kolom Destilasi.....	8
2.1.2 Pengendalian Kolom Destilasi.....	12
2.2 Identifikasi sistem.....	14
2.2.1 Pemodelan Empirik.....	14
2.3 Pengendalian Berumpan Balik.....	16
2.4 Pengendalian Konvensional.....	17
2.4.1 Pengendali Proporsional.....	18
2.4.2 Pengendali Integral.....	18

2.4.3	Pengendali Derivatif	19
2.4.4	Pengendali PID	20
2.5	Pengendalian Tingkat Lanjut	21
2.5.1	<i>Model Predictive Control (MPC)</i>	22
2.5.1.1	Metodologi Pengendali MPC.....	24
2.5.1.2	Multivariable MPC	27
2.5.1.3	<i>Tuning</i> Pengendali MPC	30
2.6.	<i>State of The Art</i>	30
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN		32
3.1	Alur Penelitian	32
3.2	Perangkat Lunak dan Model yang Digunakan	33
3.3	Variabel Penelitian.....	34
3.4	Variasi Model	34
3.5	Prosedur Penelitian	34
3.5.1	Prosedur Percobaan.....	34
3.5.2	Prosedur Pengambilan Sampel.....	56
3.5.3	Prosedur Analisis	56
3.5.4	Prosedur Perhitungan	56
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		59
4.1.	Identifikasi sistem	59
4.2.	Kinerja Pengendali PI dan MPC <i>Single Variable</i>	65
4.3.	Kinerja Pengendali MPC <i>Multivariabel</i> dengan Strategi <i>Tuning Non Adaptif DMC</i>	68
4.4.	Kinerja Pengendali MPC <i>Multivariabel</i> dengan Strategi <i>Tuning Trial Error</i>	70
4.5.	Kinerja Pengendali MPC <i>Multivariable</i> Untuk Model yang Dimodifikasi	75
4.6.	Pengendalian MPC <i>Multivariable</i> pada Range <i>Set Point</i> Sempit....	78
4.7.	Evaluasi.....	82
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		86
5.1.	Kesimpulan	86
5.2.	Saran	86
DAFTAR PUSTAKA		88



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Diagram <i>vapor liquid equilibrium</i> (VLE).....	6
Gambar 2.2	Diagram alir proses kolom destilasi fraksinasi.....	7
Gambar 2.3	Kesetimbangan neraca massa pada setiap <i>tray</i>	9
Gambar 2.4	Kesetimbangan massa pada <i>reflux drum</i> dan <i>condenser</i>	10
Gambar 2.5	Kesetimbangan massa pada bagian <i>bottom</i> dan <i>reboiler</i>	11
Gambar 2.6	Kesetimbangan massa pada bagian <i>tray</i> umpan.....	12
Gambar 2.7	Variabel variabel pada kolom destilasi.....	13
Gambar 2.8	Kurva rekasi proses metode II.....	15
Gambar 2.9	Diagram blok sistem pengendalian berumpan balik.....	17
Gambar 2.10	Struktur Pengendali PID.....	21
Gambar 2.11	Struktur Pengendalian MPC.....	23
Gambar 2.12	Konsep dasar pengendalian MPC.....	25
Gambar 2.13	Proses MIMO.....	27
Gambar 3.1	Alur Penelitian.....	32
Gambar 3.2	Model kolom destilasi sederhana.....	33
Gambar 3.3	Kurva VLE <i>benzene-toluene</i>	36
Gambar 3.4	Tampilan pemilihan new case cara ke-1 pada menu proses simulator.....	37
Gambar 3.5	Tampilan pemilihan new case cara ke-2 pada menu proses simulator.....	38
Gambar 3.6	Tampilan <i>simulation basis manager</i>	38
Gambar 3.7	Tampilan <i>component list</i>	39
Gambar 3.8	Tampilan <i>component list</i> yang sudah terpilih.....	39
Gambar 3.9	Tampilan Tampilan <i>fluid package basis</i>	40
Gambar 3.10	Tampilan <i>material stream</i>	41
Gambar 3.11	Tampilan <i>material stream feed composition</i>	42

Gambar 3.12	Tampilan <i>Input composition for stream: material stream : feed</i>	42
Gambar 3.13	Tampilan <i>material stream: feed</i> yang sudah konvergen	43
Gambar 3.14	Tampilan <i>distillation column input expert 1</i>	44
Gambar 3.15	Tampilan <i>distillation column input expert 2</i>	44
Gambar 3.16	Tampilan <i>distillation column input expert 3</i>	45
Gambar 3.17	Tampilan <i>distillation column input expert 4</i>	45
Gambar 3.18	Tampilan Monitor design kolom destilasi yang telah konvergen.....	47
Gambar 3.19	Tampilan <i>tray sizing</i>	47
Gambar 3.20	Tampilan pemilihan <i>tray section</i>	48
Gambar 3.21	Tampilan <i>auto section information</i>	48
Gambar 3.22	Tampilan informasi <i>tray section</i>	49
Gambar 3.23	Tampilan <i>Subflowsheet PFD</i> dari kolom destilasi	50
Gambar 3.24	Tampilan <i>tray section rating</i>	50
Gambar 3.25	Tampilan <i>worksheet condition</i> pada <i>condenser</i>	51
Gambar 3.26	Tampilan <i>dynamics assistant</i>	52
Gambar 3.27	Tampilan PFD pengendalian kolom destilasi dengan MPC.....	56
Gambar 3.28	Grafik respon CV dengan IAE	58
Gambar 4.1.	Model Pengendalian Kolom Destilasi	59
Gambar 4.2.	PRC Pengaruh Perubahan <i>Reflux Flow</i> (<i>Model Testing Default</i>)	61
Gambar 4.3.	PRC Pengaruh Perubahan <i>Boil Up Flow</i> (<i>Model Testing Default</i>)	61
Gambar 4.4.	<i>Process Models</i> pada MPC.....	64
Gambar 4.5.	<i>Autotuner Pengendali PI</i>	66
Gambar 4.6.	Kinerja Pengendali PI dan MPC <i>Single Variabel</i> untuk Skenario 1	67
Gambar 4.7.	Kinerja Pengendali PI dan MPC <i>Single Variabel</i> untuk Skenario 2.....	67

Gambar 4.8. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model <i>Testing Default</i> dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 1	71
Gambar 4.9. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model <i>Testing Default</i> dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 2	71
Gambar 4.10. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 1	72
Gambar 4.11. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 2	72
Gambar 4.12. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 1	73
Gambar 4.13. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 dengan Tuning <i>Trial Error</i> Scenario 2	73
Gambar 4.14. Optimasi Pengendalian Komposisi <i>Toluene</i> di Aliran <i>Bottom</i> dengan <i>Trial Error</i>	75
Gambar 4.15. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Skenario 1	76
Gambar 4.16. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Skenario 2	76
Gambar 4.17. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Skenario 1	77
Gambar 4.18. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Skenario 2	77
Gambar 4.19. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Skenario 3	79
Gambar 4.20. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Skenario 4	80
Gambar 4.21. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Skenario 3	81
Gambar 4.22. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Skenario 5	81

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ringkasan Penelitian Pengendalian Kolom Destilasi Sistem dengan Pengendali MPC <i>Multivariable</i>	31
Tabel 3.1	<i>Spec</i> untuk design kolom destilasi	46
Tabel 3.2	Data parameter <i>tray sizing</i>	49
Tabel 3.3	Parameter untuk pengendali <i>XIC-Destillate</i>	53
Tabel 3.4	Parameter untuk pengendali <i>XIC-Bottom</i>	53
Tabel 3.5	Parameter <i>model testing</i> untuk pengendali komposisi <i>destilate</i> dan <i>bottom</i>	52
Tabel 3.6	Parameter <i>Connections</i> pengendali MPC.....	55
Tabel 4.1	Parameter FOPDT Model <i>Testing Default</i>	61
Tabel 4.2	Parameter Variasi Bukan <i>Valve</i>	62
Tabel 4.3	Parameter FOPDT pada Setiap Model	63
Tabel 4.4	Rangkuman IAE untuk Pengendalian <i>Single Variable</i>	68
Tabel 4.5	Parameter Tuning Pengendali MPC.....	69
Tabel 4.6	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC vs PI.....	70
Tabel 4.7	Rangkuman IAE Untuk Pengendalian <i>Multivariable</i> dengan Metode <i>Trial Error</i>	74
Tabel 4.8	Rangkuman IAE untuk Pengendalian <i>Multivariable</i> dengan Menggunakan Model yang Dimodifikasi.....	78
Tabel 4.9	Rangkuman IAE untuk Pengendalian <i>Multivariable</i> dengan Menggunakan Model 7 Modifikasi untuk Skenario 3 & 4.....	79
Tabel 4.10	Rangkuman IAE untuk Pengendalian <i>Multivariable</i> dengan Menggunakan Model 1 Modifikasi pada Skenario 3 & 5	82

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Perhitungan Parameter FOPDT, Paramater Tuning Pengendali MPC dan IAE	90
Lampiran 2	Hasil Perhitungan Parameter <i>Tuning</i> Pengendali MPC.....	97
Lampiran 3	Contoh Hasil Perhitungan IAE Model <i>Default</i>	99
Lampiran 4	Rangkuman Hasil Perhitungan IAE	102
Lampiran 5	Kondisi Awal Sistem Pada Berbagai Buka-an Valve.....	103
Lampiran 6	Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 1 dan Model 2	105
Lampiran 7	Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 3 dan Model 4.....	106
Lampiran 8	Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 5 dan Model 6	107
Lampiran 9	Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 7 dan Model 8	108
Lampiran 10	Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 9	109
Lampiran 11	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model <i>Default</i>	110
Lampiran 12	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 1.....	111
Lampiran 13	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 3.....	112
Lampiran 14	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 5.....	113
Lampiran 15	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 7.....	114
Lampiran 16	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 8.....	115
Lampiran 17	Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 9.....	116
Lampiran 18	Pengaruh Parameter MPC Terhadap Respon CV.....	117

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan industri yang semakin maju memberikan dampak pada bertambahnya permintaan terhadap suplai energi. Berdasarkan pusat data kementerian energi dan sumber daya mineral, kebutuhan energi untuk industri sekitar 51,3 % pada 2009 dari total kebutuhan energi final di Indonesia dan diproyeksikan akan terus bertambah (Kementerian ESDM, 2009). Konsumsi energi yang terus meningkat ini menyebabkan semakin menipisnya cadangan energi nasional yang masih bertumpu pada penggunaan energi fosil seperti minyak bumi, batu bara dan gas. Sehingga perlu adanya intensifikasi pada proses di industri agar konsumsi energinya menjadi lebih hemat.

Salah satu unit operasi yang paling banyak digunakan di dunia industri perminyakan dan kimia yang membutuhkan pasokan energi cukup besar adalah kolom destilasi (Agachi, et al., 2006). Proses pemisahan dengan menggunakan kolom destilasi pada industri kimia diseluruh dunia diperkirakan mencapai 95 % (Enagandula dan Riggs, 2006). Tidak jarang industri melakukan *over reflux* sehingga energi yang digunakan untuk kolom destilasi biasanya 30 -50 % lebih besar dari kondisi aktual. Hal ini dilakukan agar produk yang dihasilkan sesuai dengan spesifikasi (Riggs, 2000). Selain itu secara termodinamik proses destilasi ini memiliki efisiensi kurang dari 10 % (Agachi , et al., 2006). Dengan cara pengendalian komposisi pada aliran produk *destilate* dan *bottom* sesuai dengan rancangannya maka minimalisasi penggunaan energi ini dapat dilakukan (Tham, 1999).

Untuk memperoleh produk destilasi dengan kemurnian yang tinggi sangat sulit dilakukan jika digunakan pengendalian konvensional karena kolom destilasi memiliki sifat yang sangat non linear dan karena adanya interaksi yang cukup kuat dan alami antara lup yang dikendalikan (Agachi, et al., 2006). Komposisi produk *destilate* dapat dikendalikan dengan mengatur aliran *refluks*, begitu juga komposisi produk *bottom* dapat dikendalikan dengan mengatur masukkan panas

pada *reboiler*. Perubahan laju alir pada *reflux* dapat mempengaruhi kualitas produk *bottom* begitu juga sebaliknya (Tham, 1999).

Sistem pengendalian lup pada destilasi dikenal dengan sistem *multi input multi output* (MIMO) atau sistem *multivariable*. Sistem MIMO jauh lebih sulit pengendaliannya dibandingkan dengan sistem *single input single output* (SISO) karena adanya interaksi yang kuat diantara *variable – variable* masukan dan keluarannya (Masoumi, 2011).

Model Predictive Control (MPC) merupakan salah satu pengendalian alternatif yang dikembangkan untuk mengatasi pengendalian yang memiliki sistem MIMO dengan interaksi diantara lup-lup yang dikendalikannya (Wade, 2004). Algoritma MPC telah banyak dikenal dalam proses industry karena kemampuannya dalam menangani interaksi dalam proses, *constraint* pada *manipulated variable* dan waktu tunda (Gu, 2008). Pengendali MPC dapat menghasilkan performa lebih baik di atas pengendali *proportional integral* (PI) pada industri yang menggunakan kolom destilasi karena kemampuannya yang efektif dalam menangani kompleksnya *constraint* (Riggs, 2000).

Untuk mengetahui seberapa efektif dari penggunaan kontroler MPC dalam pengendalian kolom destilasi, maka akan dilakukan penelitian terhadap pengendalian komposisi keluaran produk destilasi sistem biner *benzene-toluene*, dengan mengaplikasikan pengendali MPC yang disertai dengan proses *tuning* parameter pengendali seperti waktu sampel (T), *prediction horizon* (P), dan *control horizon* (M), sehingga dihasilkan pengendalian proses yang optimum. Penelitian dilakukan dengan mensimulasikan model dinamik kolom destilasi menggunakan UNISIM R390.1. UNISIM R390.1 mampu memberikan gambaran yang nyata seperti halnya yang terjadi pada proses sebenarnya. Hasil dari pengendalian dengan MPC selanjutnya akan dibandingkan dengan hasil pengendalian PI. Adapun parameter yang digunakan untuk membandingkan keberhasilan dari kedua pengendali tersebut adalah *Integral Absolute Error* (IAE) yang dihitung dari grafik respon *controlled variable* (CV).

1.2. Perumusan Masalah

Selama ini penelitian untuk mengetahui gambaran kinerja pengendalian MPC untuk sistem *multivariable* seperti pengendalian komposisi produk kolom

destilasi masih menggunakan perangkat lunak MATLAB dan simulator proses lainnya. Perangkat lunak tersebut cukup mampu menggambarkan kondisi dinamik proses sampai range waktu tertentu, tetapi detail dari proses masih belum lengkap seperti kondisi proses yang sebenarnya. Namun dengan UNISIM R390.1 kondisi dinamik dari proses yang disertai dengan kondisi operasi yang detail dapat digambarkan secara nyata seperti pada proses industri yang sebenarnya.

Adapun masalah yang hendak diselesaikan pada penelitian kali ini adalah bagaimana cara mengendalikan kolom destilasi sistem biner yang optimum dengan menggunakan MPC melalui perangkat lunak UNISIM 1.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Membuat model dinamis yang memiliki variable jamak dari kolom destilasi.
2. Mengendalikan variable-variable penting yang saling berinteraksi pada kolom destilasi yaitu komposisi *benzene* pada aliran *destilate* dan komposisi *toluene* pada aliran *bottom* dengan menggunakan MPC serta melakukan *tuning* pengendali.
3. Menghasilkan kinerja pengendalian pada sistem kolom destilasi yang optimum berdasarkan kemampuannya mengatasi perubahan *set point* yang dinilai dengan IAE.

1.4. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian kali ini adalah :

1. Menggunakan sistem campuran biner yang terdiri dari komponen *benzene-toluene*.
2. Parameter penting yang akan dikendalikan adalah fraksi mol produk *destillate* dan *bottom* (sebagai variable *output*) serta dua variable *input* yaitu laju alir *reflux* dan laju alir *boil up*, sehingga sistem MIMO ini memiliki ukuran 2 x 2.
3. Parameter kolom destilasi menggunakan data yang terdapat pada Giancoplis, (2000).
4. Perangkat lunak yang digunakan adalah UNISIM R390.1

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan seminar ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Di dalam bab ini akan dijelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka yang membahas tentang distilasi, pemodelan kolom destilasi, pengendalian kolom destilasi, identifikasi sistem model, pemodelan empiric, pengendalian berumpan balik, pengendalian konvensional, pengendali proporsional, pengendali integral, pengendali derivative, pengendali PID, pengendali tingkat lanjut, *model predictive control*, metodologi pengendali MPC, *multivariable* MPC dan *tuning* pengendali MPC.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Berisi tentang alur penelitian, variabel penelitian, perangkat lunak dan model yang digunakan, prosedur penelitian, serta hasil pendahuluan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Destilasi

Destilasi didefinisikan sebagai suatu metode pemisahan atau separasi berbagai komponen dari suatu larutan yang bergantung pada distribusi dari komponen tersebut diantara fasa uap (*vapour phase*) dan fasa cair (*liquid phase*). Fasa uap terbentuk dari fasa cair yang diuapkan sampai mencapai titik didihnya (Geankoplis, 2003). Metode destilasi juga sering diartikan sebagai suatu metode pemisahan yang didasarkan pada perbedaan titik didih diantara komponen-komponen yang akan dipisahkannya.

Persyaratan dasar dari proses pemisahan secara destilasi adalah adanya perbedaan komposisi dari uap dan komposisi cair pada kesesimbangannya yang berada pada temperatur titik didih dari cairannya. Keseimbangan uap cair dapat digambarkan dalam diagram *Vapor Liquid Equilibrium* (VLE). Garis lengkung disebut garis kesetimbangan (*equilibrium line*) dan menjelaskan komposisi kesetimbangan fasa cair dan fasa uap pada beberapa tekanan. Diagram VLE ditunjukkan pada Gambar 2.1.

Relative volatility merupakan salah satu cara termudah untuk merepresentasikan data diagram VLE. *Relative volatility* adalah rasio konsentrasi dari zat A didalam fasa uap terhadap konsentrasi zat A didalam fasa cair dibagi dengan rasio konsentrasi zat B didalam fasa uap terhadap konsentrasi zat B di dalam fasa cair. Dengan adanya *relative volatility* dapat menunjukkan mudah atau tidaknya untuk dilakukan proses pemisahan dengan destilasi. Secara matematis dapat diformulasikan :

$$\alpha_{AB} = \frac{y_A/x_A}{y_B/x_B} \quad (2.1)$$

Dengan :

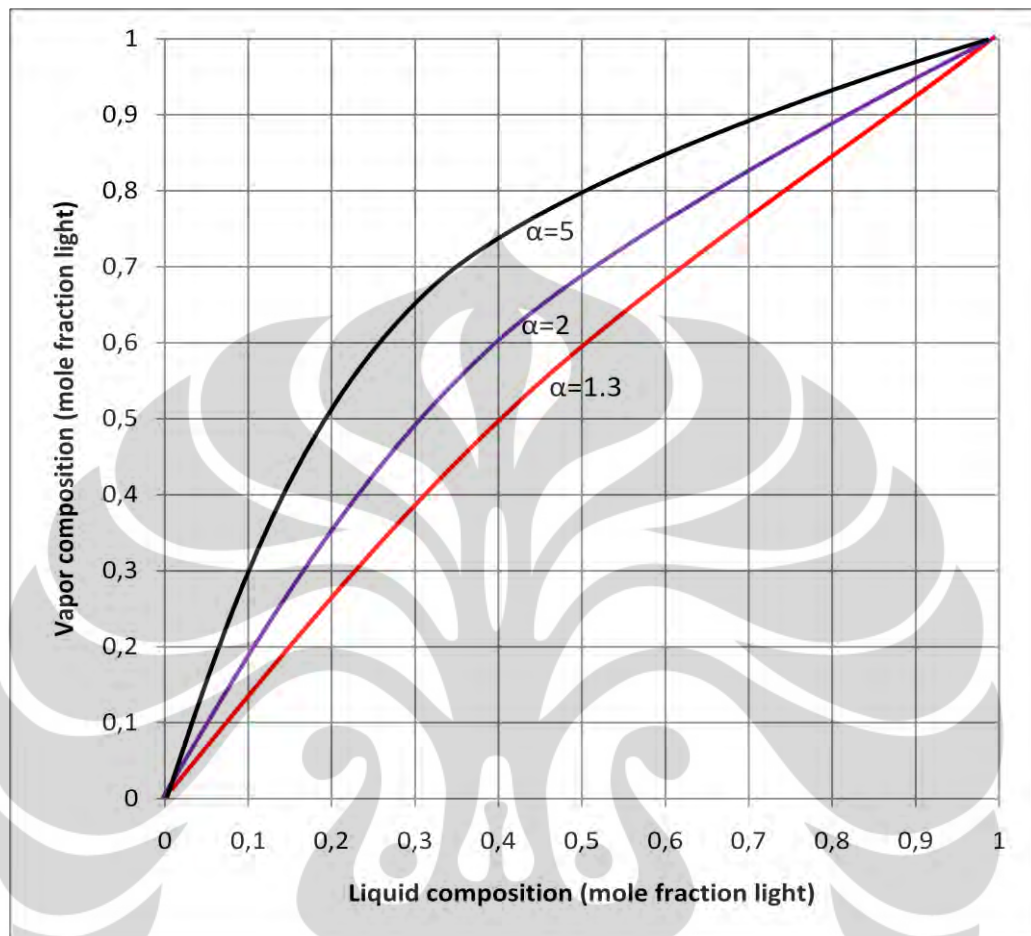
α_{AB} = *relative volatility* dari cairan A terhadap cairan B dalam sistem biner

y_A = konsentrasi dari zat A di dalam fasa uap

x_A = konsentrasi zat A di dalam fasa cair

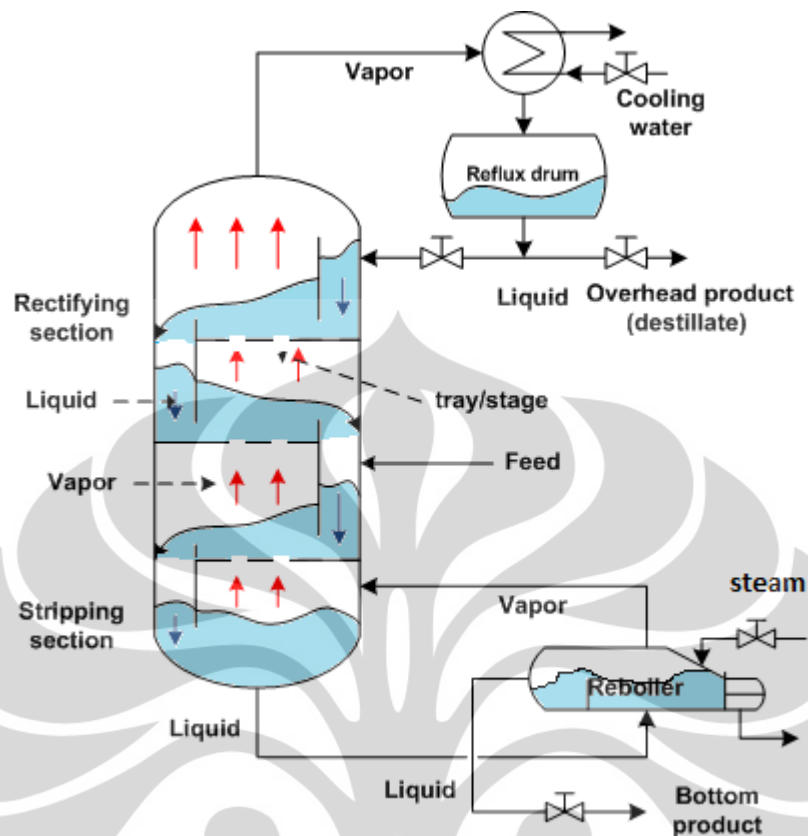
y_B = konsentrasi zat B di dalam fasa uap

x_B = konsesntrasi zat B di dalam fasa cair



Gambar 2.1. Diagram *vapor liquid equilibrium* (VLE), (Luyben, 2006)

Terdapat dua prinsip metode pemisahan yang biasa dipraktikkan dengan destilasi. Pertama adalah didasarkan pada produksi uap yang dihasilkan dari pemanasan campuran larutan sampai mendidih, kemudian uap yang terbentuk dipisahkan dan dikondensasikan tanpa mengembalikan sebagian cairan ke dalam proses atau dikenal dengan destilasi *non-reflux*. Sedangkan metode yang ke dua adalah dengan mengembalikan uap yang telah dikondensasikan sebagian atau seluruhnya ke dalam proses untuk dikontakkan kembali dengan uap di dalam kolom. Proses yang kedua dikenal dengan destilasi dengan *reflux* (rektifikasi).



Gambar 2.2. Diagram alir proses kolom destilasi fraksinasi (Giancoplis, 2003).

Rektifikasi (fraksinasi) atau distilasi bertingkat dengan *reflux* untuk sistem biner dapat digambarkan seperti pada Gambar 2.2. Kolom destilasi fraksinasi terdiri dari 4 komponen penting yaitu :

- Shell*, merupakan tempat terjadinya proses separasi. Di dalamnya tersusun atas banyak *tray* sebagai tempat terjadinya kontak antara *vapour* dan *liquid*.
- Reboiler*, merupakan tempat penguapan cairan yang keluar dari bagian bawah kolom. Uap yang terbentuk akan dikembalikan lagi ke dalam kolom.
- Condenser*, merupakan tempat pengkondensasian dari uap yang keluar dari atas kolom.
- Reflux drum*, merupakan tempat penampungan dari produk uap yang terkondensasi dari *condenser*.

Di dalam kolom fraksinasi terbagi menjadi dua bagian yaitu bagian *stripping* dan bagian *enriching (rectifying)*, dimana umpan akan masuk di antara pertemuan keduanya. Pada bagian *stripping* akan lebih banyak komponen yang

memiliki titik didih tinggi (sulit menguap) dan pada bagian *enriching* akan lebih banyak komponen yang titik didihnya rendah (mudah menguap).

Umpan yang masuk ke dalam kolom destilasi dapat dalam bentuk *saturated liquid* dapat juga dalam bentuk dua fasa. Sebagian umpan yang masuk ke dalam kolom akan teruapkan dan sebagian lagi masih dalam fasa cair. Aliran uap akan naik ke bagian *rectifying* dan aliran cairan akan turun ke bagian *stripping*. Aliran uap dan cairan ini akan mengalir secara *counter current* satu sama lain. Pada tiap *tray* aliran uap dan aliran cairan akan bercampur sampai mencapai *equilibrium*, sehingga uap dan cairan yang keluar dari tiap *tray* akan berada pada kondisi *equilibrium*. Konsentrasi komponen yang lebih *volatile* (komponen yang memiliki titik didih paling rendah) akan meningkat pada aliran uap yang menuju ke bagian top kolom, sedangkan pada aliran cairan yang menuju ke bawah kolom komponen tersebut akan semakin sedikit. Produk akhir dari uap di bagian *overhead* akan dikondensasikan dalam *condenser*. Dimana sebagian dari produk ini akan dikeluarkan sebagai produk *distillate* dengan kandungan konsentrasi tinggi (komponen dengan volatilitas tinggi) dan sebagian lagi akan dikembalikan pada bagian top kolom sebagai fasa cair.

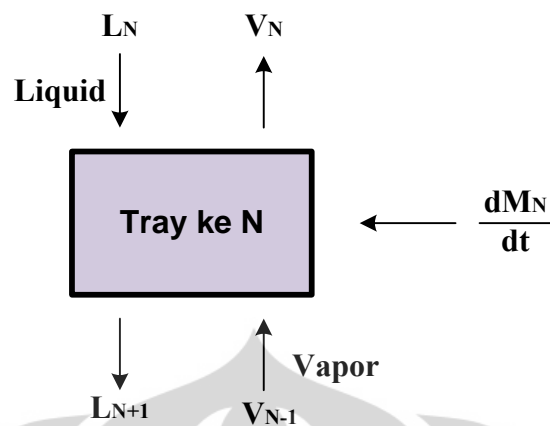
Cairan yang meninggalkan *tray* pada bagian *bottom* akan masuk ke dalam *reboiler* dimana sebagian akan teruapkan dan sisanya tetap sebagai cairan. Cairan yang keluar dari *reboiler* akan mengandung lebih banyak komponen yang memiliki titik didih tinggi (komponen yang sulit menguap). Uap dari *reboiler* akan dikembalikan kembali pada bagian *tray* paling bawah untuk dikontakkan kembali dengan cairan yang turun dari *tray* di atasnya.

2.1.1 Pemodelan Kolom Destilasi

Model matematika yang menggambarkan kesetimbangan neraca massa dan neraca energi/panas pada kolom destilasi dimodelkan oleh Luyben (1990).

a. Neraca massa dan energi pada kolom (pada setiap *tray*)

Di dalam kolom tersusun atas N *tray* teoritis. *Hold up* cairan pada tiap *tray* termasuk *downcomer* adalah M_N . Cairan pada tiap *tray* diasumsikan tercampur dengan sempurna dengan komposisi X_N .



Gambar 2.3. Kestimbangan neraca massa pada setiap *tray*

Berdasarkan Gambar 2.3, persamaan neraca massa dan energi pada setiap *tray* dapat diturunkan sebagai berikut :

Neraca massa total

$$\frac{dM_N}{dt} = L_{N+1} - L_N + V_{N-1} - V_N \quad (2.2)$$

Neraca massa komponen

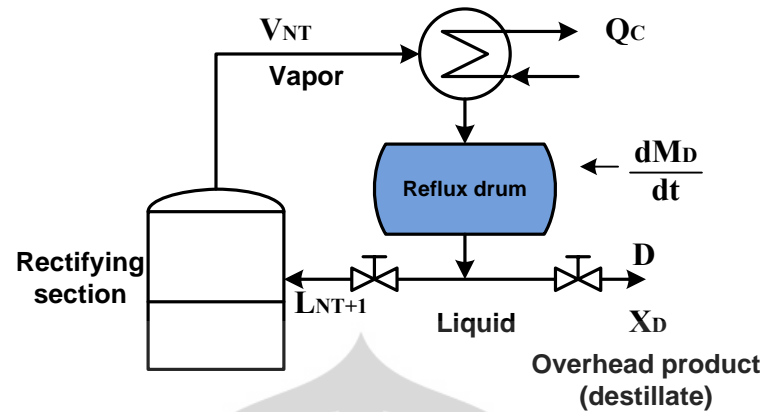
$$\frac{d(M_N X_N)}{dt} = L_{N+1} X_{N+1} - L_N X_N + V_{N-1} Y_{N-1} - V_N Y_N \quad (2.3)$$

Neraca energi

$$\frac{d(M_N h_N)}{dt} = L_{N+1} h_{N+1} - L_N h_N + V_{N-1} H_{N-1} - V_N H_N \quad (2.4)$$

b. Neraca massa dan energi pada condenser dan reflux drum

Uap dari bagian *overhead* seluruhnya dikondensasikan dalam *condenser* dan dialirkan ke dalam *reflux drum* dengan *hold up* dari cairan sebesar M_D . Cairan dalam *drum* tersebut berada pada *bubble point* nya. Sebagian dari cairan tersebut dialirkan kembali ke dalam kolom pada bagian *tray* paling atas (NT) dengan laju alir L , dan sebagian lagi dikeluarkan sebagai produk *destillate* dengan laju sebesar D .



Gambar 2.4. Keseimbangan massa pada *reflux drum* dan *condenser*

Berdasarkan Gambar 2.3, persamaan neraca massa dan energi pada kolom *condenser* dan *reflux drum* dapat diturunkan sebagai berikut :

Neraca massa total

$$\frac{dM_D}{dt} = V_{NT} - L_{NT+1} - D \quad (2.5)$$

Neraca massa komponen

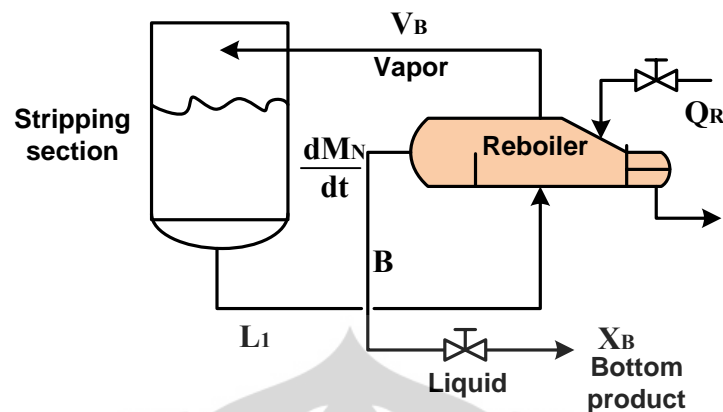
$$\frac{d(M_D X_D)}{dt} = V_{NT} Y_{NT} - (L_{NT+1} + D) X_D \quad (2.6)$$

Neraca energi

$$\frac{d(M_D h_D)}{dt} = V_{NT} H_{NT} - L_{NT+1} h_{NT+1} - D h_D - Q_C \quad (2.7)$$

c. Neraca massa dan energi pada reboiler dan dasar kolom

Cairan yang keluar dari bagian dasar kolom (*bottom*) akan dipanaskan kembali pada *reboiler*. Sebagian produk *bottom* ini akan dikeluarkan dengan laju alir B serta komosisinya X_B . Uap yang terbentuk dari *reboiler* akan dikembalikan sebagai *boil up* ke dalam kolom destilasi pada *tray* paling bawah dengan laju alir V_B serta komposisi y_B . Diasumsikan bahwa cairan pada *reboiler* dan pada bagian dasar kolom tercampur sempurna dengan komposisi X_B dan total *hold up* M_B .



Gambar 2.5. Kestimbangan massa pada bagian *bottom* dan *reboiler*

Berdasarkan Gambar 2.3, persamaan neraca massa dan energi pada kolom *reboiler* dapat diturunkan sebagai berikut :

Neraca massa total

$$\frac{dM_N}{dt} = L_1 - V_B - B \quad (2.8)$$

Neraca massa komponen

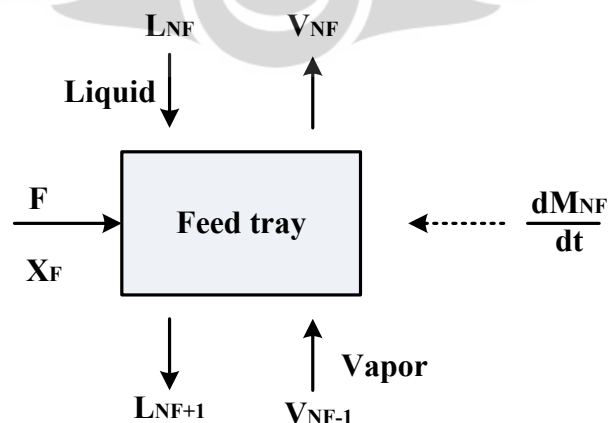
$$\frac{d(M_B h_B)}{dt} = L_1 X_1 - V_B Y_B - B X_B \quad (2.9)$$

Neraca energi

$$\frac{d(M_B h_B)}{dt} = L_1 h_1 - V_B H_B - B h_B + Q_R \quad (2.10)$$

d. Neraca massa dan energi pada *tray* umpan

Umpan yang masuk ke dalam kolom hanya satu aliran menuju *tray* NF dengan laju alir F serta komposisi X_F , dimana komposisi tersebut merupakan fraksi mol dari komponen yang memiliki volatilitas tinggi.



Gambar 2.6. Kesetimbangan massa pada bagian *tray* umpan

Berdasarkan Gambar 2.6, persamaan neraca massa dan energi pada *tray* umpan dapat diturunkan sebagai berikut :

Neraca massa total

$$\frac{dM_{NF}}{dt} = L_{NF+1} - L_{NF} + F + V_{NF-1} - V_{NF} \quad (2.11)$$

Neraca massa komponen

$$\frac{d(M_{NF}X_{NF})}{dt} = L_{NF+1}X_{NF+1} - L_{NF}X_{NF} + FX_F + V_{NF-1}Y_{NF-1} - V_{NF}Y_{NF} \quad (2.12)$$

Neraca energi

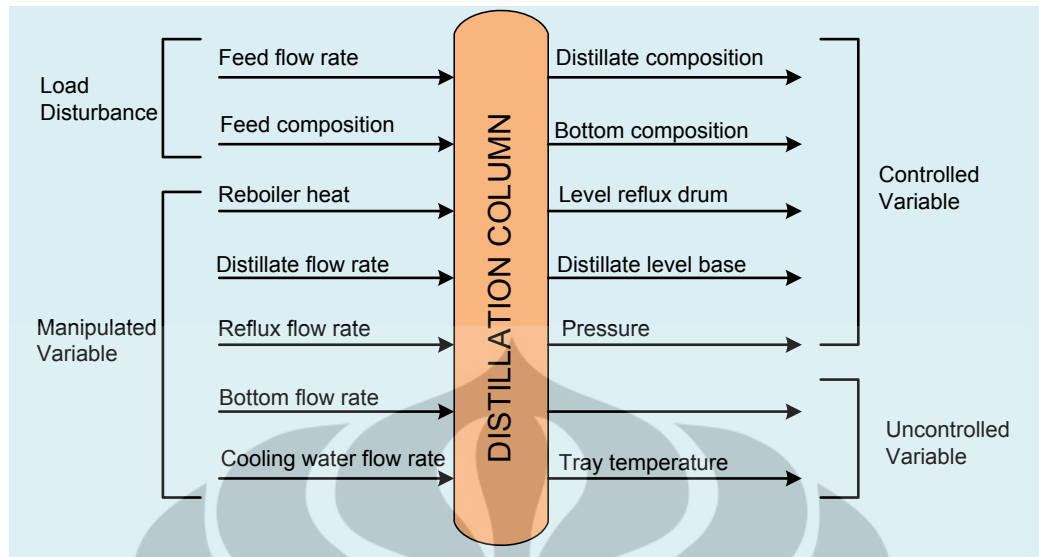
$$\frac{d(M_{NF}h_{NF})}{dt} = L_{NF+1}h_{NF+1} - L_{NF}h_{NF} + Fh_F + V_{NF-1}H_{NF-1} - V_{NF}H_{NF} \quad (2.13)$$

2.1.2 Pengendalian Kolom Destilasi

Langkah pertama pada pengendalian kolom destilasi adalah identifikasi variable pada kolom destilasi. Identifikasi variable tersebut ditujukan agar dapat memenuhi kriteria objektifitas pengendalian. Adapun variable-variable yang harus diidentifikasi tersebut yaitu *Controlled variable*, *manivulated variable*, *disturbance* dan *uncontrolled vaiable*.

- Controlled variable* pada kolom destilasi diantaranya adalah komposisi produk (*distillate product* dan *bottom product*), temperature dan tekanan kolom, level cairan pada *tower* dan *accumulator (reflux drum)*.
- Manivulated variable*, variable yang dapat dimanipulasi adalah laju alir *reflux*, laju alir *coolant*, laju alir panas *reboiller* dan laju alir produk (*distillate product* dan *bottom product*).
- Load disturbance*, gangguan yang dapat muncul pada kolom destilasi berasal dari laju alir umpan, komposisi umpan, tekanan *steam*, *enthalpy* umpan, kondisi lingkungan (contoh hujan dan *barometric pressure*) dan temperature *coolant*.
- Uncontrolled variable*, variable yang tidak dapat dikendalikan pada kolom destilasi diantanya adalah temperatur pada tiap *tray*.

Variable-variable pada kolom destilasi tersebut dapat dirangkum dalam Gambar 2.7.



Gambar 2.7. Variabel-variabel pada kolom destilasi

Pada penelitian kali ini variable yang akan dikendalikan (*controlled variable*) pada kolom destilasi adalah komposisi produk *destilate* dan *bottom*. Secara konseptual, kualitas dari produk destilasi ditentukan oleh neraca panas dalam kolom. Penghilangan panas menentukan laju alir internal *reflux*, sedangkan penambahan panas menentukan laju alir produksi uap. Laju alir uap dan cairan dalam kolom menentukan tingkat sirkulasi yang pada gilirannya menentukan tingkat pemisahan dua komponen kunci (Liptak, 2007). Dengan demikian komposisi produk *destilate* dapat dikendalikan dengan memanipulasi laju alir *internal reflux*, sedangkan komposisi produk *bottom* dapat dikendalikan dengan memanipulasi laju panas reboiler atau laju alir uap (*boil up*) yang masuk ke dalam kolom.

2.2. Identifikasi Sistem Model

Tujuan utama dari sistem identifikasi adalah untuk mengidentifikasi model dengan kemampuan prediksi yang baik dalam arti bahwa ia mampu secara akurat memprediksi respon sistem (Abonyi, 2001). Sebuah model proses merupakan satu set persamaan (termasuk data masukan yang diperlukan untuk memecahkan persamaan) yang memungkinkan kita untuk memprediksi perilaku sistem proses kimia (Bequette, 1998). Sjöberg, et al. (1995), menjelaskan tiga pendekatan untuk mengembangkan model : *White-box modeling*, *Gray-box modeling* dan *Black-box modeling*.

- *White-box model*. Pengembangan model ini didasarkan sepenuhnya pada pemahaman proses secara fundamental. Untuk dapat mengembangkan model ini tidak diperlukan data-data empiric, namun perlu pengetahuan yang lebih dalam tentang fisik dari model itu sendiri. Jika model yang akan dikembangkan sangat kompleks dan butuh data yang detail, maka akan sangat sulit untuk dikembangkan dengan metode *white box modeling*.
- *Gray box model*. Pendekatan dengan *gray box modeling* jika data/pengetahuan fisik untuk model tersebut hanya sebagian tersedia, sehingga ada beberapa parameter lain yang bisa ditentukan datanya dari hasil observasi.
- *Black box model*. Sepenuhnya menggunakan data empirik hasil observasi. Untuk dapat melakukan pemodelan empirik hanya dibutuhkan data *input* dan *output* saja. Akibatnya model ini umumnya kurang memiliki interpretasi fisik yang baik.

