TUGAS AKHIR - TF 181801

PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROCESS

REYNER ERICKSON

NRP. 02311640000151

Dosen Pembimbing

Dr. Katherin Indriawati, S.T, M.T

Moh. Kamalul Wafi, S.T, M.Sc.DIC

Departemen Teknik Fisika

Fakultas Teknologi Industri Dan Rekayasa Sistem

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2020

Halaman ini sengaja dikosongkan

FINAL PROJECT - TF 181801

DISTRIBUTED KALMAN FILTER DESIGN USING DECENTRALIZED CONTROL ALGORITHM ON QUADRUPLE TANK PROCESS

REYNER ERICKSON

NRP. 02311640000151

Supervisors :
Dr. Katherin Indriawati, S.T, M.T
Moh. Kamalul Wafi, S.T, M.Sc.DIC

Department Of Engineering Physics
Faculty of Industrial Technology and System Engineering
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini.

Nama	: Reyner Erickson
NRP	: 02311640000151
Departemen / Prodi	: Teknik Fisika / S1 Teknik Fisika
Fakultas	: Fakultas Teknologi Industri & Rekayasa Sistem (FT-IRS)
Perguruan Tinggi	: Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "***PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROCESS***" adalah benar karya saya sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat pada Tugas Akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya-benarnya.

Surabaya, 13 Juni 2020

Yang membuat pernyataan,

Reyner Erickson

NRP. 02311640000151

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN
TUGAS AKHIR

PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROCESS

Oleh:

<u>Reyner Erickson</u>
NRP. 02311640000151

Surabaya,

Menyetujui,
Pembimbing I

<u>Dr. Katherin Indriawati, S.T., M.T.</u>
NIP. 19760523 200012 2 001

Menyetujui,
Pembimbing II

<u>Moh. Kamalul Wafi, S.T., MSc.DIC</u>

Mengetahui,
Kepala Departemen
Teknik Fisika FT-IRS - ITS

<u>Dr. Suyanto, S.T., M.T.</u>
NIP. 19711113 199512 1 002

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROCESS

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
pada
Progam Studi S-1 Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri & Rekayasa Sistem (FTIRS)
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

Reyner Erickson

NRP. 02311640000151

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

1. Dr. Katherin Indriawati, S.T., M.T. ………….. (Pembimbing I)
2. Moh. Kamalul Wafi, S.T., M.Sc.DIC ………….. (Pembimbing II)
3. Dr. Bambang Lelono W., S.T., M.T. ………….. (Ketua Penguji)
4. Ir. Wiratno Argo Asmoro, M.Sc. ………….. (Penguji I)

SURABAYA

2020

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROSES

Nama	**:**	**Reyner Erickson**
NRP	**:**	**02311640000151**
Departemen	**:**	**Teknik Fisika FTIRS - ITS**
Dosen Pembimbing	**:**	**Dr. Katherin Indriawati, S.T., M.T.**
		Moh. Kamalul Wafi, S.T., MSc.DIC

ABSTRAK

Permasalahan sistem kontrol adalah masalah dasar yang sering terjadi pada setiap industri, apalagi industri yang sudah memiliki sistem *MIMO* (*Multi Input Multi Output*). Pada penelitian kali ini dilakukan pengestimasian level air pada quadruple tank menggunakan kalman filter yang terdistribusi dengan pemodelan sistem kontrol *decentralize* PI dan satu PI kontroler saja. Quadruple tank merupakan plant yang sudah menggunakan sistem *MIMO* dimana inputnya adalah tegangan pada pompa (u) dan outpunya adalah tegangan dari alat pengukur level (y). Langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pemodelan quadruple tank, perancangan algoritma estimasi, dan pengujian performansi dari sistem yang sudah dibuat. Pada penilitian kali ini pun dibandingkan pula nilai estimasi dari sistem *decentralize* PI dengan satu kontroler PI saja yang mana nilai terbsar *Root Mean Square Error* dari sistem *decentralize* PI adalah 0,057184386 dan pada satu kontroler saja sebesar 0,048490695. Dari sini terlihat estimator dapat mengestimasi dengan benar, baik menggunakan sistem *decentralize* PI ataupun dengan satu kontroler PI saja. Namun dari nilai *RMSE* yang didapat, terlihat bahwa satu kontroler PI memiliki performansi yang lebih baik.

Kata Kunci: Quadruple tank, Decentralize PI, Kalman Filter, Distributed Kalman filter.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DISTRIBUTED KALMAN FILTER DESIGN USING DECENTRALIZED CONTROL ALGORITHM ON QUADRUPLE TANK PROCESS

Name	**:**	**Reyner Erickson**
NRP	**:**	**02311640000151**
Department	**:**	**Engineering Physics FTIRS - ITS**
Supervisors	**:**	**Dr. Katherin Indriawati, S.T, M.T**
		Moh. Kamalul Wafi, S.T, MSc.DIC

ABSTRACT

The control system problem is a basic problem that often occur in every industry, especially industries that already using MIMO system. In this study, water level estimation was done on quadruple tank using a distributed kalman filter by modeling a decentralize PI control system and just one PI controller. Quadruple tank is a plant that has used MIMO system where the input is the voltage to the pump (u) and the output is the voltage from level measurement device (y). The steps taken in this study are quadruple tank modelling, estimation algorithm design, and performance testing of the system that has been made. This study also compared the estimated value of decentralize PI system with just one controller PI system, where the largest value of RMSE of the decentralize PI system was 0.0057184386 and the other system was 0,048490695. From this value, it can be seen that the estimator can estimate correctly, either using decentralize PI system or one controller PI system. However, the RMSE value obtained shows that one PI controller has better performance.

Keywords: Quadruple tank, Decentralize PI, Kalman filter, distributed kalman filter

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Tuhan YME atas berkat dan hikmat kebijaksanaan yang telah diberikan serta keikutsertaan tangan Tuhan Yesus Kristus dalam pekerjaan ini sehingga dapat terselesaikan Tugas Akhir ini dengan judul "Perancangan Distribusi Kalman Filter pada Quadruple Tank".

Ucapan Terimakasih disampaikan kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan tugas akhir ini :

1. Kedua orang tua (Bapak Daulat Lumbanraja dan Ibu Delfi Hutagalung), Abang (Samuel Pirdion), dan adik (Bintang Totaully) serta segenap keluarga yang telah memberikan kasih sayang dan dukungan dalam bentuk apapun.
2. Ibu Dr. Katherin Indriawati, S.T., M.T. selaku pembimbing Tugas Akhir yang selalu memberikan bimbingan dalam pengerjaan tugas akhir ini dan bapak Moh. Kamalul Wafi S.T., M.T.
3. Bapak Dr. Suyanto, S.T.,M.T., selaku Ketua Departemen Teknik Fisika ITS
4. Bapak Ir. Harsono Hadi, M.T., Ph.D selaku dosen wali yang senantiasa memberikan bimbingan kepada penulis
5. Bapak dan Ibu dosen Teknik Fisika ITS yang telah memberikan ilmu selama kuliah.
6. Teman Seperjuangan yang telah mengerjakan Tugas Akhir bidang minat rekayasa instrumentasi.
7. Kepada Team Paok, Asoy Generation, serta No Choice yang membantu menghilangkan penat.
8. Teman-teman gamercamp yang senantiasa menerima kedatangan penulis yang kadang mengganggu.
9. Teman-teman dari departemen CHCOPCCPM United Tractor khususnya Bu Endang dan juga user dari penulis yaitu Bang Arif, Bang Raihan dan Bang Juniarto yang membuka sudut pandang baru tentang dunia pekerjaan.
10. Seluruh teman-teman Thalasinus Fortis yang berjuang bersama di jurusan Teknik Fisika ITS.

11. Semua pihak yang terlibat dalam pembuatan tugas akhir ini yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan guna penyempurnaan laporan tugas akhir. Semoga laporan ini dapat menambah wawasan yang bermanfaat bagi pembacanya.

Surabaya, 13 Juni 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i

COVER PAGE iii

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI v

LEMBAR PENGESAHAN vii

LEMBAR PENGESAHAN ix

ABSTRAK xi

ABSTRACT xiii

KATA PENGANTAR xv

DAFTAR ISI xvii

DAFTAR GAMBAR xix

DAFTAR TABEL xxi

BAB I PENDAHULUAN 1

1.1 Latar Belakang 1

1.2 Rumusan Masalah 2

1.3 Tujuan 2

1.4 Batasan Masalah 3

1.5 Sistematika Laporan 3

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI 5

2.1 Quadruple Tank 5

2.1.1 Pengembangan Pemodelan Quadruple Tank 6

2.1.2 PID Kontroler 8

2.1.3 Desentralisasi Kontroler PI 9

2.2 Kalman Filter 9

2.3 Distributed Kalman Filter 11
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 15
3.1 Pemodelan Quadruple Tank 16
3.2 Perancangan Algoritma Estimasi Kalman Filter 17
3.3 Perancangan Algoritma Estimasi Kalman Filter 18
3.4 Uji Algoritma Estimasi Kalman Filter 19
3.5 Perancangan Algoritma Distributed Estimation 20
3.6 Uji Algortima Estimasi Terdistribusi Kalman FIlter 22
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 23
4.1 Hasil Uji *Tracking Set Point* dengan Sistem *Decentralize* PI 23
4.2 Hasil Desain Sistem Kontrol dengan Kalman Filter 25
4.3 Hasil Estimasi Kalman Filter Pada Sistem *Decentralize* PI 26
4.4 Hasil Uji *Tracking Set Point* dengan Satu Kontroler PI 28
4.5 Hasil Estimasi Kalman Filter Pada Sistem Satu Kontroler PI 30
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 33
5.1 Kesimpulan 33
5.2 Saran 33
DAFTAR PUSTAKA 35
LAMPIRAN 36
BIODATA PENULIS 39

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Quadruple Tank.. 5
Gambar 2.2 Desentralisasi Kontroler PI 9
Gambar 2.3 Jaringan Sensor 11
Gambar 3.1 Diagarm Alir…………………………………………………….15
Gambar 3.2 Matriks A,B,C 16
Gambar 3.3 Sistem Kontrol Quadruple Tank………………………..……….17
Gambar 3.4 Sistem 1 Kontroler Pi dengan Kalman fiter……………………….18
Gambar 3.5 Sistem Decentralize PI dengan Kalman fIlter……………………..18
Gambar 4.1 Hasil Respon Sistem Kontrol sampel 1…………………….…..24
Gambar 4.2 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 2……………………….….22
Gambar 4.3 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 3…………………….……23
Gambar 4.4 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 1……………………………………………………….………26
Gambar 4.5 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 2 ………………………………..…………….……….27
Gambar 4.6 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 3…………..………………………………….…..……….27
Gambar 4.7 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 1…………………………..29
Gambar 4.8 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 2…………………………..29
Gambar 4.9 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 3…………………………..29
Gambar 4.10 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 1…………………………………………………….....30
Gambar 4.11 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 2……………………………………………..………...31
Gambar 4.12 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 3…………………………..…………………………..31

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Term dan Notasi dari Kalman Filter 11
Tabel 3.1 Tabel Parameter Qudruple Tank 16
Tabel 3.2 Tabel Data Pengujian Sampel ……………………………………..19
Tabel 3.3 Tabel Data Pengujian Sampel…………..……..…...……..…………..21
Tabel 4.1 Data Nilai RMSE Pada Sistem Decentralize PI…………………….…...28
Tabel 4.2 Data Nilai RMSE Pada Sistem1 Kontroler PI…………………...…...31

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Proses kontrol pada level fluida suatu tangki dan *flow* antar tangki adalah masalah-masalah dasar dalam proses industri. Suatu industri pasti memiliki sistem kontrol yang saling terknoneksi satu dengan yang lain dalam jumlah besar. Kebanyakan industri sudah memiliki sistem yang cukup kompleks dan naturalnya disebut sebagai sistem *Multi Input Multi Output (MIMO*) yang berarti memiliki masukan dan keluaran yang lebih dari satu variabel. Kebanyakan industri juga pasti menghadapi masalah kontrol, contohnya adalah sistem yang non-linear dan juga beberapa industri yang memiliki terlalu banyak variable untuk dimanipulasi dan dikontrol (Olfati, 2007). Salah satu contoh industri yang memiliki sistem kompleks atau sistem yang disebut *MIMO* adalah quadruple tank.