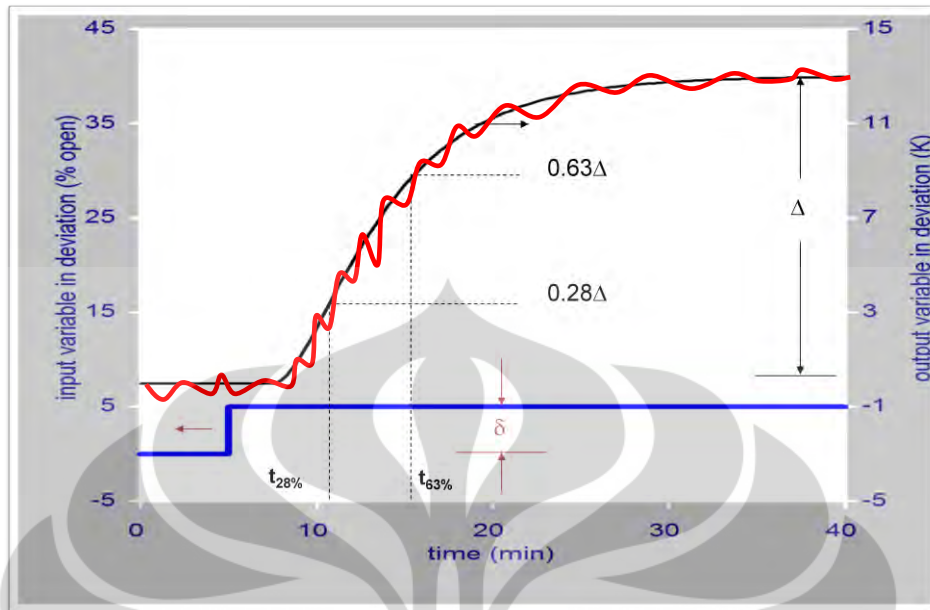
2.2.1 Pemodelan Empirik

Pengembangan pemodelan empirik merupakan alternatif ketika pendekatan secara *white box* dan *gray box model* tidak dapat dilakukan karena kompleksitas dari model itu sendiri. Model yang dikembangkan dengan metode ini memberikan hubungan dinamis antara variabel *input* dengan variable *output*. Cara langsung untuk menentukan sebuah model dinamik empirik yang linear dari sebuah proses adalah dengan mencari parameter seperti (*dead time*, konstanta waktu dan *gain*) yang dapat ditentukan secara eksperiment salah satunya dengan *step respon data*. Adapun proses yang dilakukan biasanya pada kondisi lup terbuka.

Dengan memberikan *step disturbance* m_t pada proses dan mencatat variable *output* x_t sebagai fungsi waktu, maka dapat dibuat kurva reaksi proses yang menghubungkan antara waktu dengan variabel *output* yang dapat dilihat pada Gambar 2.8. Adapun langkah dalam pembuatan kurva reaksi proses adalah sebagai berikut :

- a. Mulai dari *steady state*
- b. *Step* tunggal ke *input*
- c. Kumpulkan data hingga *steady state*

d. Lakukan kalkulasi



Gambar 2.8. Kurva rekasi proses metode II (Marlin, 2000)

Selanjutnya di tentukan fungsi transfernya atau FOPDT nya (*first order plus dead time*). Adapun formula untuk fungsi alihnya adalah

$$FOPDT(G_{(s)}) = \frac{K_p e^{-\theta s}}{\tau s + 1} \quad (2.14)$$

Gain (K_p), konstanta waktu (τ) dan *dead time*-nya (θ) dapat diperoleh dari kurva reaksi proses dengan mengaplikasikan metode II (Marlin, 2000).

$$K_p = \frac{\Delta}{\delta} \quad (2.15)$$

$$\tau = 1.5(t_{63\%} - t_{28\%}) \quad (2.16)$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau \quad (2.17)$$

2.3. Pengendalian Berumpan Balik

Sitem pengendalian berumpan balik (*feedback control*) termasuk ke dalam *closed loop system* (sistem lup tertutup), dimana lup berumpan balik ini menghubungkan variable yang akan dikendalikan (*controlled variable*) dengan variable pengendali (*manipulated variable*). Di dalam pengendalian berumpan balik *input* proses merupakan penyebab dan *output* proses merupakan efek atau akibat. Hubungan sebab akibat dalam proses ini tidak dapat secara langsung dibalikkan. Sedangkan dalam proses di industri *output variable* seperti tekanan,

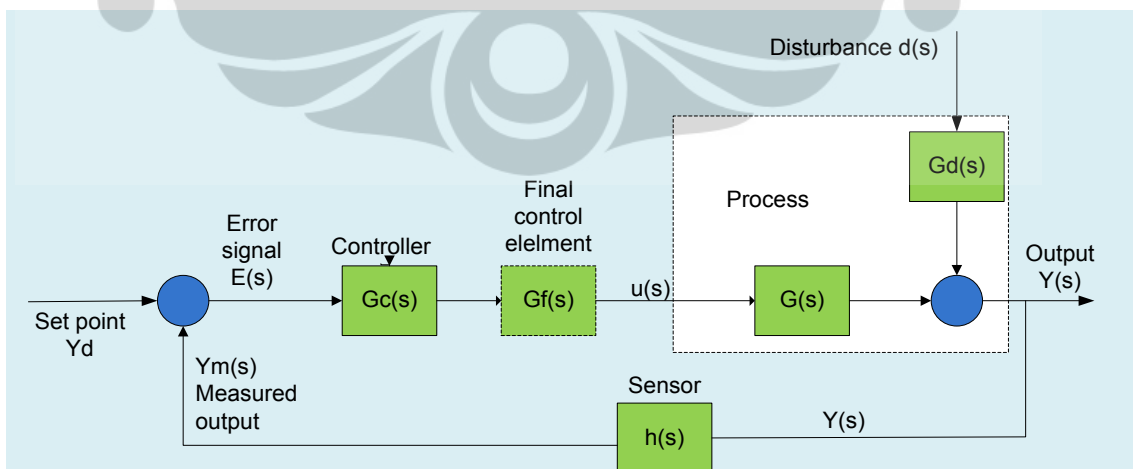
temperature atau komposisi biasanya selalu dijaga agar berada pada nilai yang ditetapkan. Dengan mengaplikasikan pengendalian berumpan balik nilai *output* yang diharapkan dapat dicapai dengan mengatur *input variable*-nya (Marlin, 2000).

Struktur diagram blok unuk pengendalian berumpan balik dapat dilihat pada Gambar 2.9. Adapun prinsip kerja sistem pengendalian berumpan balik adalah sebagai berikut (Seborg, 2004) :

- Mengukur (y) (seperti temperature, tekanan, komposisi) menggunakan alat ukur (*thermocouple, analyzer*), kemudian menentukan variable deviasi (y_m).
- Membandingkan nilai y_m yang terukur dengan nilai *set point* yang diharapkan (y_d), sehingga dapat ditentukan deviasinya (sebagai *signal error* = E). Error ini sering disebut *feedback error*.

$$E = y_d - y_m \quad (2.18)$$

- Menyampaikan kepada *controller* (pengendali) besarnya *feedback error*, untuk digunakan dalam penentuan nilai (u) (perubahan dalam bukaan *valve* yang dapat merubah besar kecilnya laju alir) yang akan diimplementasikan ke dalam proses.
- Mengimplementasikan (u) (perintah untuk mengimplementasikan nilai (u) yang telah dihitung ke dalam proses dilakukan oleh sebuah elemen pengendali akhir, sepeti *valve*)
- Mengukur kembali variable keluaran (y). Untuk prosedur selanjutnya sama seperti di atas. Jadi prosesnya berjalan siklik di dalam lup yang tertutup.



Gambar 2.9. Diagram blok sistem pengendalian berumpan balik

Kombinasi antara proses dengan pengendali *feedback* dikenal dengan istilah sistem pengendalian berumpan balik seperti yang ditunjukkan pada Gambar

2.8. Elemen yang terdapat dalam system pengendalian berumpan balik adalah :

- a. Proses.
- b. Sensor, merupakan alat ukur (seperti *thermocouple*, *gas cromatograph*).
- c. *Comparator*, untuk membandingkan antara (y_m) dengan (y_d).
- d. *Controller* (pengendali).
- e. *Final control element* (elemen pengendali akhir) seperti *valve*.

2.4. Pengendali Konvensional

Seperti yang telah digambarkan pada pengendalian berumpan balik bahwa fungsi pengendali (*controller*) adalah untuk mengubah variabel dimanipulasi sedemikian rupa untuk mendorong sinyal kesalahan mendekati nol. Banyak jenis pengendali yang dikembangkan untuk memenuhi kebutuhan pengendalian proses di industri. Namun beberapa jenis pengendali konvensional masih tetap dipertahankan karena masih mampu membrikan performansi yang baik. Diantara pengendali konvensional yang masih digunakan adalah pengendali ON-OFF, pengendali proporsional (P), pengendali integral (I), pengendali derivatif (D) serta kombinasi dari pengendali P, I dan D.

2.4.1. Pengendali Proporsional

Sesuai dengan penamaannya pengendali proporsional akan menghasilkan keluaran yang sebanding dengan besarnya *error signal*. Dengan kata lain keluaran pengendali proporsional merupakan hasil perkalian antara konstanta proporsional dengan nilai masukannya. Secara matematik, pengendali proporsional memiliki persamaan sebagai berikut:

$$M(t) = K_c E(t) + b \quad (2.20)$$

Dengan :

M = *controller output*

K_c = *controller gain*

E = *error*

B = *out put bias*

Pada saat akan melakukan pengendalian dengan pengendali proporsional perlu memperhatikan karakteristik dari pengendali tersebut. Pengendali ini memiliki karakteristik sebagai berikut :

- a. Jika nilai K_c yang diberikan kecil maka akan menyebabkan respon sistem yang lambat.
- b. Jika nilai K_c yang diberikan terlalu besar maka akan menyebabkan respon sistem menjadi cepat tetapi cenderung membuat sistem menjadi tidak stabil atau berosilasi.

2.4.2. Pengendali Integral

Pengendali integral memiliki karakteristik seperti halnya sebuah integral yang memiliki fungsi untuk menghasilkan respon sistem yang memiliki *steady state error* sampai dengan nol. Jika dalam proses hanya terpasang pengendali proporsional maka akan sulit untuk menekan besarnya *steady state error*. Oleh karena itu diharapkan dengan pengendali integral respon sistem dapat diperbaiki. *Output* dari pengendali integral sangat dipengaruhi oleh perubahan yang sebanding dengan nilai *signal error*. Secara matematik, pengendali integral memiliki persamaan sebagai berikut:

$$M_{(t)} = \frac{K_c}{T_i} \int E_{(t)} dt + b \quad (2.21)$$

Dengan :

M = *controller output*

K_c = *controller gain*

E = *error*

B = *output bias*

T_i = *integral time*

Pengendali integral memiliki karakteristik sebagai berikut:

- a. *Output* pengendali membutuhkan selang waktu tertentu, sehingga pengendali integral cenderung memperlambat respon.
- b. Konstanta T_i yang besar cenderung akan menghasilkan respon integral yang lambat, begitu juga sebaliknya.

2.4.3. Pengendali Derivatif

Output pengendali derivatif memiliki sifat seperti halnya suatu operasi diferensial. Pengendali derivatif merupakan jenis mode yang sederhana, tidak dipengaruhi oleh nilai eror pada saat kesetimbangan akhir, mendukung koreksi yang cepat berdasarkan kecepatan perubahan dari variabel yang dikendalikan dan tidak dapat mengakibatkan frekuensi yang tinggi akibat manipulasi variabel. Mode derivatif baik digunakan apabila terdapat gangguan yang mempengaruhi *controlled variable* dimana error dan integral error yang mendekati nol menyebabkan dua mode lain tidak melakukan penyesuaian terhadap *manipulated variable*. Padahal, nilai *controlled variable* akan mengalami perubahan dan penyimpangan terhadap *set point*-nya di waktu yang akan datang sehingga diperlukan perubahan *manipulated variable* yang dilakukan oleh mode derivatif ini. Pada penggunaannya biasanya pengendali ini selalu dikombinasikan dengan pengendali P dan I. Secara matematik, pengendali derivatif memiliki persamaan sebagai berikut:

$$M_{(t)} = KcTd \frac{DE_{(t)}}{dt} + b \quad (2.22)$$

Dengan :

M = *controller output*

Kc = *controller gain*

E = *error*

B = *output bias*

Td = *derivative time*

2.4.4. Pengendali PID

Pengendali PID merupakan gabungan dari ketiga pengendali sebelumnya yaitu pengendali proporsional (P), integral (I) dan derivative (D). Dengan penggabungan ketiganya maka setiap kekurangan dan kelebihan dari masing masing pengendali dapat saling menutupi. Biasanya ketiga pengendali tersebut disusun dalam rangkaian paralel. Elemen-elemen pengendali PID secara keseluruhan bertujuan untuk mempercepat reaksi respon, menghilangkan *offset* dan menghasilkan perubahan awal yang besar. Secara matematik pengendali PID memiliki persamaan sebagai berikut :

$$M_{(t)} = Kc \left[E_{(t)} + \frac{1}{Ti} \int E_{(t)} dt + Td \frac{dE_{(t)}}{dt} \right] + b \quad (2.23)$$

Dengan :

M = *controller output*

Kc = *controller gain*

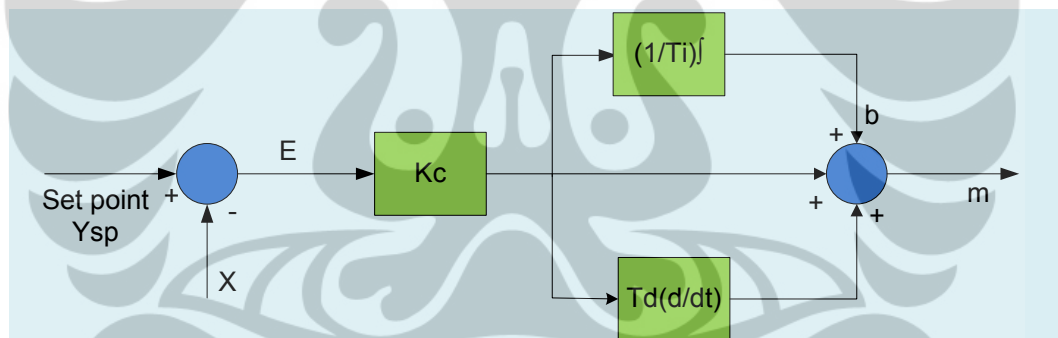
E = *error*

B = *output bias*

Td = *derivative time*

Ti = *integral time*

Karakteristik pengendali PID sangat dipengaruhi oleh ketiga parameter pengendali P, I dan D. Penyetelan Kp , Ti dan Td akan mengakibatkan menonjol sifat masing masing elemen. Konstanta yang menonjol itulah yang akan memberikan pengaruh lebih besar terhadap *output* dari pengendali. Struktur pengendali PID ditunjukkan pada Gambar 2.10.



Gambar 2.10. Struktur Pengendali PID (Wade,2004)

2.5. Pengendali Tingkat Lanjut (*Advance*)

Proses pada industri modern biasanya sangat kompleks dan beroperasi dalam skala besar. *Plant* industri ini akan memiliki *input* dan *output* proses yang cukup banyak sehingga pada prosesnya akan terdapat banyak variable atau disebut multivariabe. Banyak dari variable-variable proses yang dikendalikan memiliki interaksi satu sama lain, dan ini tidak dapat diabaikan karena akan mempengaruhi performa dari proses.

Pengendali PID merupakan salah satu pengendali yang sangat banyak digunakan industri dan cukup memuaskan untuk banyak aplikasi proses. Namun pengendali ini tidak menampilkan performa yang baik untuk beberapa proses yang memiliki karakter, dinamika yang lambat, waktu *delay* yang lama, banyak *disturbance* dan interaksi di antara banyak variable (Edgar, et.al.2008).

Untuk proses industri yang memiliki multivariable perlu pengendalian tingkat lanjut (*advance*). Berikut adalah beberapa pengendalian *advance* yang pernah dikembangkan :

- a. *Ratio control*
- b. *Cascade control*
- c. *Feedforward control*
- d. *Decoupling control*
- e. *Model based control*

Pengendalian *advance* telah dilaporkan bahwa dapat memperbaiki *yield* produk, mengurangi konsumsi energi, meningkatkan kapasitas, meningkatkan kualitas produk, meningkatkan responsivitas dan meningkatkan keselamatan proses. Dengan mengimplementasikan pengendalian *advance*, manfaat ini jelas sangat besar dan dicapai dengan mengurangi variabilitas proses, maka memungkinkan *plant* yang akan dioperasikan sesuai dengan kapasitas yang telah dirancang (Anderson, 1992).

2.5.1 *Model Predictive Control*

Model Predictive Control (MPC) merupakan salah satu pengendalian *advance* yang berdasarkan model (*model based control*) dan yang paling banyak diaplikasikan di dunia industri. MPC ini merupakan metode umum yang sangat cocok untuk masalah pengendalian *multi input multi output* (MIMO) yang sulit dimana terjadi interaksi yang signifikan antara variable *manipulated input* dan *controlled output*. Tidak seperti strategi pengendalian berbasis model lainnya, MPC dapat dengan mudah mengakomodasi adanya *constraint* baik pada *input variable* maupun pada *output variable* (Edgar, et.al.2008).

Fitur utama dari MPC adalah bahwa perilaku proses masa depan diprediksi dengan menggunakan model dinamis dan pengukuran yang tersedia. *Output* pengendali akan dihitung sehingga dapat meminimalkan perbedaan antara respon

proses yang diprediksi dan respons yang diinginkan. Pada setiap *sampling instant*, perhitungan pengendalian diulang dan prediksi akan diperbaharui berdasarkan pengukuran saat ini (Edgar, et.al.2008).

Minat yang luas dalam teknik pengendalian dengan MPC saat ini diprakarsai oleh penelitian perintis yang dilakukan oleh dua kelompok industri pada 1970-an. Shell Oil (Houston, Texas) melaporkan pendekatan *Dynamic Matrix Control* (DMC) pada tahun 1979. Selaian itu sebuah perusahaan kecil ADERSA di Perancis, pada tahun 1978 mengeluarkan produk yang sama, dengan nama IDCOM. Sejak saat itu, ada ribuan aplikasi yang terkait MPC di kilang minyak dan pabrik petrokimia di seluruh dunia. Dengan demikian, MPC telah membawa dampak besar dan saat ini metode tersebut menjadi pilihan untuk pengendalian multivariabel di banyak industri.

Berikut adalah beberapa kelebihan yang dimiliki oleh MPC dibandingkan dengan pengendali konvensional.

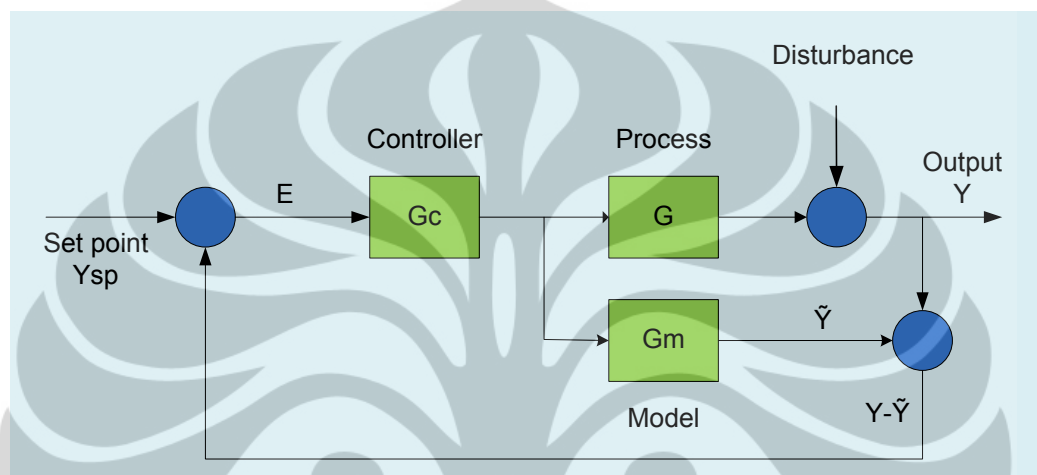
- a. Merupakan metode yang umum untuk pengendalian proses dengan sistem *multi input multi output* (MIMO) yang didalamnya terdapat interaksi diantara lup-lup yang dikendalikan.
- b. Dapat dengan mudah mengakomodasi perilaku dinamis yang sulit atau tidak biasa seperti penundaan waktu yang besar dan respon *invers*.
- c. *Constraints* dapat diperhitungkan didalam perancangan pengendali.

Namun disamping memiliki kelebihan yang tidak bisa dilakukan oleh pengendali konvensional, pengendali MPC juga memiliki kekurangan, diantaranya adalah :

- a. Pengendali MPC ini berbeda sekali dengan pengendali konvensional yang sudah sangat lama digunakan di industri, sehingga pengendali ini kurang dikenali oleh operator.
- b. Pengembangan model dinamik dari data *plant* membutuhkan waktu yang lama apalagi jika prosesnya sangat kompleks.
- c. Karena model empirik adalah yang bisa digunakan, maka hanya valid untuk *range* dan kondisi tertentu sesuai dengan waktu pengujiannya.

Pada dasarnya diagram blok *feedback* untuk MPC sama dengan struktur pengendalian prediktif lainnya. Tiga buah diagram blok merepresentasikan proses

sesungguhnya dengan elemen akhir dan sensor (G), kontroler (G_c), dan model dinamik dari proses, (G_m). Seluruh perhitungan pada sistem kendali prediktif selalu dilakukan setiap kali harga dari elemen final ditentukan. Sinyal yang terukur sebagai Y akan dikoreksi dengan prediksinya \hat{Y} dan akan diteruskan sebagai *feedback*. Sinyal *feedback* dianggap sebagai koreksi dari model yang digunakan untuk mengkoreksi *set point* Y_{sp} untuk memperoleh harga target yang lebih baik. Struktur dari diagram blok MPC diperlihatkan pada Gambar 2.11 :



Gambar 2.11. Struktur Pengendalian MPC (Seborg, et al, 2004)

2.5.1.1 Metodologi Pengendali MPC

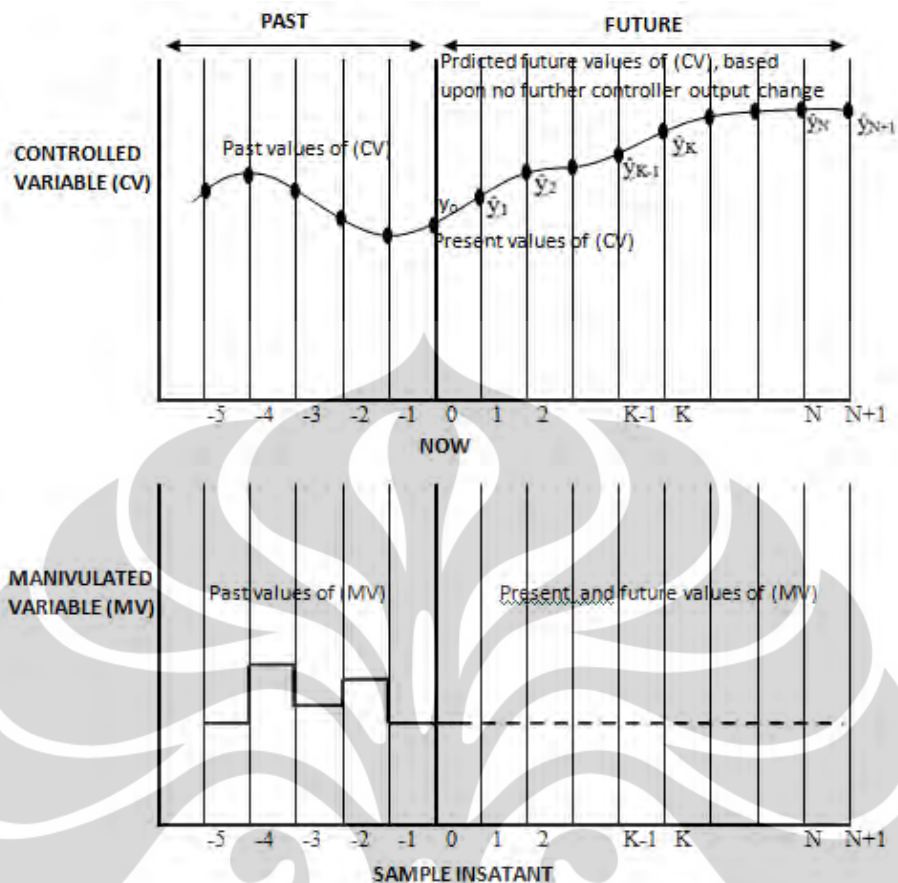
Metodologi semua jenis pengendali yang termasuk kedalam kategori MPC dapat dikenali oleh strategi berikut (Camacho, 2007) :

- Output* proses yang akan datang untuk rentang *horizon* N yang ditentukan dinamakan sebagai *prediction horizon*, diprediksi pada setiap waktu pencuplikan (*sample instant*) dengan menggunakan model proses. *Prediction horizon* bergantung pada nilai *input* dan *output* lampau dan kepada sinyal kendali masa depan yang akan digunakan sistem dan harus dihitung.
- Serangkaian sinyal kendali dihitung dengan mengoptimasi suatu fungsi kriteria yang ditetapkan sebelumnya, dengan tujuan untuk menjaga proses sedekat mungkin terhadap trayektori acuan. Fungsi kriteria tersebut umumnya berupa suatu fungsi kuadratik dari kesalahan antara sinyal keluaran terprediksi dengan trayektori acuan. Solusi eksplisit dapat diperoleh jika

fungsi kriteria adalah kuadrat, model linier, dan tidak ada *constraint*, jika tidak, optimasi iteratif harus digunakan untuk memecahkannya.

- c. Sinyal kendali dikirim ke proses, sedangkan sinyal kendali terprediksi berikutnya dibuang, karena pada pencuplikan berikutnya sudah diketahui nilainya. Maka langkah pertama diulang dengan nilai keluaran proses yang baru dan semua prosedur perhitungan yang diperlukan diperbaiki. Sinyal kendali yang baru dihitung dengan menggunakan konsep *receding horizon*.

Berdasarkan Wade (2004), perhitungan pengendalian MPC adalah menentukan serangkaian dari K *controller output moves* (perubahan *manipulated variable*) sehingga pergerakan respon yang diprediksi agar sama dengan *set point*-nya berjalan optimal. Dengan *controlled variable* (CV) saat ini y_0 , dan serangkaian CV yang dihasilkan dari prediksi adalah $(\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_N)$. Strategi pengendali MPC menghitung satu set dari Δm yang merupakan serangkaian perubahan *manipulated variable* $(\Delta m_0, \Delta m_1, \dots, \Delta m_{K-1})$. K akan dikalkulasi sehingga dihasilkan satu set dari *output* yang diprediksi \hat{y} , yang akan mencapai *setpoint* pada kondisi yang optimal. Penjelasan konsep dasar dari pengendali ini diperlihatkan pada Gambar 2.12.



Gambar 2.12. Konsep dasar pengendalian MPC

Model dinamik untuk MPC bisa berasal dari sebuah model fisik atau pun dari sebuah model empirik, model yang berjenis linier ataupun yang non linier juga dapat digunakan. Namun secara tradisional aplikasi di industri dari MPC masih berdasarkan model waktu diskret, model linier, model empirik atau dari model *step respon* (p). Secara matematis untuk model *step respon* yang digunakan untuk memprediksi perilaku proses di masa depan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \hat{y}_1 &= y_0 + p_1 \Delta m_0 \\
 \hat{y}_2 &= y_0 + p_2 \Delta m_0 + p_1 \Delta m_1 \\
 &\vdots \\
 \hat{y}_K &= y_0 + p_K \Delta m_0 + p_{K-1} \Delta m_1 + \dots + p_1 \Delta m_{K-1} \\
 &\vdots \\
 \hat{y}_N &= y_0 + p_N \Delta m_0 + p_{N-1} \Delta m_1 + \dots + p_{N-K+1} \Delta m_{K-1}
 \end{aligned}
 \tag{2.24}$$

Jika dirubah ke dalam bentuk matriks akan dihasilkan :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_K \\ \vdots \\ \hat{y}_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_0 \\ \vdots \\ y_0 \\ \vdots \\ y_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} p_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ p_2 & p_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ p_K & p_{K-1} & & p_2 & p_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_N & p_{N-1} & \cdots & \cdots & p_{N-K+1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta m_0 \\ \Delta m_1 \\ \vdots \\ \Delta m_{K-1} \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

$$\hat{y} = y_0 + P\Delta m \quad (2.26)$$

Untuk mengetahui *control move* pada saat ini dan yang akan datang dilakukan dengan cara mengasumsikan terlebih dahulu *control move*, maka CV pada profile yang diprediksi dapat terkoreksi. Dengan mengetahui *set point* selama *prediction horizon* maka dapat diketahui besarnya eror.

$$\hat{e}_i = y_{SP,i} - \hat{y}_i \quad (2.27)$$

Maka,

$$\hat{e} = y_{SP,i} - \hat{y}$$

$$\hat{e} = y_{SP,i} - y_0 - P\Delta m \quad (2.28)$$

Jika

$$e_0 = y_{SP,i} - y_0 \quad (2.29)$$

Maka,

$$\hat{e} = e_0 - P\Delta m \quad (2.30)$$

Untuk menghitung *control moves* dilakukan dengan cara meminimalisasi harga fungsi J yang merupakan jumlah eror kuadrat dari eror yang diprediksi.

$$J = \sum_{i=1}^N \hat{e}_i^2$$

$$J = \hat{e}^T \hat{e} \quad (2.31)$$

Substitusi persamaan (2.30) terhadap persamaan (2.31)

$$J = [e_0^T - \Delta m^T P^T][e_0 - \Delta m P] \quad (2.32)$$

Selanjutnya fungsi J diturunkan terhadap fungsi Δm ,

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta m} = P^T P \Delta m - P^T e_0 \quad (2.33)$$

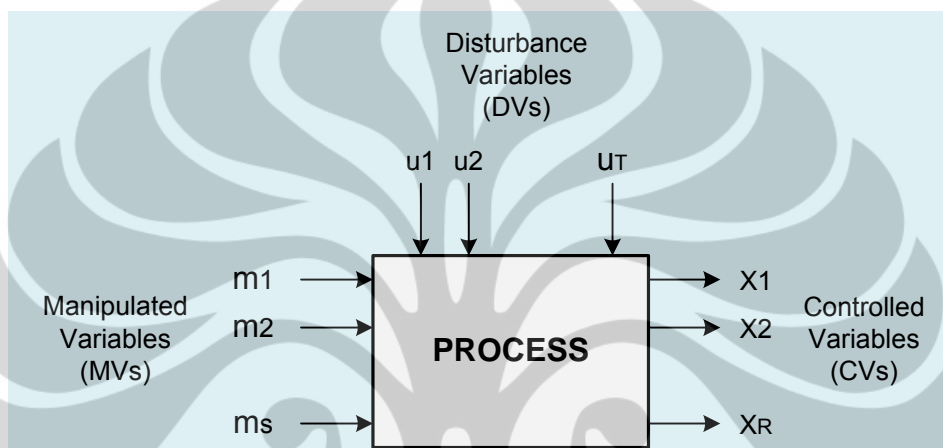
Jika turunan pertama sama dengan nol maka besarnya *control move* adalah

$$\Delta m = [P^T P]^{-1} P^T e_0 \quad (2.34)$$

Dengan P merupakan matrix ($N \times K$), dan $[P^T P]$ adalah matrix ($K \times K$).

2.5.1.2 Multivariable MPC

Secara konsep pengendalian dengan MPC untuk proses *multivariable* merupakan pengembangan dari proses *single input single output* (SISO). Struktur proses dengan *multiple input, multiple output* serta *multiple disturbance* ditunjukkan oleh Gambar 2.13.



Gambar 2.13. Proses MIMO

Dengan mengasumsikan :

R = jumlah dari CVs

S = jumlah dari MVs

T = jumlah dari DVs

Dalam praktiknya jumlah R dapat sama dengan jumlah S , sehingga sistem proses tersebut menjadi sebuah sistem yang persegi (*square*). Dengan mengasumsikan MVs dan CVs dari sebuah proses model yang berupa *step response*, K mewakili sebagai jumlah dari *sample instant* dalam *control horizon* dan N sebagai *sample instan* dalam *prediction horizon*. Model ini dirancang sebagai P_{ij} , dengan 'i' mewakili CV dan 'j' mewakili dari MV, maka persamaan matematikanya dapat diturunkan sebagai berikut :

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{ij,1} \\ P_{ij,2} \\ \vdots \\ P_{ij,N} \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

dan

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} P_{ij,1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ P_{ij,2} & P_{ij,1} & 0 & \dots & 0 \\ P_{ij,3} & P_{ij,2} & P_{ij,1} & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ P_{ij,K} & P_{ij,K-1} & & & P_{ij,1} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ P_{ij,N} & P_{ij,N-1} & \dots & \dots & P_{ij,N-K+1} \end{pmatrix} \quad (2.36)$$

Dengan

$$i = 1, 2, \dots, R$$

$$j = 1, 2, \dots, S$$

Untuk setiap DV terhadap setiap CV akan memiliki *step respon model* yang sama. Model untuk *disturbance* sebagai d_{ij} , dengan 'i' mewakili sebagai CV dan 'k' mewakili sebagai DV, maka:

$$d_{ik} = \begin{bmatrix} d_{ik,1} \\ d_{ik,2} \\ \vdots \\ d_{ik,N} \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Dengan :

$$i = 1, 2, \dots, R$$

$$k = 1, 2, \dots, T$$

Vektor yang mewakili nilai CV sekarang dan yang diprediksi adalah :

$$y_i = \begin{bmatrix} y_i,0 \\ y_i,0 \\ \vdots \\ y_i,0 \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

$$\hat{y}_i = \begin{bmatrix} \hat{y}_{i,1} \\ \hat{y}_{i,2} \\ \vdots \\ \hat{y}_{i,N} \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Dengan

$$i = 1, 2, \dots, R$$

Vektor yang mewakili nilai *control moves* dimasa datang adalah :

$$\Delta m_j = \begin{bmatrix} \Delta m_{j,1} \\ \Delta m_{j,2} \\ \vdots \\ \Delta m_{j,K-1} \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

Dengan :

$$j = 1, 2, \dots, S$$

Profile untuk tiap CV yang diprediksi mengikuti persamaan berikut :

$$\hat{y}_i = y_{i,0} + \sum_{k=1}^T d_{ik} \Delta u_k + \sum_{j=1}^S P_{ij} \Delta m_j \quad (2.41)$$

Dengan

$$i = 1, 2, \dots, R$$

Jika dianalogikan seperti persamaan (2.26) maka persamaan (2.33) dapat disederhanakan menjadi :

$$\hat{y} = y_0 + d\Delta u + P\Delta m \quad (2.42)$$

Jika *set point* diketahui, maka besarnya eror adalah

$$e_0 = y_{SP} - y_0 - d\Delta u \quad (2.43)$$

Dengan meminimalisasi jumlah eror kuadrat, maka besarnya control moves adalah

$$\Delta m = [P^T P]^{-1} P^T e_0 \quad (2.44)$$

2.5.1.3 Tuning Pengendali MPC

Adapun parameter parameter yang harus dilakukan penyetelan dalam pengendali MPC adalah sebagai berikut :

- *Sampling Time* : Interval waktu yang dipakai dalam pengambilan data
- *Prediction Horizon* : Seberapa jauh ke depan prediksi yang dilakukan ketika melakukan perhitungan *output controller*
- *Model Horizon* : Jumlah sampel interval yang diperlukan untuk mencapai kondisi *steady state* ketika input diberikan kepada proses

Nilai untuk ketiga parameter tersebut dapat dihitung dengan pendekatan strategi *tuning DMC non-adaptif* (Dougherty, 2003b) :

- a. Pendekatan dinamika proses *output* pengendali untuk pasangan-pasangan variabel proses terukur dengan model FOPDT:

$$\frac{y_r(s)}{u_s(s)} = \frac{K_{rs} e^{-\theta_{rs}s}}{\tau_{rs}s+1} \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S) \quad (2.45)$$

- b. Memilih waktu sampel sedekat mungkin dengan:

$$T_{rs} = \text{Max} (0.1\tau_{rs}, 0.5\theta_{rs}), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S) \quad (2.46)$$

$$T = \text{Min}(T_{rs}) \quad (2.47)$$

- c. Menghitung P (N) (*prediction horizon*):

$$P = \text{Max} \left(\frac{5\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right) \quad (2.48)$$

$$\text{dengan } k_{rs} = \left(\frac{\theta_{rs}}{T} + 1 \right), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S) \quad (2.49)$$

- d. Menghitung M (*control horizon*):

$$M = \text{Max} \left(\frac{\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S) \quad (2.50)$$

2.6. State of The Art

Model Predictive Control merupakan salah satu pengendalian tingkat lanjut yang cukup banyak diaplikasikan di dunia industri. Pengendali ini mampu memberikan kinerja yang lebih baik dari pada pengendali konvensional untuk pengendalian sistem proses tertentu. Aplikasi MPC digunakan di industri seperti pengilangan minyak bumi, semen, robotic dan lain-lain (Camacho, 2007). Qin dan Badgwell (2002), melakukan penelitian untuk mensurvey industri yang mengaplikasikan teknologi pengendali MPC pada tahun 1997. Jumlah industry yang mengaplikasikan pengendali ini dilaporkan sekitar 2200. Pengguna

terbanyak adalah industri pengilangan minyak bumi (*refinery*) sebanyak 67 %, kemudian sisanya adalah industri petrokimia, kimia, semen, kertas, makanan dan automotive.

Banyak penelitian dikembangkan untuk meningkatkan kinerja pengendalian dengan menggunakan MPC. Pada akhir 1970 an Richaet, et.al, pertama kali memperkenalkan *Model Predictive Heuristic Control* (MPHC) yang sekarang dikenal dengan nama *Model Algorithmic Control* (MAC). Kemudian tahun 1987, Clarke, et. al, memperkenalkan *Generalized Predictive Control* (GPC). Selain itu masih banyak sejumlah MPC yang dikembangkan diantaranya adalah *Multistep Multivariable Adaptive Control*, *Multipredictor Receding Horizon Adaptive Control*, *Predictive Functional Control* atau *Unified Predictive Control*.

Adapun penelitian yang mengaplikasikan pengendali MPC untuk pengendalian kolom destilasi dapat dilihat dalam Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Ringkasan Penelitian Pengendalian Kolom Destilasi Sistem dengan Pengendali MPC *Multivariable*.

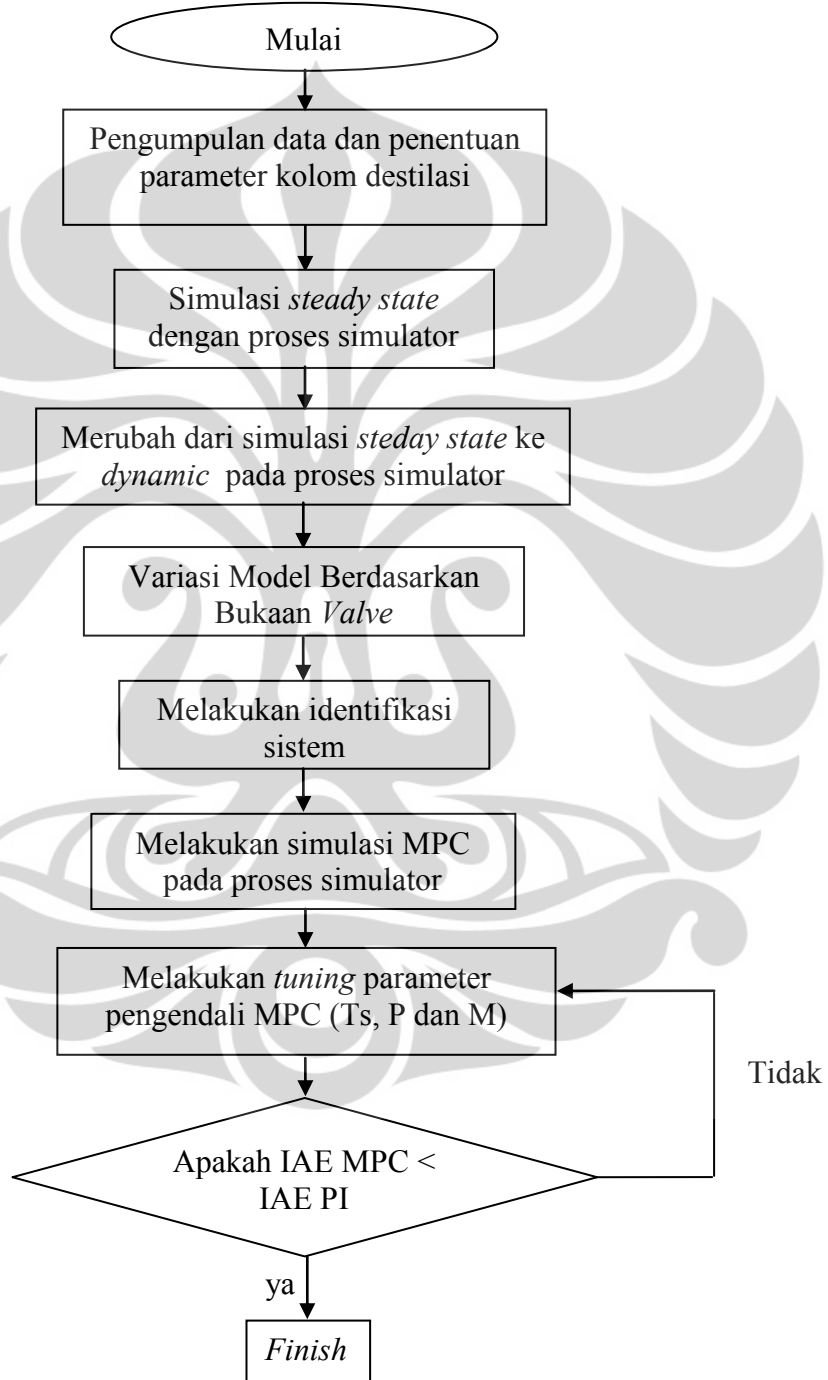
		Perangkat Lunak		
		Mathlab	Simulator Proses	Tidak Dijelaskan
<i>Single</i> MPC	Linear	Wahid (2007) Luyben (1996)	Penelitian Sekarang	Dougherty (2003), Riggs (2000)
	Non Linear		Agachi (2006)	
<i>Multiple</i> MPC	Linear	Cynthia (2012)		
	Non Linear	Wahid (2009)		

Pada penelitian kali ini proses simulator yang digunakan adalah UNISIM R390.1 serta dengan menggunakan model empirik yang diturunkan dari penelitian sendiri. Sedangkan penelitian yang dilakukan Agachi (2006), menggunakan proses simulator dengan nama MUSCOD II serta menggunakan model hasil penelitian sebelumnya. Berbeda dengan MUSCOD II, UNISIM merupakan perangkat yang sangat familiar di kalangan industri.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Alur Penelitian

Adapun penelitian yang dilakukan, mengikuti alur dibawah ini :

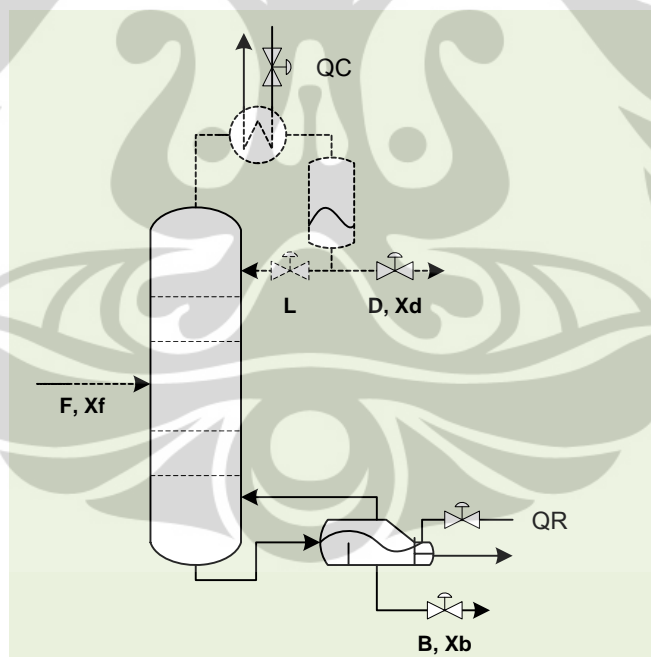


Gambar 3.1. Alur Penelitian

3.2. Perangkat Lunak dan Model yang Digunakan

Pada penelitian kali ini, program yang digunakan untuk mensimulasikan UNISIM R390.1. UNISIM R390.1 bermanfaat untuk aplikasi di industri kimia seperti perancangan suatu industri kimia, memonitor kemampuan dari industri kimia yang telah ada. Proses simulator dapat dipergunakan untuk mensimulasikan unit-unit process secara *steady state* maupun simulasi *dynamic*. Di dalam program UNISIM R390.1 terkandung unit proses yang umum ditemui dalam operasi teknik kimia, salah satunya adalah kolom destilasi. Untuk dapat melakukan simulasi *steady state* maupun *dynamic* dari kolom destilasi dengan UNISIM R390.1, maka diperlukan beberapa parameter penting dari kolom destilasi sehingga simulasi dapat berjalan lancar. Parameter itu diantaranya adalah tekanan operasi, temperature, jenis umpan dan komposisinya, laju alir umpan dan lain lain.

Model yang akan digunakan pada penelitian kali ini adalah kolom destilasi bertingkat yang dapat dilihat pada Gambar 3.2. Adapun komponen yang dipisahkannya adalah *benzene* dan *toluene* (sistem biner).



Gambar 3.2. Model kolom destilasi sederhana

3.3. Variable Penelitian

- *Controlled Variabel* : merupakan variable terikat yang akan dikendalikan. Pada penelitian kali ini variable terikatnya adalah fraksi mol komponen pada produk *destilate* dan *bottom*
- *Manipuated Variable* : merupakan variable bebas berupa *input variable* yang digunakan untuk menjaga *controlled variable* berada pada *set point*-nya. Pada penelitian kali ini MV yang digunakan adalah *reflux flow* dan *boil up flow*.

3.4. Variasi Model

Variasi dilakukan untuk memperoleh model yang lebih tepat agar pengendalian MPC bisa lebih optimal. Variasi model ini dilakukan dengan cara mevariasikan bukaan *valve* awal baik pada aliran reflux maupun aliran *boil up*. Selain itu juga dilakukan variasi perubahan kenaikan bukaan *valve* pada bukaan *valve* awal yang sama. Bukaan awal *valve* minimum ditentukan dengan cara *trial error* sampai diperoleh respon CV yang stabil baik itu CV dari komposisi *destilate* maupun komposisi *bottom*.

3.5. Prosedur Penelitian

3.5.1. Prosedur Percobaan

❖ Penentuan parameter kolom destilasi

Sebelum melakukan simulasi *steady state* dengan proses simulator, terlebih dahulu ditentukan properties dari kolom destilasi sehingga dapat dihasilkan simulasi yang konvergen. Adapun properties yang ditetapkan adalah sebagai berikut (Geankoplis, 2003):

- Komponen yang akan diseparasi dengan destilasi adalah campuran *benzene* dan *toluene* (sistem biner).
- Laju alir umpan yang masuk kolom destilasi $F = 100 \text{ kgmol/jam}$
- Konsentrasi *benzene* di umpan = 45 % mol ($X_f = 0,45$)
- Konsentrasi *toluene* di umpan = 55 % mol
- Suhu umpan masuk $T_f = 130 \text{ F}$ (327,6 C)
- Tekanan umpan masuk (P) = 15 psi
- Konsentrasi *benzene* di *destilate* = 95 % mol ($X_d = 0,95$)
- Konsentrai *toluene* di *bottom* = 90 % , ($X_b = 0,1$)
- *Reflux* rasio = 3,3

- Kapasitas panas rata rata umpan = 159 kJ/kgmol
- Panas laten rata rata umpan = 32,099 kJ/kgmol
- *Bolling point* umpan = 200,3 F (93,5 C)

Untuk penentuan jumlah *tray* dan posisi *tray* umpan masuk, dilakukan dengan perhitungan menggunakan metode Mc Cabe Thile.

Neraca massa total

$$F = D + B$$

$$100 = D + B \quad (3.1)$$

Neraca massa komponen (Benzene)

$$F (X_f) = D (X_d) + B (X_b) \quad (3.2)$$

Substitusi persamaan (3.1) ke (3.2)

$$100.(0,45) = D (0,95) + (100 - D).(0,1)$$

$$D = 41,2 \text{ kgmol/jam}$$

$$B = 58,8 \text{ kgmol/jam}$$

Menentukan garis operasi *enriching/rectifying*

$$y_{(n+1)} = \frac{R}{R+1} X_n + \frac{X_d}{R+1}$$

$$y_{(n+1)} = \frac{3,3}{3,3+1} X_n + \frac{0,95}{3,3+1} \quad (3.3)$$

$$y_{(n+1)} = 0,77 X_n + 0,22$$

Menentukan posisi *tray* umpan

Dilakukan dengan menentukan terlebih dahulu *q line*

$$q = \frac{(H_V - H_F)}{(H_V - H_L)} \quad (3.4)$$

dimana

$$H_V - H_F = (H_V - H_L) + (H_L - H_F) \quad (3.5)$$

Dan

$$H_L - H_F = C_{pL}(T_B - T_F) \quad (3.6)$$

Kemudian di substitusi dan diperoleh

$$q = \frac{(H_V - H_L) + C_{pL}(T_B - T_F)}{(H_V - H_L)} \quad (3.7)$$

Dimana $H_V - H_L$ = panas laten

$$q = \frac{32099 + 159(366,7 - 327,6)}{32099}$$

$$q = 1,195$$

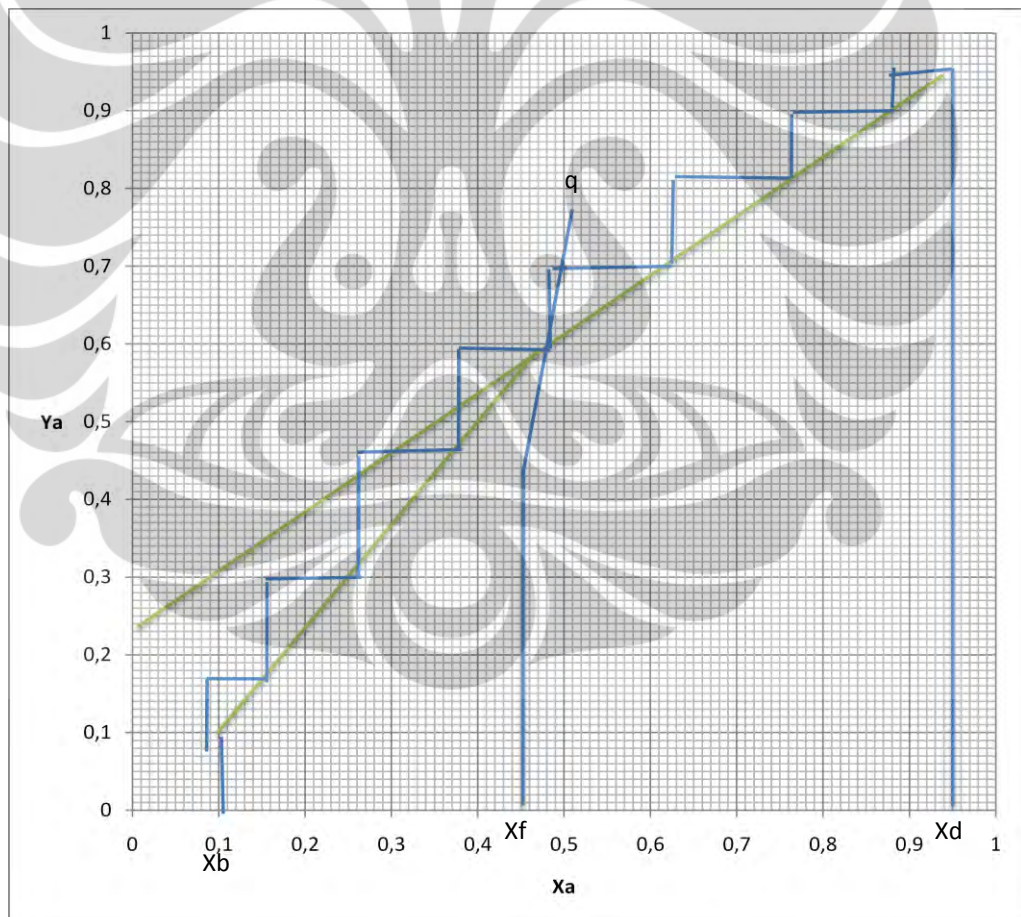
Sehingga persamaan garis q

$$y = \frac{q}{q-1}x - \frac{X_f}{q-1}$$

$$y = \frac{1,195}{1,195-1}x - \frac{0,45}{1,195-1} \quad (3.8)$$

$$y = 6,12x - 2,308$$

Selanjutnya persamaan garis (3.8) dan (3.3) diplotkan ke dalam kurva kesetimbangan uap cair benzene yang ditunjukkan oleh Gambar 3.3.



Gambar 3.3. Kurva VLE *benzene-toluene*

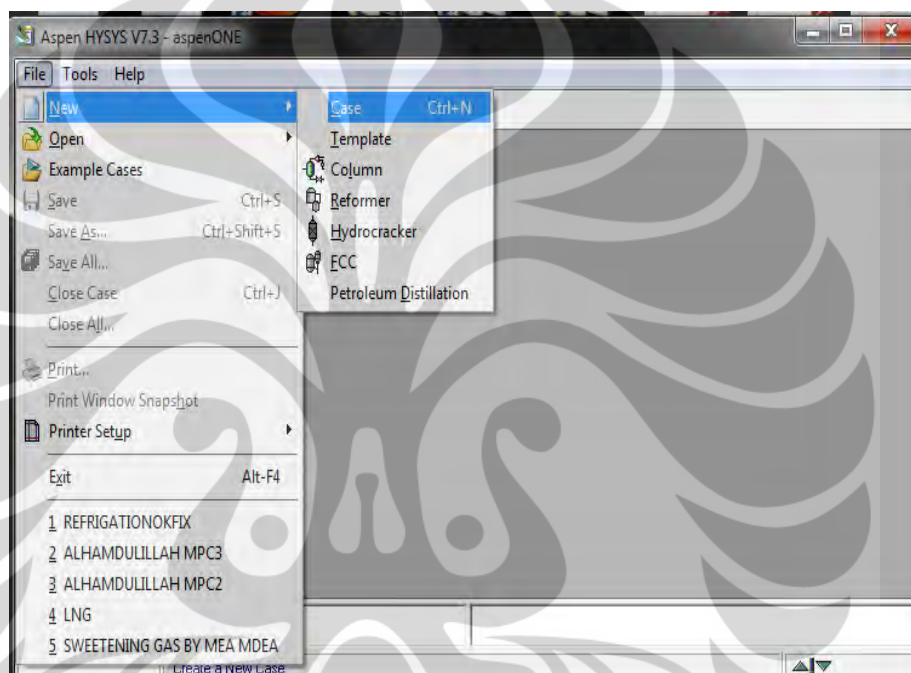
Berdasarkan kurva VLE di atas maka jumlah *tray* yang akan digunakan adalah 8 *tray* dengan posisi *tray* umpan ada di *tray* ke 5 dari top kolom.

❖ Simulasi *steady state* dengan proses simulator

Prosedur pengerjaan simulasi *steady state* dengan proses simulator adalah sebagai berikut :

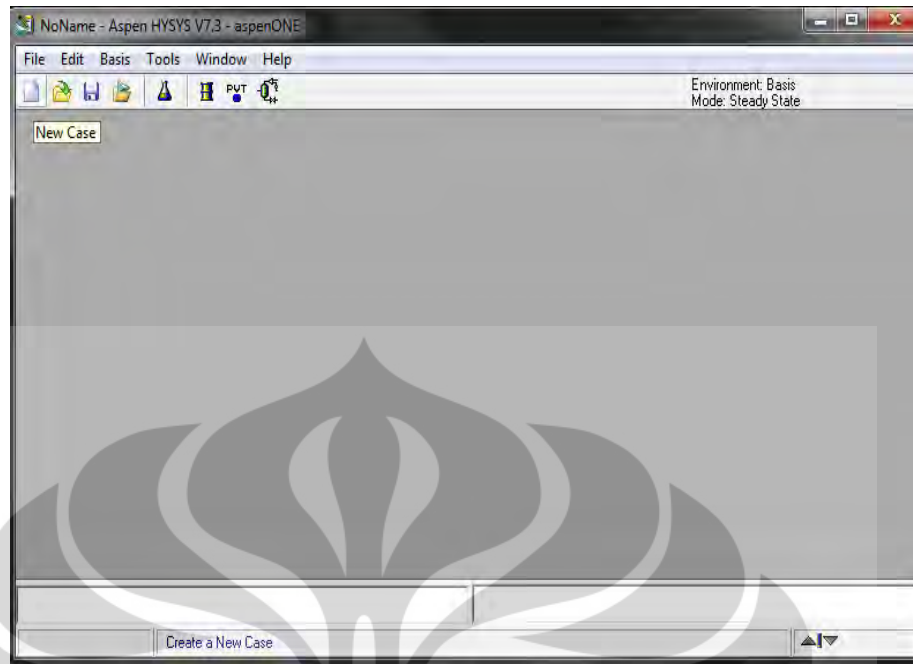
1. Membuat simulasi baru pada proses simulator, terdapat dua cara untuk memulai simulasi yang baru :

a. Dari *file* menu, pilih *new* kemudian *case*. Lihat Gambar 3.4.



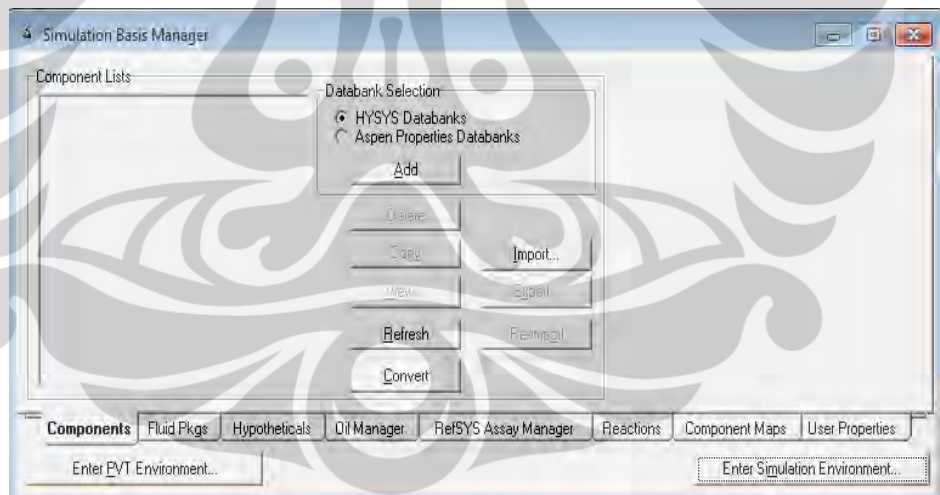
Gambar 3.4. Tampilan pemilihan *new case* cara ke-1 pada menu proses simulator

b. Klik gambar *new case* pada *toolbar*. Lihat Gambar 3.5.



Gambar 3.5. Tampilan pemilihan *new case* cara ke-2 pada menu proses simulator

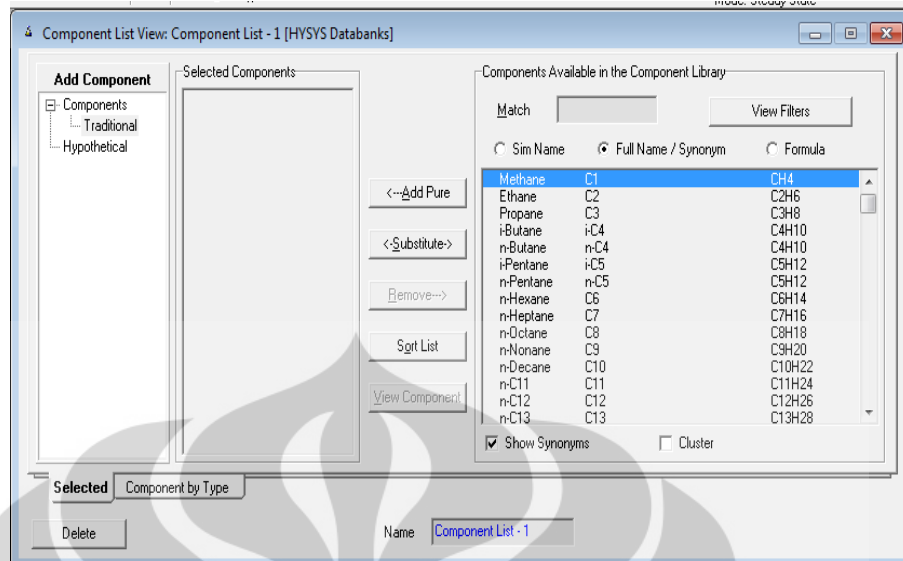
Dari ke dua prosedur di atas akan muncul tampilan *simulation basis manager*. Lihat Gambar 3.6.



Gambar 3.6. Tampilan *simulation basis manager*

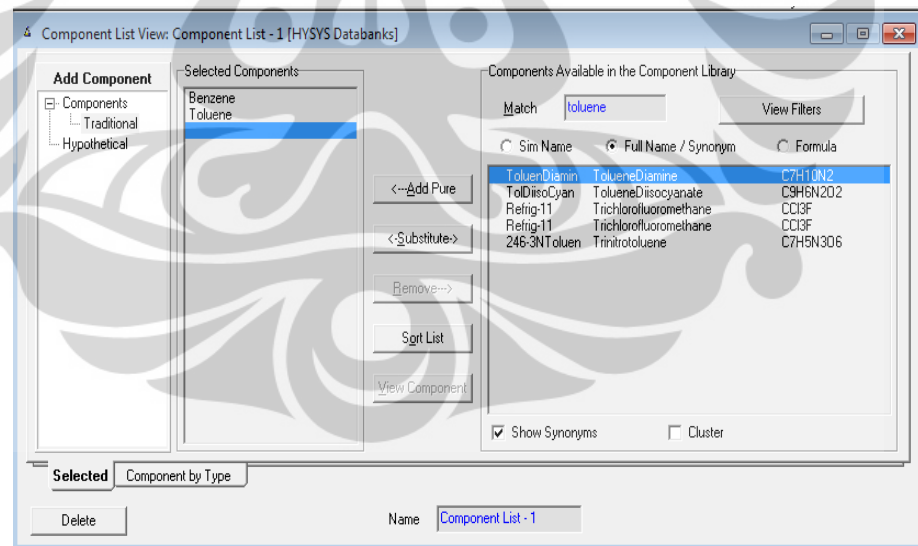
2. Membuat *list* komponen

- a. Pada tab *simulation basis manager* dipilih *components*, selanjutnya klik *add* pada *component list*. Komponen yang digunakan berasal dari *databanks*, sehingga akan tampak tampilan dari *list* komponen seperti berikut :



Gambar 3.7. Tampilan *component list*

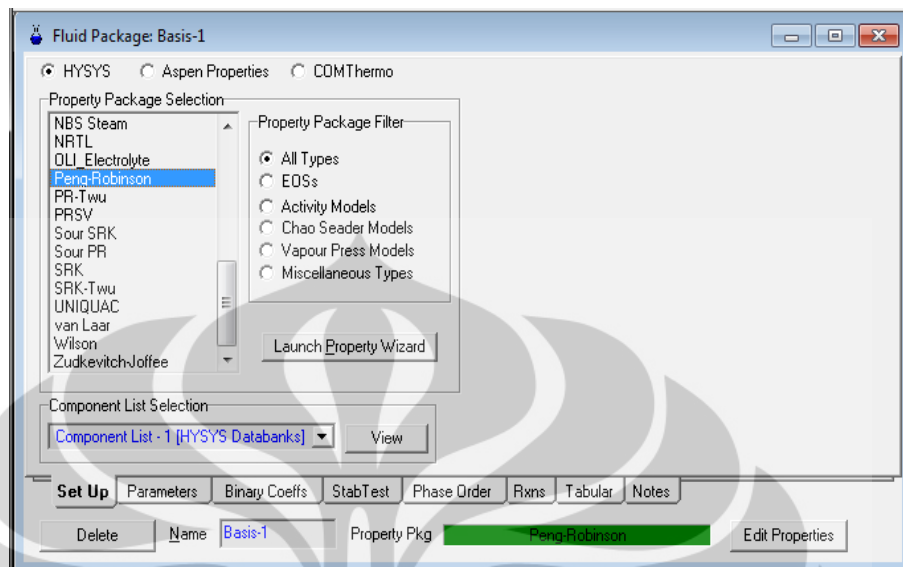
- b. Komponen yang digunakan pada simulasi kali ini adalah *benzene* dan *toluene*. Untuk menambahkan ke dua komponen tersebut caranya dengan memasukkan masing masing nama komponen tersebut pada kolom isian *match*, setelah muncul nama komponen yang dipilih, lalu klik *add pure* dan akan muncul Gambar 3.8.



Gambar 3.8. Tampilan *component list* yang sudah terpilih

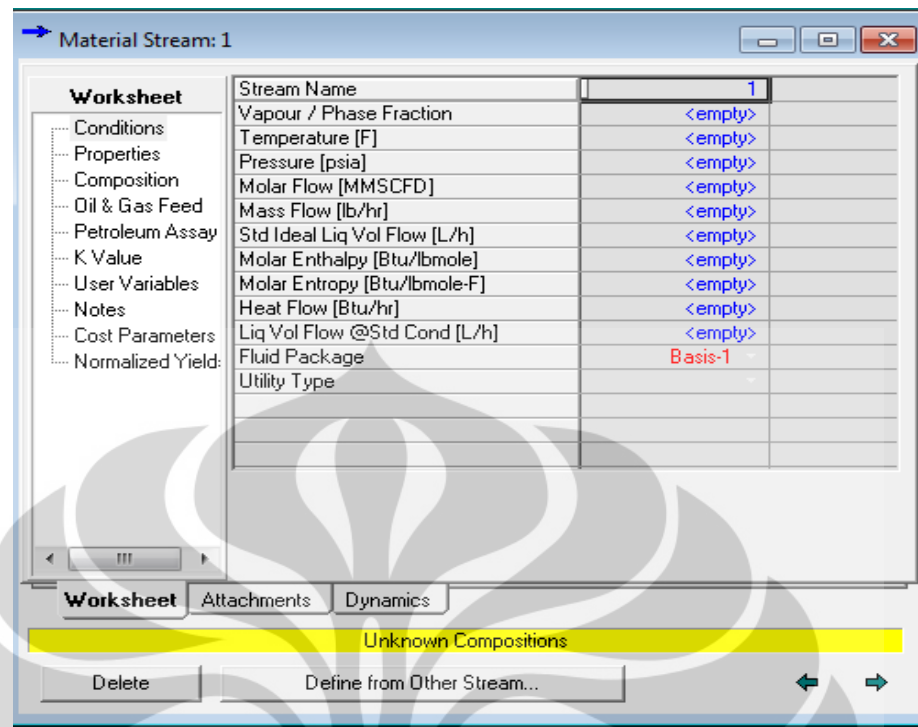
- c. Tutup tampilan dari *component list view*
3. Membuat *Fluid Package*
- a. Pada *simulation basis manager*, pilih tab *fluid pkgs*

- b. Klik *add*, kemudian akan muncul tampilan properties untuk *fluid packages*. Lihat Gambar 3.9.



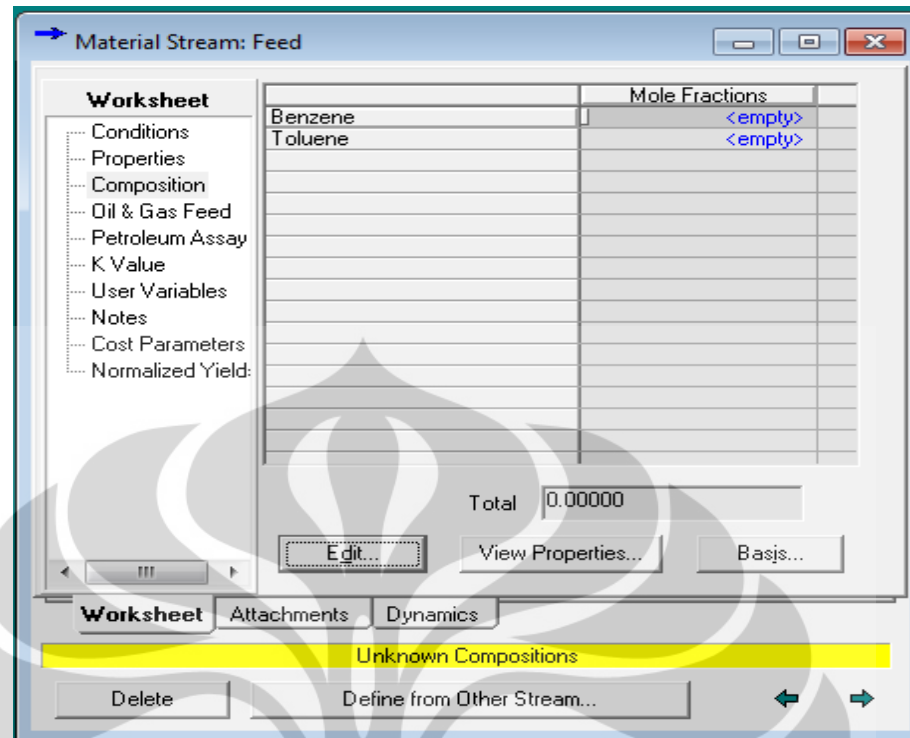
Gambar 3.9. Tampilan *fluid package basis*

- c. *Fluid package* yang digunakan adalah *Peng-Robinson*. Selanjutnya, klik dua kali *Peng-Robinson* pada *fluid package selection*. Lalu tutup tampilan *fluid package basis*.
- d. Setelah *fluid package* dan *component list* ditentukan, lalu klik *enter simulation environment* pada *simulation basis manager*. Pada *simulation environment* tampilan awal yang disajikan berupa PFD.
4. Membuat *Feed Stream* Pada PFD.
- Klik gambar *object pallet* pada PFD
 - Klik gambar *material stream* pada *object pallet*. Selanjutnya klik dua kali *material stream* tersebut. Lalu akan muncul tampilan seperti Gambar 3.10.



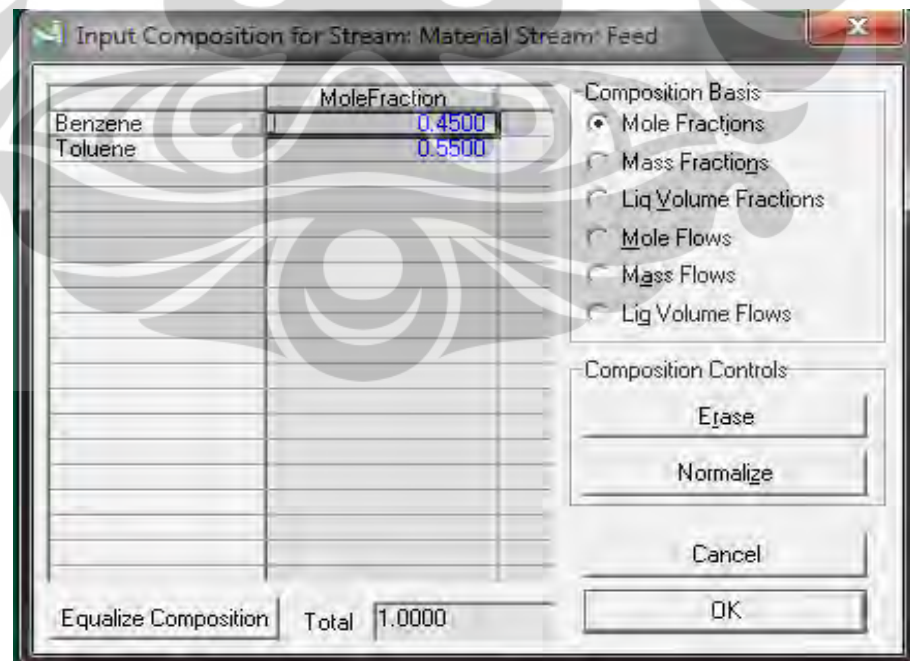
Gambar 3.10. Tampilan *material stream*

- c. Pada tab *material stream* pilih *worksheet*, ketik nama aliran umpan pada sel *stream name* dengan nama *Feed*. Lalu tekan **ENTER**.
Parameter yang akan dimasukkan pada material stream adalah sebagai berikut :
 - Suhu umpan : 130 F (327,6 C)
 - Tekanan : 1 atm
 - Laju alir : 100 kgmol/jam
 - Komposisi umpan : *Benzene* 45 % mol dan *toluene* 50 % mol
- d. Pindah ke sel *temperature* (suhu) dengan cara meng-kliknya. Ketik 130 F pada sel *temperature*. Lalu tekan **ENTER**
- e. Pindah ke sel *pressure* (tekanan). Ketik 1 atm pada sel *pressure*. Lalu tekan **ENTER**.
- f. Pindah ke sel *molar flow* (laju alir molar). Ketik 100 kgmol/jam pada sel *molar flow*. Lalu tekan **ENTER**.
- g. Untuk memasukkan komposisi pada umpan, klik *composition* pada kolom *worksheet*. Lalu akan muncul tampilan seperti Gambar 3.11.



Gambar 3.11. Tampilan *material stream feed composition*

- h. Klik edit, lalu pilih *mole fraction* pada *composition basis*. Ketik 0.45 pada sel *mol fraction benzene* dan 0.55 pada sel *mol fraction toluene*. Lihat Gambar 3.12.



Gambar 3.12. Tampilan *input composition for stream: material stream : feed*

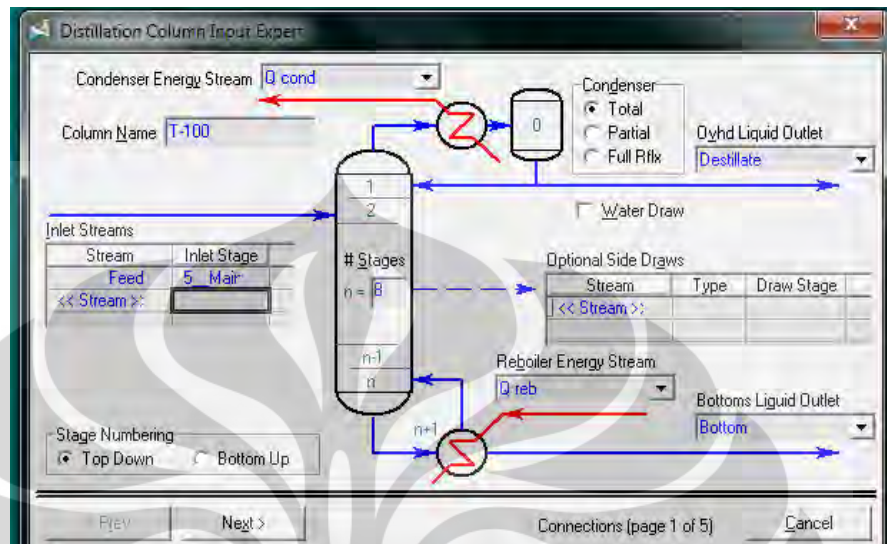
- i. Setelah semua parameter telah dimasukkan secara lengkap maka tampilan *material stream* adalah seperti Gambar 3.13.

Worksheet	Stream Name	Feed
Conditions	Vapour / Phase Fraction	0.0000
Properties	Temperature [C]	54.44
Composition	Pressure [kPa]	101.3
Oil & Gas Feed	Molar Flow [kgmole/h]	100.0
Petroleum Assay	Mass Flow [kg/h]	8583
K Value	Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]	9.809
User Variables	Molar Enthalpy [kJ/kgmole]	3.384e+004
Notes	Molar Entropy [kJ/kgmole-C]	-105.9
Cost Parameters	Heat Flow [kJ/h]	3.384e+006
Normalized Yield:	Liq Vol Flow @Std Cond [m3/h]	9.759
	Fluid Package	Basis-1
	Utility Type	

Gambar 3.13. Tampilan *material stream: feed* yang sudah konvergen

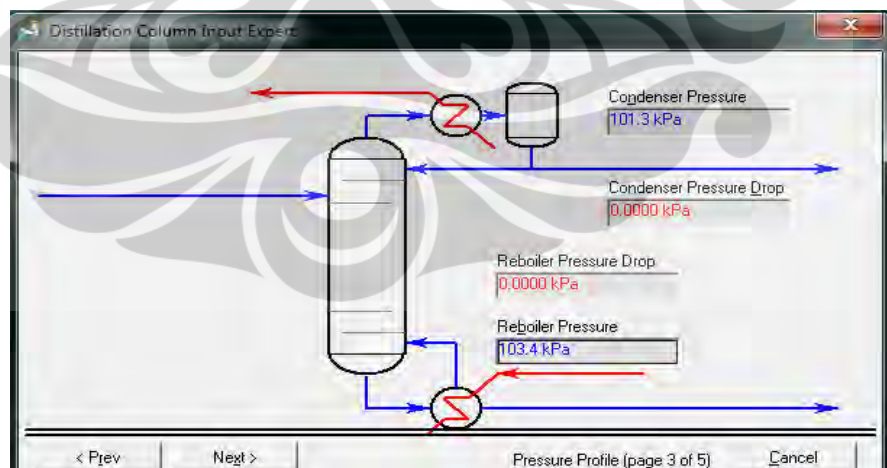
5. Menginstal unit operasi (kolom destilasi)
 - a. Tambahkan unit operasi kolom destilasi ke dalam PFD dengan cara meng-klik gambar *distillation column* pada *object pallet*.
 - b. Klik dua kali pada objek kolom destilasi, akan muncul tampilan seperti Gambar 3.14.

- h. Ketik *Bottom* pada sel *Bottom Liquid Outlets*.
- i. *Stage* kolom diisi 8 *stage*
- j. Lalu klik *next*. Lihat Gambar 3.16



Gambar 3.16. Tampilan *distillation column input expert* 3.

- k. Ketik 101.3 KPa pada sel *Condenser Pressure* dan 103.4 KPa pada sel *Reboiler Pressure*. Lalu klik *next*. Untuk parameter kondisi temperature dan *reflux ratio* tidak diisi. Sehingga pada halaman temperature klik *next* dan pada halaman *reflux ratio*, klik *done*. Lihat Gambar 3.17.



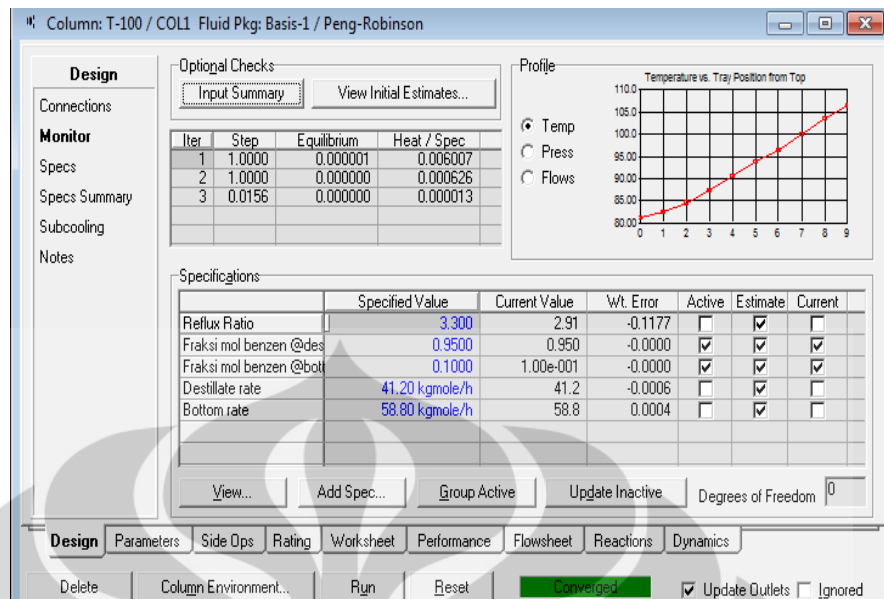
Gambar 3.17. Tampilan *distillation column input expert* 4.

1. Pada *Design Spec*, tambahkan *spec* untuk kolom destilasi dengan cara klik *add spec*. *spec* yang ditambahkan untuk kolom destilasi dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 *Spec* untuk *design* kolom destilasi

Tab	Input area	Entry
Design	Name Stage Flow Basis Spec Value	Refluks Ratio Condenser Molar 3.3
	Name Stage Flow Basis Phase Spec Value Componen	Column Componen Fraction Condenser Mol Fraction Liquid 0.95 Benzene
	Name Stage Flow Basis Phase Spec Value Componen	Column Componen Fraction Reboiler Mol Fraction Liquid 0.1 Benzene
	Name Draw Flow Basis Spec Value	Destillate rate Destilate@Col1 Molar 41.2 kg/mol
	Name Draw Flow Basis Spec Value	Bottom rate Bottom @Col1 Molar 58.8 kg/mol

- m. Pada *design monitor* ditentukan *parameter spec* yang diestimasi dan diaktivasi. Estimasi dilakukan untuk parameter *refuks ratio*, *destillater rate* dan *bottom rate*, sedangkan parameter kolom *colum component fraction* baik di *destillte* maupun *bottom* diaktivasi. Selanjutnya klik *run*. Tampilan monitor dari kolom destilasi yang telah konvergen dapat dilihat pada Gambar 3.18.



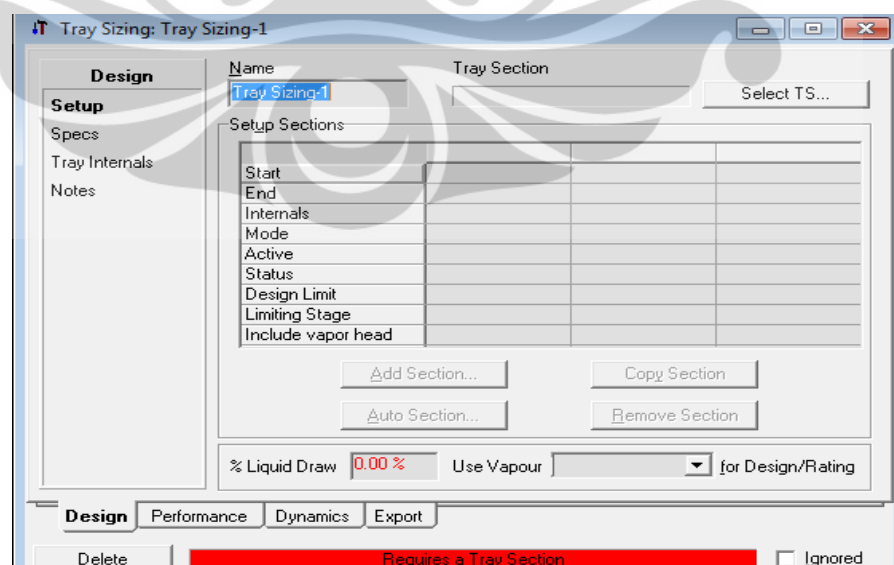
Gambar 3.18. Tampilan Monitor design kolom destilasi yang telah konvergen

❖ Simulasi *Dynamic*

Setelah kolom destilasi konvergen pada simulasi *steady state*, selanjutnya simulasi beralih ke *dynamic*. Berikut langkah-langkah peralihan dari *steady state* ke *dynamic*.