Quadruple Tank adalah suatu penemuan baru yang sudah didesain untuk mengilustrasikan batas performansi yang terjadi pada *zero location* dalam sistem kontrol multivariable. Quadruple tank sendiri pada umumnya terdiri dari empat buah tangki yang saling terhubung dan juga dua buah pompa. Berdasarkan plant quadruple pada umumnya, yang menjadi masukan pada plant tersebut adalah tegangan pada pompa dan yang menjadi keluaranya adalah level pada tangki. Namun pada setiap sistem pasti ditemukan sebuah *noise* sehingga *noise* ini menyebabkan ketidaktepatan dalam pengendalian plant. Meskipun *noise* bernilai kecil namun dalam waktu yang lama dan terus menerus terakumulasi sehingga pengendalian tidak berjalan dengan baik (Jayaprakash, 2013). Maka untuk mengatasi masalah tersebut digunakanlah filter untuk mengurangi atau menghilangkan *noise* yang ada. Salah satu contoh dari filter adalah kalman filter.

Kalman filter atau yang sering disebut juga "*Linear Quadratic Estimation*" adalah sama seperti filter pada umumnya. Jika kita berbicara tentang filter, filter sendiri adalah suatu penyaring yang berfungsi untuk melewatkan dan menahan sesuatu pada suatu sistem, contoh mudahnya adalah penyaring kopi. Kalman filter memiliki konsep yang sama dengan filter-filter yang lain namun lebih kompleks dalam penggunaannya. Kalman filter sendiri memiliki beberapa informasi seperti:

error, uncertainty, or noise. Tujuan dari filter kalman ini sendiri adalah untuk mengurangi *noise*, mengestimasi, dan mengambil bagian-bagian yang mungkin dapat dimanfaatkan untuk optimisasi (Matthew, 2017).

Namun pengestimasian satu buah sensor pada suatu kejadian umumnya tidak terdistribusi, maka sensor tersebut tidak dapat menggambarkan yang terjadi secara optimal sehingga dilakukanlah pengembangan lebih lanjut dan ditemukan *Distributed Kalman Filter* (*DKF*)

Seiring dengan perkembangan teknologi, *distributed system* menjadi sangat penting pada sistem yang kompleks dan menjadi suatu metode yang sangat berguna. Karena keterbatasan *power*, kapabilitas komunikasi dan komputasi dari setiap jaringan sensor. Sangat baik jika setiap *node* bisa mengestimasi nilai dari suatu sinyal tanpa bantuan dari sistem pusat. Sehingga data yang diperoleh lebih presisi dan akurasi (Olfati, 2005).

Karena hal tersebut dilakukan penelitian ini untuk menerapkan sistem *distributed estimation* menggunakan algoritma kalman filter yang akan diuji pada plant quadruple tank.

1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang yang telah diuraikan diatas, maka didapatkan permasalahan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mendesain algoritma estimasi kalman yang dapat digunakan pada quadruple tank?
2. Bagaimana penerapan algortima kalman filter pada quadruple tank agar hasil performansi memiliki error dibawah 0.1% ?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan mendesign algoritma estimasi kalman yang dapat digunakan pada quadruple tank.
2. Mampu menerapkan hasil perancangan dengan sistem terdistribusi pada quadruple tank degan performansi yang memiliki error dibawah 0.1%.

1.4 Batasan Masalah

Adapaun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Quadruple Plant yang digunakan skala lab.
2. Asumsi plant membutuhkan dua sensor

1.5 Sistematika Laporan

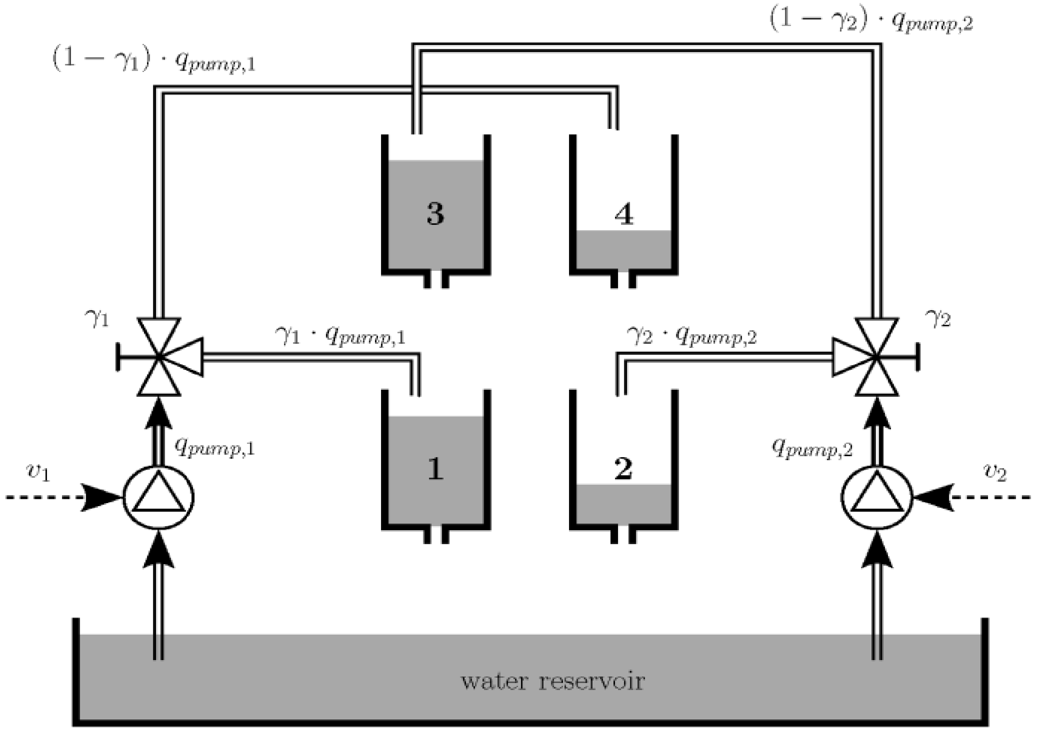
Sistematika laporan ini terdiri dari enam bagian yang terdiri dari Bab I (Pendahuluan) yang mana nanti memiliki lima subbab yaitu latar belakang; rumusan masalah; tujuan; batasan masalah; sistematika laporan. Lalu Bab II (Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori) yang berisi tentang informasi penunjang pada laporan tugas akhir ini. Setelah itu ada Bab III (Metodologi Penelitian) yang berisi langkah-langkah yang diterapkan untuk menjalankan penelitian pada tugas akhir ini. Lalu ada Bab IV (Hasil dan Pembahasan) yang berisi tentang hasil yang didapat pada tugas akhir ini serta pembahasannya. Dan bab yang terakhir adalah Bab V (Kesimpulan dan Saran) yang berisi tentang kesimpulan yang didapat dan saran yang diberikan oleh penulis kepada pembaca. Dan sebagai penutup terdapat daftar pustaka dan lampiran.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Quadruple Tank

Quadruple Tank adalah suatu plant yang digunakan untuk mengontrol level air pada dua tangki dibagian bawah. Quadruple Tank terdiri dari empat tangki yang saling terhubung dan ada dua pompa masing- masing dibagian kiri dan kanan yang berfungsi untuk mengalirkan arus masuk ke dalam tangki setelah pompa tersebut diberi masukan. Dan juga terdapat dua buah valve pada bagian kiri dan kanan yang mana fungsi dari valve ini adalah untuk mengatur banyaknya air yang akan masuk kedalam suatu tangki. Berdasarkan plant quadruple, yang menjadi masukan pada proses ini adalah tegangan pada pompa dan yang menjadi keluarannya adalah tegangan yang terukur dari alat pengukur level. Sistem pada quadruple tank ini sudah memiliki sistem *MIMO* (*Multi Input Multi Output*) yang mana quadruple tank memiliki dua input berupa tegangan pada pompa satu dan pompa dua serta dua output pula yang berisi tegangan dari alat pengukur level kedua tangki. Gambar 2.1 adalah gambar dari quadruple tank yang digunakan (Jayaprakash,2013):



Gambar 2.1 Quadruple Tank

2.1.1 Pengembangan Pemodelan Quadruple Tank

Untuk mengetahui proses yang terjadi pada quadruple tank, maka diperlukan juga untuk dimodelkan secara matematis plant diatas menjadi persamaan dibawah ini (Jayaprakash, 2013):

$$A_i \frac{dh}{dt} = q_{in_i} - q_{out_i} \tag{2.1}$$

Dimana A_i menunjukkan luas penampang, h_i adalah tinggi air pada tangki, q_{in_i} adalah masukan pada tangki dan q_{out_i} adalah keluaran dari tangki. Dari persamaan 2.1 dapat dijabarkan lagi seperti persamaan dibawah ini:

$$q_{out_i} = a_i\sqrt{2gh_i} \tag{2.2}$$

Dimana a_i adalah luas penampang lubang ***outlet*** dari tiap tangki, g adalah percepatan gravitasi. Setiap pompa i = 1,2 menghasilkan *proportional flow* seperti persamaan dibawah ini :

$$q_{in_i} = k_i u_i \tag{2.3}$$

Dimana k_i adalah tetapan pompa. Berdasarkan aliran (*flow*) masuk dan keluar dari tiap tangki yang terjadi secara bersamaan, maka dapat dituliskan persamaan dinamik non-linear dari quadruple tank seperti persamaan dibawah ini:

$$A_1 \frac{dh_1}{dt} = -a_1\sqrt{2gh_1} + a_3\sqrt{2gh_3} + \gamma_1 k_1 u_1 \tag{2.4}$$

$$A_2 \frac{dh_2}{dt} = -a_2\sqrt{2gh_2} + a_4\sqrt{2gh_4} + \gamma_2 k_2 u_2 \tag{2.5}$$

$$A_3 \frac{dh_3}{dt} = -a_3\sqrt{2gh_3} + (1-\gamma_2)k_2 u_2 \tag{2.6}$$

$$A_4 \frac{dh_4}{dt} = -a_4\sqrt{2gh_4} + (1-\gamma_1)k_1 u_1 \tag{2.7}$$

Atau bisa ditulis ulang menjadi persamaan matematis dibawah ini:

$$\frac{dh_1}{dt} = -\frac{a_1}{A_1}\sqrt{2gh_1} + \frac{a_3}{A_1}\sqrt{2gh_3} + \frac{\gamma_1 k_1}{A_1}u_1 \tag{2.8}$$

$$\frac{dh_2}{dt} = -\frac{a_2}{A_2}\sqrt{2gh_2} + \frac{a_4}{A_3}\sqrt{2gh_4} + \frac{\gamma_2 k_2}{A_2}u_2 \tag{2.9}$$

$$\frac{dh_3}{dt} = -\frac{a_3}{A_3}\sqrt{2gh_3} + \frac{(1-\gamma_2)k_2}{A_3}u_2 \tag{2.10}$$

$$\frac{dh_4}{dt} = -\frac{a_4}{A_4}\sqrt{2gh_4} + \frac{(1-\gamma_1)k_1}{A_4}u_1 \tag{2.11}$$

Keterangan :

A : Luas penampang Tangki

a : Luas *outlet hole*

h : Ketinggian Air

γ : Ratio Bukaan Valve

g : Gravitasi

k : Tetapan Pompa

u : *Input* Pada Pompa

kc : *Gain* Pengukuruan

Setelah diperoleh model matematisnya maka dilinearisasi menjadi bentuk *state space* sesuai dengan rumus dibawah ini:

$$\frac{d}{dt}\Delta_x = A\Delta_x + B\Delta_u \tag{2.12}$$

$$y = C\Delta_x \tag{2.13}$$

dan bentuk fungsi transfer yang sudah dilinearisasi adalah sebagai berikut:

$$G(s) = C(sI - A)^{-1}B$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{c_i\gamma_1}{(1+sT_1)} & \frac{c_i k_2(1-\gamma_2)}{k_1(1+sT_1)(1+sT_3)} \\ \frac{c_i k_1(1-\gamma_1)}{k_2(1+sT_2)(1+sT_4)} & \frac{c_i\gamma_2}{(1+sT_2)} \end{bmatrix} \tag{2.14}$$

dimana nilai waktu konstan adalah $T_i = \frac{A_i}{a_i} \int \frac{2h_i^0}{g}$, I =1,2….,4.

Dan c_1 adalah $\frac{T_i k_i k_c}{A_i}$

2.1.2 PID Kontroler

PID Kontroler dari singkatannya *(Propotional-Integral-Derivative controller)* adalah kontroler dengan mekanisme *feedback* yang biasanya dipakai pada sistem kontrol industri. Sebuah kontroler PID secara kontinu menghitung nilai kesalahan sebagai beda antara nilai set point yang diinginkan dengan variabel proses terukur. Kontroler mencoba untuk meminimalkan nilai kesalahan setiap waktu dengan penyetelan variabel kontrol, seperti posisi valve, damper, dll. Nilai-nilai tersebut ditentukan oleh jumlahan pada persamaan dibawah ini:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_o^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{d_e(t)}{dt} \tag{2.15}$$

dengan nilai K_p, K_i, K_d semuanya positif, menandakan koefisien untuk *term* propotional, integral, dan derivatif.