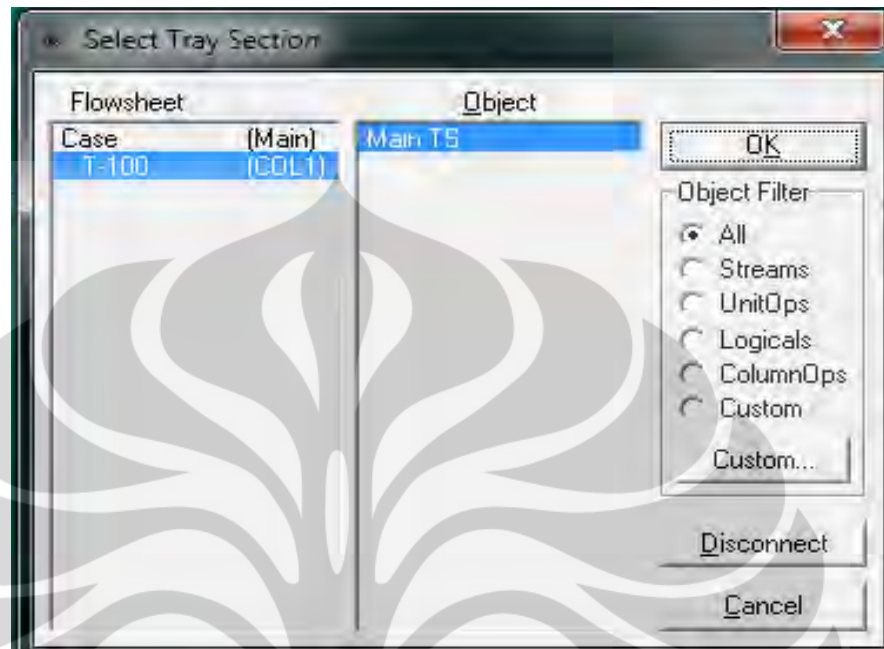
1. Kolom dan *Tray sizing*

- a. Buka *column utility* dengan cara menekan CTRL U.
- b. Pilih *tray sizing*, lalu klik *Add Utility*. Tampilan dari *tray sizing* dapat dilihat pada Gambar 3.19.



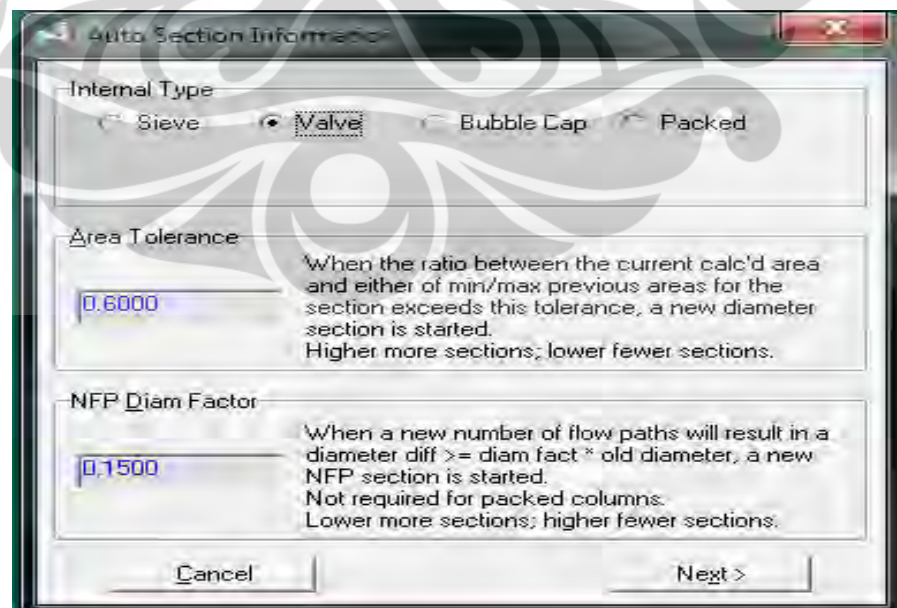
Gambar 3.19. Tampilan *tray sizing*

- c. Ganti nama *tray sizing-1* dengan *Main Ts* pada sel *name*.
- d. Klik *select TS*. Kemudian pilih T-100 dan *Main TS*. Lalu klik OK. Tampilannya dapat dilihat pada Gambar 3.20.



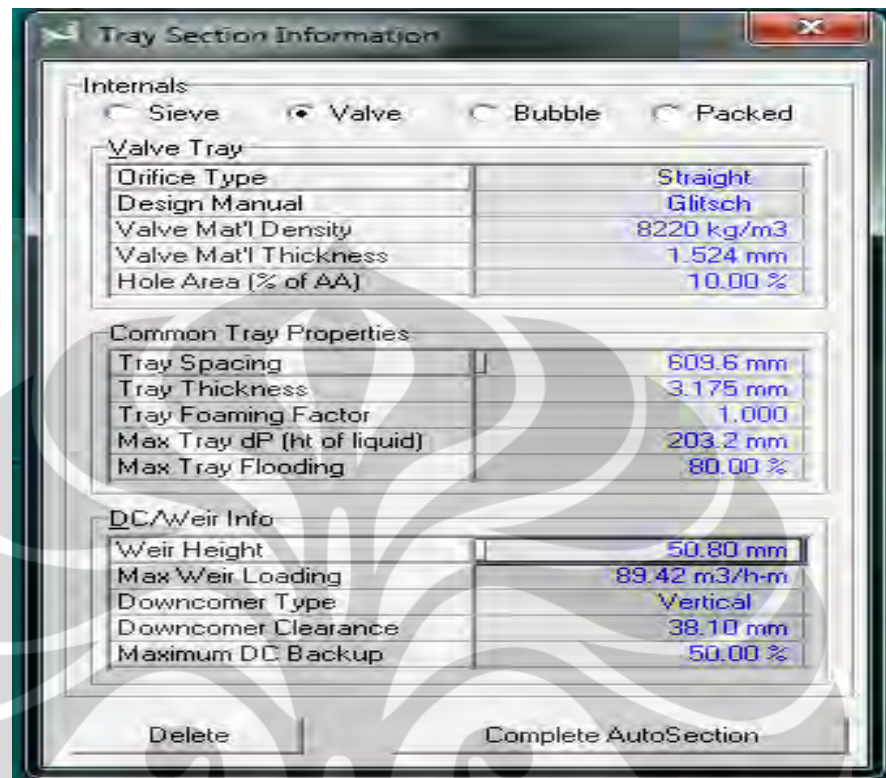
Gambar 3.20. Tampilan pemilihan *tray section*

- e. Klik *auto section* pada menu *tray sizing* : *Main TS*. Jenis *tray internal* dalam kolom dipilih jenis *valve*. Kemudian klik *next*. Lihat Gambar 3.21.



Gambar 3.21. Tampilan *auto section information*

- f. Nilai yang dihasilkan untuk *tray sizing* ditunjukkan pada Gambar 3.22, selanjutnya klik *complete autosection*.



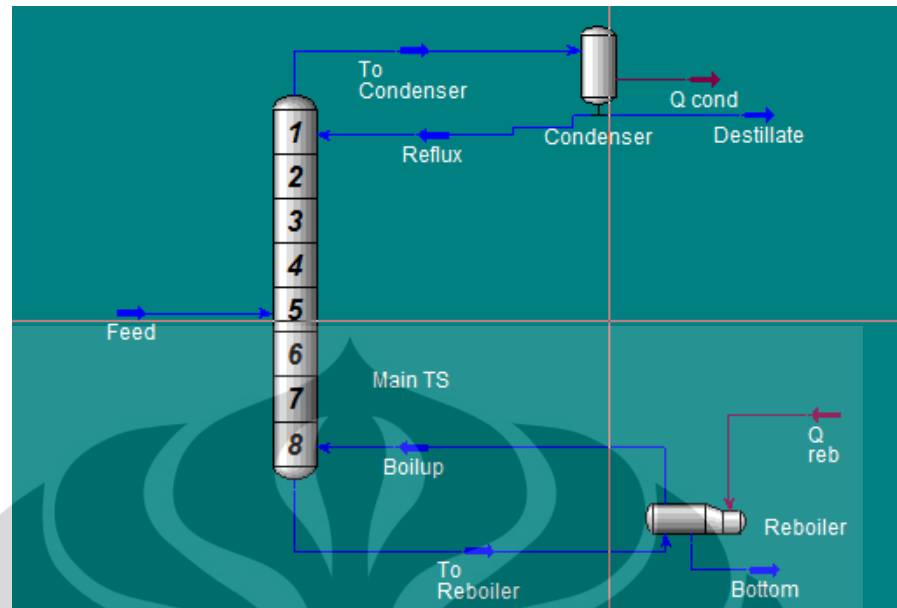
Gambar 3.22. Tampilan informasi *tray section*

- g. Catat beberapa parameter *tray sizing* yang ditunjukkan pada Tabel 3.2. pada tab *performace*.

Tabel 3.2. Data parameter *tray sizing*

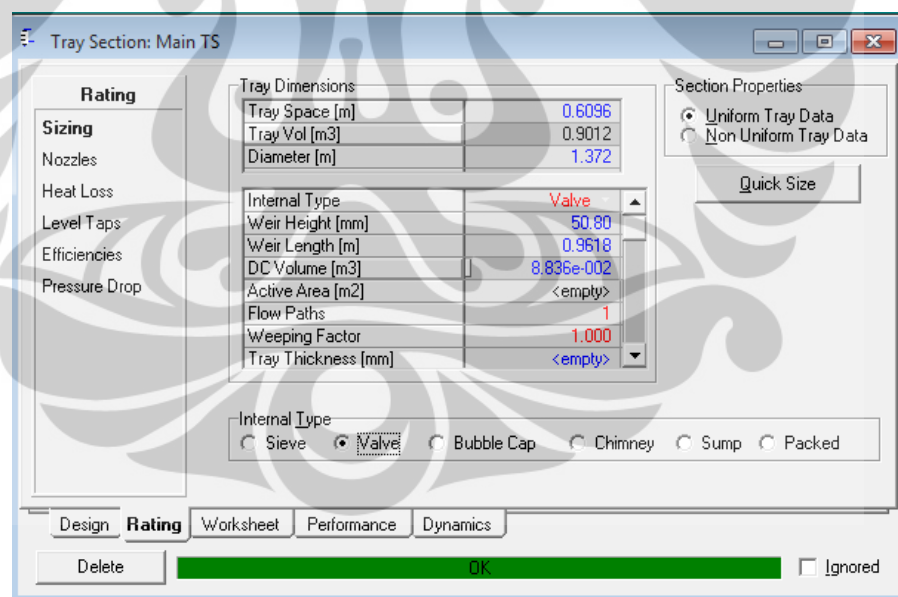
<i>Variable</i>	<i>Value</i>
Section diameter	1.372 m
Weir Heigh	50.80 mm
Tray spacing	0.6096 m
Total Weir Length	961.8 mm

- h. Klik dua kali pada T-100 (kolom destilasi), kemudian klik *column environment* untuk memasuki *subflowsheet* dari kolom destilasi. Tampilan *subflowsheet*-nya dapat dilihat pada Gambar 3.23:



Gambar 3.23. Tampilan *Subflowsheet PFD* dari kolom destilasi

- i. Klik dua kali pada *Main TS* (kolom destilasi). Lalu pilih *tab rating*. Beberapa parameter pada *tray dimension* disesuaikan nilainya dengan nilai hasil *tray sizing*. Lihat Gambar 3.24.



Gambar 3.24. Tampilan *tray section rating*

- j. Klik dua kali pada gambar *condenser*, lalu catat *std liquid flow* aliran *to condenser* pada *tab worksheet*. Lakukan *sizing* untuk kolom *condenser* dengan asumsi *hold up* cairan 3.6 menit dengan % level cairan 50 %. Untuk menghitung *vessel volume* dari *condenser*

digunakan persamaan (3.9). Data untuk perhitungan dapat dilihat pada Gambar 3.25.

Worksheet	Name	To Condenser	Destillate	Reflux
Conditions	Vapour	1.0000	0.0000	0.0000
	Temperature [C]	82.50	81.18	81.18
	Pressure [kPa]	101.3	101.3	101.3
	Molar Flow [kgmole/h]	161.1	41.18	119.9
	Mass Flow [kg/h]	1.269e+004	3245	9449
	Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]	14.40	3.682	10.72
	Molar Enthalpy [kJ/kgmole]	8.640e+004	5.561e+004	5.561e+004
	Molar Entropy [kJ/kgmole-C]	-32.92	-119.7	-119.7
	Heat Flow [kJ/h]	1.392e+007	2.290e+006	6.668e+006
	PF Specs	Name	Q cond	
Vapour		<empty>		
Temperature [C]		<empty>		
Pressure [kPa]		<empty>		
Molar Flow [kgmole/h]		<empty>		
Mass Flow [kg/h]		<empty>		
Std Ideal Liq Vol Flow [m3/h]		<empty>		
Molar Enthalpy [kJ/kgmole]		<empty>		
Molar Entropy [kJ/kgmole-C]		<empty>		
Heat Flow [kJ/h]		4.959e+006		

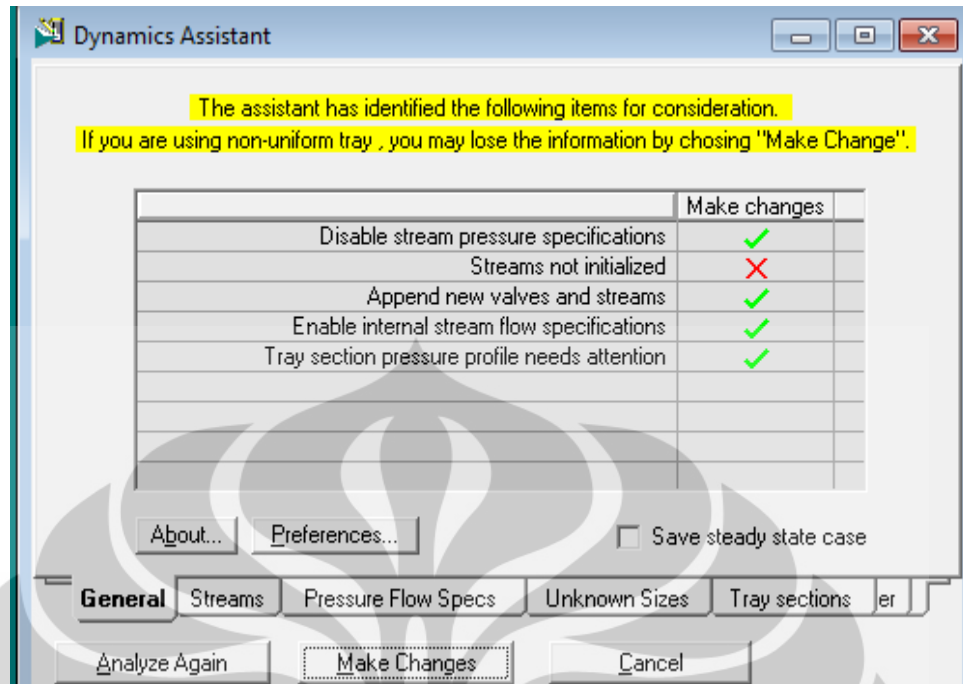
Gambar 3.25. Tampilan *worksheet condition* pada *condenser*

$$Vessel\ volume = \frac{Total\ liquid\ exit\ flow \times Hold\ Up}{\%level} \quad (3.9)$$

Dengan menggunakan formula di atas diperoleh *vessel volume condenser* = 1,742 m³.

- k. Klik tab *dynamic*, lalu spesifikasi volume *vessel* menggunakan hasil perhitungan di atas.
1. Dilakukan *vessel volume sizing* yang sama untuk kolom *reboiler* seperti *sizing* pada kolom *condenser*. Diperoleh *vessel volume* untuk *reboiler* sebesar = 2,962 m³.
2. Spesifikasi tekanan dan laju alir

Untuk mempermudah proses identifikasi pada peralihan dari *steady state* ke *dynamic* digunakan *dynamic assistant mode*. Tampilan *dynamic assistant mode* dapat dilihat pada Gambar 3.26.



Gambar 3.26. Tampilan *dynamics assistant*

Prosedur selanjutnya mengikuti langkah langkah di bawah ini :

- a. Klik *make changes* pada tampilan *dynamic asistent*. Parameter yang tidak dapat dilakukan *make change* secara automatic, selanjutnya dilakukan secara manual.
 - b. Untuk mengetahui *stream* yang belum terspesifikasi, klik tab *sterem*. Pada *stream spec* pilih *unitialized*. Lalu akan muncul *stream-stream* yang belum terinisialisai.
 - c. Lakukan inisilaisai *pressure* dan *flow* pada *stream-stream* tersebut.
- ❖ Identifikasi sistem model

Proses idenstifikasi sistem model dilakukan dalam beberapa tahapan yaitu :

1. *Model testing*

Adapun langkah-langkah percobaan pada model testing adalah sebagai berikut

- a. Tambahkan pengendali PID untuk mengendalikan komposisi *destillate* pada PFD *subflowsheet*, caranya dengan meng-klik gambar *PID controller* pada *object pallet*.
- b. Klik dua kali pada *PID controller* tersebut, lalu atur dan tambahkan parameter yang ada pada Tabel ke dalamnya :

Tabel 3.3. Parameter untuk pengendali XIC-Destillate

Connections	
Name	XIC -Destilate
Process variable source	Distillate – Master Comp Mol Frac (Benzene)
Outlet target object	Reflux – control Valve
Parameters	
Action	Reverse
Range PV Minimum	0
Range PV Maksimum	1
Mode	Manual
OP	50%
Kc	1
Ti dan Td	Kosong
Control valve size	
Min flow	0 kgmol/h
Max flow	100 kgmol/h

- c. Tambahkan *valve* untuk mengatur laju alir *boilup*. Dengan cara klik *valve* pada *object pallet*. Lalu putus aliran yang menghubungkan aliran dari *reboiler* menuju kolom destilasi. Buat aliran baru dengan cara menetik nama *stream* baru *to Boilup* pada sel *boilup* di tab *design reboiler*. Lalu hubungkan antara *stream to boilup* dengan *boilup* menggunakan *valve*.
- d. Tambahkan pengendali PID untuk mengendalikan komposisi toluene pada *bottom*. Pengerjaanya sama seperti pada saat penambahan pengendali PID untuk mengendalikan komposisi pada *destillate*. Parameter yang harus dilengkapi dan disesuaikan untuk pengendali PID pada *bottom* dapat dilihat pada Tabel 3.4

Tabel 3.4. Parameter untuk pengendali XIC -Bottom

Connections	
Name	XIC -Bottom
Process variable source	Bottom – Master Comp Mol Frac (Benzene)
Outlet target object	VLV100 – Actuator Desired position
Parameters	
Action	Reverse
Range PV Minimum	0
Range PV Maksimum	1
Mode	Manual
OP	50%

Kc	1
Ti dan Td	Kosong
Control valve sizeCV	2000

- e. *Save as Model Dinamik 1*
- f. Lakukan *model testing* untuk pada pengendali komposisi *destilate* dan *bottom* dengan cara mengubah laju alir reflux maupun boil up sebanyak 5 % yang fungsinya adalah sebagai gangguan. Parameter *model testing* untuk pengendali komposisi *destilate* dan *bottom* dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5. Parameter *model testing* untuk pengendali komposisi *destilate* dan *bottom*

Model testing	XIC -Destillate	XIC -Bottom
Test Signal type	STEP	STEP
Signal Variation Amplitude	5 %	5 %
Time Interval	5 minute	5 minute
Testing life time	2000 minute	2000 minute

Hasil yang diperoleh dari *model testing* berupa grafik yang menghubungkan antara waktu pengujian (*testing time*) dengan komposisi fraksi mol benzene dan toluene.

2. Pemodelan Empirik

Grafik yang diperoleh dari hasil *model testing* selanjutnya diolah untuk di dapatkan parameter *gain*, koantanta waktu dan waktu *delay*-nya. Untuk mendapatkan parameter tersebut digunakan metode perhitungan Zieghler Nichols.

❖ Simulasi MPC dengan proses simulator

Berikut adalah langkah langkah untuk melakukan proses simulasi MPC dengan proses simulator :

1. Buka file Model Dinamik 1, lalu *delete* kedua pengendali (XIC -*Destillate* dan XIC -*Bottom*).
2. Tambahkan pengendali MPC dengan cara meng-klik gambar *MPC controller*.
3. *Ceklist enable modification* pada tab *MPC Setup*, lalu sesuaikan dengan parameter berikut :

number of input = 2

number of output = 2

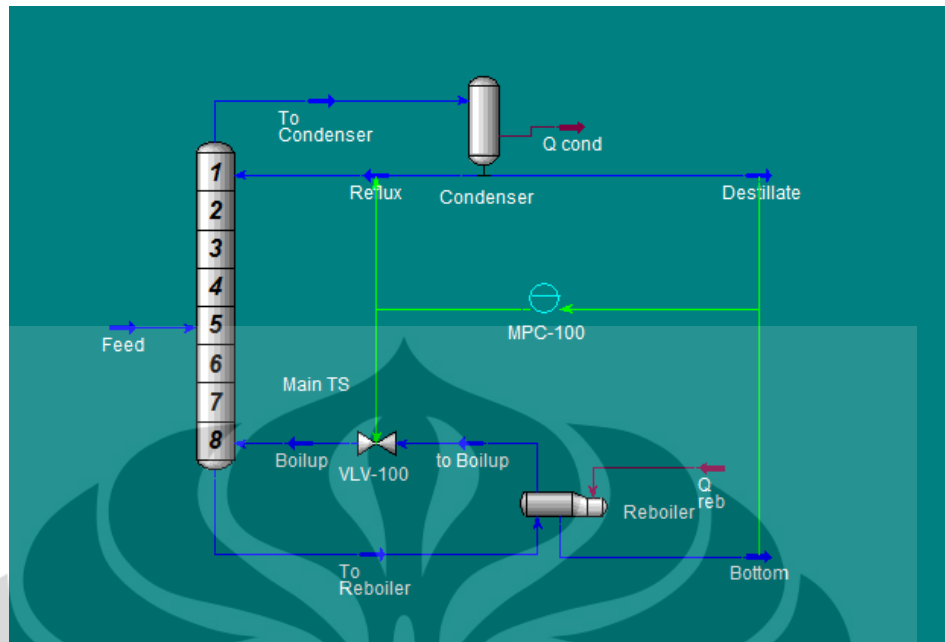
MPC process Model = First order model

4. Klik *create MPC*
5. Hubungkan pengendali MPC dengan sumber *process variable* dan target *output object*. Parameter *Connections* pada pengendali MPC dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6. Parameter *Connections* pengendali MPC

Connections (Destilate)	
PV	1
OP	1
SP	1
Process variable source	Distillate – Master Comp Mol Frac (Benzene)
Outlet target object	Reflux – control Valve
Connections (Bottoms)	
PV	2
OP	2
SP	2
Process variable source	Bottom – Master Comp Mol Frac (Benzene)
Outlet target object	VLV100 – Actuator Desired position

6. Masukkan nilai K_p , konstanta waktu dan waktu *delay* yang diperoleh dari proses pemodelan empirik pada tab *process model*. Lalu klik *update respon*. Tampilan PFD kolom destilasi yang sudah terinstal pengendali MPC dapat dilihat pada Gambar 3.27.



Gambar 3.27. Tampilan PFD pengendalian kolom destilasi dengan MPC

7. Jalankan *integrator*

3.5.2. Prosedur Pengambilan Sampel

Adapun sampel yang akan diambil dan dianalisis pada penelitian ini adalah grafik respon CV (hubungan antara waktu pengujian terhadap komposisi *destilate* maupun *bottom*). Grafik respon CV ini diperoleh setelah menjalankan pengendali MPC dan pengendali PI. Dengan menggunakan grafik respon CV dapat dihitung IAE masing-masing pengendali.

3.5.3. Prosedur Analisis

Grafik respon CV yang dihasilkan dari pengendali MPC selanjutnya dihitung IAE-nya. Selain itu akan didapatkan pula grafik respon CV dari pengendali PI sebagai pembandingan yang akan dihitung juga besar IAE-nya. Pengendali yang baik akan menghasilkan nilai IAE terkecil.

3.5.4 Prosedur Perhitungan

❖ Penentuan Parameter FOPDT

Untuk menentukan parameter FOPDT yaitu gain (K_p), konstanta waktu dan waktu *delay* dilakukan dengan metode II (Marlin,2000):

$$K_p = \frac{\Delta}{\delta} \quad (3.10)$$

$$\tau = 1.5(t_{63\%} - t_{28\%}) \quad (3.11)$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau \quad (3.12)$$

❖ *Tuning* Pengendali MPC

Parameter pengendali MPC yang dilakukan *tunning* yaitu T (waktu sampel), P (*prediction horizon*), dan M (*control horizon*). Adapun metode yang digunakan adalah hasil pengembangan Dougherty (2003b).

1. Pendekatan dinamika proses *output* pengendali untuk pasangan-pasangan variabel proses terukur dengan model FOPDT:

$$\frac{y_r(s)}{u_s(s)} = \frac{K_{rs} e^{-\theta_{rs} s}}{\tau_{rs} s + 1} \quad (r = 1, 2, \dots, R; s = 1, 2, \dots, S) \quad (3.13)$$

2. Memilih waktu sampel sedekat mungkin dengan:

$$T_{rs} = \text{Max} (0.1\tau_{rs}, 0.5\theta_{rs}), \quad (r = 1, 2, \dots, R; s = 1, 2, \dots, S) \quad (3.14)$$

$$T = \text{Min}(T_{rs}) \quad (3.15)$$

3. Menghitung P (N) (*prediction horizon*):

$$P = \text{Max} \left(\frac{5\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right) \quad (3.16)$$

$$\text{dengan } k_{rs} = \left(\frac{\theta_{rs}}{T} + 1 \right), \quad (r = 1, 2, \dots, R; s = 1, 2, \dots, S) \quad (3.17)$$

4. Menghitung M (K) (*control horizon*):

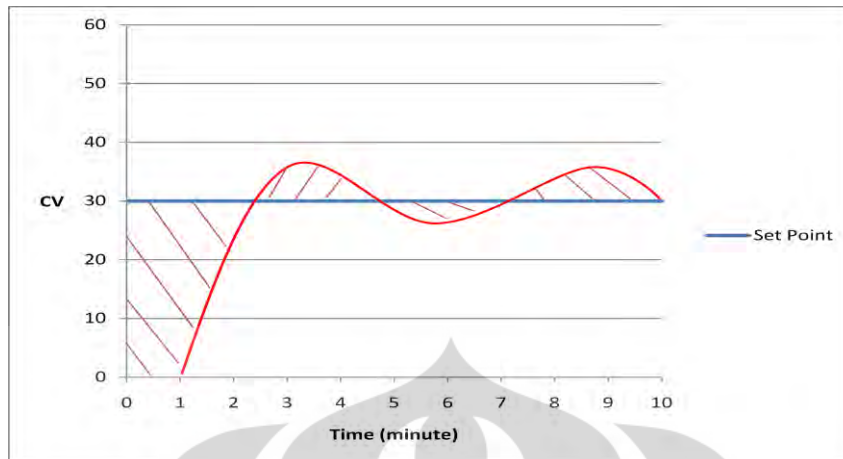
$$M = \text{Max} \left(\frac{\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right), \quad (r = 1, 2, \dots, R; s = 1, 2, \dots, S) \quad (3.18)$$

❖ Perhitungan *Integral Absolut Error* (IAE)

IAE dihitung dengan:

$$IAE = \int |SP(t) - CV(t)| dt \quad (3.19)$$

IAE adalah luas daerah absolut dari selisih luas grafik *set point* dengan luas grafik respon CV. Semakin kecil IAE berarti CV semakin mendekati *set point*-nya yang menandakan pengendali yang digunakan semakin baik. Seperti diperlihatkan pada Gambar 3.27, daerah yang diarsir merah adalah besar IAE.



Gambar 3.28. Grafik respon CV dengan IAE

- ❖ Perhitungan Paramater Tuning Pengendali PI
Parameter tuning pengendali PI dihitung menggunakan metode tuning Ziegler Nichols. Berikut adalah cara perhitungannya :

Proporsional Gain (Kc) :

$$Kc = \frac{0.9}{Kp} \left(\frac{\theta}{\tau} \right)^{0.1}$$

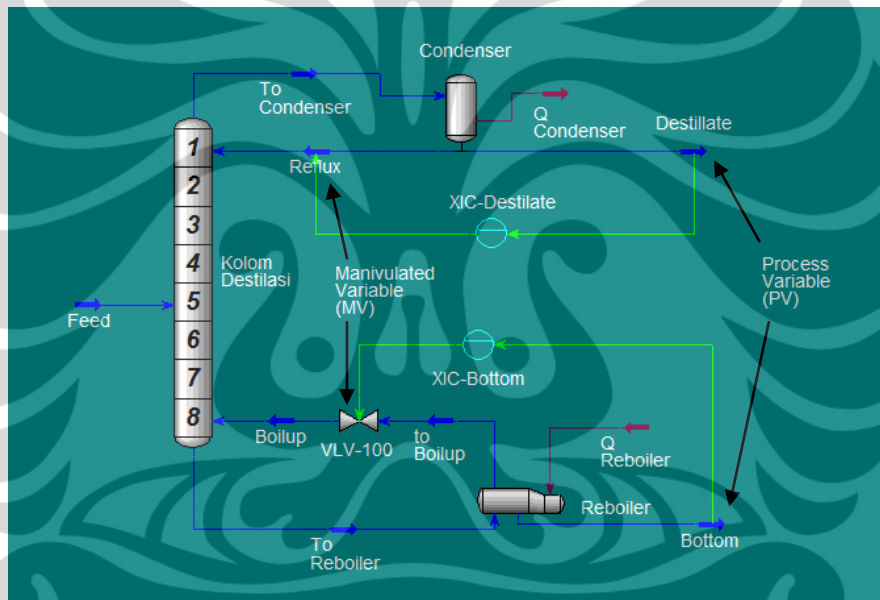
Integral Time :

$$Ti = 3,33\theta$$

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Identifikasi sistem

Kolom destilasi yang digunakan dalam simulasi dinamik ini memiliki dua variabel proses yang dikendalikan atau terukur (PV atau CV) dan dua variabel yang dimanipulasi (MV). Variable proses terukur yaitu komposisi produk keluaran dari *destillate* (XID) yang diwakili oleh *benzene* dan komposisi produk keluaran *bottom* (XIB) yang diwakili oleh *toluene*. Adapun dua variabel proses yang dimanipulasi yaitu laju alir *reflux* (FR) dan laju alir *boil up* (FBU). Gambar 4.1 memperlihatkan model kolom destilasi yang digunakan pada penelitian kali ini.



Gambar 4.1. Model Pengendalian Kolom Destilasi

Berdasarkan Gambar 4.1 di atas, Laju alir *reflux* digunakan untuk mengendalikan komposisi *benzene* di aliran *destillate*. Sedangkan laju alir *boil up* digunakan untuk mengendalikan komposisi *toluene* di aliran *bottom*. Perubahan laju alir *reflux* yang dikendalikan oleh pengendali akan mempengaruhi terhadap kualitas komposisi keluaran produk *benzene* di *destillate*. Begitu juga perubahan laju alir *boil up* akan mempengaruhi kualitas komposisi keluaran produk *toluene* di *bottom*.

Perubahan komposisi keluaran produk baik di aliran *destillate* maupun *bottom* akibat perubahan laju alir *reflux* dan *boil up* sampai selang waktu tertentu

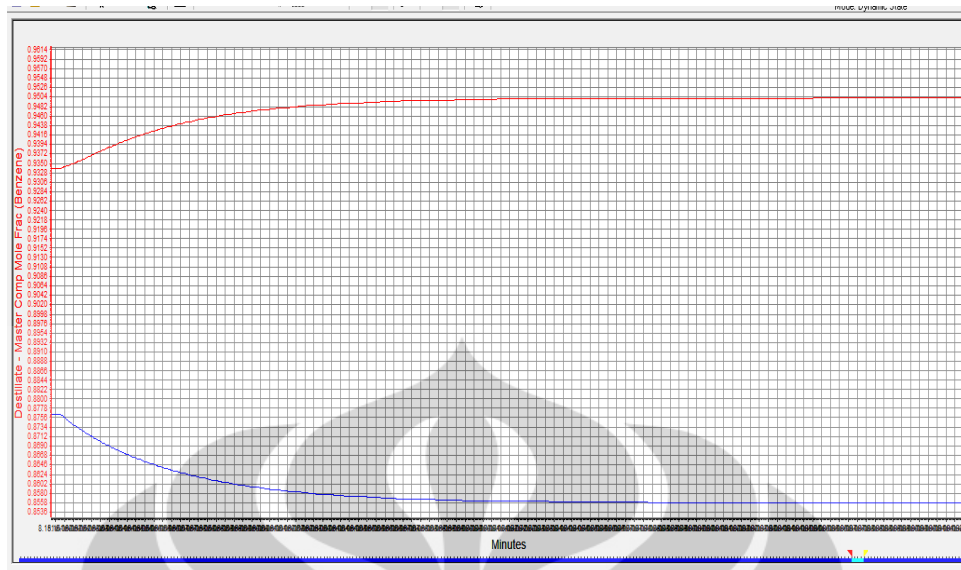
dapat digambarkan ke dalam grafik atau dikenal dengan nama *Process Reaction Curve* (PRC). Seperti yang telah dijelaskan pada Bab II, melalui PRC ini dapat diketahui perilaku sistem yang dimodelkan ke dalam bentuk *First Order Plus Dead Time* (FOPDT) dengan menggunakan Metode II (Marlin, 2000).

Perubahan laju alir *refluks* selain akan mempengaruhi kualitas komposisi keluaran produk di aliran *destillate* juga akan mempengaruhi kualitas komposisi keluaran produk di aliran *bottom*. Begitu juga perubahan laju alir *boil up* selain akan mempengaruhi kualitas komposisi keluaran produk di aliran *bottom* juga akan mempengaruhi kualitas komposisi keluaran produk di aliran *distillate*. Dengan demikian setiap perubahan aliran *reflux* akan dihasilkan 2 PRC dan setiap perubahan aliran *boil up* akan dihasilkan 2 grafik pula, sehingga akan diperoleh 4 FOPDT.

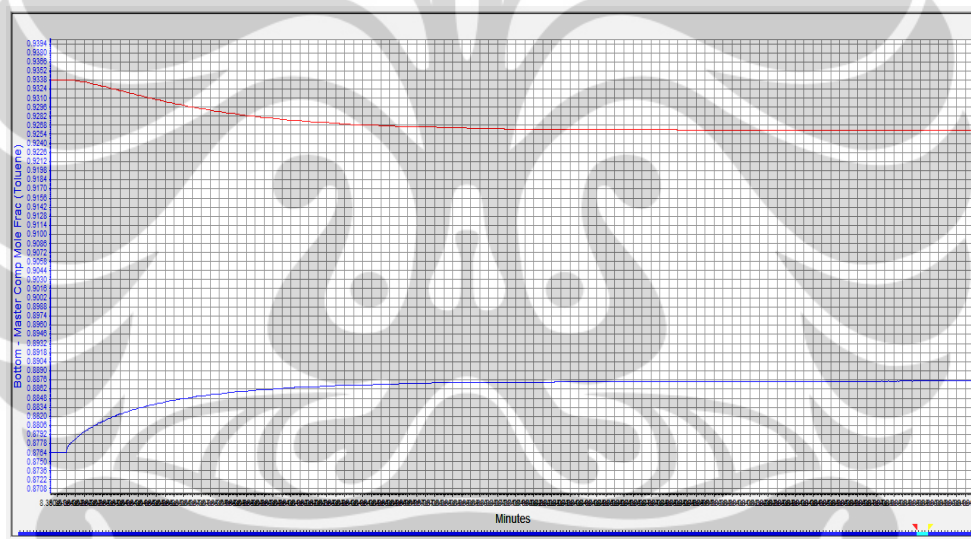
Identifikasi sistem melalui pemodelan FOPDT dilakukan dengan menggunakan model *testing* yang terdapat pada pengendali PI. Pengendali ini dioperasikan dalam kondisi manual. Adapun cara pengoperasiannya telah dipaparkan pada BAB III.

Pada penelitian kali ini dikembangkan beberapa model FOPDT dengan tujuan untuk memperoleh model yang tepat sehingga dihasilkan pengendalian yang optimum. Parameter optimum ditinjau berdasarkan dari besarnya nilai IAE yang diperoleh dari setiap pengendalian. Nilai IAE ini menggambarkan kemampuan pengendali dalam pencapaian *set point* yang cepat dan tepat.

Model pertama yang dikembangkan adalah *Model testing default* yaitu model pengujian yang menggunakan parameter *default* dari perangkat lunak itu sendiri. Pengujian model dilakukan pada bukaan *valve* 50 % aliran *reflux* maupun aliran *boil up*. Selanjutnya bukaan *valve* ditambah amplitudo 5 % sehingga bukaannya menjadi 52.5 %. Waktu pengujian disesuaikan sampai diperoleh kondisi respon CV *steady* pada masing-masing PRC. PRC yang dihasilkan dari model *testing default* ini diperlihatkan pada Gambar 4.2 dan 4.3. Sedangkan hasil perhitungan parameter FOPDT untuk model *testing default* dirangkum dalam Tabel 4.1.



Gambar 4.2. PRC Pengaruh Perubahan *Reflux Flow* (*Model Testing Default*)



Gambar 4.3. PRC Pengaruh Perubahan *Boil Up Flow* (*Model Testing Default*)

Tabel 4.1. Parameter FOPDT Model *Testing Default*

FOPDT	Kp	τ_p	Θ	$t_{63\%}$
G 1.1	0.00657	46.5	7.5	54
G 1.2	-0.00824	48	2	50
G 2.1	-0.00310	54	14	68
G 2.2	0.00438	33.9	-9	33

Model FODT lainnya yang dikembangkan dalam penelitian ini diperoleh dengan cara melakukan variasi perubahan bukaan *valve* dari mulai kondisi bukaan *valve* minimum sampai bukaan tertentu. Bukaan *valve* minimum adalah bukaan *valve* dimana kondisi awal komposisi baik *benzene* di aliran *destilate* maupun *toluene* di aliran *bottom* dalam kondisi stabil atau *steady*.

Dari hasil penelitian diperoleh bukaan *valve* minimum untuk aliran *reflux* dan aliran *boil up* adalah 20 %. Hasil penentuan bukaan *valve* minimum dapat dilihat pada Lampiran 5. Setelah diperoleh bukaan *valve* minimum kemudian dilakukan variasi kenaikan bukaan *valve* serta variasi bukaan *valve* awal. Variasi yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.2 :

Tabel 4.2. Parameter Variasi Bukaan *Valve*

No	Model	Bukaan <i>Valve</i> Awal	Kenaikan Bukaan <i>Valve</i>	Komposisi Awal <i>Benzen (Destilate)</i>	Komposisi Awal <i>Toluene (Bottom)</i>
1	Model 1	20 %	20 %	0.8363	0.7885
2	Model 2	20 %	40 %	0.8363	0.7885
3	Model 3	30 %	20 %	0.8618	0.8510
4	Model 4	30 %	40 %	0.8618	0.8510
5	Model 5	40 %	20 %	0.8897	0.8826
6	Model 6	40 %	40 %	0.8897	0.8826
7	Model 7	50 %	5 %	0.9337	0.8764
8	Model 8	50 %	10 %	0.9337	0.8764
9	Model 9	50 %	20 %	0.9337	0.8764

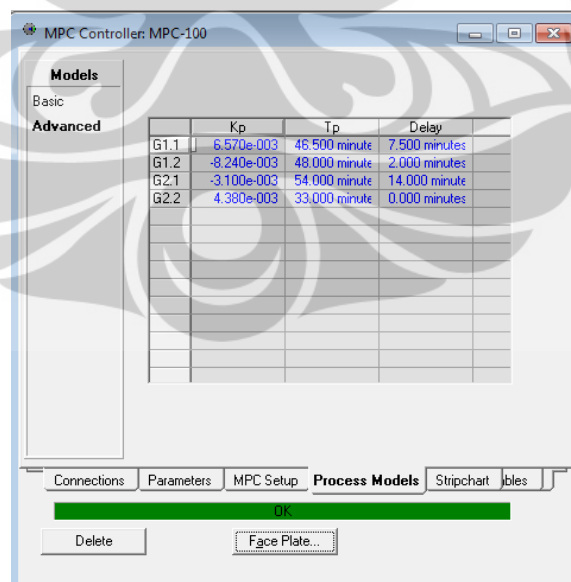
Dari hasil model *testing* yang dilakukan, diperoleh parameter FOPDT untuk ke-9 model di atas dan dirangkum dalam Tabel 4.3. Sedangkan PRC dari ke-9 model tersebut dapat dilihat pada Lampiran 6 – 10.

Tabel 4.3. Parameter FOPDT pada Setiap Model

Model	FOPDT	Kp	τ_p	Θ	$t_{63\%}$
Model 1	G 1.1	0.01703	36	6	42
	G 1.2	-0.00541	51	5	56
	G 2.1	-0.00610	34.5	13.5	48
	G 2.2	0.00628	15	-2	13
Model 2	G 1.1	-	-	-	-
	G 1.2	-	-	-	-
	G 2.1	-0.00487	30	14	44
	G 2.2	0.00405	12	-2	10
Model 3	G 1.1	0.00576	28.5	7.5	36
	G 1.2	-0.00613	51	5	56
	G 2.1	-0.00586	28.5	18.5	47
	G 2.2	0.00411	15	-3	12
Model 4	G 1.1	-	-	-	-
	G 1.2	-	-	-	-
	G 2.1	-0.00468	30	12	42
	G 2.2	0.00264	12	-2	10
Model 5	G 1.1	0.00470	27	5	32
	G 1.2	-0.00823	45	5	50
	G 2.1	-0.00489	40.5	13.5	54
	G 2.2	0.00282	18	-2	16
Model 6	G 1.1	-	-	-	-
	G 1.2	-	-	-	-
	G 2.1	-0.00392	34.5	13.5	48
	G 2.2	0.00185	15	-3	12
Model 7	G 1.1	0.00568	45	5	50
	G 1.2	-0.00890	49.5	0.5	50
	G 2.1	-0.00318	60	11	71
	G 2.2	0.00410	34.5	-4.5	30
Model 8	G 1.1	0.00430	33	4	37
	G 1.2	-0.00995	49.5	2.5	52
	G 2.1	-0.00329	61.5	9.5	71
	G 2.2	0.00358	33	-5	28
Model 9	G 1.1	0.00277	22.5	5.5	28
	G 1.2	-0.00983	33	6	39
	G 2.1	-0.00330	52.5	15.5	68
	G 2.2	0.00278	27	-3	24

Dari ke sembilan variasi model yang dibuat, terdapat 3 model yang tidak memenuhi kriteria untuk dijadikan model FOPDT yaitu model 2, model 4 dan model 6. Keempat model tersebut tidak memberikan respon CV yang ideal sehingga tidak dapat diturunkan parameter FOPDT -nya dengan Metode II. Model 2 contohnya, grafik respon CV komposisi benzene di aliran destilate yang dihasilkan dari perubahan kenaikan bukaan valve aliran refluks, tampak pada saat awal terjadi kenaikan bukaan menghasilkan lonjakan respon maksimum tanpa adanya kenaikan respon yang bertahap, sehingga tidak dapat ditentukan waktu pencapaian kurva 28 % dan 63 % nya. Sedangkan untuk model 4 dan 6, grafik respon CV untuk komposisi destilate yang dihasilkan karena perubahan laju alir reflux tidak dapat mencapai kondisi steady setelah terjadinya perubahan kenaikan bukaan valve, sehingga tidak memenuhi syarat pemodelan FOPDT dengan metode II, dimana respon CV setelah terjadinya perubahan baik itu akibat kenaikan bukaan valve aliran refluks maupun aliran boil up harus mencapai kondisi yang steady. PRC dari ke tiga model tersebut lebih jelasnya dapat dilihat di Lampiran 6, 7 dan 8.

Selanjutnya parameter FOPDT yang diperoleh dari setiap model akan digunakan sebagai parameter process models pada pengendali MPC. Gambar 4.4 berikut adalah salah satu preview dari pengendali MPC.

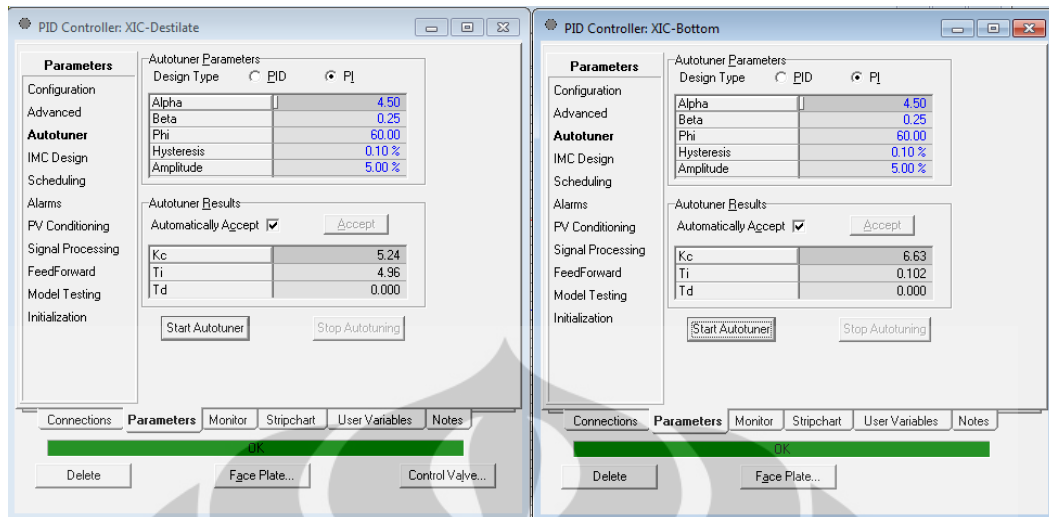


Gambar 4.4. Process Models pada MPC

4.2. Kinerja Pengendali PI dan MPC *Single Variable*

Pengujian pengendalian *single variable* merupakan uji pendahuluan dengan tujuan untuk membuktikan bahwa pengendali *single variable* tidak dapat bekerja optimal untuk mengendalikan sistem *multivariable*. Untuk mengetahui kinerja pengendali PI dan MPC *single variable* dilakukan dengan menggunakan *model testing default*. Dari hasil *model testing default* pada Table 4.1 terdapat nilai konstanta waktu *delay* negative pada FOPDT G 2.2. Hal ini menunjukkan respon signal yang sangat cepat pada perubahan komposisi di *bottom* yang diakibatkan oleh kenaikan bukaan *boil up valve* sebesar 2.5 %. Selanjutnya parameter *delay* yang akan digunakan pada pengendali MPC dan PI adalah sebesar nol (artinya tidak ada waktu *delay*) dan parameter konstanta waktu (τ_p) yang digunakan adalah waktu pencapai *reaction curve* 63 % (t_{63}).

Tuning pengendali PI untuk pengendalian *single variable* tidak dapat dilakukan dengan menggunakan metode Zighler Nichols dikarenakan nilai parameter konstanta waktu tunda dari FOPDT G 2.2 sama dengan nol, sehingga nilai K_c dan T_i akan sama dengan nol. Namun untuk mengatasinya dapat dilakukan dengan menggunakan fasilitas *autotuning* yang terdapat pada masing – masing pengendali di dalam perangkat lunak. Secara otomatis perangkat lunak akan mengkalkulasi nilai parameter pengendali PI baik di pendendali komposisi *destilate* maupun pengendali komposisi *bottom*. Parameter *autotuner* yang digunakan mengaplikasikan parameter *default* (parameter yang sudah ada dalam pengendali PI pada perangkat lunak). Tampilan *aotutuner* pengendali PI untuk komposisi *destialte* dan *bottom* dapat dilihat pada Gambar 4.5



Gambar 4.5 Autotuner Pengendali PI

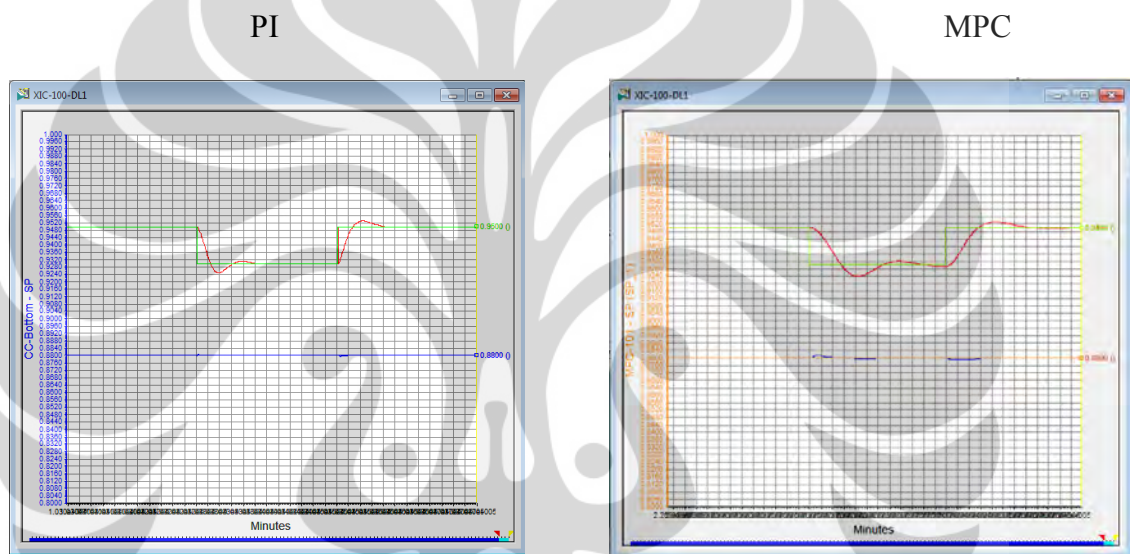
Untuk melakukan *tuning* parameter pengendali MPC *single variable* dilakukan secara *trial error*. Dalam hal ini yang dilakukan secara *trial error* adalah penentuan parameter *tuning*-nya yaitu *control interval* (T_s), *prediction horizon* (P) dan *control horizon* (M). *Trial error* dihentikan pada saat nilai parameter tersebut memberikan kinerja pengendalian yang optimum.

Secara teoritis parameter *tuning* pengendali MPC adalah *control interval* (T_s), *prediction horizon* (P) dan *control horizon* (M). Ketiga parameter tersebut merupakan parameter utama yang terlibat dalam perhitungan pengendalian menggunakan pengendali MPC seperti yang dijabarkan pada BAB II. Akan tetapi selain ke tiga parameter tersebut terdapat beberapa parameter lain dalam pengendali MPC pada perangkat lunak UNISIM R390.1, diantaranya adalah *step respon length*, *reference trajectory*, γ_U dan γ_Y . Namun dalam praktiknya selain ke tiga parameter utama tersebut, nilai yang digunakan pada pengendali adalah nilai *default* kecuali *step respon length* (SRL), karena parameter ini (SRL) cukup memberikan pengaruh pada pencapaian *set point* yang dihasilkan. Pengaruh dari semua parameter tersebut dapat dilihat pada Lampiran 18.

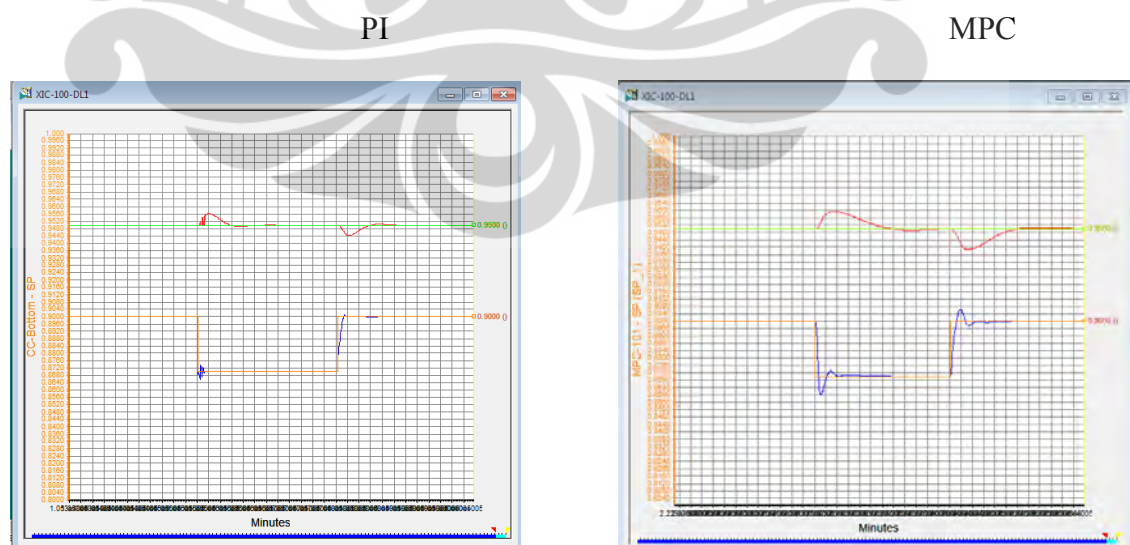
Pengendalian kolom destilasi dengan menggunakan pengendali PI dilakukan sebagai acuan atau pembandingan dari kinerja pengendali MPC. Uji kinerja pengendali baik PI maupun MPC dilakukan dengan melakukan perubahan *set point* komposisi baik di *destilate* maupun di *bottom*. Perubahan *set point* komposisi di *destilate* dimulai dari 0.95 ke 0.93, selanjutnya dikembalikan ke *set*

point semula. Perubahan *set point* komposisi di *destilate* ini disebut skenario 1. Sedangkan perubahan *set point* komposisi di *bottom* dimulai dari 0.90 ke 0.87. selanjutnya dinaikkan ke *set point* awal yaitu 0.90. Perubahan *set point* komposisi di *bottom* ini disebut skenario 2.

Dari hasil simulasi dengan perangkat lunak diperoleh kinerja untuk masing masing pengendali baik PI maupun MPC pada pengendalian *single variable* yang ditampilkan ke dalam bentuk grafik respon CV. Kinerja dari pengendali PI dan MPC pada skenario 1 dan 2 dapat dilihat pada Gambar 4.6 dan 4.7.



Gambar 4.6. Kinerja Pengendali PI dan MPC *Single Variabel* untuk Skenario 1



Gambar 4.7. Kinerja Pengendali PI dan MPC *Single Variabel* untuk skenario 2

Dari ke dua gambar tersebut, respon CV untuk komposisi *benzene* di aliran *destilate* ditunjukkan oleh kurva warna merah dan untuk respon CV untuk komposisi *toluene* di *bottom* ditunjukkan oleh kurva warna biru. Dari grafik tersebut, secara visual tampak pengendali PI masih lebih baik kinerja pengendaliannya dibandingkan pengendali MPC. Hal tersebut ditandai dengan besarnya luas kurva antara *set point* dengan respon CV untuk PI lebih kecil dibandingkan dengan MPC dan dibuktikan dengan besarnya nilai IAE yang diperoleh untuk masing-masing pengendali.. Tabel 4.4 berikut menunjukkan rangkuman nilai IAE untuk masing-masing pengendali :

Tabel 4.4. Rangkuman IAE untuk Pengendalian *Single Variable*

Pengendali	IAE			Parameter <i>Tuning</i> Pengendali
	Destilat	Bottom	Total	
PI	0.0686	0.0285	0.0971	XIC-Destilate Kc=5.86 Ti=10.6 XIC-Bottom Kc=8.29 Ti=0.08
MPC	0.2041	0.1321	0.3362	XIC-Destilate P =70, M=2 Ts=60 s, SRL XIC-Bottom, P =300, M=2 Ts=60s SRL

Dari Tabel 4.4 di atas, secara keseluruhan pengendali PI memiliki nilai IAE yang lebih kecil dibandingkan dengan pengendali MPC baik IAE di *destilate* maupun di *bottom*. Deviasi nilai IAE antara pengendali MPC dengan PI sebesar 246,24 %. Dengan demikian pengendali MPC untuk pengendalian proses *single variable* tidak mampu memberikan kinerja yang lebih baik daripada PI.

4.3. Kinerja Pengendali MPC *Multivariabel* dengan Strategi *Tuning Non Adaptif DMC*

Seperti telah dijabarkan dari hasil penelitian pendahuluan, pengendalian komposisi *destilate* dan *bottom* dengan menggunakan pengendali MPC *single variable* tidak dapat menghasilkan kinerja pengendalian yang lebih baik dibandingkan dengan pengendali PI. Maka berikutnya dilakukan pengendalian menggunakan pengendali MPC *multivariable* dan diharapkan mampu memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan pengendalian menggunakan pengendali PI.

Untuk mengoptimalkan pengendalian dengan MPC, maka pengendali MPC perlu dilakukan *tuning*. Strategi *tuning* yang pernah dilakukan untuk *multivariable* MPC ini menggunakan *tuning non adaptif* DMC yang dilakukan oleh Dougherty (2002), untuk pengendalian kolom destilasi.

Perhitungan parameter pengendali MPC yaitu *control interval* (T_s) atau disebut juga *sampling time*, *prediction horizon* (P), dan *control horizon* (M), menggunakan parameter FOPDT dari setiap model yang digunakan. Tabel 4.5 berikut adalah rangkuman hasil perhitungan untuk parameter pengendali MPC.

Tabel 4.5. Parameter *Tuning* Pengendali MPC

Model	T_s	P	M	SRL
Model Testing default	3.3	87.06	21.61	400
Model 1	1.3	201.00	44.08	400
Model 2	-	-	-	400
Model 3	1.2	217.67	47.67	400
Model 4	-	-	-	400
Model 5	1.6	144.75	34.75	400
Model 6	-	-	-	400
Model 7	3	104.67	24.67	400
Model 8	2.8	114.21	26.36	400
Model 9	2.4	116.83	29.33	400

Setelah diperoleh parameter *tuning* pengendali MPC untuk semua model yang diujikan, selanjutnya parameter-parameter tersebut dimasukkan ke dalam pengendali sesuai dengan model yang digunakan. Seperti halnya pada pengendalian *single variable*, pada pengendalian *multivariable* juga digunakan pengendali PI sebagai pembanding atau acuan dari kinerja pengendaliannya. Untuk membandingkan kinerja pengendaliannya digunakan parameter IAE. Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC vs PI

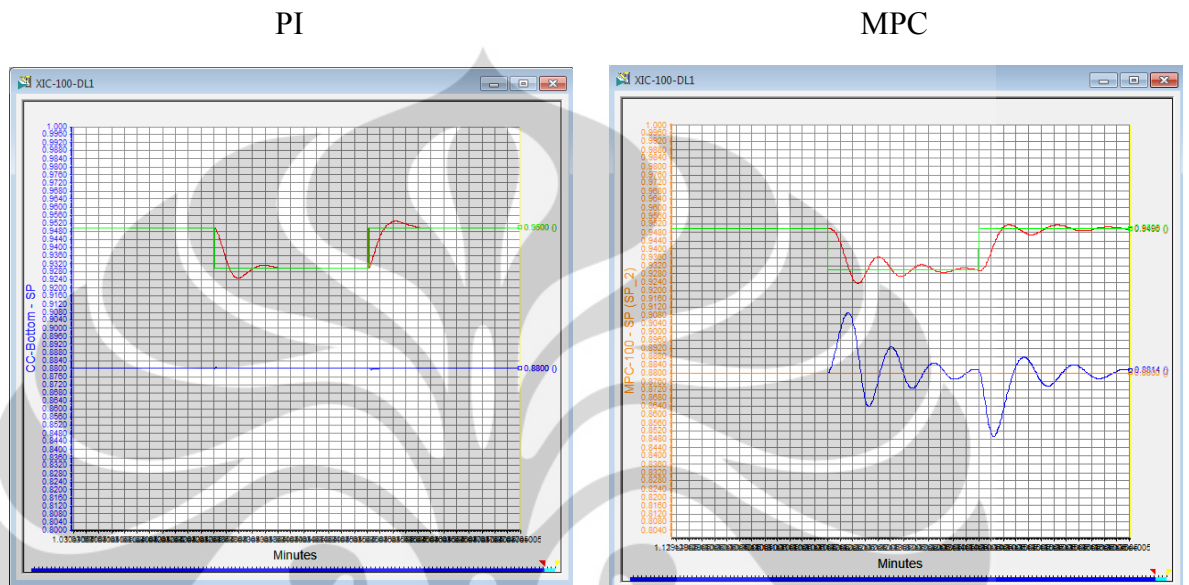
Model	IAE		Keterangan	Deviasi (%)
	PI	MPC		
Model <i>testing default</i>	0.0971	1.5100	PI < MPC	1455
Model 1	0.0971	1.0120	PI < MPC	942
Model 2	-	-	-	
Model 3	0.0971	2.0308	PI < MPC	1992
Model 4	-	-	-	
Model 5	0.0971	2.8703	PI < MPC	2856
Model 6	-	-	-	
Model 7	0.0971	1.6078	PI < MPC	1562
Model 8	0.0971	1.8859	PI < MPC	1842
Model 9	0.0971	2.0752	PI < MPC	1978

Berdasarkan hasil penelitian yang dirangkum dalam Tabel 4.5, dengan mengaplikasikan strategi *tuning non adaptif* DMC, pengendalian *multivariable* dengan pengendali MPC untuk semua model tidak memberikan hasil kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan pengendali PI. Hal tersebut ditandai dengan besarnya IAE yang diperoleh pengendali MPC jauh lebih besar dibandingkan dengan pengendali PI.

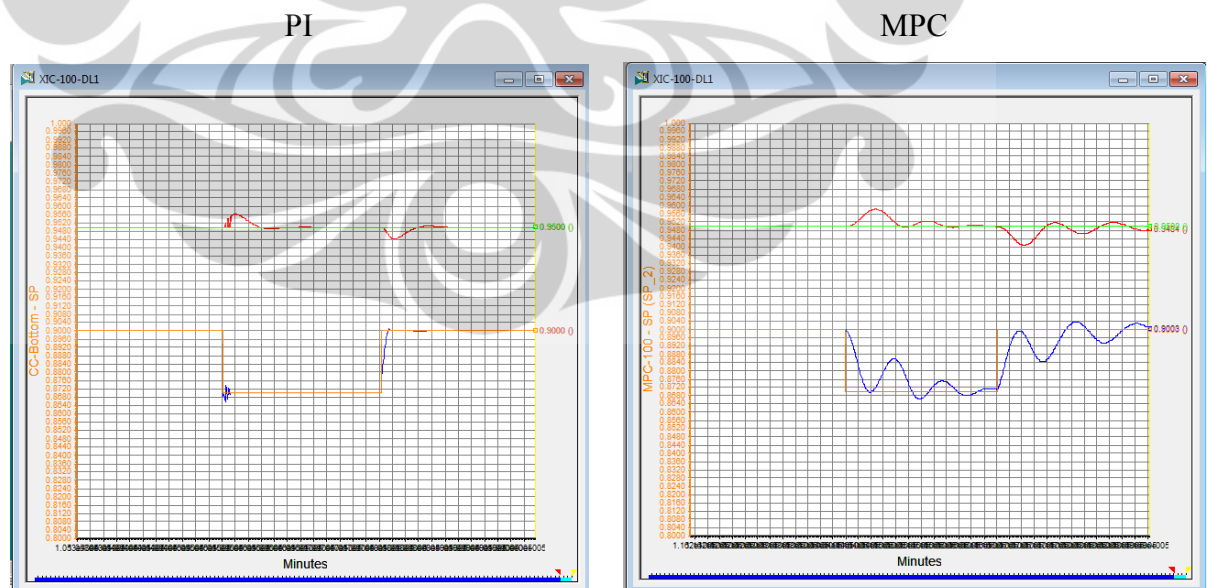
4.4. Kinerja Pengendali MPC *Multivariabel* dengan Strategi *Tuning Trial Error*

Selanjutnya untuk mendapatkan pengendalian MPC yang optimum dilakukan metode *trial error* pada penentuan parameter *tuning* pengendali MPC *multivariable*. Karena jika dilihat secara visual maupun berdasarkan nilai IAE, pengendalian MPC *single variable* dengan penentuan parameter *tuning* pengendali secara *trial error* jauh lebih baik dibandingkan dengan hasil penentuan metode non adaptif untuk pengendalian *multivariable*. Model yang diujikan untuk penentuan parameter *tuning* pengendali secara *trial error* adalah *model testing default*, Model 1 dan model 7. Pemilihan ketiga model tersebut atas dasar pertimbangan kecilnya nilai IAE yang diperoleh oleh ke tiga model tersebut dibandingkan dengan model yang lainnya.

Berikut adalah hasil dari pengendalian MPC yang menggunakan parameter *tuning* pengendali MPC dengan metode *trial error* yang ditampilkan pada Gambar 4.8 sampai dengan 4.13. Kinerja dari pengendalian dengan MPC ini selanjutnya dibandingkan dengan PI sesuai dengan scenario 1 dan 2.



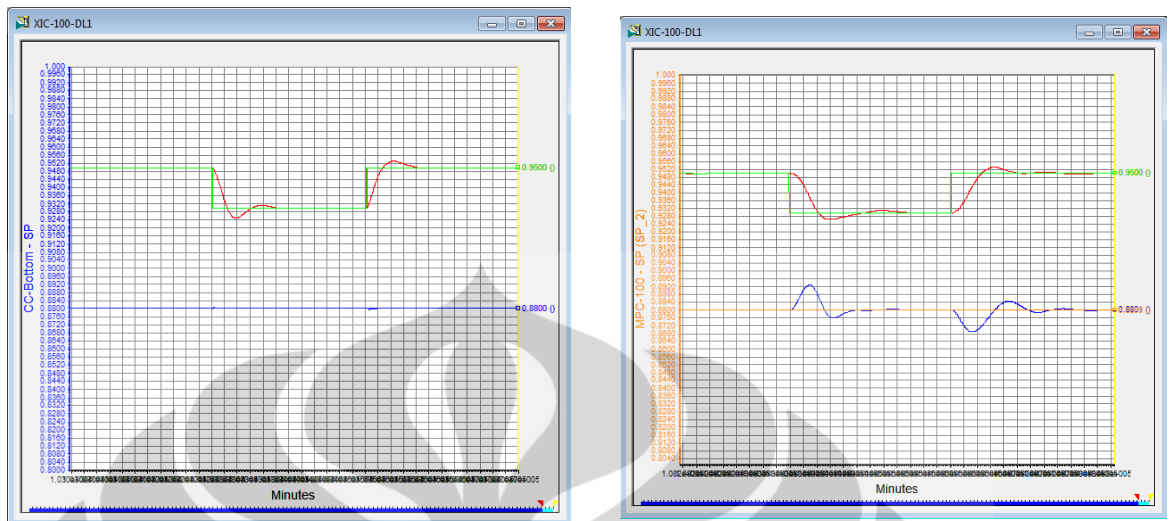
Gambar 4.8. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model *Testing Default* dengan *Tuning Trial Error* Scenario 1



Gambar 4.9. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model *Testing Default* dengan *Tuning Trial Error* Scenario 2

PI

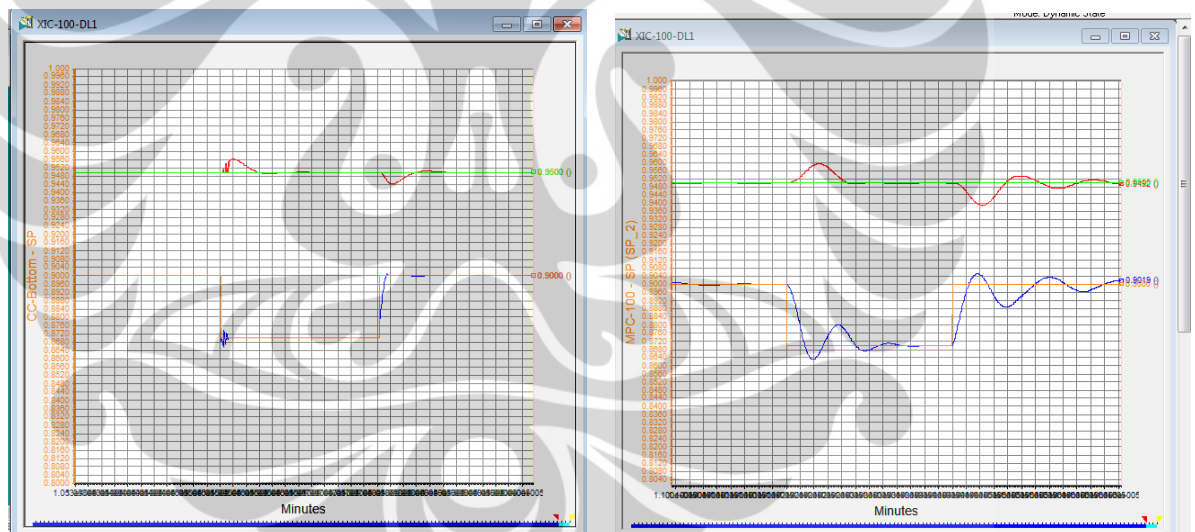
MPC



Gambar 4.10. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 dengan *Tuning Trial Error* Scenario 1

PI

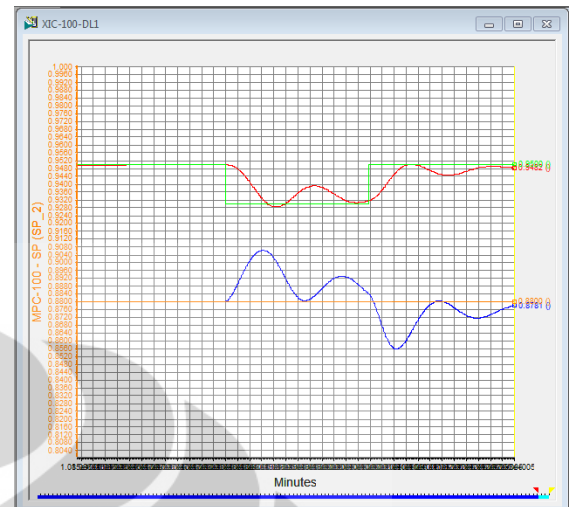
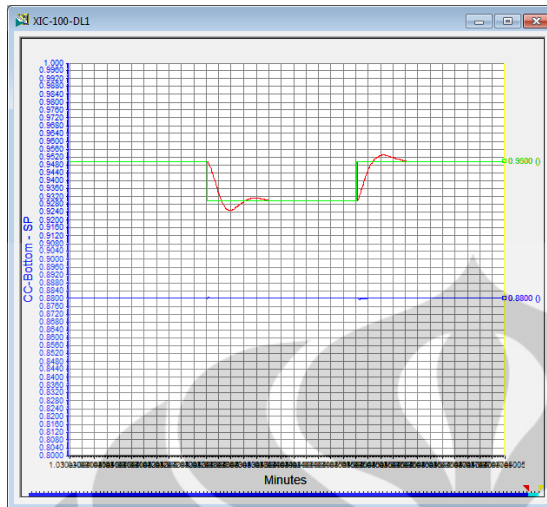
MPC



Gambar 4.11. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 dengan *Tuning Trial Error* Scenario 2

PI

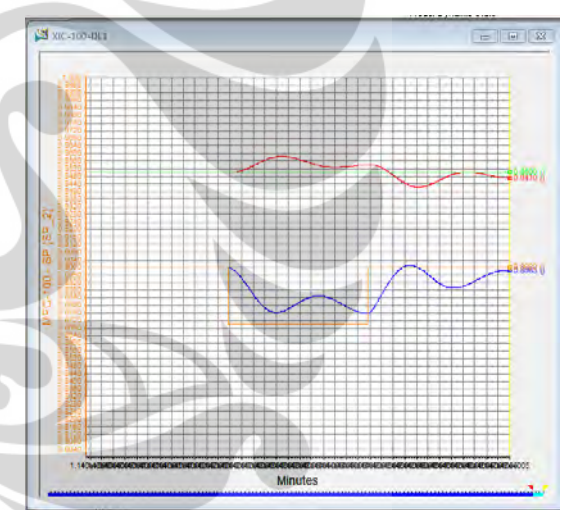
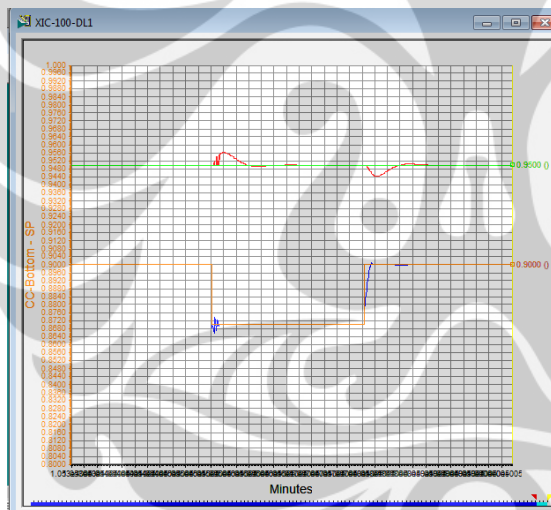
MPC



Gambar 4.12. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 dengan *Tuning Trial Error Scenario 1*

PI

MPC



Gambar 4.13. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 dengan *Tuning Trial Error Scenario 2*

Dari hasil penelitian diperoleh kinerja pengendalian MPC untuk semua model yang diujikan dengan menggunakan parameter *tuning* pengendali hasil *trial error*, memberikan kinerja pengendalian yang belum optimal dibandingkan dengan pengendali PI baik untuk scenario 1 maupun 2. Hal tersebut dapat dilihat dari besarnya selisih luas area antara *set point* dengan respon CV yang dihitung ke

dalam bentuk IAE. Rangkuman nilai IAE untuk pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 4.7.

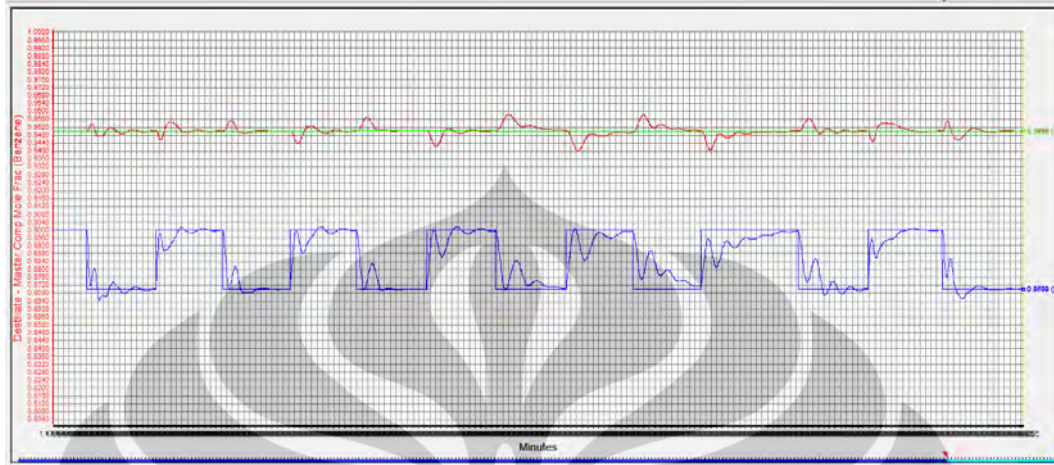
Tabel 4.7. Rangkuman IAE Untuk Pengendalian *Multivariable* dengan Metode *Trial Error*

Pengendali	IAE			Deviasi terhadap IAE PI	Parameter <i>Tuning</i> Pengendali
	<i>Destilat</i>	<i>Bottom</i>	Total		
PI	0.0686	0.0285	0.0971	-	XIC-Destilate Kc=5.86 Ti=10.6 XIC-Bottom Kc=8.29 Ti=0.08
MPC model testing default	0.2904	0.5845	0.8750	1455 %	P=100, M=1, T=10
MPC Model 1	0.2606	0.3810	0.6416	560 %	P=58, M=1 T=12, SLR=200
MPC Model 7	0.5401	0.9571	1.4972	1441 %	P=52, M=1 T=12, SRL=200

Dari Tabel 4.4. diperoleh nilai deviasi IAE secara keseluruhan untuk semua model yang menggunakan pengendali MPC masih sangat besar. Artinya pengendali MPC dengan menggunakan parameter *trial error* ini masih belum bekerja optimal. Namun jika dibandingkan dengan pengendalian MPC yang menggunakan metode *tuning non adaptive* DMC, kinerja pengendalian dengan menggunakan parameter *tuning* pengendali hasil *trial error* memberikan hasil yang lebih baik. Hal tersebut dapat dilihat dari besarnya deviasi yang dihasilkan dari metode *tuning* non adaptif yang jauh lebih besar dibandingkan dengan menggunakan hasil *tuning* dengan metode *trial error*. Dari ketiga model tersebut model satu memberikan nilai deviasi terkecil yaitu 560 % dan berkurang dari nilai deviasi sebelumnya yaitu 942 %.

Metode *trial error* yang diaplikasikan dilakukan hanya untuk mengoptimasi kinerja pengendalian komposisi *benzene*, artinya parameter *tuning* pengendali seperti P, M dan T yang dicari berpatokan pada optimalnya pengendalian komposisi *benzene* di aliran *destilate* yang dihasilkan. Pada proses *trial error* ini sangat sulit untuk mendapatkan pengendalian yang optimal pada kedua *output* proses, terutama *output* pengendalian komposisi *toluene* di aliran

bottom. Gambar 4.14 memperlihatkan hasil *trial error* untuk optimasi pengendalian komposisi *toluene* di aliran *bottom*.



Gambar 4.14. Optimasi Pengendalian Komposisi *Toluene* di Aliran *Bottom* dengan *Trial Error*

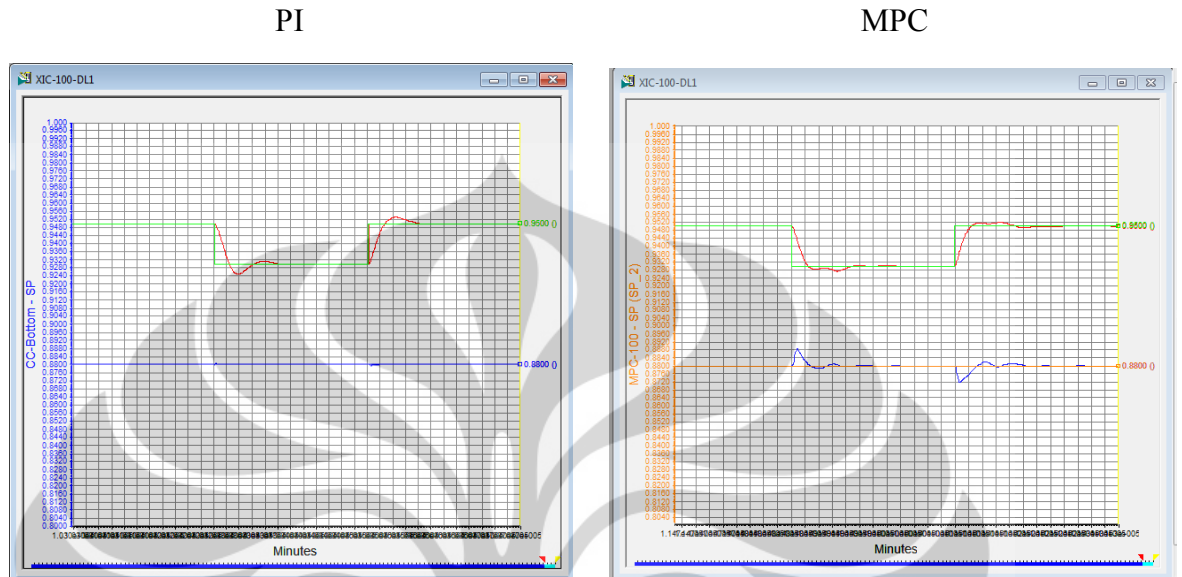
Meskipun *tuning* dengan menggunakan metode *trial error* ini mampu memberikan perbaikan kinerja pada pengendali MPC, namun deviasi yang dihasilkan sangat besar sekali. Untuk itu akan dilakukan modifikasi terhadap model.

4.5. Kinerja Pengendali MPC *Multivariabel* Untuk Model yang Dimodifikasi

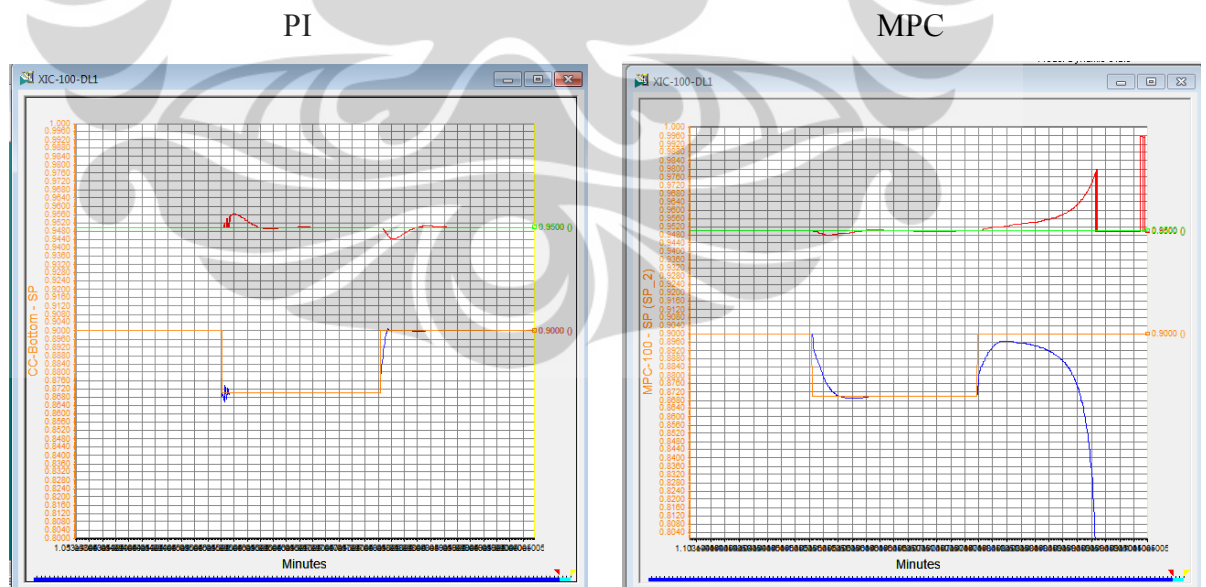
Modifikasi model dilakukan karena semua hasil pengendalian dengan metode *tuning non adaptif* DMC dan *trial error* pada semua model uji tidak mampu memberikan hasil kinerja yang optimal dalam pengendaliannya. Hal tersebut ditandai dengan nilai IAE yang diperoleh pengendali MPC lebih besar dibandingkan dengan pengendali PI.

Model yang digunakan untuk dimodifikasi adalah model 1 dan 7. Modifikasi yang dilakukan pada model hanya pada perhitungan K_p dimana K_p yang dimasukkan ke dalam pengendali merupakan selisih dari komposisi awal sebelum perubahan dan setelah terjadi perubahan akibat kenaikan bukaan *valve*. Nilai selisih tersebut tidak dibagi dengan besarnya kenaikan bukaan *valve*. Hal tersebut dimasukkan agar diperoleh K_p yang besar seperti halnya nilai K_p pada percobaan Dougherty (2002). Sedangkan untuk *tuning* parameter pengendali tidak menggunakan metode non adaptive DMC tapi menggunakan metode *trial error*.