Pada model ini masing-masing variabel kontrol memiliki perannya tersendiri seperti:

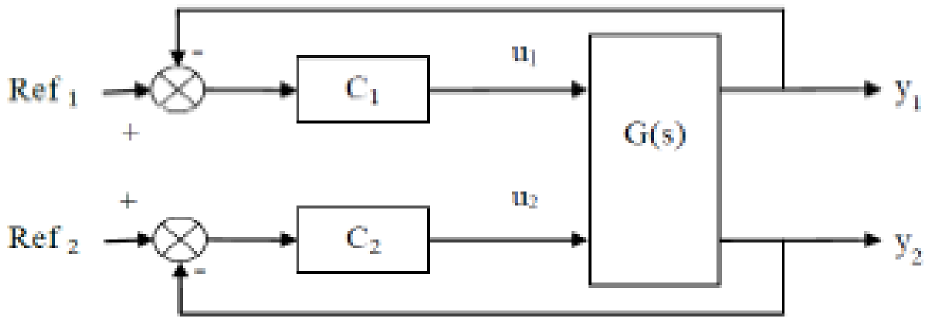
- P bertanggung jawab untuk nilai kesalahan saat ini. Contohnya, jika nilai kesalahan besar dan positif, maka keluaran kontrol juga besar dan positif.
- I bertanggung jawab untuk kesalahan sebelumnya. Contohnya, jika keluaran saat ini kurang besar, maka kesalahan akan terakumulasi terus-menerus, dan kontroler akan merespon dengan keluaran lebih tinggi (overshoot).
- D bertanggung jawab untuk kemungkinan nilai kesalahan mendatang, berdasarkan pada rate perubahan tiap waktu.

Karena PID hanya mengandalkan variabel proses terukur, maka dapat secara luas digunakan/ Dengan penyesuaian (*tuning*) ketiga parameter model, kontroler PID dapat memenuhi kebutuhan proses. Respon kontroler dapat dijelaskan dengan bagaimana responnya terhadap kesalahan, besarnya *overshoot* dan *set point,* dan derajat osilasi sistem. Penggunaan PID tidak menjamin kontrol optimum sistem atau bahkan kestabilannya.

Beberapa aplikasi mungkin hanya menggunakan satu atau dua *term* untuk memberikan kontrol sistem yang sesuai. Hal ini dapat dicapai dengan mentrol parameter yang lain menjadi nol. Kontroler PID dapat menjadi kontroler PI, PD, P, atau I tergantung aksi apa yang digunakan.

2.1.3 Desentralisasi Kontroler PI

Kontrol *Multi Input Multi Output* (*MIMO*) akan berhasil dilakukan dengan cara mendesentralisasi *controller multivariable*. Gambar 2.2 adalah skema dari desentralisasi kontroler PI pada suatu sistem kontrol (Jayaprakash, 2004):



Gambr 2.2 Desentralisasi kontoler PI

Ini adalah salah satu pendekatan untuk mengkontrol sistem multivariabel. Rangkaian ini digunakan agar tidak terjadi *cross coupling* dan juga untuk menjalankan satu loop pada satu waktu, sistem ini menjadikan seolah-olah tidak ada *input* dan *output* yang lain. Desentralisasi kontroler selalu berbentuk persegi: jika jumlah *input* dan *output* tidak sama, maka beberapa sinyal tidak bisa digunakan. Saat terjadi interaksi dalam proses, hal ini bisa diukur menggunakan RGA. Hanya jika element diagonal dari RGA adalah positif dan dengan kontroler yang terdesentralisasi, proses tersebut dapat dikontrol. Jika beberapa *element diagonal* dari RGA bernilai negatif dan dengan kontroler yang terdesentralisasi, proses tersebut tidak stabil atau akan menjadi tidak stabil (Numsomram, 2004).

2.2 Kalman Filter

Kalman filter atau yang sering disebut juga “*Linear Quadratic Estimation*“ adalah sama seperti filter pada umumnya. JIka kita berbicara tentang filter, filter sendiri adalah suatu penyaring yang berfungsi untuk melewatkan dan menahan sesuatu pada suatu sistem, contoh mudahnya adalah penyaring kopi. Kalman filter

memiliki konsep yang sama dengan filter-filter yang lain namun lebih kompleks dalam penggunaannya. Kalman filter sendiri memiliki beberapa informasi seperti: *error, uncertainty, or noise*. Tujuan dari filter kalman ini sendiri adalah untuk mengurangi *noise*, membenarkan informasi yang salah, dan mengambil bagian-bagian yang mungkin dapat dimanfaatkan untuk optimisasi. Berikut adalah algoritma dasar dari kalman filter.

Dalam teori statistik dan kontrol, kalman filter, juga dikenal sebagai estimasi kuadratik linier (LQE), atau disebut juga algoritma yang menggunakan serangkaian pengukuran yang diamati dari waktu ke waktu yang mengandung *noise* statistik dan ketidakakuratan lainnya, dan menghasilkan estimasi variabel tidak dikenal yang cenderung lebih akurat daripada yang didasarkan pada pengukuran tunggal saja, dengan memperkirakan distribusi probabilitas gabungan atas variabel untuk setiap jangka waktu. Filter ini dinamai menurut Rudolf E. Kálmán, salah satu pengembang utama teorinya (Matthew, 2017).

Berikut adalah algoritma dari kalman filter:

$$\hat{X}_{k|k-1} = F_{k-1}\hat{X}_{k-1} + G_{k-1}U_{k-1} \tag{2.16}$$

Dimana $\widehat{X}_{k|l-1}$ adalah *state vector*, dan $\hat{X}_{k-1}$ adalah *state vector* yang sudah disetimasi sebelumnya, U adalah *vector input*, dan F&G adalah matrik yang menentukan sistem dinamik. Lalu setelah melalui persamaan diatas dilanjutkan pada persamaan berikutnya yaitu *error state* dari *matriks kovarian* juga harus diprediksikan menggunakan persamaan dibawah ini:

$$P_{k|k-1} = F_{k-1}P_{k-1}F_{k-1}^{T} + Q_{k-1} \tag{2.17}$$

Dimana $P_{k|k-1}$ merepresentasikan *error state* matriks kovarian yang sudah diprediksi, P_{k-1} adalah *error state* matriks kovarian yang sudah diestimasi sebelumnya. Dan Q adalah matriks dari proses *noise* kovarian. Setelah nilai yang diestimasi didapatkan, *kalman gain matrix*, K_k, di hitung berdasarkan persamaan dibawah ini :

$$K_k = P_{k|k-1}H_k^T\left(H_kP_{k|k-1}H_k^T + R_k\right)^{-1} \tag{2.18}$$

Dimana H adalah matriks untuk menentukan persamaan keluaran dan R adalah *noise* kovarian yang terukur. Maka untuk memvalidasi kalkulasi *kalman gain matrix* dengan nilai yang wajar menggunakan persamaan dibawah ini:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k\left(Z_k - H_k\hat{X}_{k|k-1}\right) \qquad (2.19)$$

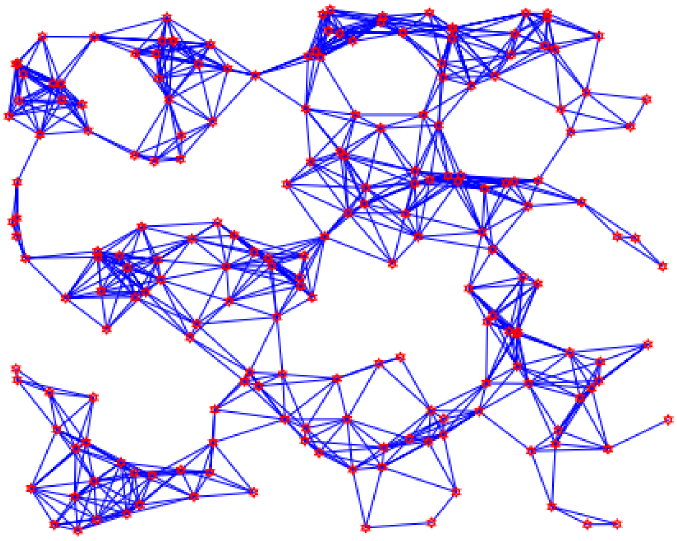
Dan berikut adalah tabel berisi keterangan terkait notasi diatas:

Tabel 2.1 Tabel *Term* dan Notasi dari Kalman Filter (Matthew, 2017).

Term	Notasi
State Vector	x
Output Vector	Y
System State Matrix	F
Input Matrix	G
Observation Matrix	H
State Error Covariance Matrix	P
Discrete Time Index	k

2.3 Distributed Kalman Filter

Sebuah jaringan sensor dengan n sensor yang saling terhubung, dimana grafik yang terhubung dari jaringan sensor terdapat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Jaringan Sensor.

Sistem *distributed kalman filter* pada dasarnya memiliki fungsi yang sama dengan kalman filter. Namun perbedaannya pada *distributed kalman filter* adalah kalman filter tersebar pada setiap titik pendeteksian. Seperti yang kita tahu pada kalman filter, filter menerima data pengukuran yang diperoleh dari pendeteksian sensor dan pada umumnya hanya satu sensor yang melakukan pendeteksian. Pada sistem *distributed kalman filter* digunakan lebih dari satu sensor dimana masing-masing sensor memiliki satu kalman filter yang tertanam didalam sensor tersebut. Dalam pengaplikasian *distributed kalman filter* ini digunakan pula metode algoritma *consensus*, agloritma *consensus* memiliki fungsi untuk menjadikan setiap sensor dapat berkomunikasi dengan sensor disekitarnya tergantung dari jarak capaian sensor tersebut. Dari algoritma *consensus*, dihasilkan pendeteksian yang akurat dan terbentuk hasil respon pendeteksian yang konvergen atau respon yang menuju ke satu nilai yang tepat. Karena pendeteksian lebih akurat maka pengestimasian juga menjadi lebih akurat karena seperti yang diketahui kalman filter menggunakan data pengukuran untuk mengestimasi. Untuk perbandingan performansi antara *distributed kalman filter* dengan *centralize* kalman filter dapat lihat pada jurnal "*Distributed Kalman Filter with Embedded Consensus Filters*" (Olfati, 2005).

Pada bagian ini disebut *information form of the kalman filter*. Pemodelan dari proses dan *sensing* dari *information form of the kalman filter* sebagai berikut:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k \omega_k \; ; \; x_o \tag{2.20}$$

$$z_k \quad = H_k x_k + v_k \tag{2.21}$$

Dimana z_k merepresentasikan vektor hasil pengukuran dimensi-p oleh n sensor. ω_k dan v_k adalah *Gaussian noise*. x_o ialah inisiasi *state of the process*. Berikut informasi yang didapat dari statistik variable-variabel:

$$E(\omega_k w'_l) = Q_k \delta_{kl}, E(v_k v'_l) = R_k \delta_{kl} \tag{2.22}$$

$$x_o = N(\bar{x}_0, P_o) \tag{2.23}$$

Estimator *state* pengukuran z_k dijabarkan sebagai berikut:

$$\hat{x}_k = E(x_k|Z_k)\,, \bar{x}_k = E(x_k|Z_{k-1}) \qquad (2.24)$$

$$P_k = \Sigma_{k|k-1}\,, M_k = \Sigma_{k|k} \qquad (2.25)$$

Dimana $\Sigma_{k|k-1}$ dan $\Sigma_{k|k}$ merupakan matriks *state covariance* dan invers dari matriks tersebut disebut sebagai matriks informasi. Berikut iterasi filter kalman dalam bentuk informasi:

$$M_k{}^{-1} = P_k{}^{-1} + H'{}_k R_k{}^{-1} H_k \qquad (2.26)$$

Distributed kalman filter adalah pengembangan dari kalman filter dimana sensor bisa mengestimasi respon yang diterima sensor disekitarnya sehingga estimasi tersebut tersampaikan secara akurat dan tepat (Olfati,2007). Berikut adalah algoritma yang digunakan untuk menerapkan Distributed Kalman Filter (DKF):