Hasil pengendalian MPC *multivariable* dengan menggunakan model hasil modifikasi serta metode *tuning* parameter pengendali secara *trial error* diperlihatkan pada Gambar 4.15 sampai dengan 4.18.



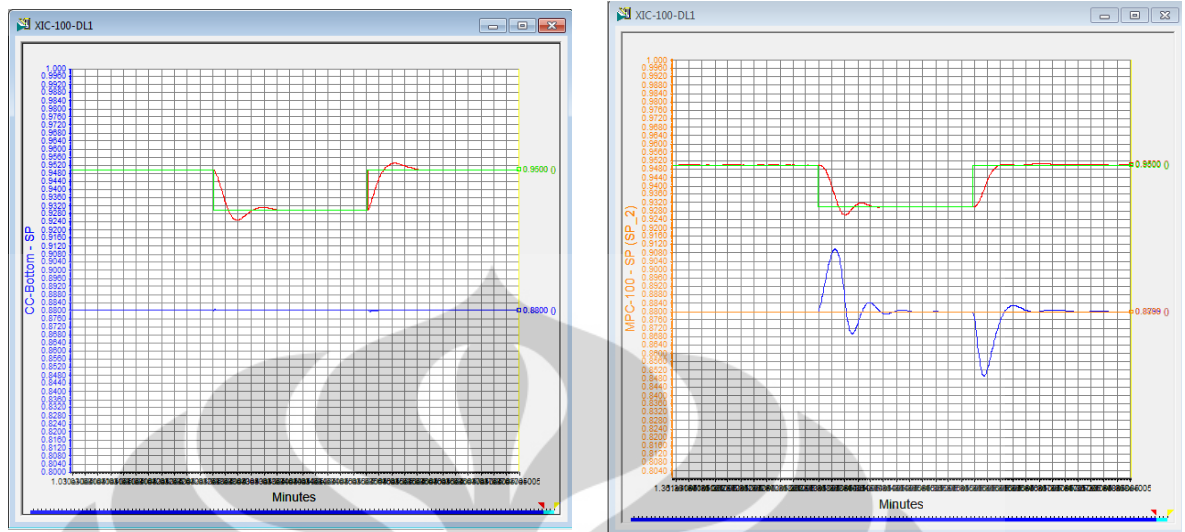
Gambar 4.15. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Scenario 1



Gambar 4.16 Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi Scenario 2

PI

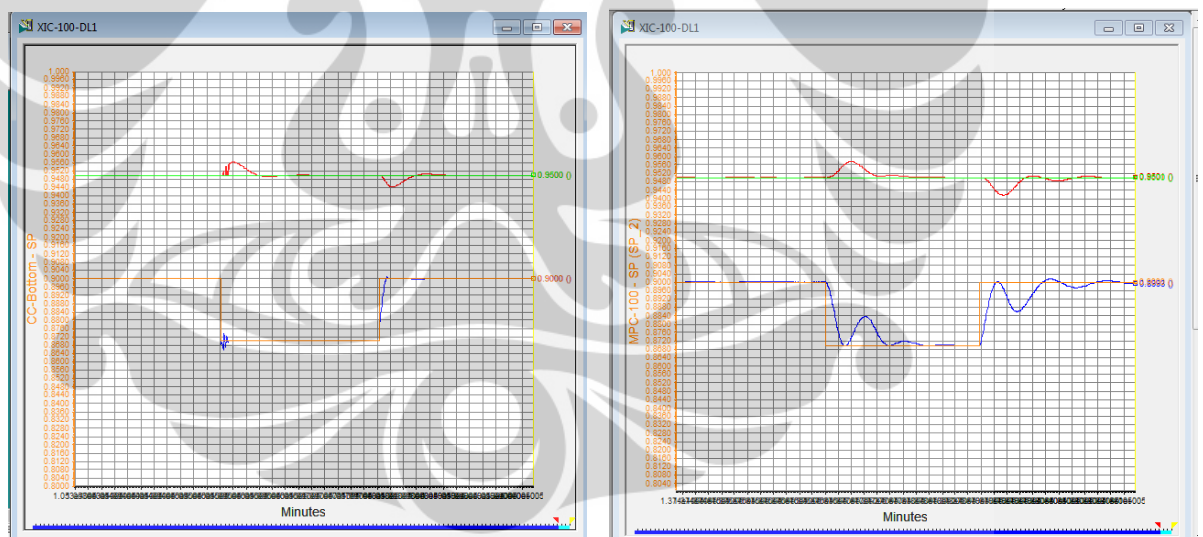
MPC



Gambar 4.17. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Scenario 1

PI

MPC



Gambar 4.18. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi Scenario 2

Dari ke dua model yang di ujikan, hasil unjuk kerja pengendaliannya dirangkum dalam Table 4.8.

Tabel 4.8. Rangkuman IAE untuk Pengendalian *Multivariable* dengan Menggunakan Model yang Dimodifikasi

Pengendali	IAE			Deviasi terhadap IAE PI	Parameter <i>Tuning</i> Pengendali
	Destilat	Bottom	Total		
PI	0.0686	0.0285	0.0971	-	XIC-Destilate : Kc=5.86 T _i =10.6 XIC-Bottom : Kc=8.29 T _i =0.08
MPC Model 1	0.1339	<i>uncontrolled</i>	0.1339*	95%*	P=68, M=1T=18, SRL=200
MPC Model 7	0.1783	0.4776	0.6559	575%	P=57, M=1, T=10 SRL=200

* =Deviasi terhadap destilat

Pada pengujian kinerja pengendali MPC dengan model 1 yang dimodifikasi, hasil yang diperoleh lebih baik dibandingkan dengan pengendalian MPC sebelumnya untuk pengendalian komposisi *destilate*, dengan perolehan nilai IAE sekitar 0.1339 atau deviasi dengan pengendalian komposisi destilae dengan PI sebesar 95%. Akan tetapi pengendali MPC dengan model 1 yang dimodifikasi ini tidak mampu mengendalikan komposisi *toluene* di aliran *bottom*. Pada Gambar 4.15. tampak saat *set point* komposisi *toluene* dinaikkan menjadi 0.9, respon CV yang dihasilkan tidak mampu mencapainya. Dengan demikian model 1 yang dimodifikasi ini tidak cocok digunakan untuk pengendalian komposisi *bottom* scenario 2 dengan pengendali MPC, meskipun pengendalian komposisi *destilate* memberikan hasil yang cukup baik.

Bebeda dengan hasil yang diperoleh pada model 1 yang dimodifikasi, pengendalian MPC menggunakan model 7 yang dimodifikasi mampu mengendalikan komposisi baik di aliran *destilate* maupun di aliran *bottom*. Namun kinerja pengendalian komposisi *destialat* tidak seoptimal model 1 yang dimodifikasi. Nilai deviasi IAE total yang dihasilkan sebesar 575 % jauh lebih baik dibandingkan dengan hasil pengendalian yang menggunakan model 7 sebelum modifikasi dan model lainnya.

4.6. Pengendalian MPC *Multivariable* pada Range *Set Point* Sempit

Dengan menggunakan model 7 yang dimodifikasi dilakukan pengujian kinerja pengendali MPC untuk pengendalian komposisi dengan range *set point* yang sempit. Selanjutnya disebut scenario 3, untuk perubahan *set point* komposisi *benzene* di aliran *distillate* dari 0.95 menjadi 0.94 dan kembali lagi ke

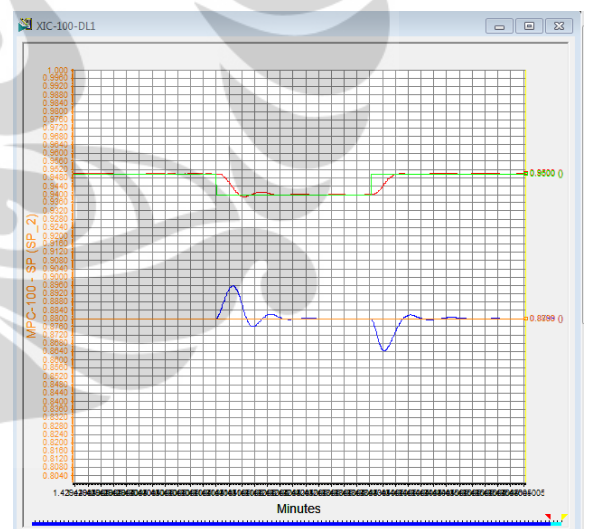
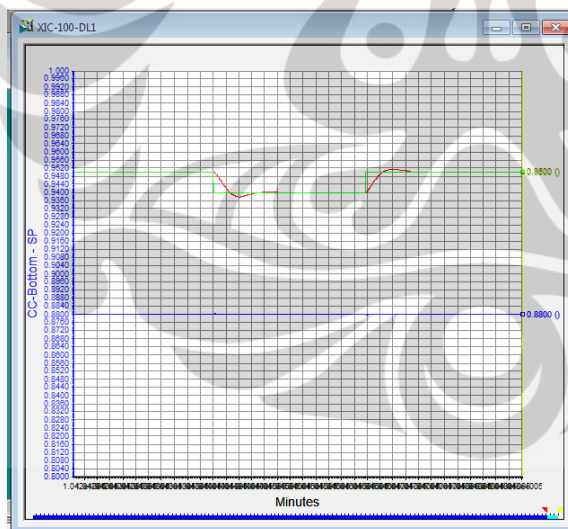
set point semula. Kemudian disebut scenario 4, untuk perubahan *set point* komposisi *toluene* di aliran *bottom* mulai dari 0.9 menjadi 0.89 yang selanjutnya kembali ke *set point* semula. Pengujian ini dilakukaun dengan tujuan untuk mengetahui apakah kinerja model ini optimalnya pada range *set point* sempit yang diujikan . Hasil pengujiannya dapat dilihat pada Gambar 4.19 dan 4.20 serta hasil perhitungan IAE-nya dapat dilihat padad Tabel 4.9.

Tabel 4.9. Rangkuman IAE untuk Pengendalian *Multivariable* dengan Menggunakan Model 7 Modifikasi untuk Skenario 3 & 4

Pengendali	IAE			Deviasi terhadap IAE PI	Parameter <i>Tuning</i> Pengendali
	<i>Destilat</i>	<i>Bottom</i>	Total		
PI	0.0782	0.0117	0.0889	-	XIC- <i>Destilate</i> Kc=5.86 Ti=10.6 XIC- <i>bottom</i> Kc=8.29 Ti=0.08
MPC Model 7	0.0958	0.1585	0.2543	185 %	P=57 M=1 Ts=10 s SRL = 200

PI

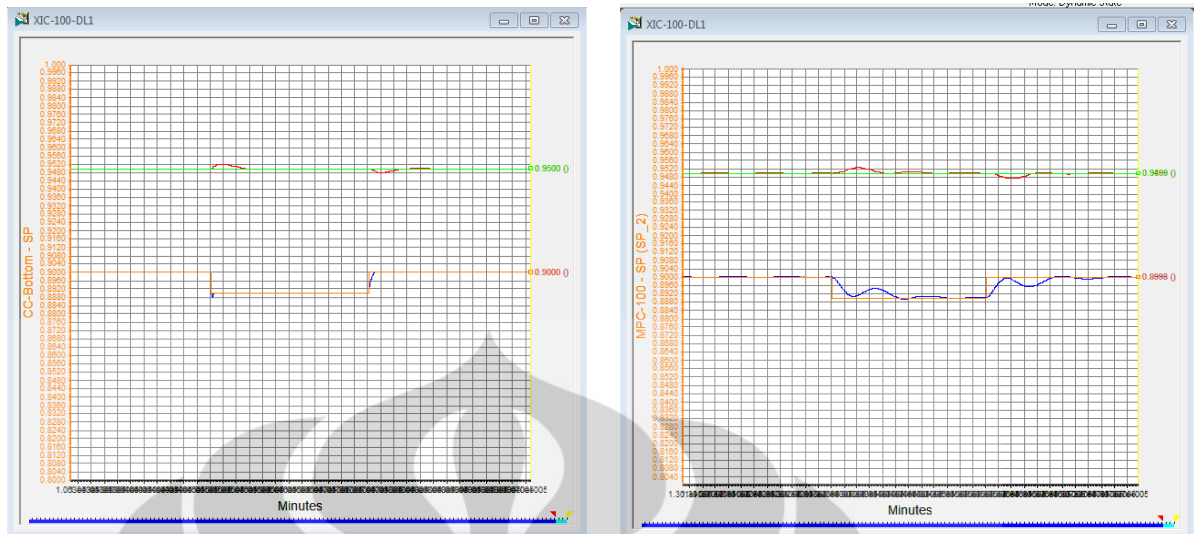
MPC



Gambar 4.19. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi (Scenario 3)

PI

MPC



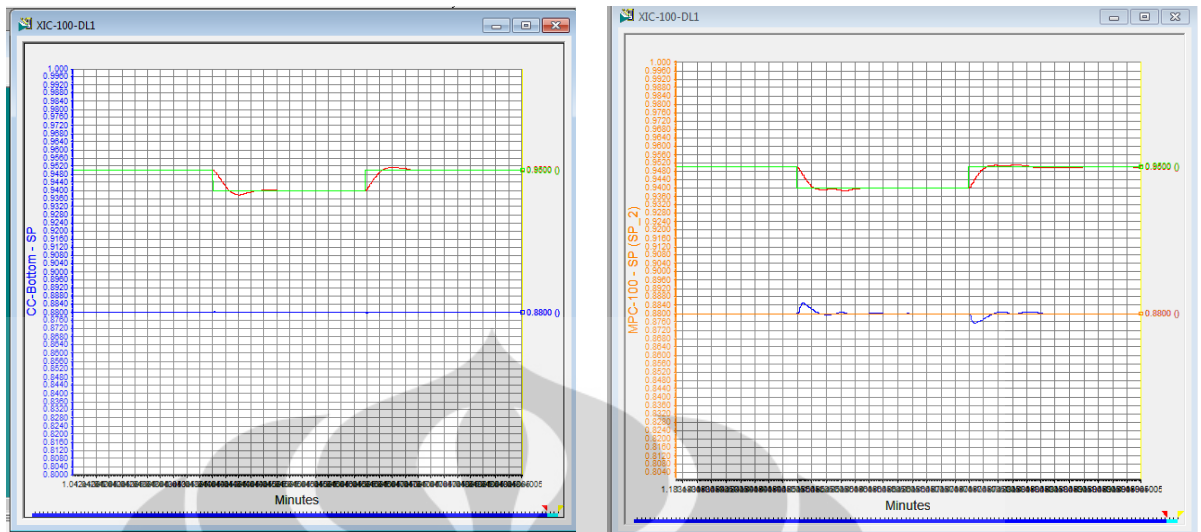
Gambar 4.20. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 7 Modifikasi (Scenario 4)

Dari simulasi yang dilakukan diperoleh hasil yang lebih baik untuk pengendalian MPC dengan menggunakan model 7 yang dimodifikasi untuk scenario 3 dan 4. Hal tersebut ditunjukkan dengan deviasi nilai IAE yang diperoleh menjadi lebih kecil dari hasil pengujian sebelumnya yaitu sebesar 185 %. Semakin baiknya kinerja MPC ini, bisa jadi disebabkan pengujian *set point* dilakukan pada range pembuatan model. Dimana model 7 ini diperoleh dari hasil model *testing* dengan range perubahan respon CV untuk komposisi *benzene* di *destilate* dari 0.9338 sampai 0.9622, serta range perubahan respon CV untuk *bottom* dari 0.8764 sampai 0.8969.

Pengujian pengendalian MPC pada range *set point* yang sempit ini dilakukan pula untuk model 1 yang dimodifikasi. Pengujian pengendalian komposisi *benzene* di aliran *destilate* menggunakan skenario 3. Namun untuk pengujian pengendalian komposisi *toluene* di *bottom*, *set point* pengujian dimulai dari komposisi 0.895 menuju *set point* 0.885 kemudian kembali ke semula (scenario 5). Dilakukan hal yang sama untuk pengendali PI. Gambar 4.21 dan 4.22 berikut adalah hasil simulasi yang diperoleh untuk pengujian pengendalian MPC pada model 1 yang dimodifikasi.

PI

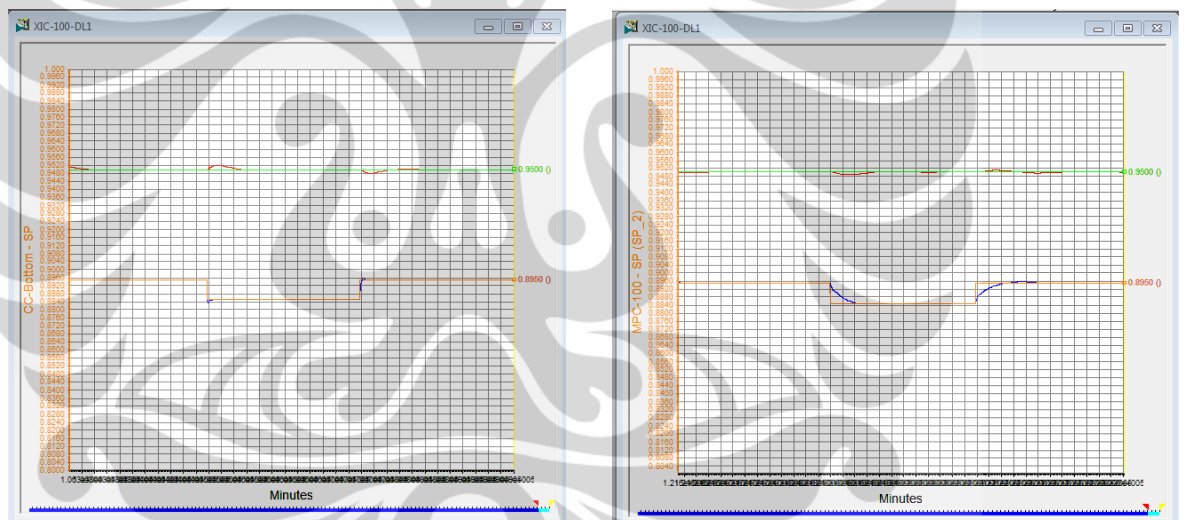
MPC



Gambar 4.21. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi (Scenario 3)

PI

MPC



Gambar 4.22. Kinerja Pengendali PI dan MPC untuk Model 1 Modifikasi (Scenario 5)

Pada pengujian scenario 3, secara visual grafik respon CV yang dihasilkan dengan pengendalian MPC memberikan hasil yang mendekati dengan hasil yang diperoleh dengan pengendalian menggunakan pengendali PI. Begitu juga pada scenario 5, terjadi perbaikan hasil respon CV pada pengendalian komposisi *toluene* di *bottom*. Secara visual scenario 5 ini memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pada model 1 modifikasi dan model 7 modifikasi untuk pengujian scenario 3. Nilai IAE yang diperolehnya dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10. Rangkuman IAE untuk Pengendalian *Multivariable* dengan Menggunakan Model 1 Modifikasi pada Skenario 3 & 5

Pengendali	IAE			Deviasi terhadap IAE PI	Parameter <i>Tuning</i> Pengendali
	<i>Destilate</i>	<i>Bottom</i>	Total		
PI	0.0782	0.0092	0.0874	-	XIC-Destilate : Kc=5.86 T _i =10.6 XIC-Bottom : Kc=8.29 T _i =0.08
MPC Model 1	0.0584	0.0587	0.1171	33.98 %	P=68, M=1 T=18, SRL = 200

Berdasarkan hasil perhitungan, IAE yang dihasilkan oleh pengendali MPC untuk pengendalian komposisi *benzene* di aliran *destilate* lebih kecil dibanding IAE yang dihasilkan oleh pengendali PI. Ini artinya kinerja pengendali MPC lebih baik daripada PI untuk pengendalian komposisi di *destilate* pada scenario 3. Namun pada pengendalian komposisi *toluene* di aliran *bottom*, pengendali PI masih tetap lebih baik dibandingkan dengan pengendali MPC, tetapi terdapat perbaikan kinerja pengendalian dimana deviasi IAE untuk pengendalian komposisi *toluene* sekitar 538 %. Hasil ini lebih baik dibandingkan pengendalian yang menggunakan model 7 modifikasi untuk pengujian scenario 3 yaitu 1254 %.

Secara keseluruhan deviasi IAE yang dihasilkan pada pengendalian MPC dengan menggunakan model 1 modifikasi dengan uji *set point* scenario 3 dan 5 adalah 33.98 %. Hasil tersebut jauh lebih baik dibandingkan dengan pengendalian pada semua model uji sebelumnya.

4.7. Evaluasi

Simulasi pengendalian proses pada kolom destilasi dilakukan dalam dua sistem pengendalian yaitu sistem pengendalian *single variable* dan sistem pengendalian *multivariable*. Sistem pengendalian *single variable* hanya mengendalikan satu variabel keluaran proses dengan menggunakan satu pengendali, sehingga akan dibutuhkan banyak pengendali untuk mengendalikan sistem yang memiliki keluaran proses lebih dari satu. Sedangkan sistem pengendalian *multivariable* mengendalikan 2 atau lebih variabel keluaran proses dengan menggunakan satu pengendali. Dalam penelitian ini variabel keluaran proses adalah komposisi *benzene* pada aliran *destilate* dan komposisi *toluene* pada aliran *bottom*.

Pada penelitian ini, pengendali yang diaplikasikan untuk mengendalikan variable proses yaitu pengendali *Proportional Integral* (PI) dan pengendali *Model Predictive Control* (MPC). Kedua pengendali tersebut digunakan dalam sistem pengendalian *single variable* dan *multivariable*.

Dari hasil penelitian, pengendali MPC *single variabel* tidak mampu menghasilkan kinerja pengendalian yang lebih baik dibanding pengendali PI pada pengendalian komposisi baik pada aliran *destilate* maupun *bottom*. Hal tersebut dibuktikan dengan nilai IAE yang dihasilkan oleh pengendali MPC lebih besar dibandingkan dengan pengendali PI baik pada pengendalian komposisi destilate maupun pengendalian komposisi bottom yaitu 0.0971 untuk IAE pengendali PI dan 0.3362 untuk IAE pengendali MPC.

Kurang optimalnya pengendali MPC *single variable* dalam pengendalian komposisi baik pada aliran *destilate* maupun *bottom* dapat disebabkan karena pengendali jenis ini tidak cocok untuk pengendalian sistem yang memiliki variable proses yang *dependent*. Artinya variable-varibel proses yang terlibat dalam pengendaliannya terjadi interaksi satu sama lain. Interaksi ini terjadi diantara *manivulated variable* (laju alir *reflux* dan laju alir *boil up*) dan *controlled variable* (komposisi *benzene* di aliran *destilate* dan komposisi *toluene* di aliran *bottom*). Untuk mengatasi hal ini maka pengendali MPC *multivariable* adalah solusinya.

Pengendalian komposisi *benzene* di aliran *destilate* dan *toluene* di *bottom* aliran dengan menggunakan pengendali MPC serta mengadopsi strategi *tuning non adaptive* DMC tidak memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pengendali PI. Kurang optimalnya pengendalian MPC ini dapat disebabkan tidak cocoknya metode *tuning non adaptive* DMC untuk pengendalian MPC pada semua model yang diujikan. Metode *tuning non adaptif* DMC seperti yang diaplikasikan Dougherty (2003), dilakukan untuk model FOPDT yang diperoleh dengan nilai selisih respon CV yang cukup besar. Sedangkan pada simulasi dinamik dengan perangkat lunak ini, sulit untuk mendapatkan selisih respon CV yang besar, karena pada bukaan *valve* minimum pun nilai awal dari respon CV sudah cukup besar yaitu sekitar 0.8363 untuk komposisi *benzene* di aliran *destilate* dan 0.7885 untuk komposisi *toluene* di aliran *bottom*. Kedua nilai

tersebut merupakan nilai pada kondisi bukaan *valve* minimum aliran internal (*reflux* dan *boil up*) dan akan bertambah besar bila bukaan *valve*-nya ditambah. Untuk lebih jelasnya kondisi bukaan *valve* dari sistem dapat dilihat pada Lampiran 5.

Ketidacocokan metode *tuning non adaptif* DMC ini dapat diganti dengan menggunakan metode *trial error*, dengan dasar bahwa pada pengendalian sebelumnya yaitu pengendalian dengan MPC *single variable* menghasilkan kinerja yang lebih baik daripada MPC *multivariable* yang mengadopsi metode *tuning non adaptif* DMC. Perubahan ketiga parameter utama pengendali memberikan pengaruh yang cukup besar pada hasil pengendalian. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai IAE yang dihasilkan menjadi lebih kecil dibanding nilai IAE dari pengendalian yang menggunakan metode *tuning non adaptif* DMC. Namun dari semua model yang diujikan pada pengendali MPC *multivariable*, dengan metode *trial error* ini masih belum memberikan hasil kinerja pengendalian yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan pengendali PI.

Ketidaktepatan model yang digunakan dalam pengendalian *multivariable* bisa jadi merupakan penyebab kurang optimalnya kinerja yang dihasilkan oleh pengendali MPC *multivariable*. Desain pengendalian *multivariable* sangat sensitive terhadap kesalahan pemodelan (Marlin, 2000).

Pada penelitian ini modifikasi terhadap model dilakukan untuk mendapatkan model yang tepat. Hal ini terbukti dengan kinerja yang dihasilkan dari model yang dimodifikasi memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan pengendalian yang menggunakan model yang belum dimodifikasi. Hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 4.8. Namun kinerja pengendaliannya masih belum optimal dibandingkan pengendalian dengan menggunakan pengendali PI.

Tidak optimalnya pengendalian dengan pengendali MPC *multivaribel* pada model yang dimodifikasi ini dapat disebabkan karena pengujian semua scenario dilakukan diluar range pembuatan model. Sehingga model yang digunakan tidak dapat menjangkau *set point* yang diinginkan. Dari hasil penelitian, model yang diujikan pada range perubahan *set point* sesuai dengan range respon CV pembuatan model, memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan pada perubahan *set point* diluar range pembuatan model. Hasilnya dapat dilihat pada

Tabel 4.9 dan 4.10. Hasil yang optimal diperoleh dengan menggunakan model 1 yang dimodifikasi dengan range set point 0.95 – 0.94 untuk pengendalian komposisi *benzene* di aliran *destilate*. Sedangkan pengendalian komposisi *toluene* di aliran *bottom* dengan menggunakan pengendali MPC *multivariable* belum mampu memberikan hasil kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan pengendali PI.

Dengan demikian pengendalian komposisi produk keluaran destilasi sistem biner *toluene-benzene* dengan MPC *multivariable* akan bekerja optimal untuk range model tertentu. Oleh karena itu akan diperlukan cukup banyak model apabila range perubahan *set point* cukup lebar. Sehingga perlu dilakukan pengujian dengan *multi model predictive control*. Selain itu sangat diperlukan ketelitian dalam penentuan model FOPDT yang dilakukan secara manual, sehingga *process model* yang digunakan untuk pengendalian adalah *process model* yang tepat.

Pengendali PI memberikan hasil yang optimal dibandingkan dengan pengendali MPC untuk pengendalian sistem *multivariable*. Padahal secara teoritis pengendali ini tidak mampu bekerja optimal untuk mengendalikan sistem *multivariable*. Hal ini menunjukkan *tuning* pengendali PI yang terdapat pada perangkat lunak UNISIM R390.1, dalam perhitungan parameter pengendaliannya sudah memperhitungkan interaksi yang terjadi di dalam lup pengendalian. Dengan begitu setiap efek perubahan *input* yang terjadi, dapat diredam dengan baik oleh masing masing pengendali, sehingga pencapaian *set point* untuk masing-masing pengendali tersebut dapat tercapai dengan optimal.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian ini, dapat disimpulkan :

1. Model dinamik untuk pengendalian komposisi produk keluaran kolom destilasi sistem biner *benzene-toluene* yang terbaik dan dapat diaplikasikan pada sistem pengendalian *multivariable* dengan pengendali MPC adalah :

$$\begin{pmatrix} XID \\ XIB \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{0,3405e^{-6s}}{36s+1} & \frac{-0,1081e^{-5s}}{51s+1} \\ \frac{-0,122e^{-13,5s}}{34,5s+1} & \frac{0,12555}{13s+1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} FR \\ FBU \end{pmatrix}$$

2. Strategi *tuning non-adaptive* DMC tidak dapat diaplikasikan untuk menghitung parameter *tuning* pengendali MPC pada perangkat lunak UNISIM R390.1
3. Pengendali MPC *multivariable* akan bekerja optimal untuk pengendalian komposisi dengan range *set point* yang sempit (kecil) serta menggunakan model yang dibuat pada jangkauan range *set point* yang diujikan. Hal ini terlihat pada pengujian *set point* 0.95 sampai 0.94 pada komposisi produk *destilate* menggunakan model 1 yang dimodifikasi dengan IAE 0.0584 untuk pengendali MPC dan 0.0782 untuk pengendali PI.

5.2. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah

1. Perlu dilakukan simulasi dinamik pengendalian komposisi produk keluaran kolom destilasi pada simulator proses menggunakan *multi model predictive control* (MMPC).
2. Perlu dilakukan pengujian yang melibatkan adanya gangguan (*disturbance*) untuk mengetahui keandalan pengendali MPC dalam menangani adanya *disturbance* tersebut.
3. Disarankan untuk mensimulasikan pengendalian MPC pada proses nyata di industri seperti destilasi minyak bumi menggunakan perangkat lunak

UNISIM R390.1 dengan melibatkan pengaruh dari kekentalan cairan dan faktor-faktor lainnya.



DAFTAR PUSTAKA

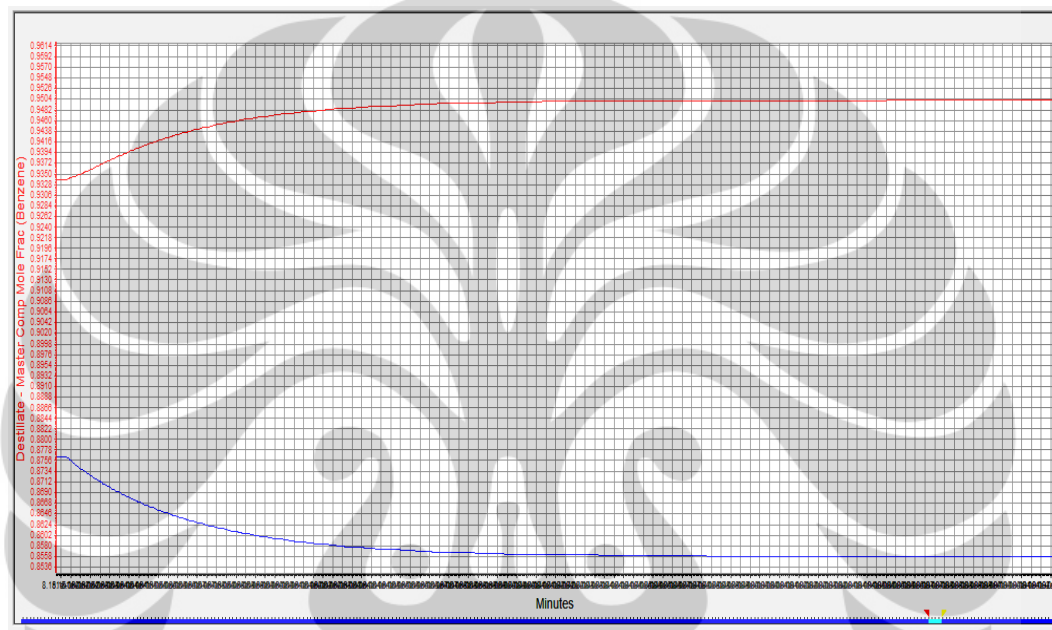
- Abonyi, Janos, et al. 2001. *Interactive Evolutionary Computation in System Identification*. University of Veszprem, Department of Process Engineering.
- Agachi, Paul Serban, dkk. 2006. *Model Based Control*. German : WILEY-VCH Verlag GmbH.
- Anderson, J.S. 1992. *Process control opportunities and benefits analysis*. Proc. Advanced Control for the Process Industries, Cambridge
- Bequette, B. Wayyen. 1998. *Process Dynamics, Modeling, Analysis, and Simulation*. New Jersey. Prentice Hall PTR.
- Camacho, E. F., Bordons, C. 2007. *Nonlinear Model Predictive Control: An Introductory Review*. University of Seville, Spain.
- Cynthia, Vania. 2012. *Pengendalian Kolom Destilasi dengan Menggunakan Multi Model Predictive Control (MMPC) Berdasarkan Metode Representative Model Predictive Control (RMPC)*. Depok. Universitas Indonesia
- Dougherty, D., Cooper, D. 2003b. *A practical multiple model adaptive strategy for single-loop MPC*. *Control Engineering Practice*, 11, 141-159.
- Edgar, Thomas F., et al. 2008. *Perry's Chemical Engineering Handbook 8th Edition*. USA : Mc Graw Hill co.
- Enagandula, S., and Riggs, J. B. 2006. *Distillation control configuration selection based on product variability prediction*, *Control Engineering Practice*.
- Geankoplis, Christie John. 2003. *Transport Processes And Separation Process Principles 4th Edition*. USA : Prentice Hall.
- Gu, Bingfeng dan Gupta, Yash P. 2008. *Control of Nonlinear Processes by Using Linear Model Predictive Control Algorithms*.
- Kementrian ESDM. 2009. Ringkasan Eksekutif Indonesia Energy Outlook 2009.
- Liptak, Bella. 2007. *Distillation Control and Optimization*. USA : Putman Media.
- Luyben, William.L. 1996. *Process Modeling, Simulation, and Control for Chemical Engineers*. Singapore : McGraw-Hill Inc.
- Marlin, T. 2000. *Process Control: Designing Processes and Control Systems for Dynamic Performance 2nd Edition*. New York: McGraw-Hill.
- Masoumi, Esmaeil dan Zarandi, Batoul M. 2011. *Dynamic Simulation and Control of a Distillation Column Using Effective Relative Gain Array*.

- Riggs, James. B. 2000. *Comparison Of Advanced Distillation Control Methods*. Texas Tech University. *Final Technical Report April 1994 – March 1999*
- Seborg, Dale E., Edgar, Thomas F., dan Duncan A. Malichan. 2004. *Process Dynamic and Control*. USA : John Willey and Sons.
- Sjoberg, J., et al. 1995. *Nonlinear Black-box Modeling in System Identification: A Unified Overview*, *Automatica*, 12, 1691.
- Tham, M. T. 1999. *Multivariable Control : An Introduction To Decoupling Control*. University of Newcastle.
- Wade, Harold L. 2004. *Basic and Advance Regulatory Control System Design and Application 2nd Edition*. USA : ISA (The Instrumentation, System and Automation Society).
- Wahid, A dan Ahmad, A. 2007. *Application Of Model Predictive Control (Mpc) Tuning Strategy In Multivariable Control Of Distillation Column*. Semarang, Indonesia. *Reaktor*, Vol. 11 No.2, Desember 2007, Hal. : 66-70.
- Wahid, A dan Ahmad, A. 2009. *Representative Model Predictive Control*. Proceeding of the 11th International Conference on QiR (Quality in Research) Faculty of Engineering, University of Indonesia, Depok, Indonesia.

Lampiran 1. Perhitungan Parameter FOPDT , Paramater *Tuning* Pengendali MPC dan IAE

▪ **Perhitungan Paramater FOPDT**

Parameter FOPDT dari setiap model dapat diturunkan dari *proses reaction curve* (PRC) dengan menggunakan Metode II (Marlin, 2000). Berikut adalah contoh perhitungan parameter FOPDT dengan menggunakan PRC dari *model testing default*.



Gambar A.1. PRC Pengaruh Perubahan *Reflux Flow* (*Model Testing Default 1*)

Dari Gambar A.1, diperoleh 2 model FOPDT. Model FOPDT yang pertama dihasilkan dari perubahan pada fraksi mol *benzene* yang ditunjukkan oleh kurva bergaris merah, sedangkan FOPDT kedua dihasilkan dari perubahan pada fraksi mol *toluene* yang ditunjukkan oleh kurva bergaris biru. Berikut cara perhitungan untuk memperoleh ke dua model FOPDT tersebut :

❖ **FOPDT 1 (G 1.1)**

$$Kp = \frac{\Delta}{\delta} = \frac{0,9502 - 0,9338}{2,5} = 0,006572$$

$$\tau = 1,5(t_{63\%} - t_{28\%}) = 1,5(54 - 23) = 46,5 \text{ menit}$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau = 54 - 46,5 = 7,5 \text{ menit}$$

Selanjutnya ketiga parameter tersebut dimasukkan ke dalam model FOPDT

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-0,006572 e^{-7.5s}}{46,5 s + 1}$$

❖ FOPDT 2 (G 1.2)

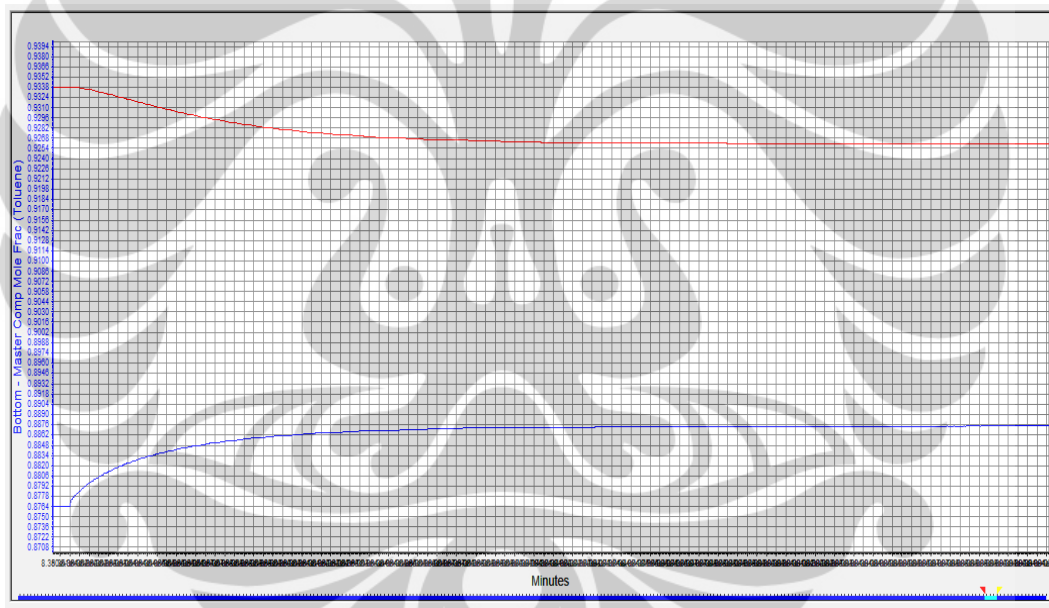
$$Kp = \frac{\Delta}{\delta} = \frac{0,8558 - 0,8764}{2,5} = -0,00824$$

$$\tau = 1,5(t_{63\%} - t_{28\%}) = 1,5(50 - 18) = 48 \text{ menit}$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau = 50 - 48 = 2 \text{ menit}$$

Selanjutnya ketiga parameter tersebut dimasukkan ke dalam model FOPDT

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-0,00824e^{-2s}}{48 s + 1}$$



Gambar A.2. PRC Pengaruh Perubahan *Boil Up Flow*(Model Testing Default1)

Dari Gambar A.2. diperoleh 2 model FOPDT. Model FOPDT yang pertama dihasilkan dari perubahan pada fraksi mol *benzene* yang ditunjukkan oleh kurva bergaris merah, sedangkan FOPDT kedua dihasilkan dari perubahan pada fraksi mol *toluene* yang ditunjukkan oleh kurva bergaris biru. Berikut cara perhitungan untuk memperoleh ke dua model FOPDT tersebut :

❖ **FOPDT 1 (G 2.1)**

$$Kp = \frac{\Delta}{\delta} = \frac{0,9260 - 0,9338}{2,5} = -0,003108$$

$$\tau = 1,5(t_{63\%} - t_{28\%}) = 1,5(68 - 32) = 54 \text{ menit}$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau = 68 - 54 = 14 \text{ menit}$$

Selanjutnya ketiga parameter tersebut dimasukkan ke dalam model FOPDT

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-0,003108 e^{-14s}}{54 s + 1}$$

❖ **FOPDT 2 (G 2.2)**

$$Kp = \frac{\Delta}{\delta} = \frac{0,8874 - 0,8764}{2,5} = 0,0044$$

$$\tau = 1,5(t_{63\%} - t_{28\%}) = 1,5(33 - 7) = 39 \text{ menit}$$

$$\theta = t_{63\%} - \tau = 33 - 39 = -6 \text{ menit}$$

Karena waktu *delay*(θ) yang dihasilkan negative maka τ adalah $t_{63\%} = 33$ menit dan waktu *delay* $\theta = \text{nol}$

Selanjutnya ketiga parameter tersebut dimasukkan ke dalam model FOPDT

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{0,0044e^{-6s}}{39 s + 1}$$

Untuk perhitungan FOPDT dari model lainnya mengikuti cara seperti yang dilakukan diatas.

▪ **Perhitungan Paramater *Tuning* Pengendali MPC**

Perhitungan parameter *tuning* pengendali MPC dilakukan dengan menggunakan strategi *tuning non adaptive* DMC (Dougherty, 2002). Berikut adalah salah satu contoh perhitungan parameter *tuning* MPC yang dilakukan pada *model testing default*.