$$M_\mu = (P_\mu^{-1} + S)^{-1} \qquad (2.27)$$

$$\hat{x} \quad = \bar{x} + M_\mu(y - S\bar{x}) \qquad (2.28)$$

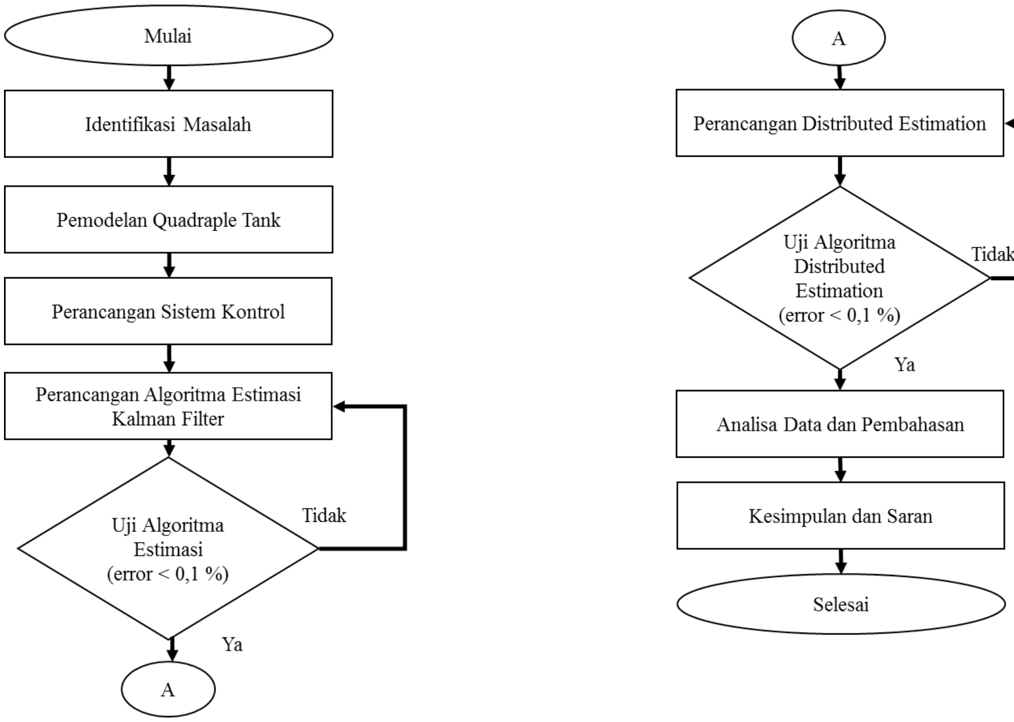
$$P_\mu^{+} = AM_\mu A\text{`}+\mathrm{B}Q_\mu B\text{`} \qquad (2.29)$$

$$\bar{x}^{+} = A\hat{x} \qquad (2.30)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Secara keseluruhan metode penelitian Tugas Akhir ini ditunjukkan pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram Alir

Pada tugas akhir ini diawali dengan mengidentifikasi masalah yang masih terjadi pada quadruple tank yang memiliki sistem kontrol MIMO *(Multi Input Multi Output)* setelah itu dibuat pemodelan matematis serta membuat *state space* dari plant quadruple tank. Setelah dibuat pemodelan matematis dan *state space* dilanjutkan dengan merancang sistem kontrol. Sistem kontrol yang digunakan pada tugas akhir ini seperti pada gambar 2.2. Setelah itu dirancang algortima estimasi Kalman filter. Kalman filter digunakan untuk mengestimasi *state* pada quadruple tank. Selanjutnya dilakukan pengujian algoritma estimasi dengan perfomansi error < 0,1 %. Berdasarkan pengujian tersebut apabila didapat hasil performansi memenuhi kriteria maka dapat dilanjutkan ke tahap perancangan algortima *distributed estimation*. Setelah dirancang dilakukan pengujian dengan batas performansi *error* < 0,1%. Jika hasil yang didapat memenuhi kriteria makan dapat

dilanjut pada tahap analisis data dan pembahasan. Setelah dilakukan analisis data dan pembahasan, dilakukan penarikan kesimpulan.

3.1 Pemodelan Quadruple Tank

Pemodelan quadruple tank dibuat pada *software* Matlab dengan asumsi semua parameter diketahui. Adapun parameter yang digunakan pada pemodelan quadruple tank ditunjukan pada tabel 2.1 dengan persamaan (2.1); (2.2); (2.3); dan (2.4). Berikut adalah nilai-nilai dari parameter yang digunakan:

Tabel 3.1 Tabel Parameter Quadruple Tank (Jayaprakash, 2013)

Parameter	Satuan	Nilai
$A_1; A_2; A_3; A_4$	cm^2	28;32;28;32
$a_1; a_2; a_3; a_4$	cm^2	0,071;0,057;0,071;0,057
$h_1; h_2; h_3; h_4$	cm	12,4;12,7;1,8;1,4
$v_1; v_2$	V	3;3
$k_1; k_2$	$\frac{cm^2}{vs}$	3,33;3,25
$\gamma_1; \gamma_2$		0,7;0,6
kc	$\frac{v}{cm}$	0,5
g	$\frac{cm}{s^2}$	981

Setelah itu persamaan tersebut dilinearisasi menjadi bentuk *state space* seperti persamaan (2.5) dan didapatkan matiks A;B;C seperti gambar dibawah ini:

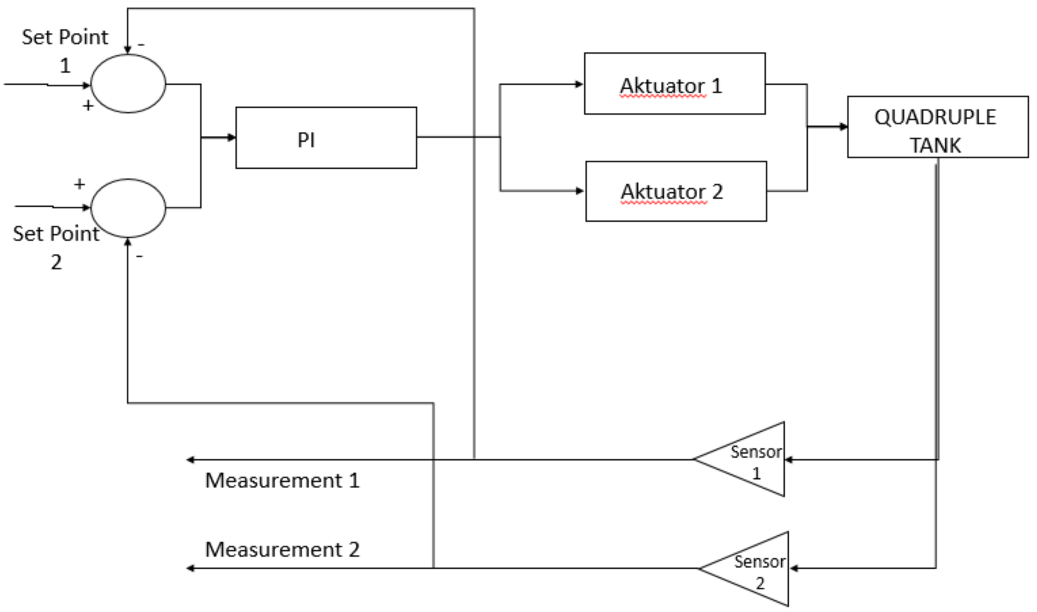
$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_2} & 0 & \frac{A_3}{A_2T_3} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_2} & 0 & \frac{A_4}{A_2T_4} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{T_4} \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{\gamma_1 k_1}{A_1} & 0 \\ 0 & \frac{\gamma_2 k_2}{A_2} \\ 0 & \frac{(1-\gamma_2)k_2}{A_3} \\ \frac{(1-\gamma_1)k_1}{A_4} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$C = \begin{bmatrix} k_c & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_c & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

3.2 Perancangan Algoritma Estimasi Kalman Filter

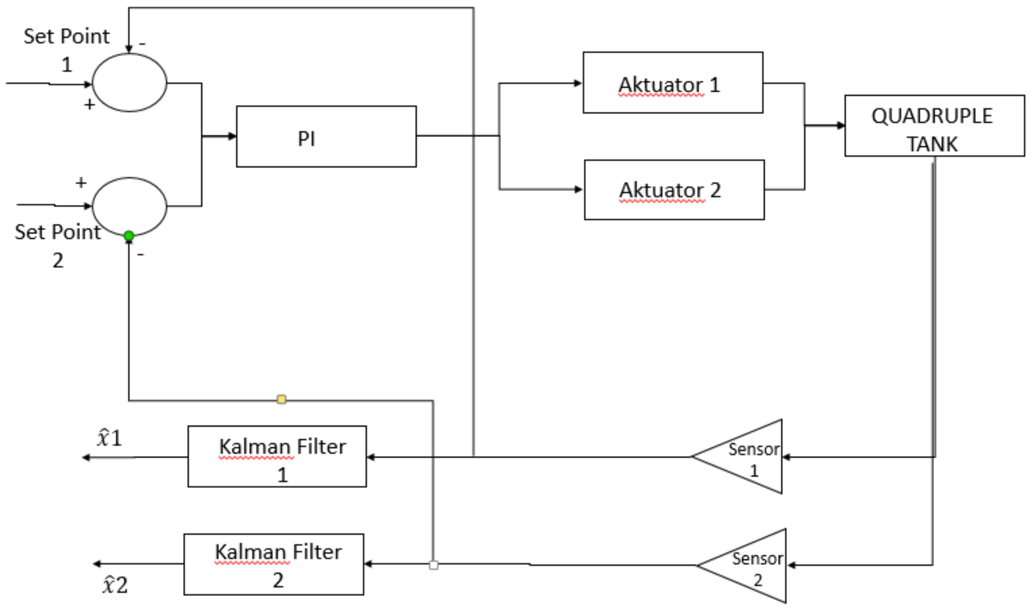
Sistem kontrol yang digunakan mengacu pada jurnal A Simple Approach to Distributed Observer Design for Linear Systems seperti gambar 3.3 dibawah ini (Weixin,2019)



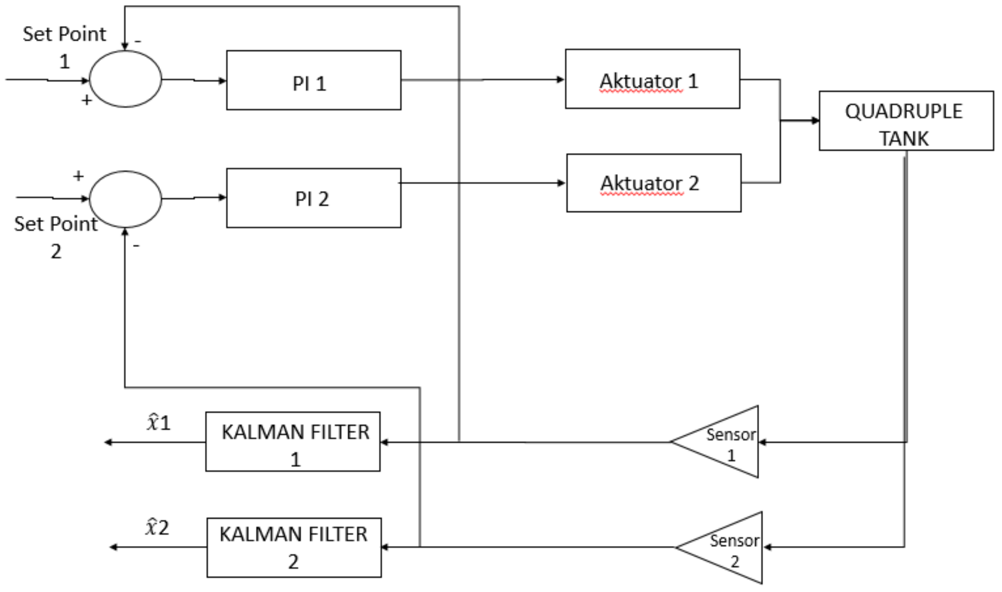
Gambar 3.3 Sistem Kontrol Quadruple Tank

Pada rancangan sistem kontrol ini digunakan 1 kontroler PI (*Centralized PI*) dengan dua masukkan masing-masing u1 dan u2 dan juga menghasilkan dua keluaran yaitu y1 dan y2. Namun selain sistem kontrol ini dirancang juga sistem kontrol yang menggunakan 2 kontroler PI (*Decentralized PI*) dengan menggunakan dua input yaitu u1 dan u2 dan juga menghasilkan dua keluaran yaitu y1 dan y2 beserta dengan kalman filter. Berikut adalah gambar dari sistem 1 kontroler PI

dengan kalman filter dan gambar dari sistem *decentralize* PI dengan kalman filter berturut-turut seperti gambar 3.4 dan 3.5 dibawah ini:



Gambar 3.4 Sistem 1 Kontroler PI dengan Kalman Filter



Gambar 3.5 Sistem Decentralize Kontroler PI dengan Kalman Filter

3.3 Perancangan Algoritma Estimasi Kalman Filter

Pemodelan dari proses dan *sensing* dari *information form of the kalman filter* dimodelkan sebagai berikut (Olfati, 2005):

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k \omega_k \ ; \ x_o \tag{3.4}$$

$$z_k \quad = H_k x_k + v_k \tag{3.5}$$

Dimana vektor hasil pengukuran dimensi-p oleh n sensor dipresentasikan sebagai z_k. ω_k dan v_k adalah *Gaussian noise*. x_o ialah inisiasi *state of the process*. Berikut informasi yang didapat dari statistik variable-variabel:

$$E(\omega_k w'_l) = Q_k \delta_{kl}, E(v_k v'_l) = R_k \delta_{kl} \tag{3.6}$$

$$x_o \qquad = N(\bar{x}, P_o) \tag{3.7}$$

Estimator *state* pengukuran z_k dijabarkan sebagai berikut:

$$\widehat{x_k} = E(x_k|Z_k)\ , \bar{x}_k = E(x_k|Z_{k-1}) \tag{3.8}$$

$$P_k = \Sigma_{k|k-1}\ , M_k = \Sigma_{k|k} \tag{3.9}$$

Dimana $\Sigma_{k|k-1}$ dan $\Sigma_{k|k}$ merupakan matriks *state covariance* dan *invers* dari matriks tersebut disebut sebagai matriks informasi. Berikut iterasi filter kalman dalam bentuk informasi:

$$M_k{}^{-1} = P_k{}^{-1} + H'_k R_k{}^{-1} H_k \tag{3.10}$$

$$K_k \quad = M_k H'_k R_k^{-1} \tag{3.11}$$

$$\hat{x}_k \quad = \bar{x}_k + K_k(z_k - H_k \bar{x}_k) \tag{3.12}$$

$$P_{k+1} = A_k M_k A'_k + B_k Q_k B'_k \tag{3.13}$$

$$\bar{x}_{k+1} = A_k \hat{x}_k \tag{3.14}$$

3.4 Uji Algoritma Estimasi Kalman Filter

Setelah dirancang algoritma estimasi kalman filter lalu dilakukan pengujian performansi algoritma dengan *error* < 0.1%. Adapun pengujian dilakukan dengan variasi perubahan tegangan pada pompa. Variasi tegangan yang diberikan adalah dengan *range* 0-10 Volt. Variasi tegangan yang diberikan adalah dengan *range* 0-10 Volt. Pada penelitian kali ini digunakan tiga sampel yang mana setiap setiap

sampel memiliki variasi *time step, initial value,* dan *final value* yang berbeda sehingga didapat respon yang variatif. Adapun sampel yang digunakan pada percobaan kali ini seperti pada tabel dibawah ini:

Tabel 3.2 Data Pengujian Sampel

Sampel	Time Step		Initial Value		Final Value	
	u1	u2	u1	u2	u1	u2
1	150 ; 300	500; 700	4 ; 0	6; 3	2; 0	7; -3
2	300; 700	100; 400	2; 0	4; 4	6; 0	8; -3
3	200; 600	300; 500	6; 0	8; -2	7; 0	9; -4

3.5 Perancangan Algoritma Distributed Estimation

Pada bagian ini perancangan distribusi estimasi mengacu pada jurnal “*Distributed Kalman Filter with Embedded Consensus Filters”* (Olfati, 2005). Fungsi utama dari *distributed* ini adalah untuk menunjukan bagaimana *information form* dari central Kalman filter untuk jaringan sensor bisa mengobservasi sebuah proses dari dimensi m dengan pengukuran vector np-dimensional zk dapat ekuivalen dengan bentuk mikro kalman filter dengan pengukuran vector p-*dimensional* yang tertanam pada tiap sensor jadi jaringan dari mikro kalman filter secara kolektiktif dan terdistribusi mengkalkulasi state estimasi yang sama yang didapat melalui aplikasi dari central kalman filter yang berada pada titik simpul.

Langkah awal yang dilakukan adalah mengasumsikan ada sejumlah n sensor dengan pengukuran p x m matriks h dan sensor model (Wafi, 2019):

$$z_i(k) = H_i x(k) + v_i(k) \tag{3.15}$$

Jadi, ditentukan pengukuran central, observasi *noise*, dan observasi matriks sebagai berikut :

$$z_c = col(z_1, z_2, \ldots\ldots, z_n) \tag{3.16}$$

$$v_c = col(v_1, v_2, \ldots\ldots, v_n) \tag{3.17}$$

$$H_c = [H_1, H_2, \ldots\ldots, H_n] \tag{3.18}$$

Dimana H_c adalah matriks kolom blok. Lalu didapat:

$$z_c(k) = H_c x(k) + v_c(k) \tag{3.19}$$

Dimana ‘c’ berarti “central”. Maka:

$$R_c = diag(R_1, R_2, \ldots\ldots, R_n) \quad (3.20)$$

Menunjukan kovarian dari v_c. Maka didapat

$$M = (P + H_c' R_c^{-1} H_c)^{-1} \quad (3.21)$$

$$K_c = M H_c' R_c^{-1}. \quad (3.22)$$

Maka, persamaan *propogation state* dapat ditampilkan sebagai berikut:

$$\hat{x} = \bar{x} + K_c(Z_c - H_c \bar{x}) \quad (3.23)$$

$$= \bar{x} + M(H_c' R_c^{-1} z_c - H_c' R_c^{-1} H_c \bar{x}) \quad (3.24)$$

Ditentukan *inverse-covariance* matriks m x m rata-rata

$$S = \frac{1}{n} H_c' R_c^{-1} H_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} H_i' R_i^{-1} H_i \quad (3.25)$$

Dan m-vector dari rata-rata pengukuran

$$y_i = H_i' R_i^{-1} z_i, y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i, \quad (3.26)$$

Didapat *Kalman state update equation* untuk mikro kalman filter sebagai

$$\hat{x} = \bar{x} + M_\mu(y - S_{\bar{x}}) \quad (3.27)$$

Distributed kalman filter adalah pengembangan dari kalman filter dimana sensor bisa mengestimasi respon yang diterima sensor disekitarnya sehingga estimasi tersebut tersampaikan secara akurat dan tepat (Olfati, 2007). Berikut adalah algoritma yang digunakan untuk menerapkan *Distributed Kalman Filter* (DKF):

$$M_\mu = (P_\mu^{-1} + S)^{-1} \quad (3.28)$$

$$\hat{x} = \bar{x} + M_\mu(y - S\bar{x}) \quad (3.29)$$

$$P_\mu^{+} = A M_\mu A` + B Q_\mu B` \quad (3.30)$$

$$\bar{x}^{+} = A\hat{x} \quad (3.31)$$

3.6 Uji Algortima Estimasi Terdistribusi Kalman FIlter

Setelah dirancang algorirma estimasi Kalman filter lalu dilakukan pengujian performansi algortima dengan *error* < 0.1%. Adapun pengujian dilakukan degan variasi perubahan tegangan pada pompa. Variasi tegangan yang diberikan adalah dengan range 0-10 Volt. Pada penelitian kali ini digunakan tiga sampel yang mana setiap setiap sampel memiliki variasi *time step, initial value*, dan *final value* yang berbeda sehingga didapat respon yang variatif. Adapun sampel yang digunakan pada percobaan kali ini seperti pada tabel dibawah ini

Tabel 3.3 Data Pengujian Sampel

Sampel	Time Step		Initial Value		Final Value	
	u1	u2	u1	u2	u1	u2
1	150 ; 300	500; 700	4 ; 0	6; 3	2; 0	7; -3
2	300; 700	100; 400	2; 0	4; 4	6; 0	8; -3
3	200; 600	300; 500	6; 0	8; -2	7; 0	9; -4

:

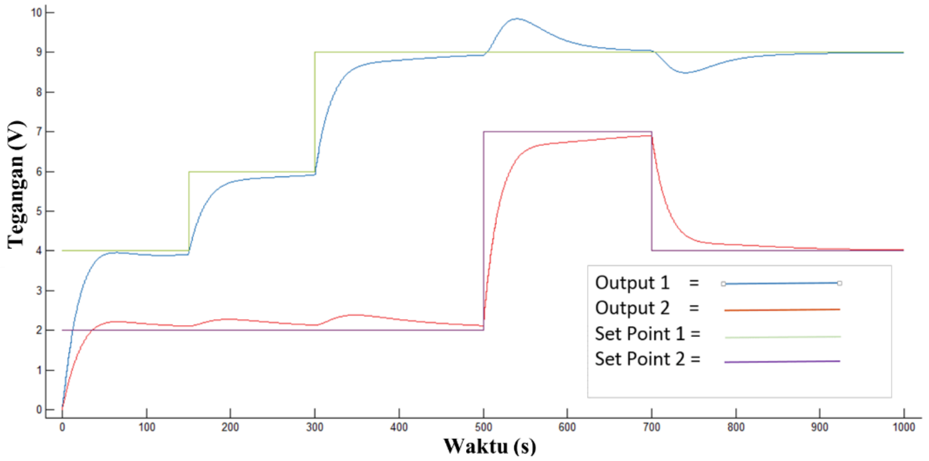
BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai hasil-hasil respon yang didapat setelah diterapkan metodologi yang dijabarkan dan dijelaskan pada bab tiga. Pada tugas akhir ini diperoleh empat hasil pengujian yaitu hasil uji *tracking set point* dengan sistem *decentralize PI*, hasil estimasi kalman filter dengan sistem *decentralize PI*, hasil uji *tracking set point* dengan sistem satu kontroler PI, dan hasil estimasi kalman filter dengan sistem satu kontroler PI. Hasil pengujian diperoleh dengan menggunakan data sampel sepeti yang terletak pada tabel 3.1. Hasil pengujian dibahas secara terpisah seperti sub-subbab yang telah dibuat.

4.1 Hasil Uji *Tracking Set Point* dengan Sistem *Decentralize* PI

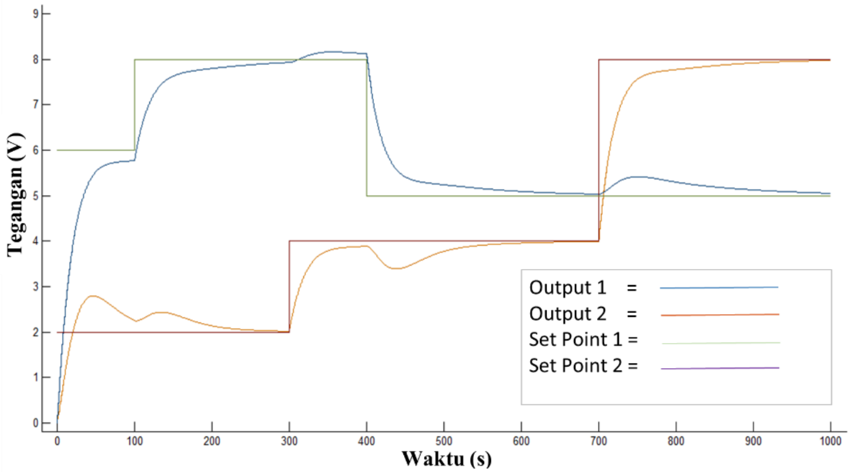
Simulasi perancangan plant quadruple tank dilakukan pada *software* Matlab R 2014a menggunakan parameter yang terdapat pada tabel 3.1 dan berdasarkan gambar 2.1. Pada sistem kontrol ini digunakan pengendalian PI dengan nilai Kp, Ki pada pompa satu berturut-turut adalah 1.19; 0.01923. Dan nilai Kp,Ki pada pompa dua berturut-turut adalah 1.607; 0.017. Pada penelitian kali ini dilakukan juga percobaan *tracking set point*. Pada pengujian ini digunakan sistem *decentralize* PI yang mana nanti hasil dari percobaan ini dibandingkan dengan sistem yang hanya menggunakan 1 kontroler PI saja. Sistem *decentralize* ini digunakan karena dapat menghilangkan kemungkinan terjadinya *cross coupling*, yang mana *cross coupling* adalah pengaruh perubahan *input* yang terjadi terhadap semua variabel *output* yang dikontrol. Data yang digunakan untuk uji coba *tracking set point* adalah dua *input step* pada masing-masing kontroler, dimana waktu yang digunakan untuk proses keseluruhan adalah 1000 detik. Untuk *input step* pertama pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 4 dan *final value* sebesar 6 pada detik ke 150 dan juga untuk *input step* kedua pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar 3 pada detik ke 300. Lalu pada kontroler kedua , untuk *input step* pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 2 dan nilai *final value* sebesar 7 pada detik ke 500 dan juga untuk *input step* yang kedua dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar -3 pada detik ke 700.