Tabel A.1. Parameter FOPDT Default Model Testing 1

FOPDT	Kp	τ p	Θ	$t_{63\%}$
G 1.1	0,00657	46,5	7,5	54
G 1.2	-0,00824	48	2	50
G 2.1	-0,00310	54	14	68
G 2.2	0,00438	33,9	-9	33

- Perhitungan *Sampling Time* (T)

$$T_{rs} = \text{Max} (0.1\tau_{rs}, 0.5\theta_{rs}), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S)$$

$$T = \text{Min}(T_{rs})$$

$$T_{1.1} = 0,1 \times 46,5 = 4,65 \text{ [max]}$$

$$= 0,5 \times 7,5 = 3,75$$

$$T_{1.2} = 0,1 \times 48 = 4,8 \text{ [max]}$$

$$= 0,5 \times 2 = 1$$

$$T_{2.1} = 0,1 \times 54 = 5,4$$

$$= 0,5 \times 14 = 7 \text{ [max]}$$

$$T_{2.2} = 0,1 \times 33 = 3,3 \text{ [max]}$$

$$= 0,5 \times 0 = 0$$

Maka T = 3,3 minute

- Perhitungan *Prediction Horizon* (P)

$$P = \text{Max} \left(\frac{5\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right)$$

$$\text{dengan } k_{rs} = \left(\frac{\theta_{rs}}{T} + 1 \right), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S)$$

$$k_{11} = \left(\frac{7.5}{3,3} + 1 \right) = 3,27 \text{ maka } P = \left(\frac{5 \times 46.5}{3,3} + 3,27 \right) = 73,73$$

$$k_{12} = \left(\frac{2}{3,3} + 1 \right) = 1,61 \text{ maka } P = \left(\frac{5 \times 48}{3,3} + 1,61 \right) = 74,73$$

$$k_{21} = \left(\frac{14}{3,3} + 1 \right) = 5,24 \text{ maka } P = \left(\frac{5 \times 54}{3,3} + 5,24 \right) = 87,06 \text{ [max]}$$

$$k_{22} = \left(\frac{0}{3,3} + 1 \right) = 1 \text{ maka } P = \left(\frac{5 \times 33}{3,45} + 1 \right) = 51,00$$

Diperoleh P = 87,06

- Perhitungan *Control Horizon* (M)

$$M = \text{Max} \left(\frac{\tau_{rs}}{T} + k_{rs} \right), \quad (r = 1,2, \dots, R; s = 1,2, \dots, S)$$

$$k_{11} = \left(\frac{7.5}{3,3} + 1 \right) = 3.27 \text{ maka } M = \left(\frac{46.5}{3,3} + 3.27 \right) = 17,36$$

$$k_{12} = \left(\frac{2}{3,3} + 1 \right) = 1,61 \text{ maka } M = \left(\frac{48}{3,3} + 1,61 \right) = 16,15$$

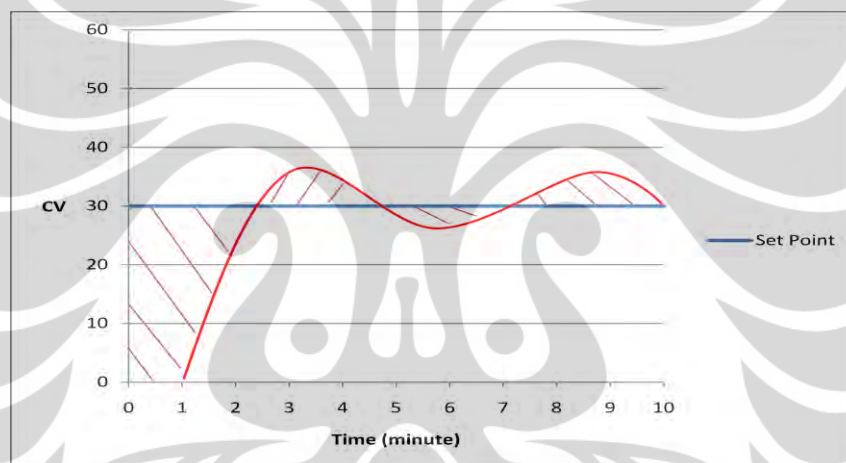
$$k_{21} = \left(\frac{14}{3,3} + 1 \right) = 5.24 \text{ maka } M = \left(\frac{54}{3,3} + 5.24 \right) = 21,61 [\text{max}]$$

$$k_{22} = \left(\frac{0}{3,3} + 1 \right) = 1 \text{ maka } M = \left(\frac{33}{3,45} + 1 \right) = 11$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan yang sama untuk semua model.

- **Perhitungan *Integral Absolut Error (IAE)***

Dari hasil penelitian akan diperoleh grafik respon CV seperti di bawah :



Gambar A.3. Grafik respon CV dengan IAE

Nilai IAE merupakan selisih antara nilai *Controlled Variable (CV)* atau *Process Variable (PV)* dengan nilai Set Pointnya (SP).

Prinsip formula perhitungan IAE adalah:

$$IAE = \int |SP(t) - CV(t)| dt$$

Nilai IAE pada grafik pada grafik dihitung menggunakan metode integrasi numerik :

- **Metode Trapesium**

$$I = (b - a) \frac{f(x_0) + f(x_1)}{2}$$

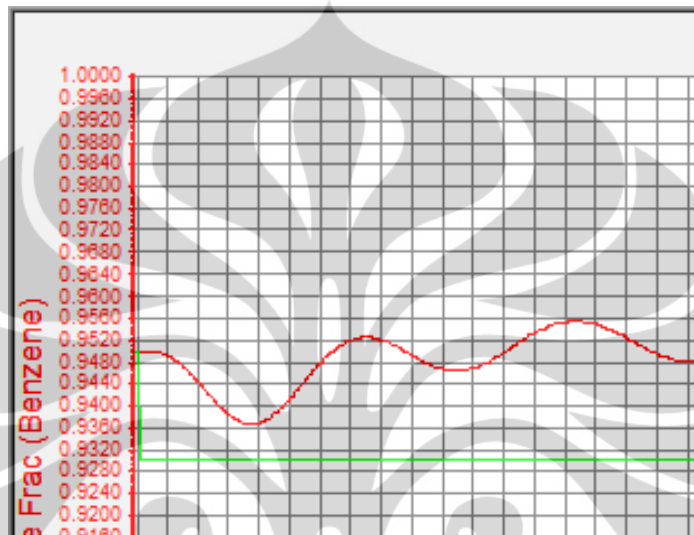
- Metode 1/3 Simpson

$$I = (b-a) \frac{f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2)}{6}$$

- Metode 3/8 Simpson

$$I = (b-a) \frac{f(x_0) + 3f(x_1) + 3f(x_2) + f(x_3)}{8}$$

Contoh :



Dari grafik diperoleh koordinat x dan y untuk 7 titik

Dengan garis hijau adalah set point dan garis merah adalah CV/ PV

x	PV	SP	[PV-SP]
0	0,9500	0,9300	0,0200
1	0,9500	0,9300	0,0200
2	0,9440	0,9300	0,0140
3	0,9380	0,9300	0,0080
4	0,9365	0,9300	0,0065
5	0,9410	0,9300	0,0110
6	0,9480	0,9300	0,0180

- Metode Trapesium untuk $x = 0$ sd $x = 1$

$$I = (b-a) \frac{f(x_0) + f(x_1)}{2}$$

$$I = (1-0) \frac{0,0200 + 0,0200}{2}$$

$$I = 0,01$$

- Metode 1/3 Simpson untuk $x = 1$ sd $x = 3$

$$I = (b-a) \frac{f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2)}{6}$$

$$I = (3-1) \frac{0,0200 + 4*0,0140 + 0,0080}{6}$$

$$I = 0,022$$

- Metode 3/8 Simpson untuk $x = 3$ sd $x = 6$

$$I = (b-a) \frac{f(x_0) + 3f(x_1) + 3f(x_2) + f(x_3)}{8}$$

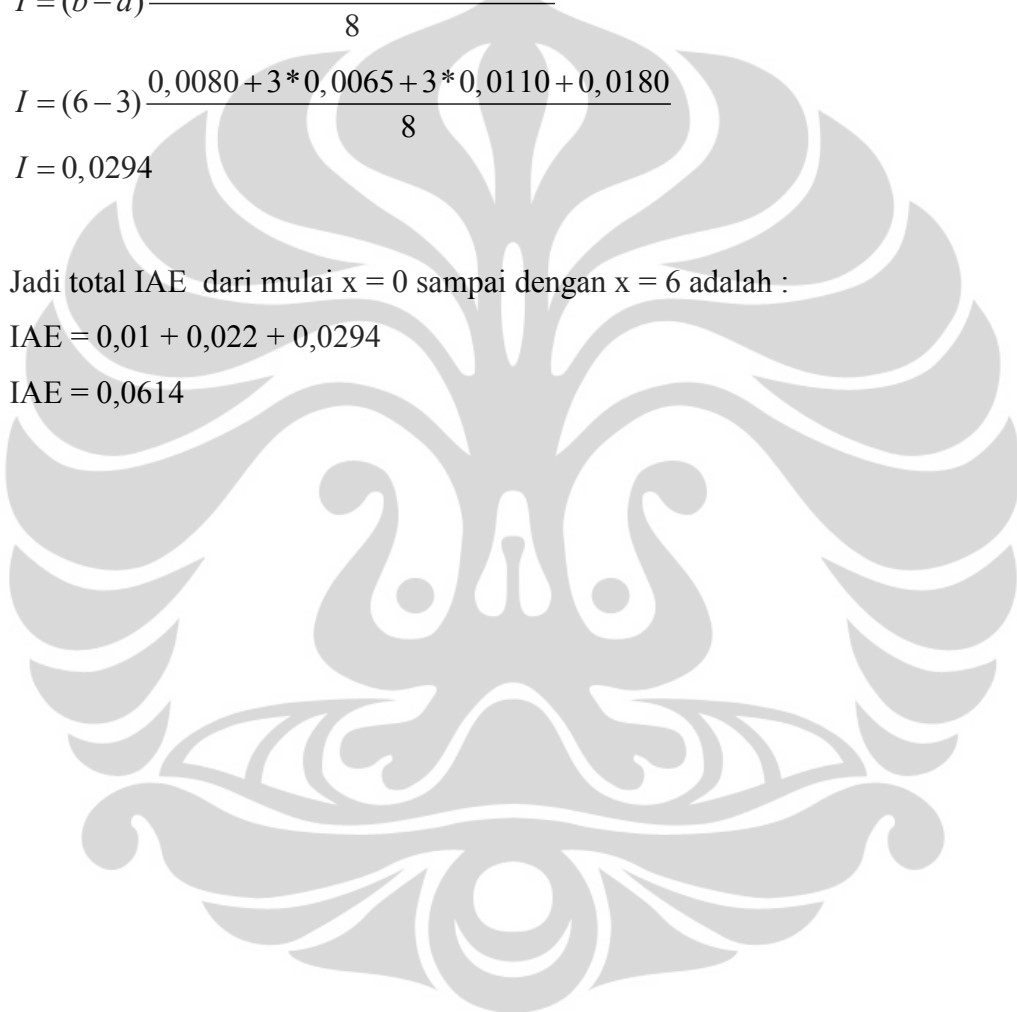
$$I = (6-3) \frac{0,0080 + 3*0,0065 + 3*0,0110 + 0,0180}{8}$$

$$I = 0,0294$$

Jadi total IAE dari mulai $x = 0$ sampai dengan $x = 6$ adalah :

$$IAE = 0,01 + 0,022 + 0,0294$$

$$IAE = 0,0614$$



Lampiran 2. Hasil Perhitungan Parameter *Tuning* Pengendali MPC Metode *Non Adaptif* DMC

Type Model	FOPDT	Kp	τ_p	Θ	0.1 *t	0.5 *tho	Trs	T	krs	Prs	P	Mrs	M
Model testing default	G 1.1	0,00657	46,5	7,5	4,65	3,75	4,65	3,3	3,27	73,73	87,06	17,36	21,61
	G 1.2	-0,00824	48	2	4,8	1	4,8		1,61	74,33		16,15	
	G 2.1	-0,00310	54	14	5,4	7	7		5,24	87,06		21,61	
	G 2.2	0,00438	33	0	3,3	0	3,3		1,00	51,00		11,00	
Model 1	G 1.1	0,01703	36	6	3,6	3	3,6	1,3	5,62	144,08	201,00	32,54	44,08
	G 1.2	-0,00541	51	5	5,1	2,5	5,1		4,85	201,00		44,08	
	G 2.1	-0,00610	34,5	13,5	3,45	6,75	6,75		11,38	144,08		37,92	
	G 2.2	0,00628	13	0	1,3	0	1,3		1,00	51,00		11,00	
Model 2	G 1.1	-	-	-	-	-	-						
	G 1.2	-	-	-	-	-	-						
	G 2.1	-0,00487	30	14	3	7	7						
	G 2.2	0,00405	10	0	1	0	1						
Model 3	G 1.1	0,00576	28,5	7,5	2,85	3,75	3,75	1,2	7,25	126,00	217,67	31,00	47,67
	G 1.2	-0,00613	51	5	5,1	2,5	5,1		5,17	217,67		47,67	
	G 2.1	-0,00586	28,5	18,5	2,85	9,25	9,25		16,42	135,17		40,17	
	G 2.2	0,00411	12	0	1,2	0	1,2		1,00	51,00		11,00	
Model 4	G 1.1	-	-	-	-	-	-						
	G 1.2	-	-	-	-	-	-						
	G 2.1	-0,00468	30	12	3	6	6						
	G 2.2	0,00264	12	0	1,2	0	1,2						

Model 5	G 1.1	0,00470	27	5	2,7	2,5	2,7	1,6	4,13	88,50	144,75	21,00	34,75
	G 1.2	-0,00823	45	5	4,5	2,5	4,5		4,13	144,75		32,25	
	G 2.1	-0,00489	40,5	13,5	4,05	6,75	6,75		9,44	136,00		34,75	
	G 2.2	0,00282	16	0	1,6	0	1,6		1,00	51,00		11,00	
Model 6	G 1.1	-	-	-	-	-	-						
	G 1.2	-	-	-	-	-	-						
	G 2.1	-0,00392	34,5	13,5	3,45	6,75	6,75						
	G 2.2	0,00185	12	2	1,2	1	1,2						
Model 7	G 1.1	0,00568	45	5	4,5	2,5	4,5	3	2,67	77,67	104,67	17,67	24,67
	G 1.2	-0,00890	49,5	0,5	4,95	0,25	4,95		1,17	83,67		17,67	
	G 2.1	-0,00318	60	11	6	5,5	6		4,67	104,67		24,67	
	G 2.2	0,00410	30	0	3	0	3		1,00	51,00		11,00	
Model 8	G 1.1	0,00430	33	4	3,3	2	3,3	2,8	2,43	61,36	114,21	14,21	26,36
	G 1.2	-0,00995	49,5	2,5	4,95	1,25	4,95		1,89	90,29		19,57	
	G 2.1	-0,00329	61,5	9,5	6,15	4,75	6,15		4,39	114,21		26,36	
	G 2.2	0,00358	28	0	2,8	0	2,8		1,00	51,00		11,00	
Model 9	G 1.1	0,00277	22,5	5,5	2,25	2,75	2,75	2,4	3,29	50,17	116,83	12,67	29,33
	G 1.2	-0,00983	33	6	3,3	3	3,3		3,50	72,25		17,25	
	G 2.1	-0,00330	52,5	15,5	5,25	7,75	7,75		7,46	116,83		29,33	
	G 2.2	0,00278	24	0	2,4	0	2,4		1,00	51,00		11,00	

Lampiran 3. Contoh Hasil Perhitungan IAE Model *Default*❖ *Destilte*

x	y	SP	PV	[PV-SP]	b-a	Z	IAE
0	200	0,93	0,95	0,02	6	0,0185	0,111
2	200	0,93	0,95	0,02			0
4	180	0,93	0,948	0,018			0
6	140	0,93	0,944	0,014	5	0,0055	0,0275
8	80	0,93	0,938	0,008			0
10	20	0,93	0,932	0,002			0
11	0	0,93	0,93	0	5	0,0015	0,0075
12	-20	0,93	0,928	0,002			0
14	-20	0,93	0,928	0,002			0
16	0	0,93	0,93	0	6	0,00675	0,0405
18	40	0,93	0,934	0,004			0
20	100	0,93	0,94	0,01			0
22	120	0,93	0,942	0,012	6	0,0125	0,075
24	140	0,93	0,944	0,014			0
26	120	0,93	0,942	0,012			0
28	100	0,93	0,94	0,01	6	0,00525	0,0315
30	60	0,93	0,936	0,006			0
32	40	0,93	0,934	0,004			0
34	20	0,93	0,932	0,002	6	0,002375	0,01425
36	20	0,93	0,932	0,002			0
38	20	0,93	0,932	0,002			0
40	50	0,93	0,935	0,005	6	0,00825	0,0495
42	80	0,93	0,938	0,008			0
44	90	0,93	0,939	0,009			0
46	100	0,93	0,94	0,01	2	0,0095	0,019
48	90	0,93	0,939	0,009			0
0	100	0,95	0,94	0,01	6	0,009875	0,05925
2	90	0,95	0,939	0,011			0
4	100	0,95	0,94	0,01			0
6	140	0,95	0,944	0,006	3	0,002333	0,007
8	180	0,95	0,948	0,002			0
9	200	0,95	0,95	1.11E-16	5	0,00275	0,01375
10	220	0,95	0,952	0,002			0
12	240	0,95	0,954	0,004			0
14	240	0,95	0,954	0,004	4	0,002	0,008
16	220	0,95	0,952	0,002			0
18	200	0,95	0,95	1.11E-16	6	0,003	0,018
20	180	0,95	0,948	0,002			0
22	160	0,95	0,946	0,004			0

24	140	0,95	0,944	0,006	6	0,00475	0,0285
26	140	0,95	0,944	0,006			0
28	160	0,95	0,946	0,004			0
30	180	0,95	0,948	0,002	2	0,001	0,002
32	200	0,95	0,95	1.11E-16	6	0,00125	0,0075
34	210	0,95	0,951	0,001			0
36	220	0,95	0,952	0,002			0
38	210	0,95	0,951	0,001	2	0,0005	0,001
40	200	0,95	0,95	1.11E-16	6	0,001875	0,01125
42	180	0,95	0,948	0,002			0
44	180	0,95	0,948	0,002			0
46	170	0,95	0,947	0,003	2	0,003	0,006
48	170	0,95	0,947	0,003			0
sum							0,538

❖ *Bottom*

x	y	SP	PV	[PV-SP]	b-a	Z	IAE
0	300	0,87	0,9	0,03	6	0,02725	0,1635
2	300	0,87	0,9	0,03			0
4	260	0,87	0,896	0,026			0
6	200	0,87	0,89	0,02	6	0,01225	0,0735
8	140	0,87	0,884	0,014			0
10	100	0,87	0,88	0,01			0
12	60	0,87	0,876	0,006	6	0,0085	0,051
14	60	0,87	0,876	0,006			0
16	100	0,87	0,88	0,01			0
18	140	0,87	0,884	0,014	6	0,01875	0,1125
20	180	0,87	0,888	0,018			0
22	200	0,87	0,89	0,02			0
24	220	0,87	0,892	0,022	6	0,021688	0,130125
26	225	0,87	0,8925	0,0225			0
28	220	0,87	0,892	0,022			0
30	180	0,87	0,888	0,018	6	0,015	0,09
32	160	0,87	0,886	0,016			0
34	140	0,87	0,884	0,014			0
36	120	0,87	0,882	0,012	6	0,012063	0,072375
38	115	0,87	0,8815	0,0115			0
40	120	0,87	0,882	0,012			0
42	140	0,87	0,884	0,014	6	0,016375	0,09825
44	160	0,87	0,886	0,016			0
46	170	0,87	0,887	0,017			0
48	180	0,87	0,888	0,018			0

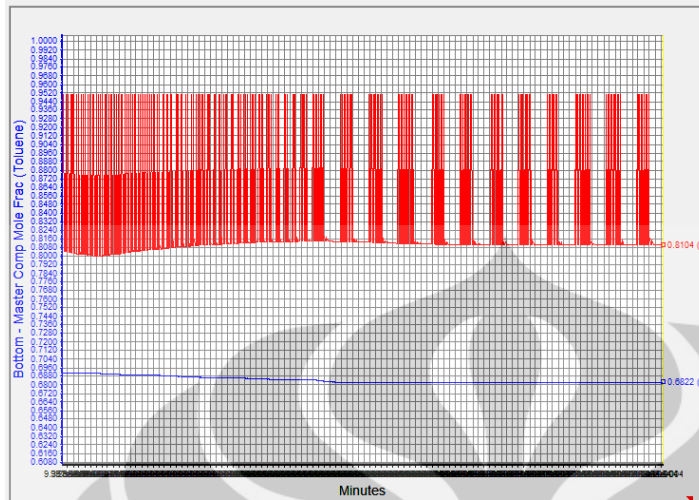
0	180	0,9	0,888	0,012	6	0,0085	0,051
2	180	0,9	0,888	0,012			0
4	240	0,9	0,894	0,006			0
6	280	0,9	0,898	0,002	1	0,001	0,001
7	300	0,9	0,9	0	5	0,003	0,015
8	320	0,9	0,902	0,002			0
10	340	0,9	0,904	0,004			0
12	360	0,9	0,906	0,006	5	0,003	0,015
14	340	0,9	0,904	0,004			0
16	320	0,9	0,902	0,002			0
17	300	0,9	0,9	0	5	0,003	0,015
18	280	0,9	0,898	0,002			0
20	260	0,9	0,896	0,004			0
22	240	0,9	0,894	0,006	6	0,0065	0,039
24	220	0,9	0,892	0,008			0
26	240	0,9	0,894	0,006			0
28	260	0,9	0,896	0,004	4	0,002	0,008
30	280	0,9	0,898	0,002			0
32	300	0,9	0,9	0	6	0,001862	0,011175
34	320	0,9	0,902	0,002			0
36	323	0,9	0,9023	0,0023			0
38	320	0,9	0,902	0,002	2	0,001	0,002
40	300	0,9	0,9	0	6	0,002563	0,015375
42	280	0,9	0,898	0,002			0
44	265	0,9	0,8965	0,0035			0
46	260	0,9	0,896	0,004	2	0,0041	0,0082
48	258	0,9	0,8958	0,0042			0
					sum		0,972

Lampiran 4. Rangkuman Hasil Perhitungan IAE

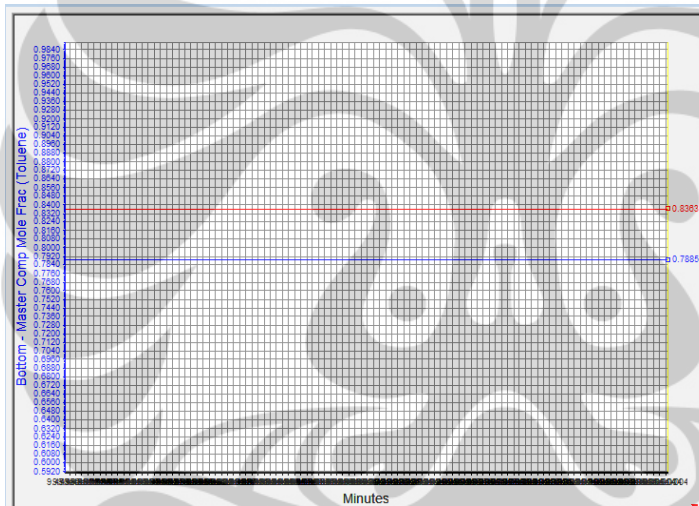
Jenis Pengendali	IAE		
	Destilate	Bottom	Total
PI	0,0686	0,0285	0,0971
MPC single Variabel	0,2042	0,1321	0,3362
MPC Model Default	0,5380	0,9720	1,5100
MPC Model 1 Dougherty	0,4363	0,5757	1,0121
MPC Model 3 Dougherty	1,1785	0,8523	2,0308
MPC Model 5 Dougherty	1,3313	1,5391	2,8703
MPC Model 7 Dougherty	0,6264	0,9815	1,6079
MPC Model 8 Dougherty	0,9823	0,9036	1,8859
MPC Model 9 Dougherty	1,3135	0,7618	2,0752
MPC Model Default trial error	0,2904	0,5846	0,8750
MPC Model 1 Trial Error	0,2607	0,3810	0,6417
MPC Model 7 Trial Error	0,5402	0,9572	1,4974
MPC Model 1 Trial Modifikasi	0,1340	-	0,1340
MPC Model 7 Trial Modifikasi	0,1784	0,4776	0,6560
MPC Model 7 Trial Modifikasi Skenario 3 dan 4	0,0958	0,1586	0,2544
PI Skenario 3 dan 4	0,0782	0,0118	0,0900

Lampiran 5. Kondisi Awal Sistem Pada Berbagai Bukaannya *Valve*

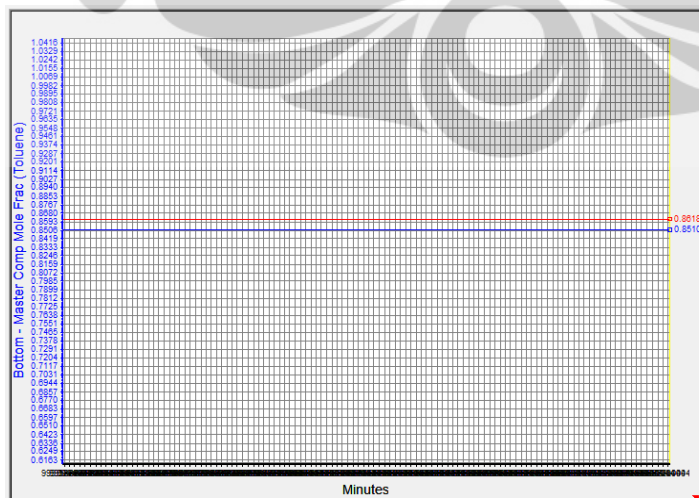
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 10 %



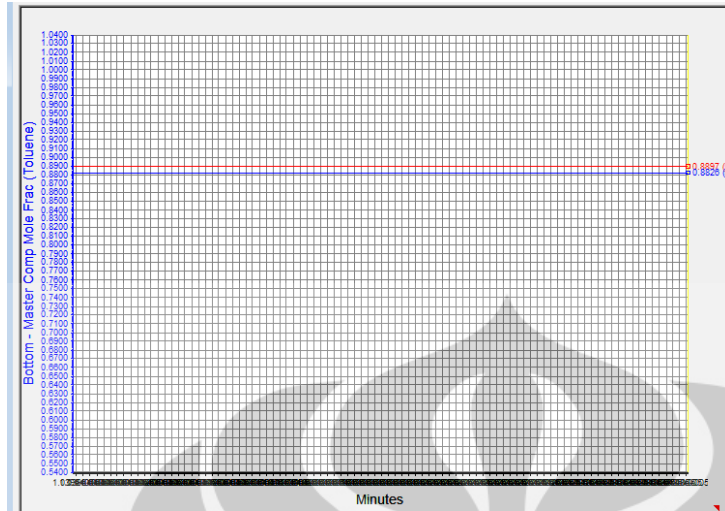
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 20 %



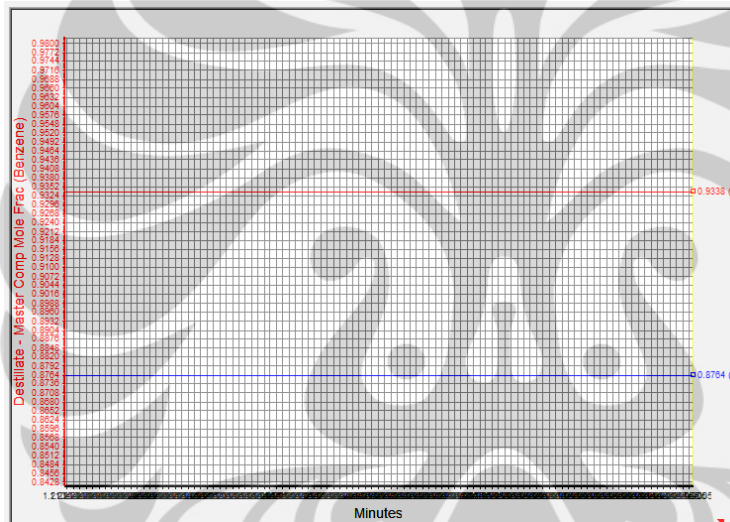
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 30 %



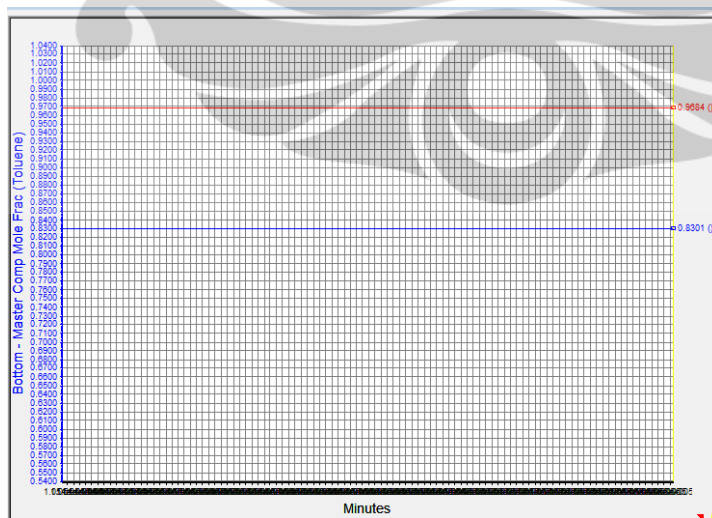
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 40 %



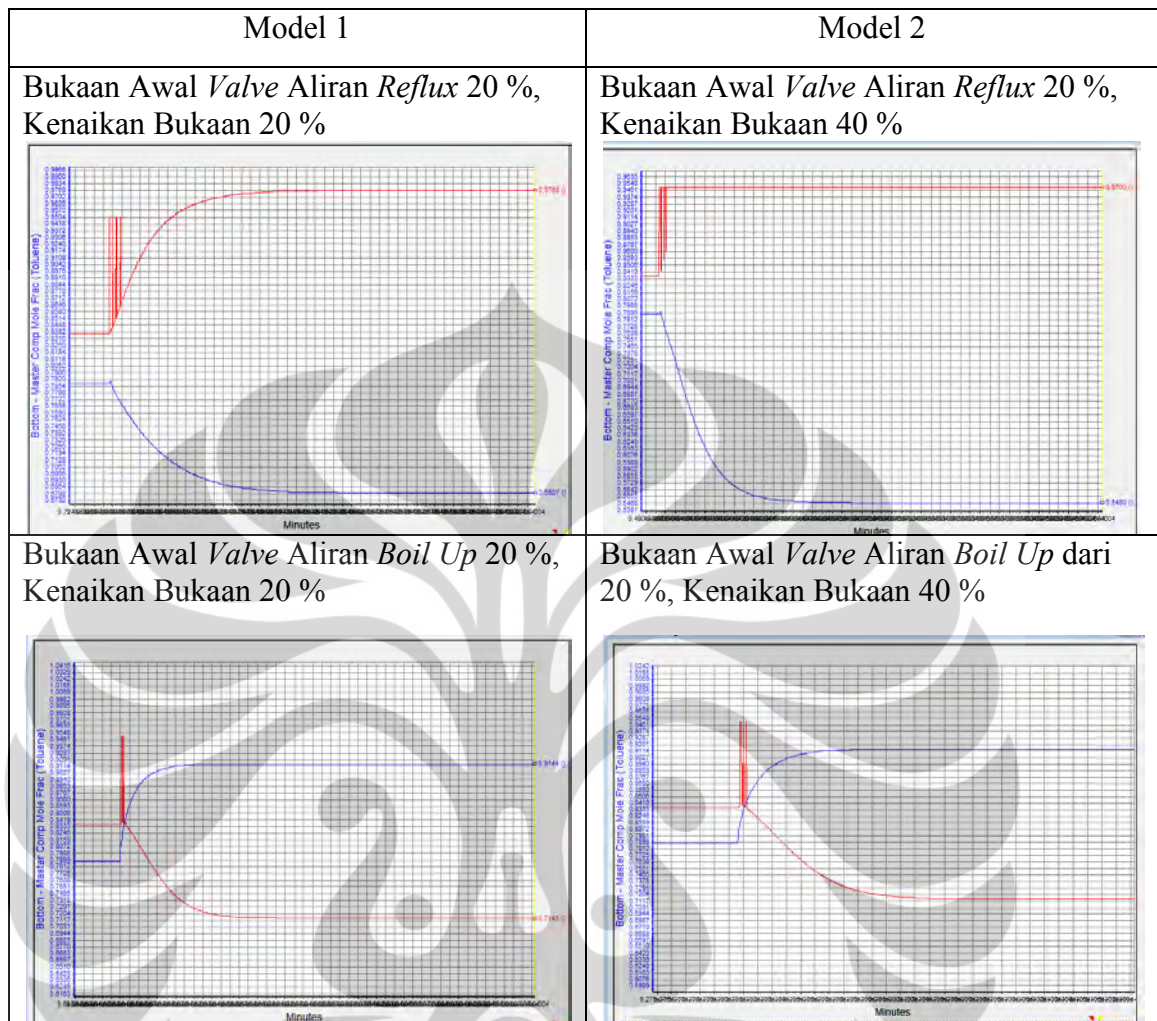
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 50 %



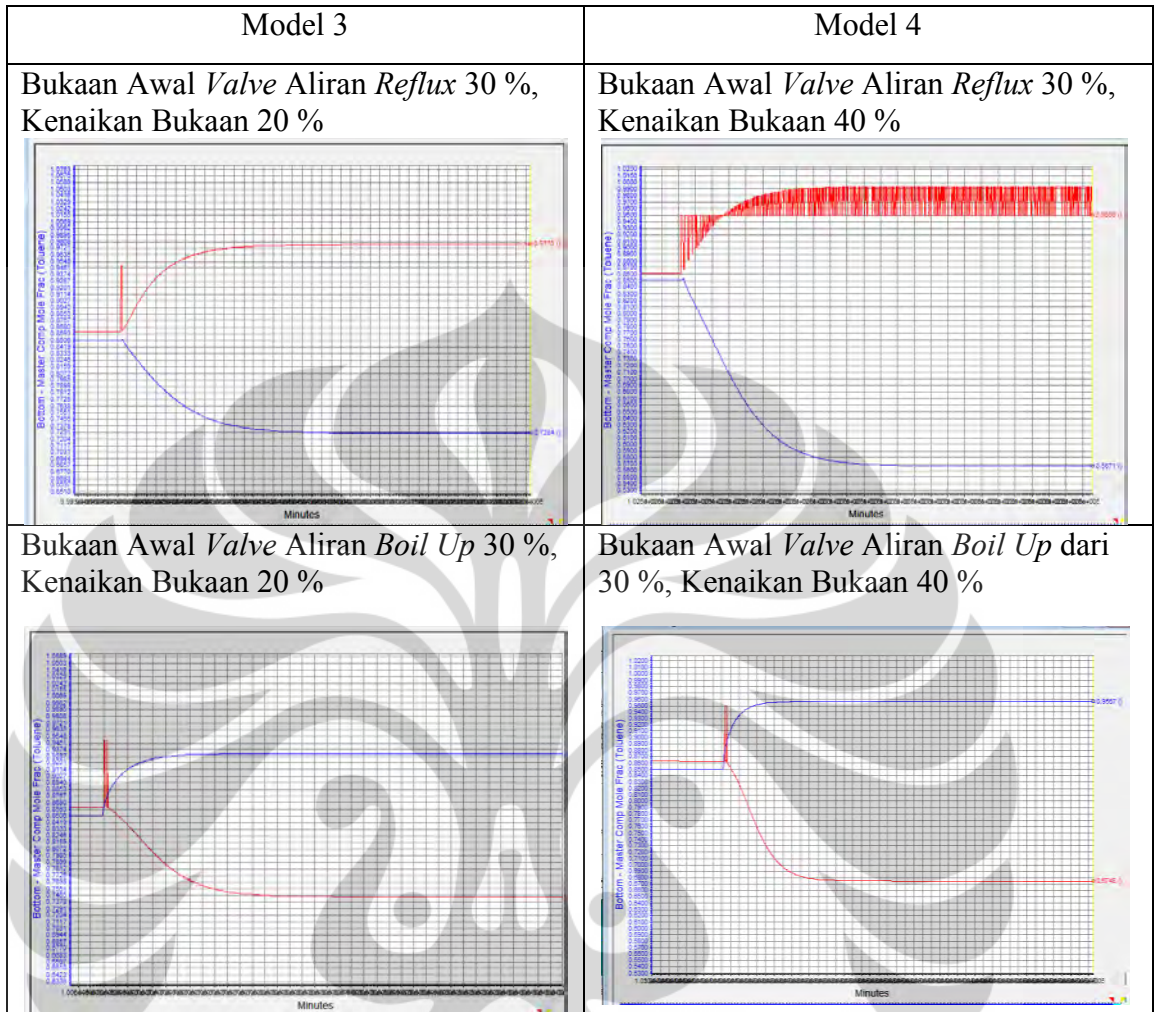
❖ Kondisi Awal Sistem Pada Bukaannya *Valve* 60 %



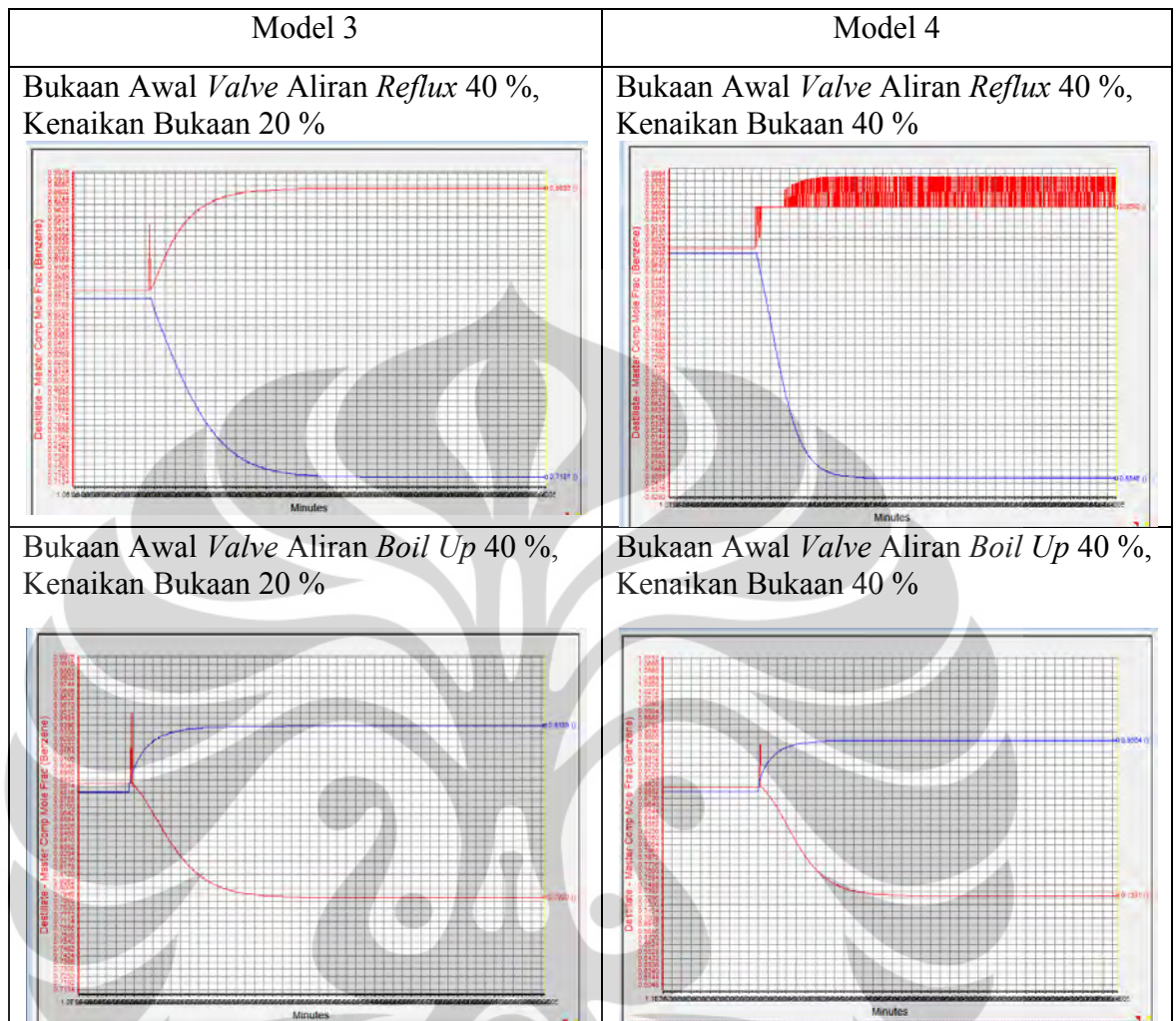
Lampiran 6. Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 1 dan Model 2