Gambar 4.1 adalah hasil respon yang dilakukan menggunakan 3 sampel yang sudah ditentukan sebelumnya. Pengambilan *plot* respon uji *tracking set point* ini menggunakan fitur yang ada pada Simulink yaitu *simulation data inspector* yang mana hasilnya akan terlihat seperti gambar pada fungsi *scope* pada *simulink.*



Gambar 4.1 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 1

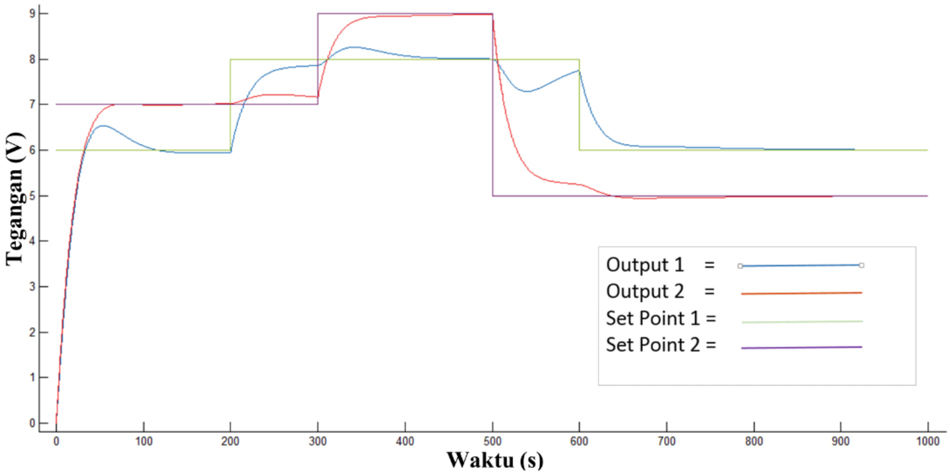
Dari sistem kontrol diatas, diperoleh respon seperti ini dimana garis abu-abu dan kuning masing-masing menggambarkan nilai *set point* berturut-turut kontroler satu dan kontroler dua. Lalu untuk garis biru dan merah adalah hasil keluaran respon dari plant yang dikontrol oleh kontroler PI. Lalu pada sistem kontrol ini dilakukan dua uji coba lagi dengan variasi nilai input yang berbeda dan diperoleh respon seperti gambar 4.2 dibawah ini:



Gambar 4.2 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 2

Untuk *input step* pertama pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 2 dan *final value* sebesar 4 pada detik ke 300 dan juga untuk *input step*

kedua pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar 4 pada detik ke 700. Lalu pada kontroler kedua, untuk *input step* pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 6 dan nilai *final value* sebesar 8 pada detik ke 100 dan juga untuk *input step* yang kedua dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar -3 pada detik ke 400. Lalu percobaan dengan sampel berikutnya terlihat hasilnya seperti gambar 4.3 berikut



Gambar 4.3 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 3

Untuk input step pertama pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 6 dan *final value* sebesar 8 pada detik ke 200 dan juga untuk *input step* kedua pada kontroler pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar -2 pada detik ke 600. Lalu pada kontroler kedua , untuk *input step* pertama dimasukan nilai *initial value* sebesar 7 dan nilai *final value* sebesar 9 pada detik ke 300 dan juga untuk *input step* yang kedua dimasukan nilai *initial value* sebesar 0 dan *final value* sebesar -4 pada detik ke 500. Jadi untuk sistem kontrol yang sudah didesain dengan kontroler PI pada Quadruple tank dapat *tracking set point* walau dengan *input* yang berubah-ubah.

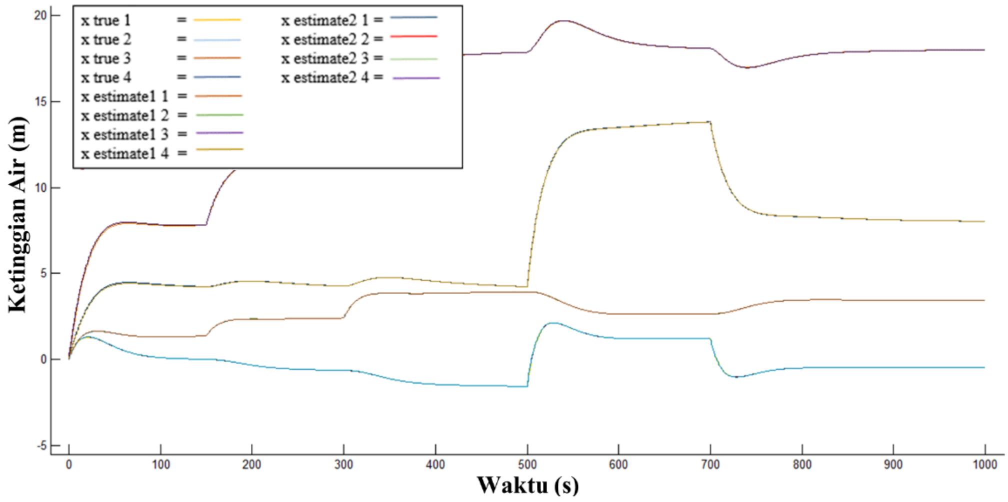
4.2 Hasil Desain Sistem Kontrol dengan Kalman Filter

Setelah plant dapat *tracking set point* dengan baik, maka dilakukan penambahan filter pada sistem kontrol. Yang ditambahkan pada sistem kontrol ini adalah filter kalman di masing-masing sensor. Sensor yang digunakan pada penelitian ini berjumlah dua, maka digunakan dua kalman filter pula. Seperti yang terancang pada gambar 3.5. Pada filter *kalman block* pada simulink ada beberapa

parameter yang digunakan dan data didapat sesuai dengan jurnal acuan. Gambar dari parameter yang digunakan pada *kalman filter block* di simulink terletak pada bagian lampiran.

4.3 Hasil Estimasi Kalman Filter Pada Sistem *Decentralize* PI

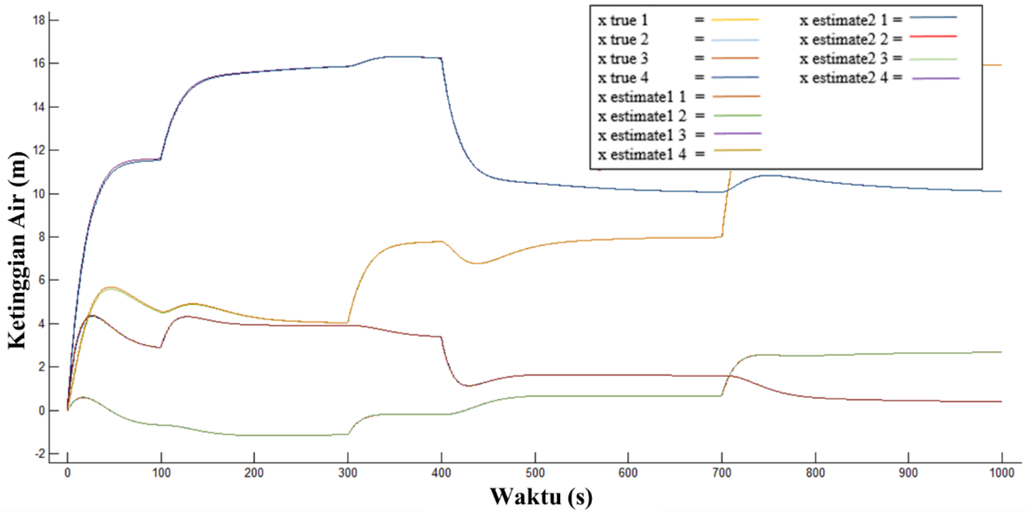
Pada percobaan kali ini sistem kontrol didesain dengan sistem *decentralize* PI, jadi sistem memiliki dua kontroler PI yang masing-masing memiliki nilai Kp dan Ki yang berbeda pula. Dengan input yang sama pada uji *tracking set point*, dilakukan estimasi yang menghasilkan respon sebagai gambar 4.4 berikut:



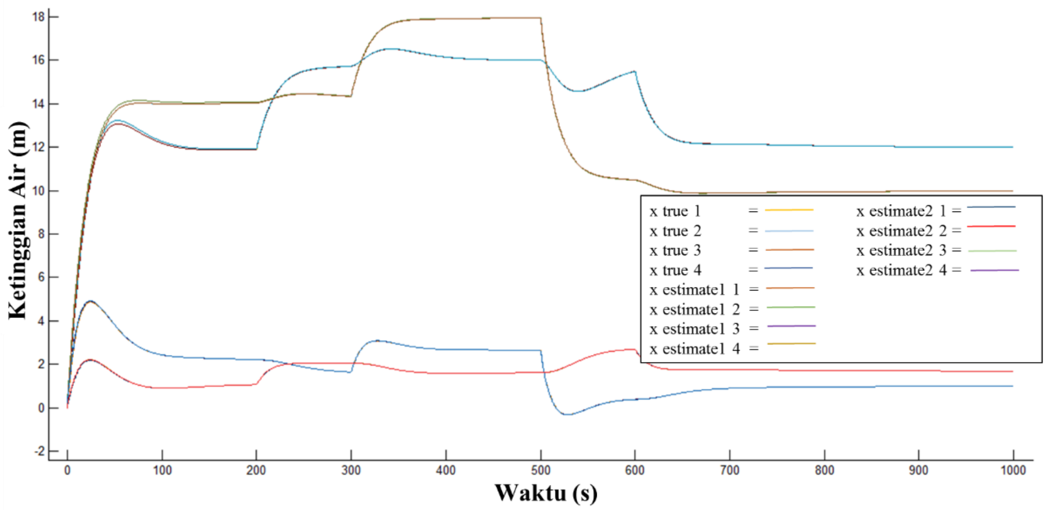
Gambar 4.4 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 1

Pada gambar ini terdapat dua belas respon dimana masing-masing adalah empat respon yang didapat dari x *measurement*, lalu empat respon diperoleh dari output kalman filter pertama dan juga empat respon dari output kalman filter kedua. Pada gambar 4.6 terlihat bahwa untuk respon tangki tiga dan empat tidak mengikuti set point yang ada, itu dikarenakan pada plant quadruple ditujukan untuk mengatur level pada dua tangki bagian bawah yaitu tangki satu dan dua. Tangki dua dan tiga menjadi variabel yang dapat memengaruhi *output* pada tangki 1 dan 2 seperti pada persamaan 2.1-2.5.

Lalu pada sistem kontrol ini dilakukan dua uji coba lagi dengan variasi nilai *input* yang sama dengan sampel 2 dan 3. Berikut pada gambar 4.5 dan 4.6 adalah masing-masing hasil responnya:



Gambar 4.5 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 2



Gambar 4.6 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 3

Dari tiga sampel yang digunakan terlihat bahwa x *estimate* dari masing masing filter memiliki respon yang hampir sama dengan x *measurement* dimana hal ini menunjukkan bahwa kalman filter dapat mengestimasi dengan baik. Berikut adalah tabel hasil pengkuran dan estimasi untuk level air:

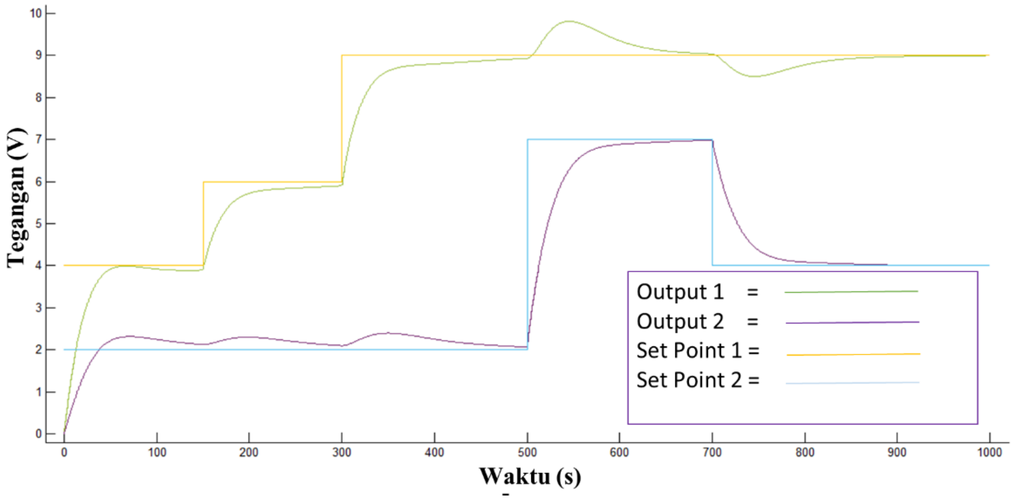
Tabel 4.1 Data Nilai RMSE Pada Sistem *Decentralize* PI