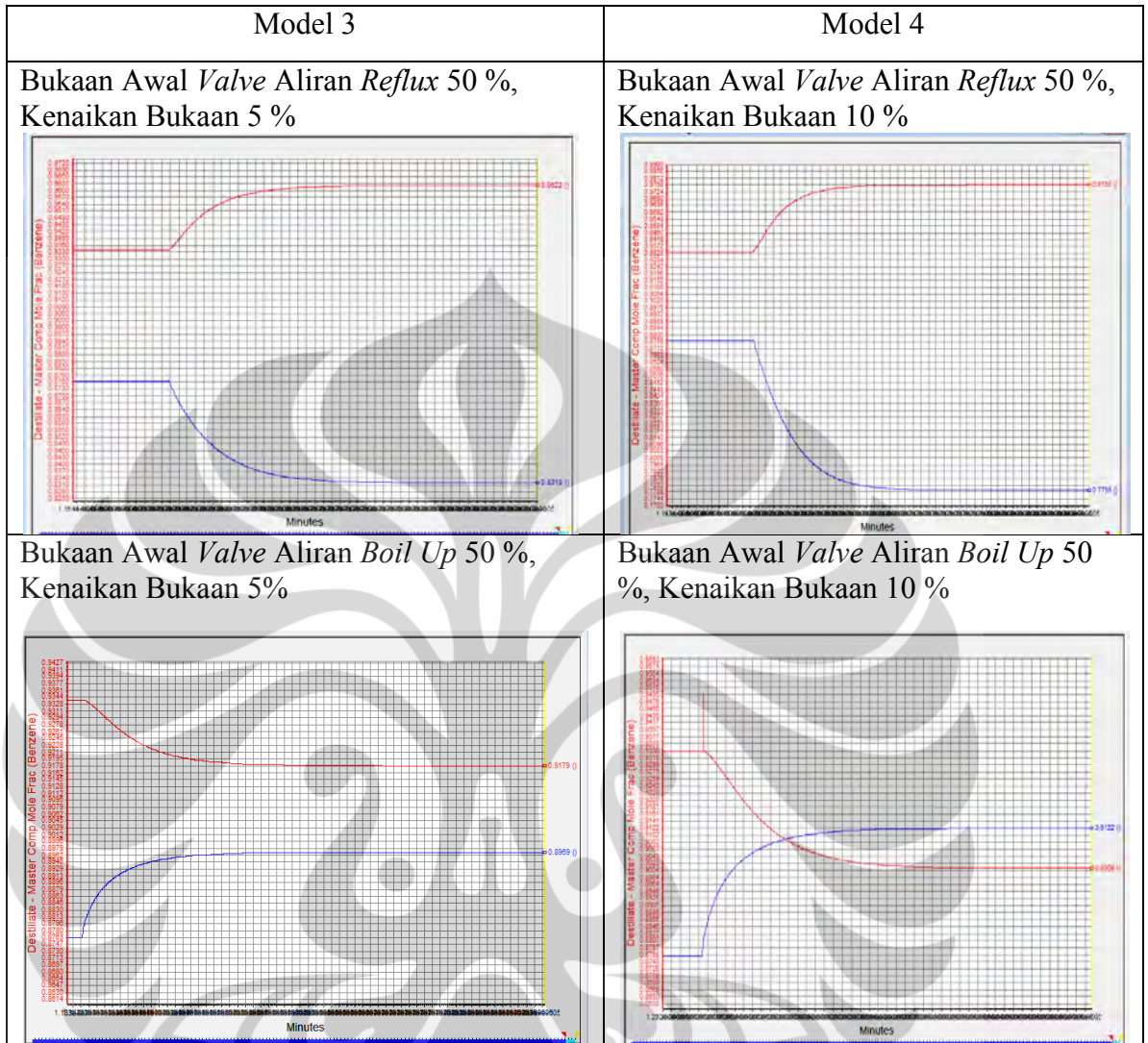
Lampiran 7. Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 3 dan Model 4



Lampiran 8. Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 5 dan Model 6



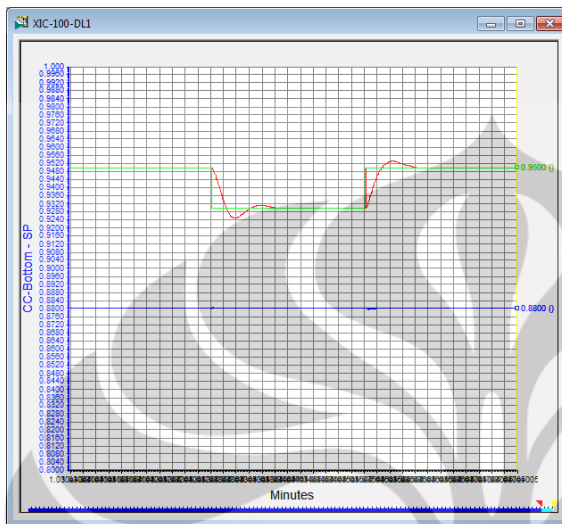
Lampiran 9. Grafik Respon CV (PRC) Untuk Model 7 dan Model 8



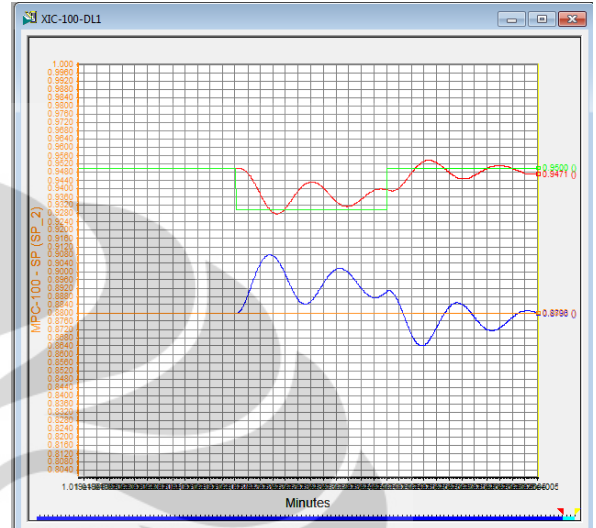
Lampiran 11. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model *Testing Default*

❖ Skenario 1

PI

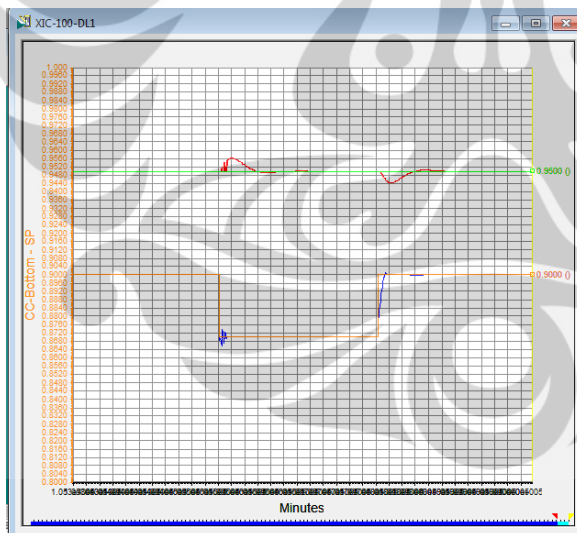


MPC

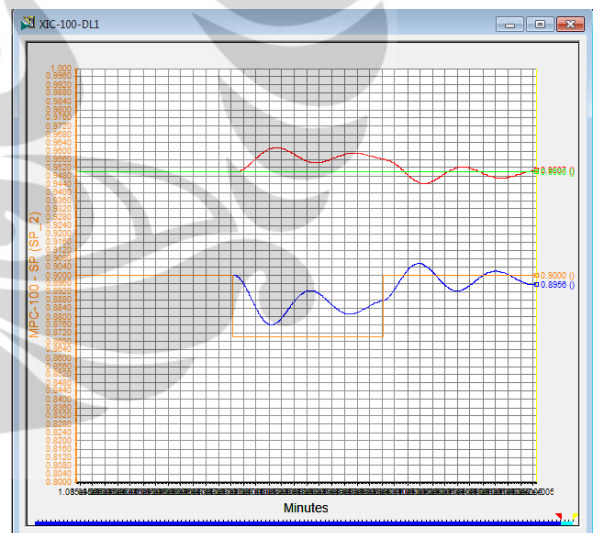


❖ Skenario 2

PI



MPC

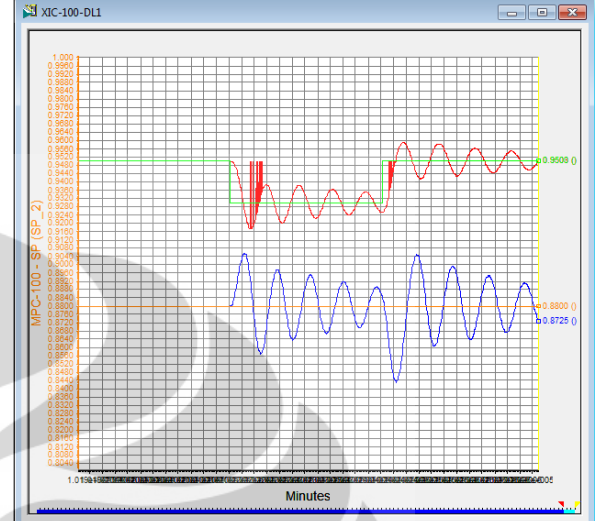
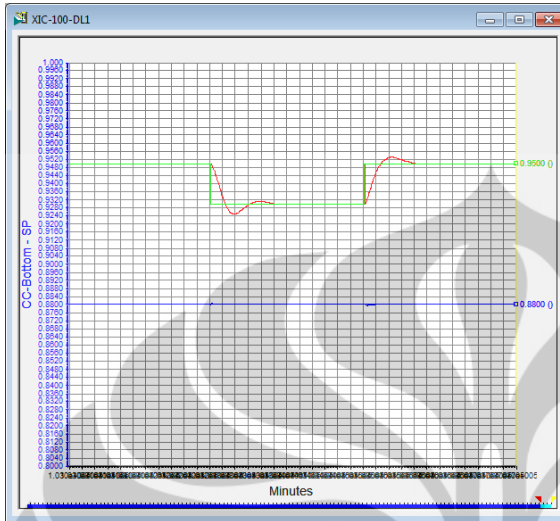


Lampiran 12. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 1

❖ Skenario 1

PI

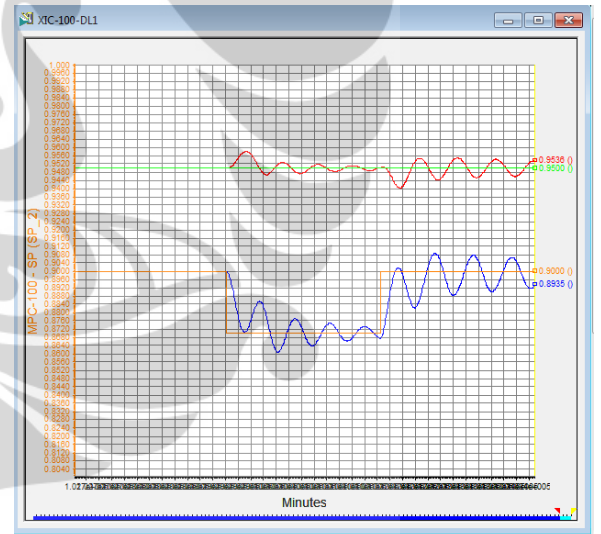
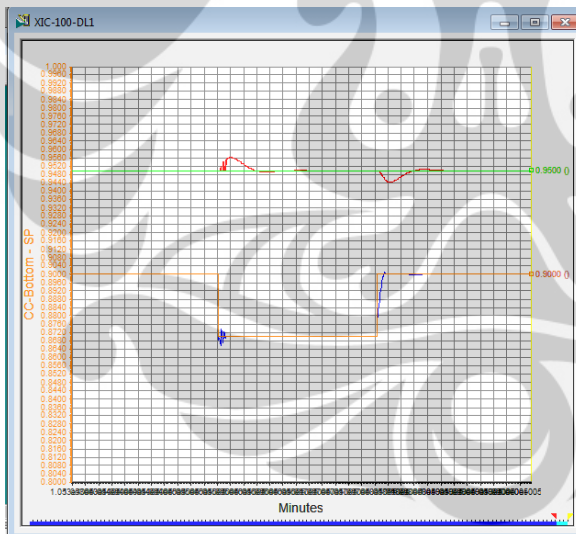
MPC



❖ Skenario 2

PI

MPC

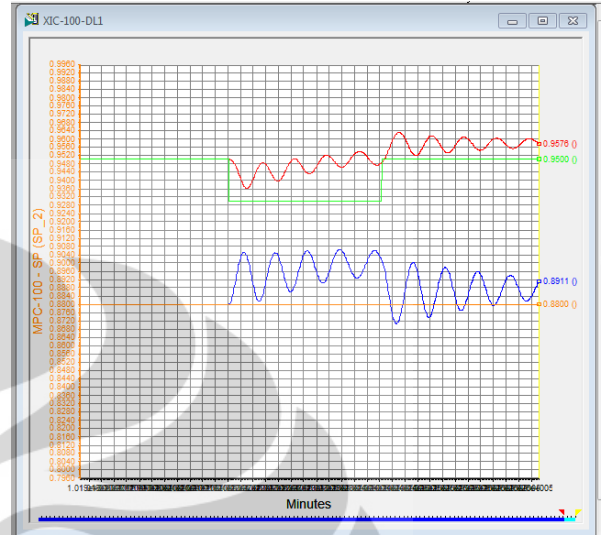
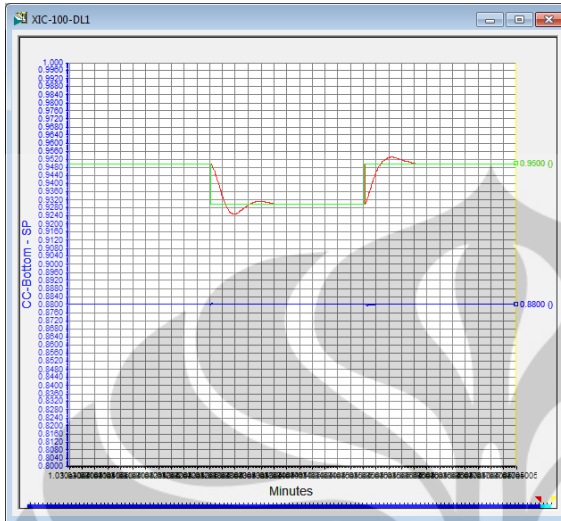


Lampiran 13. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 3

❖ Skenario 1

PI

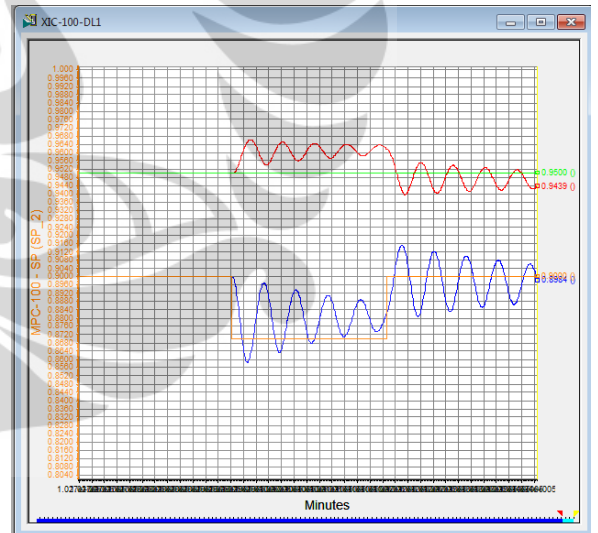
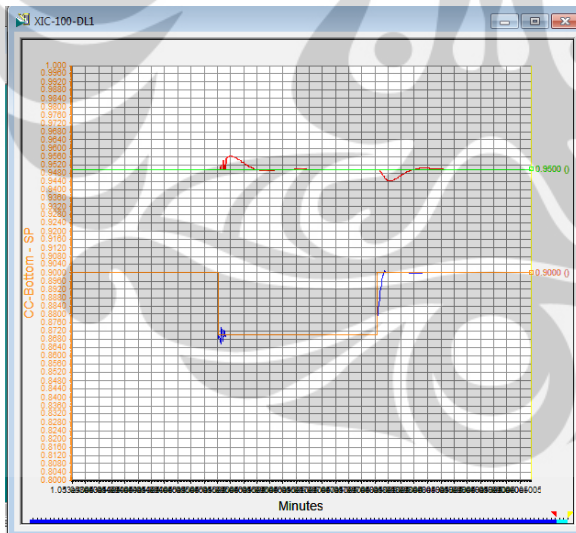
MPC



❖ Skenario 2

PI

MPC

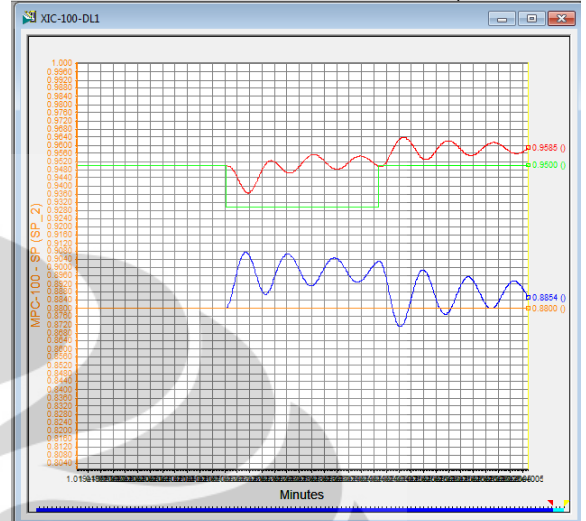
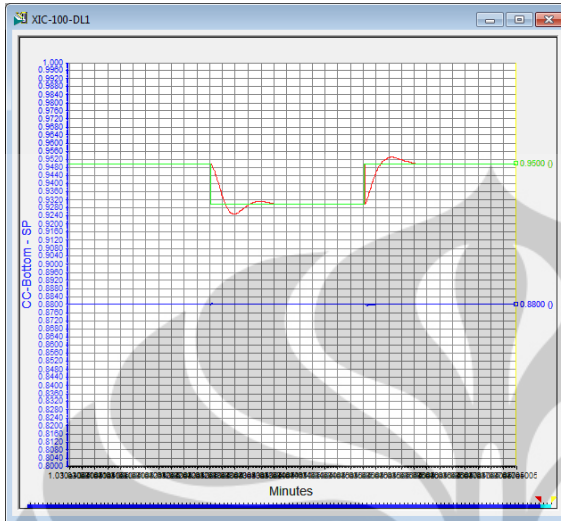


Lampiran 14. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 5

❖ Skenario 1

PI

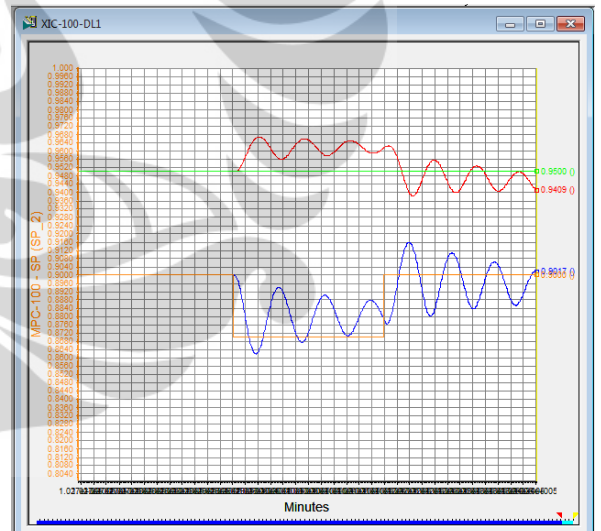
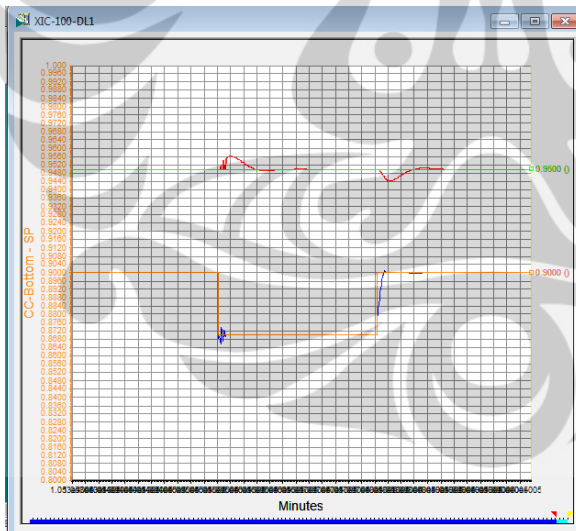
MPC



❖ Skenario 2

PI

MPC

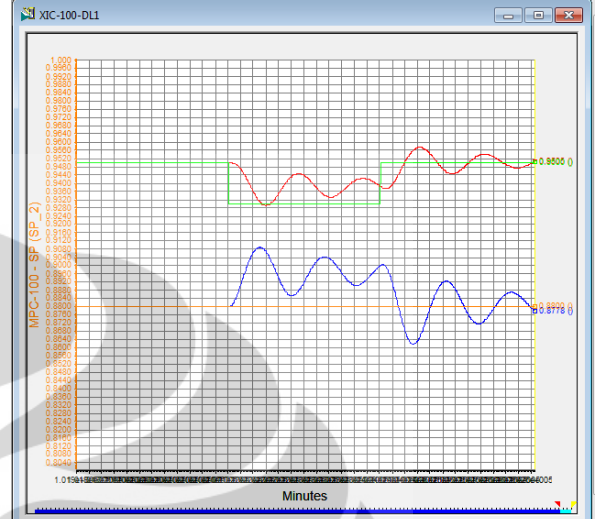
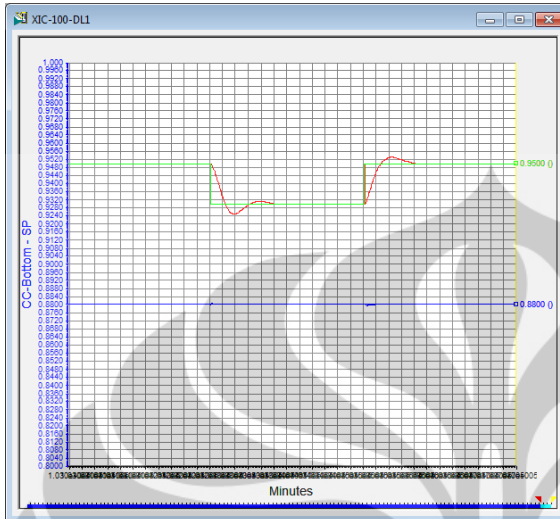


Lampiran 15. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 7

❖ Skenario 1

PI

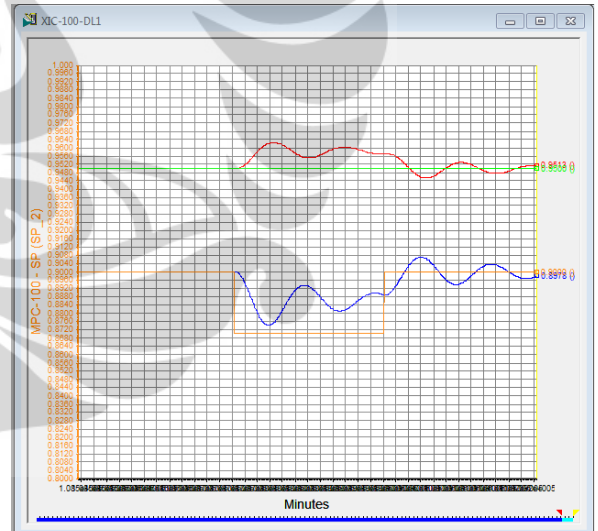
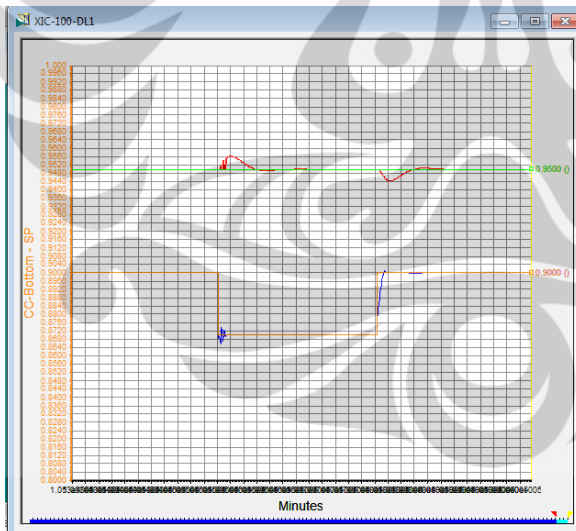
MPC



❖ Skenario 2

PI

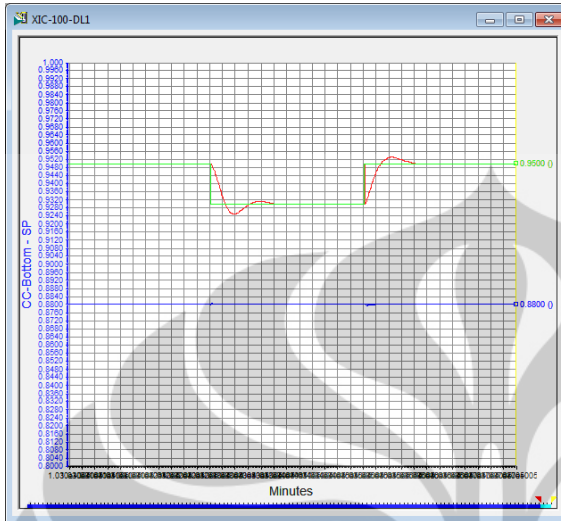
MPC



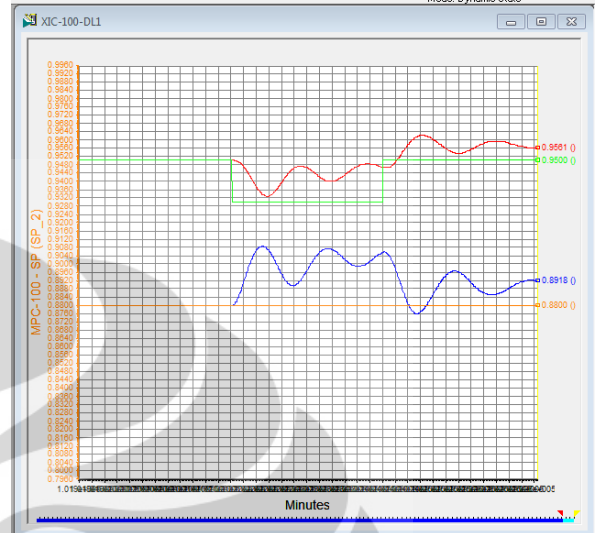
Lampiran 16. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 8

❖ Skenario 1

PI

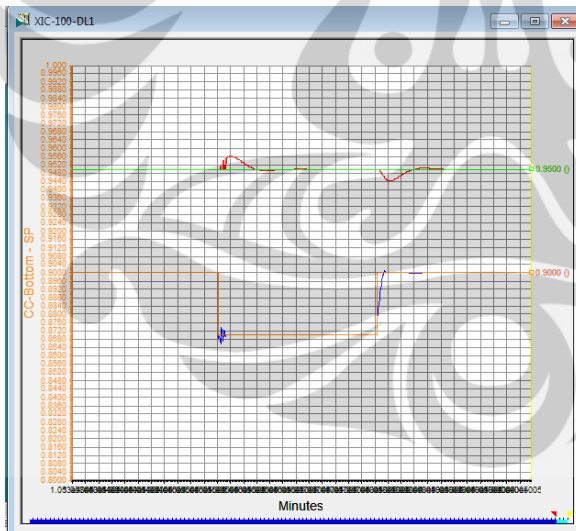


MPC

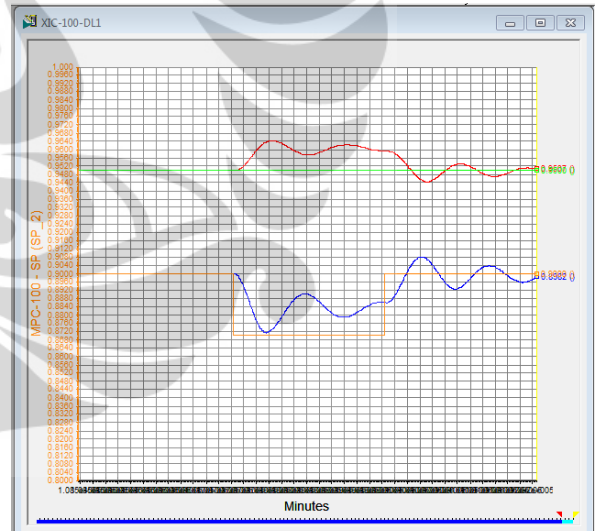


❖ Skenario 2

PI



MPC

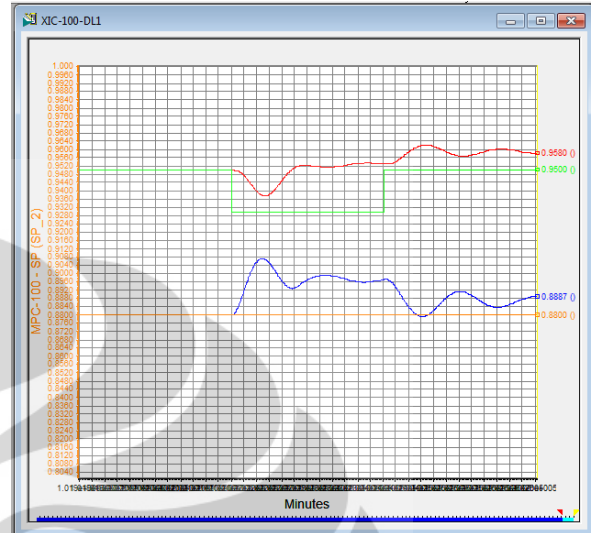
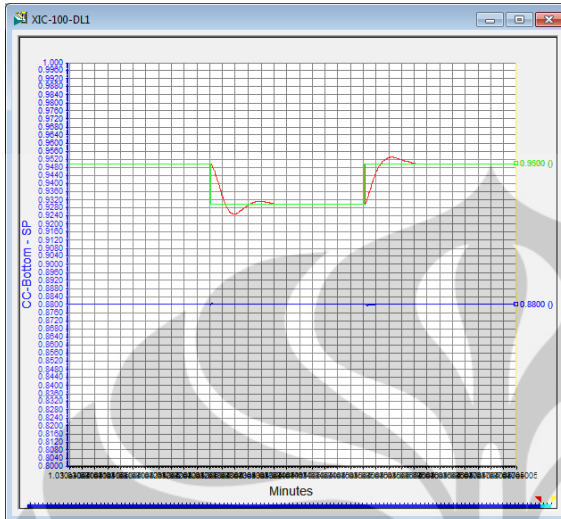


Lampiran 17. Perbandingan Kinerja Pengendali MPC dan PI pada Model 9

❖ Skenario 1

PI

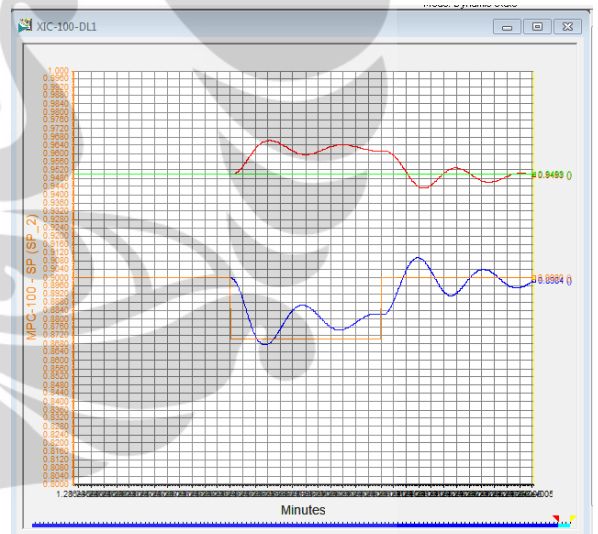
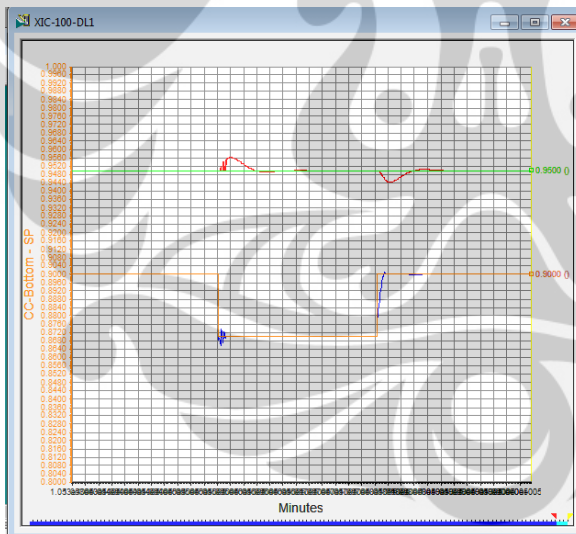
MPC



❖ Skenario 2

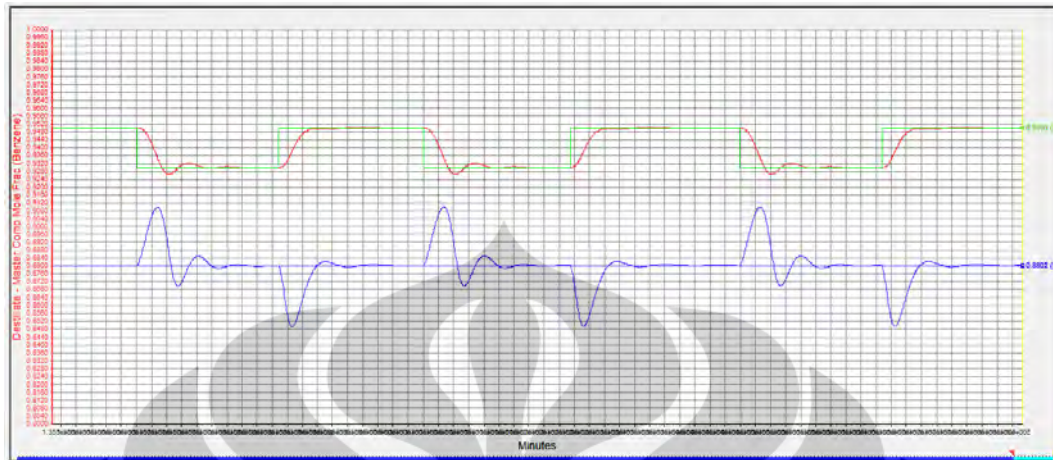
PI

MPC

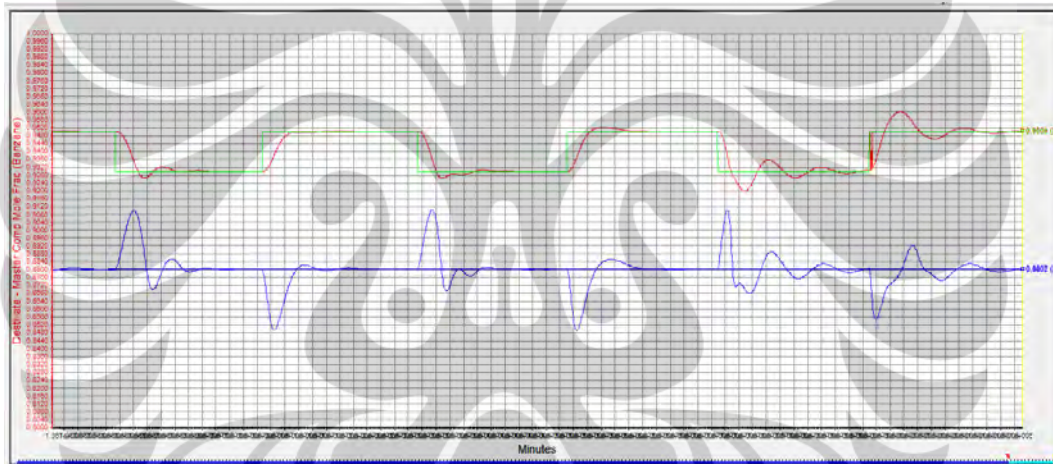


Lampiran 18. Pengaruh Parameter Pengendali MPC Terhadap Respon CV

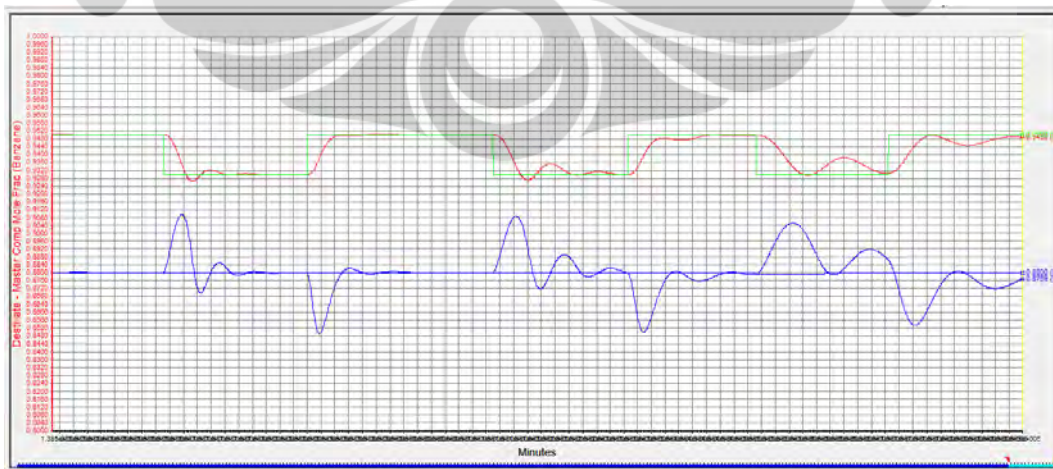
❖ *Reference Trajectory*, perubahan dari 1, 5 dan 10



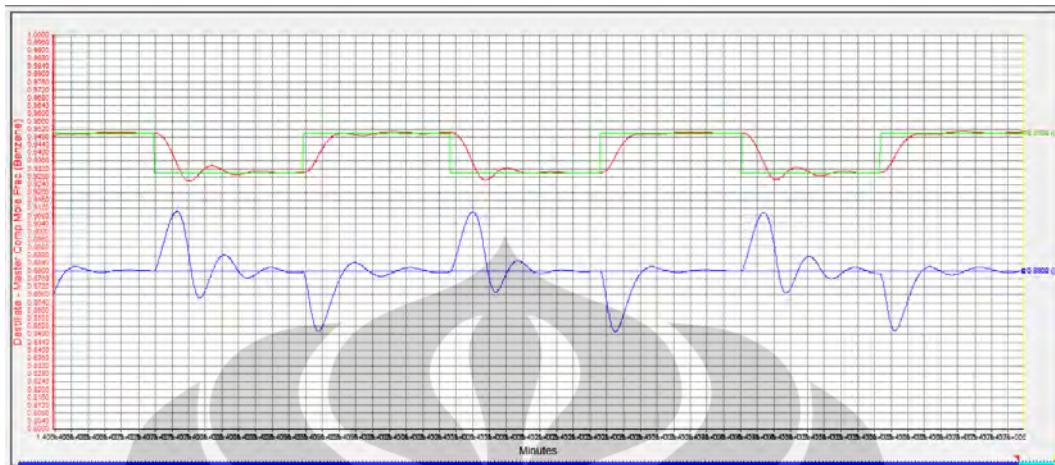
❖ Γ_U , perubahan dari 1, 0.8, dan 0.5



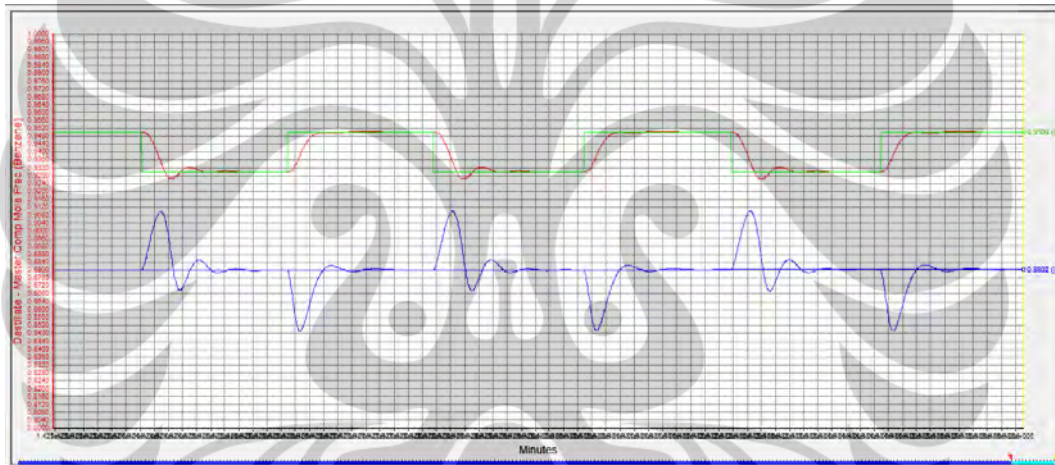
❖ Γ_Y , perubahan 1, 0.8 dan 0.5



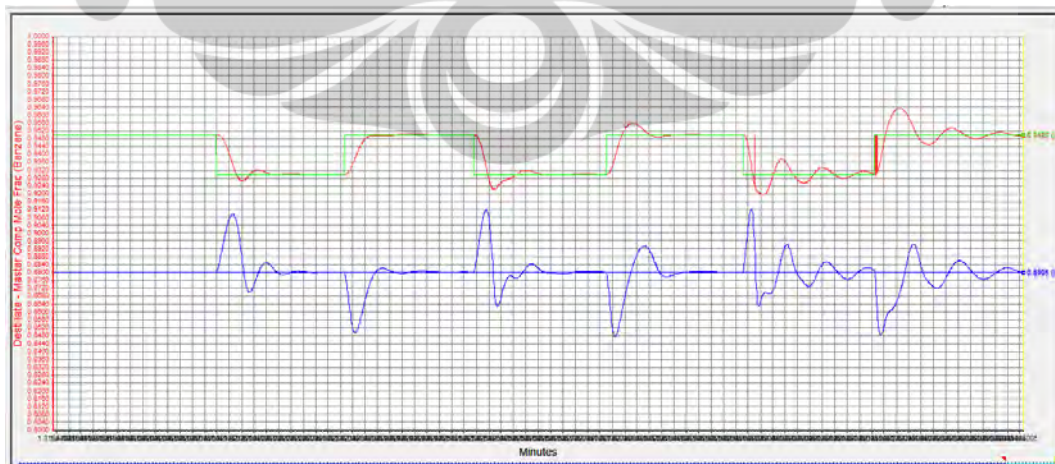
- ❖ *Step Respon Legth*, perubahan dari 100, 200 dan 400



- ❖ *Control Horizon (M)*, perubahan dari 2, 10 dan 30



- ❖ *Prediction Horrizon (P)*, perubahan dari 56, 70, 100



- ❖ *Sampling Time (T)*, perubahan dari 10 second, 1 menit dan 4 menit