SAMPEL	RMSE KALMAN FILTER 1		RMSE KALMAN FILTER 2	
	h1	h2	h1	h2
1	0,002280979	0,024248814	0,029233418	0,001477593
2	0,00140308	0,044337627	0,031928622	0,003391485
3	0,003394858	0,057184386	0,054570671	0,003979987
Rata-rata	0,002359639	0,041923609	0,03857757	0,002949688

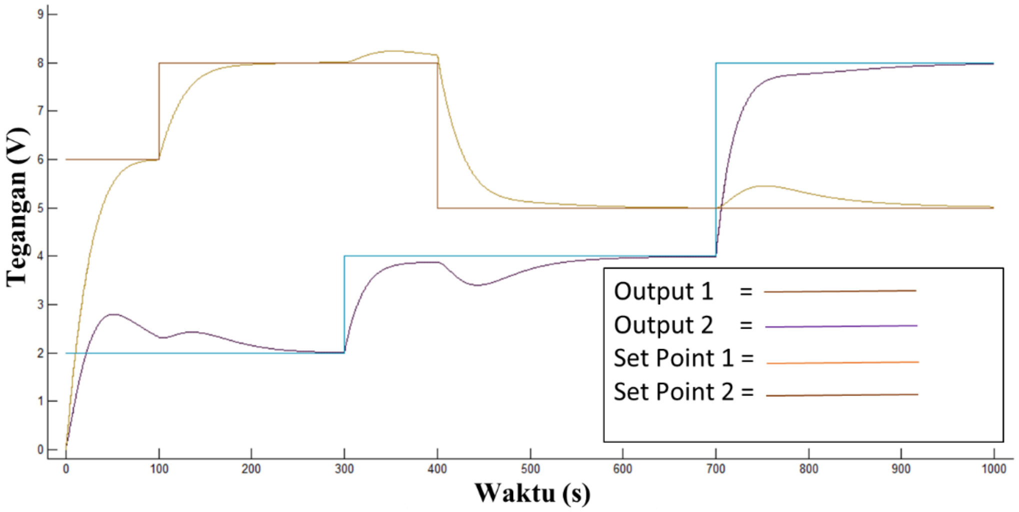
Pada tabel ini dibandingkan nilai *Root Mean Square Error* yang diperoleh dari kode matlab yang ada pada lampiran. Pada tabel ini nilai *RMSE* dambil dari nilai h1 (level air tangki 1) dan h2 (level air tangki 2) pada sampel 1, 2, dan 3 untuk setiap filter. Nilai *RMSE* adalah nilai rata-rata keseluruhan *error* dari sampel yang diambil dari waktu 0-1000 second dengan cuplikan satu data setiap 0.1 second. Diperoleh nilai *RMSE* terbesar pada tangki satu untuk kedua filter adalah 0,054570671 yang terletak pada sampel ketiga dan filter kedua serta nilai *RMSE* terbesar pada tangki dua untuk kedua filter adalah adalah 0,057184386 yang terletak pada sampel ketiga dan filter pertama. Diperoleh nilai rata-rata dari nilai *RMSE* pada tangki 1 dan tangki 2 pada kalman filter 1 berturut-turut adalah 0,002359639 dan 0,041923609 serta nilai rata-rata dari nilai *RMSE* pada tangki 1 dan tangki 2 pada kalman filter 2 berturut-turut adalah 0,03857757 dan 0,002949688.

4.4 Hasil Uji *Tracking Set Point* dengan Satu Kontroler PI

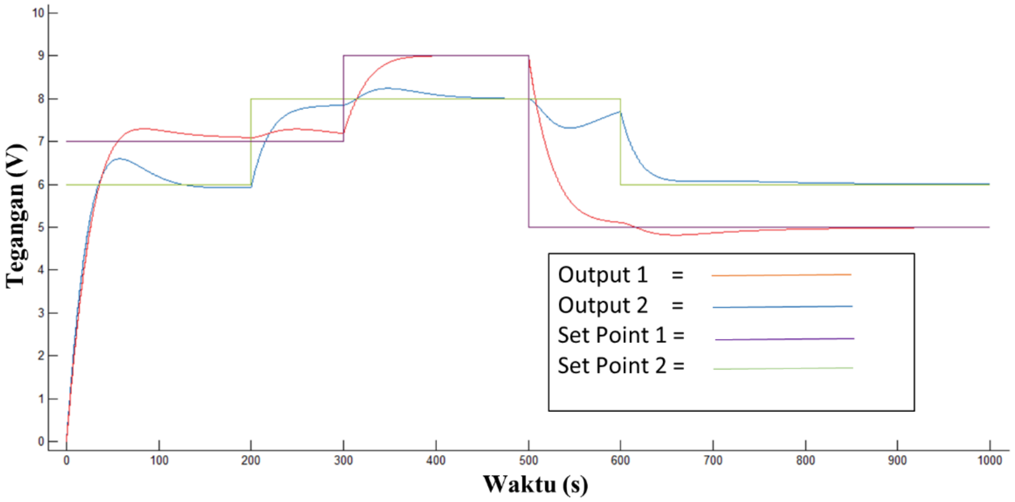
Pada penelitian kali ini peneliti juga melakukan uji *tracking set point* pada sistem yang menggunakan hanya satu kontroler PI seperti yang terancag pada gambar 3.4. Uji *tracking set point* ini dilakukan dengan menggunakan sampel yang sama dengan uji *tracking set point* pada sistem *decentralize* PI. Berikut pada gambar 4.7, 4.8, dan 4.9 adalah hasil dari uji *tracking set point* dengan menggunakan sampel 1, 2, dan 3:



Gambar 4.7 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 1



Gambar 4.8 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 2

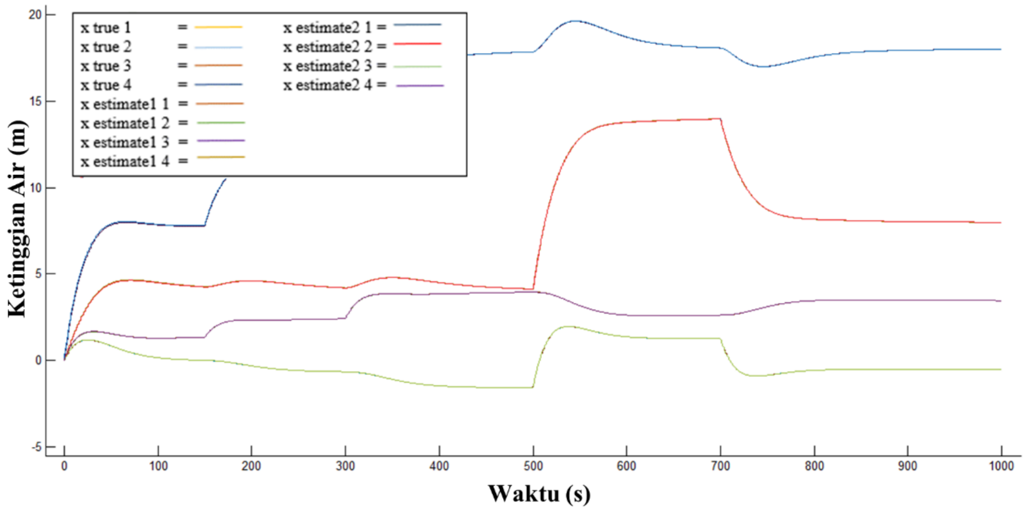


Gambar 4.9 Hasil Respon Sistem Kontrol Sampel 3

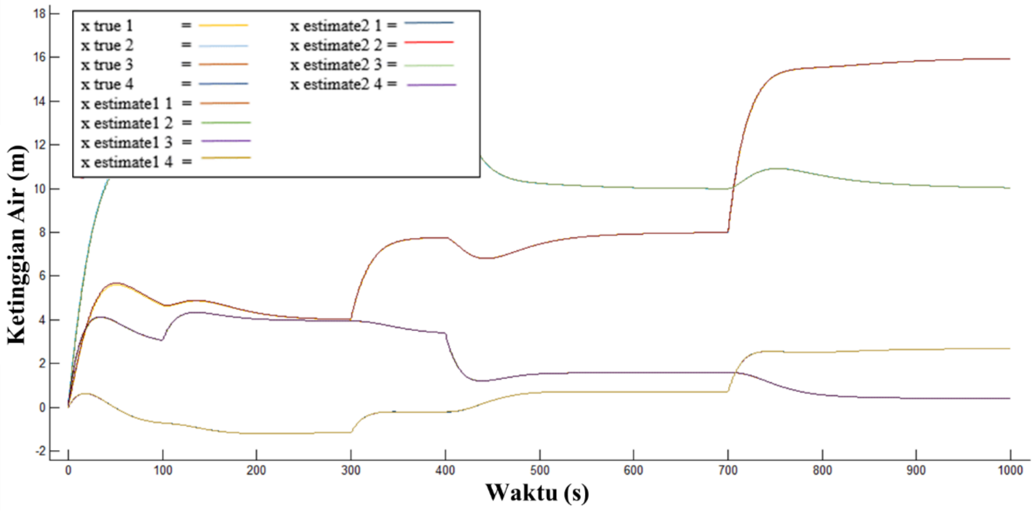
Dari tiga gambar diatas jika dibandingkan dengan uji *tracking set point* pada sistem dengan *decentralize* PI yang sudah dilakukan, tidak memiliki begitu banyak perbedaan, keduanya tetep bisa mengikuti *set point* yang sudah ditetapkan namun ada perbedaan sedikit seperti halnya pada sampel 1 pada detik ke 50,7 pada sistem *decentralize* PI nilai tangki 1 dan 2 berturut-turut adalah 3,90574 v dan 2,17579 v sedangkan pada sistem yang menggunakan satu kontroler PI secara berturut- turut adalah 3,920606 v dan 2,218526 v. Dari data ini terlihat bahwa perbedaan dari dua sistem kontrol yang berbeda ini sebesar 0.0038%. Untuk pada sampel yang kedua dan ketiga juga mengalami masalah yang sama perbedaan kurang lebih 0.02%. Dari contoh ini terlihat bahwa sistem yang menggunakan satu kontroler PI lebih baik dalam *tracking set point.*

4.5 Hasil Estimasi Kalman Filter Pada Sistem Satu Kontroler PI

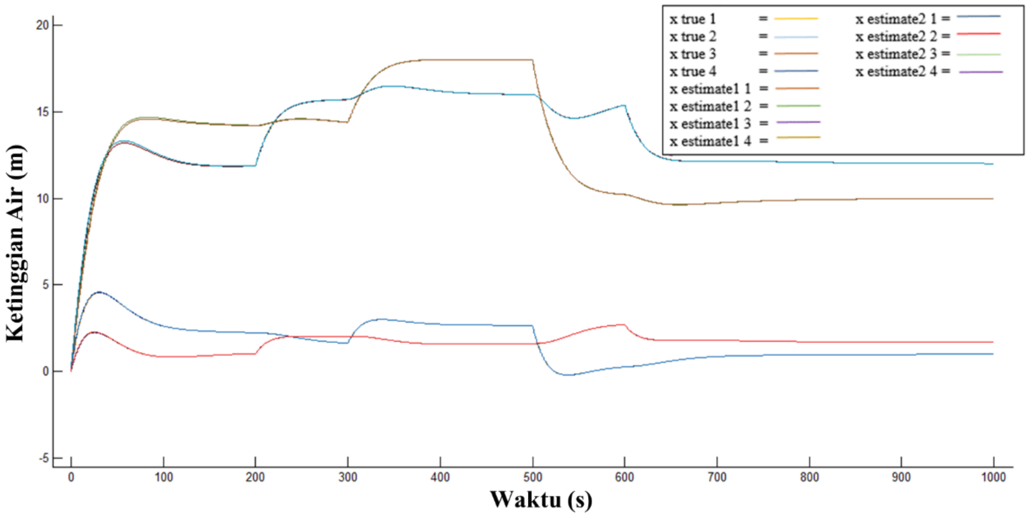
Pada proses perbandingan hasil pengukuran dengan estimasi kalman filter pada quadruple tank sistem dengan menggunakan satu kontroler PI, data yang digunakan sama seperti yang telah digunakan pada proses sebelumnya yaitu sampel 1, 2, dan 3. Gambar 4.10, 4.11, dan 4.12 berikut adalah hasil responnya.



Gambar 4.10 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 1



Gambar 4.11 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 2



Gambar 4.12 Hasil Respon Perbandingan Pengukuran dan Estimasi Kalman Filter Sampel 3

Berikut adalah tabel hasil pengkuran dan estimasi untuk level air :

Tabel 4.2 Data Nilai RMSE Pada Sistem Satu Kontroler PI

SAMPEL	RMSE KALMAN FILTER 1		RMSE KALMAN FILTER 2	
	h1	h2	h1	h2
1	0,002272963	0,019936494	0,027304203	0,001099953
2	0,001370624	0,033808731	0,026510286	0,002515079
3	0,003363537	0,045322385	0,048490695	0,002955379
Rata-rata	0,002335708	0,033022537	0,034101728	0,002190137

Pada tabel ini dibandigkan nilai *Root Mean Square Error* yang diperoleh dari kodingan yang ada pada lampiran. Pada tabel ini, nilai *RMSE* dambil dari nilai h1 (level air tangki 1) dan h2 (level air tangki 2) pada sampel 1, 2, dan 3. Nilai *RMSE* adalah nilai rata-rata keseluruhan *error* dari sampel yang diambil dari waktu 0-1000 detik dengan cuplikan satu data setiap 0.1 detik. Diperoleh nilai *RMSE* terbesar pada tangki satu untuk kedua filter adalah 0,048490695 pada sampel ketiga dan filter kedua serta nilai RMSE terbesar pada tangki dua untuk kedua filter adalah 0,045322385 yang terletak pada sampel ketiga dan filter pertama. Diperoleh nilai rata-rata dari nilai RMSE pada tangki 1 dan tangki 2 pada kalman filter 1 berturut-turut adalah 0,002335708 dan 0,033022537 serta nilai rata-rata dari nilai *RMSE* pada tangki 1 dan tangki 2 pada kalman filter 2 berturut-turut adalah 0,034101728 dan 0,002190137.

Dilihat dari hasil yang didapat terlihat dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem yang menggunakan sistem kontrol 1 kontroler PI (c*entralized*) memiliki nilai *RMSE* lebih kecil dibandingkan dengan sistem yang menggunakan *decentralize* PI.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

a. Perancangan estimasi kalman filter untuk mengestmasi level air pada quadruple tank membutuhkan informasi *input* dan *output* berturut-turut berupa tegangan pada pompa dan tegangan pada alat pengukur level air.
b. Pada pengujian *tracking set point*, terlihat kedua sistem baik *decentralize* PI dan 1 kontroler PI saja, respon *output* dapat *tracking set point* dengan baik pada variasi perubahan *set point*.
c. Performansi kalman filter pada sistem 1 kontroler PI dan *decentralize* PI memiliki nilai *Root Mean Square Error* terbesar dari setiap sistem kontrol berturut-turut adalah 0,057184386 dan 0,048490695.
d. Performansi kalman filter pada sistem 1 kontroler PI menunjukkan nilai rata-rata *RMSE* lebih kecil dibandingkan dengan sistem *decentralize* PI.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan oleh penulis berdasarkan hasil pengujian adalah sebagai berikut:

a. Untuk penelitian selanjutnya perlu melakukan komunikasi antar filter *(micro Kalman filter)* dan bisa dilanjutkan ketahap berikutnya yaitu *Fault Detection* maupun *Fault Tolerance Control*.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

Matthew, B.(2017). A Kalman Filtering Tutorial For Undergraduate Students. IJCSES Vol 8 No.1.

Olfati, Reza (2005). Distributed Kalman Filter with Embedded Consensus Filters. 44th IEEE Confrence on Decision and Control.

Olfati, Rexa (2007). Distributed Kalman Filtering for Sensor Networks. 46th IEEE Confrence on Decision and Control.

Jayaprakash, J. (2013). Comparison of Controller Performance for MIMO Process. ISSN 2250-2459, ISO 9001:2008.

Kamalul, Wafi (2019). Filtering Module on Satellite Tracking.Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Han, Weixin (2019). A Simple Approach to Distributed Observer Design for Linear Systems. IEEE Transactions On Autamatic Control Vol. 64 No.1.

Johansson, K.H. (1999). Teaching Multivariable Control Using the Quadruple-Tank Process. U.S.A in Proceeding of the 38th Confrence on Decision & Control.

Numsomran, Arjin (2004). I-P Controller Design For Quadruple Tank System. Proc. 5th Asian Control Confrence.

Nazrah, Sazuan (2017). Linear Discrete-time Space Realization of A Modified Quadruple Tank System with State Estimation Using Kalman Filter. Jurnal of Physics : Confrence Series,783,[12013].

Johanson, K.H.(1998). A multivariable laboratory process with an adjustable zero. IEEE Transactions On Control System Technology, Vol.8, No.3.

LAMPIRAN

A. Kodingan Matlab

A.1 Distributed Kalman Filter

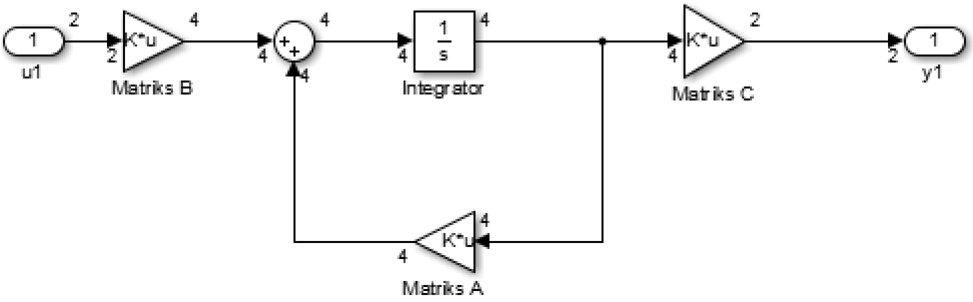
```
% Define System
k  = 1000;
t  = 1:k;
gamma1 = 0.7;
gamma2 = 0.6;
A1 = 28;         A3 = A1;
A2 = 32;         A4 = A2;
a1 = 0.071;      a3 = a1;
a2 = 0.057;      a4 = a2;

g = 981;

h1 = 12.4;       h3 = 1.8;
h2 = 12.7;       h4 = 1.4;
k1 = 3.33;       k2 = 3.35;
kc = 0.5; % measurement gain

Tp1 = (A1/a1)*sqrt(2*h1/g);      Tp3 = (A3/a3)*sqrt(2*h3/g); % time
konstan tiap tangki
Tp2 = (A2/a2)*sqrt(2*h2/g);      Tp4 = (A4/a4)*sqrt(2*h4/g);
A = [-1/Tp1 0      A3/(A1*Tp3) 0;
      0    -1/Tp2  0           A4/(A2*Tp4);
      0     0     -1/Tp3       0;
      0     0      0          -1/Tp4];
B = [gamma1*k1/A1     0;
     0                gamma2*k2/A2;
     0                (1-gamma2)*k2/A3;
     (1-gamma1)*k1/A4 0];
N = 2;               % The number of sensors
C = [kc 0  0 0;
     0  kc 0 0];
D = zeros(2);

Ts = 0.1;
sys = ss(A,B,C,D);               % system matrices in continuous
[sysd,S] = c2d(sys,Ts,'zoh');    % convert continuous system to
discrete system

Ad = sysd.a;                     % matrices A in discrete
Bd = sysd.b;                     % matrices B in discrete
Cd = sysd.c;                     % matrices C in discrete
Dd = sysd.d;                     % matrices D in discrete
n = length(Ad);
```

A.2 Root Mean Square Error

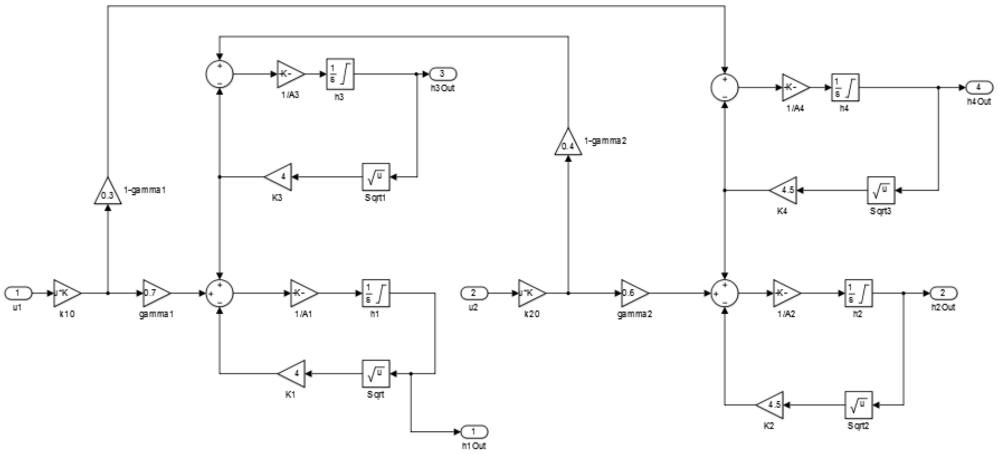
```
data1= ScopeData5.signals.values(:,1);
data2= ScopeData5.signals.values(:,2);
error=data2-data1;
rmsea=sqrt(mean(error.^2));%rootmeansquarerror
```

B. Simulink Matlab 2014a

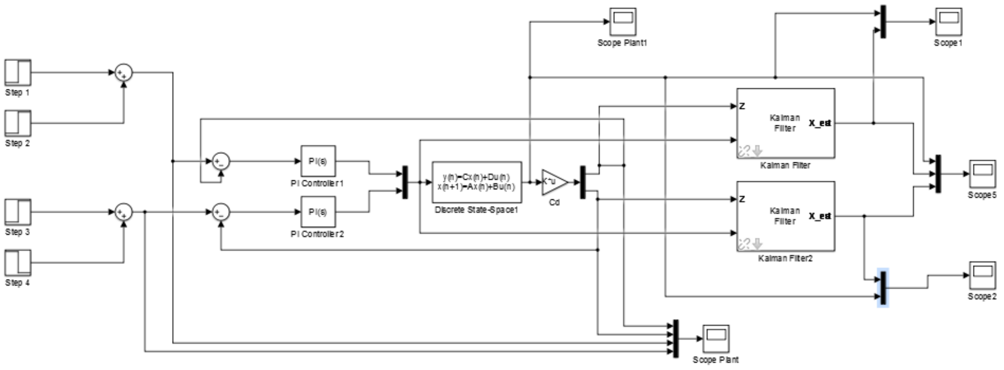
- **B.1 Sistem Quadruple tank (Perkalian Matrix)**



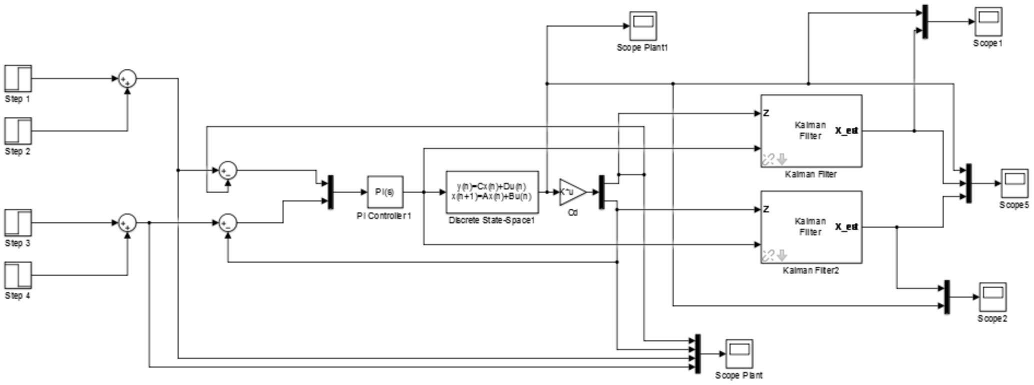
- **B.2 Sistem Quadruple tank**



B.3 Gambar Sistem Kontrol dengan Filter Kalman *(Decentralize* PI)



- **B.4 Gambar Sistem Kontrol Menggunakan Satu Kontroller PI**



BIODATA PENULIS

Reyner Erickson dilahirkan di Jakarta, pada tanggal 26 Maret 1997 sebagai anak kedua dari tiga bersaudara. Penulis telah menyelesaikan pendidikan tingkat dasar di SD Strada Budi Luhur hingga tahun 2009, pendidikan menengah pertama di SMP Strada Budi Luhur hingga tahun 2012, pendidikan menengah atas di SMAN 2 Bekasi hingga tahun 2015, dan sedang menempuh pendidikan S1 Teknik Fisika FTIRS di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya hingga saat ini.

Saat ini penulis sedang menyelesaikan tugas akhir dengan judul **PERANCANGAN KALMAN FILTER TERDISTRIBUSI DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA KONTROL TERDESENTRALISASI PADA QUADRUPLE TANK PROCESS**. Bagi pembaca yang memiliki kritik serta saran atau ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai tugas akhir ini maka dapat menghubungi penulis melalui email: reynererickson26@gmail.com.