

TUGAS AKHIR - EE184801

**PERANCANGAN KONTROLLER TERTANAM
MENGUNAKAN DIRECT NEURAL NETWORK UNTUK
PENGATURAN LEVEL TANGKI PCT-100**

MUHAMMAD FARIS ZUHAIRI

NRP 07111940000164

Dosen Pembimbing

Eka Iskandar, S.T., M.T.

NIP 198005282008121001

Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.

NIP 196808121994032001

Program Studi Teknik Sistem Pengaturan

Departemen Teknik Elektro

Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2023



TUGAS AKHIR - EE184801

**PERANCANGAN KONTROLLER TERTANAM
MENGUNAKAN DIRECT NEURAL NETWORK UNTUK
PENGATURAN LEVEL TANGKI PCT-100**

MUHAMMAD FARIS ZUHAIRI

NRP 07111940000164

Dosen Pembimbing

Eka Iskandar, S.T., M.T.

NIP 198005282008121001

Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.

NIP 196808121994032001

Program Studi Teknik Sistem Pengaturan

Departemen Teknik Elektro

Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2023



FINAL PROJECT - EE184801

EMBEDDED CONTROLLER DESIGN USING DIRECT NEURAL NETWORK FOR LEVEL CONTROL IN PCT-100 TANK

MUHAMMAD FARIS ZUHAIRI

NRP 07111940000164

Advisor

Eka Iskandar, S.T., M.T.

NIP 198005282008121001

Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.

NIP 196808121994032001

Study Program Control System Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Intelligent Electrical and Informatics Technology

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2023

LEMBAR PENGESAHAN

PERANCANGAN KONTROLLER TERTANAM MENGGUNAKAN DIRECT NEURAL NETWORK UNTUK PENGATURAN LEVEL TANGKI PCT-100

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar Sarjana Teknik pada
Program Studi S-1 Teknik Sistem Pengaturan
Departemen Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh : **MUHAMMAD FARIS ZUHAIRI**

NRP. 07111940000164

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

- | | |
|---|---------------|
| 1. Eka Iskandar, S.T., M.T. | Pembimbing |
| 2. Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T. | Ko-pembimbing |
| 3. Nama dan gelar penguji | Penguji |
| 4. Nama dan gelar penguji | Penguji |
| 5. Nama dan gelar penguji | Penguji |

SURABAYA

Juni, 2023

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP : Muhammad Faris Zuhairi
Program studi : Teknik Sistem Pengaturan
Dosen Pembimbing / NIP : Eka Iskandar, S.T., M.T. / 198005282008121001
Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T. /
196808121994032001

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Perancangan Kontroller Tertanam Menggunakan Direct Neural Network untuk Pengaturan Level Tangki PCT-100” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 14 Juni 2023

Mengetahui,
Dosen Pembimbing 1

Dosen Pembimbing 2

Eka Iskandar, S.T., M.T.
NIP. 198005282008121001

Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.
NRP. 196808121994032001

Mahasiswa

Muhammad Faris Zuhairi
NRP. 07111940000164

ABSTRAK

PERANCANGAN KONTROLLER TERTANAM MENGGUNAKAN DIRECT NEURAL NETWORK UNTUK PENGATURAN LEVEL TANGKI PCT-100

Nama Mahasiswa / NRP : Muhammad Faris Zuhairi/07111940000164
Departemen : Teknik Elektro FTEIC - ITS
Dosen Pembimbing : Eka Iskandar, S.T., M.T.
Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.

Abstrak

Pengaturan level tangki PCT-100 memiliki karakteristik nonlinear akibat dari pembebanan bukaan motor drain valve. Akibat hal ini, kontroller PID memerlukan parameter berbeda-beda (tuning ulang) untuk menyesuaikan spesifikasi respon yang diinginkan. Kemampuan self learning kontroller dibutuhkan untuk mengatasi perubahan beban. Direct neural network controller dapat mengendalikan level nonlinear dengan mengambil input error dan langsung mengirim output sinyal kontrol. Namun proses belajar kontroller NN membutuhkan pemilihan nilai learning rate yang tepat agar didapat spesifikasi respon yang diinginkan, saat pembebanan valve dan tracking set point. Spesifikasi ini berupa overshoot level kurang dari 10% dan settling time 5% kurang dari 90 detik. Umumnya pemilihan ini dilakukan secara eksperimental yang beresiko terjadinya level naik terus menerus dan osilasi pada sinyal kontrol. Oleh sebab itu, dirancang kontroller direct neural network dengan self tuning parameter learning rate. Selain itu actuator flow control valve membutuhkan daya yang besar sehingga harus dibuat kontroller tertanam agar sinyal kontrol langsung melakukan penguatan daya untuk membuka valve. Rangkaian ADC yang dibuat memberikan hasil yang linear dengan kesalahan pembacaan maksimal sebesar 121.6mV. Modul controlling device untuk penguatan flow control valve memiliki respon linear dan kesalahan error kecil, yakni sebesar 489mV maksimal. Pengujian tanpa kontroller menunjukkan respon level dipengaruhi oleh beban motor drain valve dan tidak dapat mencapai set point. Kontroller direct neural network dengan learning rate sebesar 5 memiliki hasil terbaik dari sampel uji learning rate konstan, mampu beradaptasi dengan beban motor drain valve dengan overshoot 7.408% dan 5.7571% saat tracking set point. Namun, settling time 5% ketika pembebanan dicapai 97.6714 detik, lebih lambat dari spesifikasi yang diinginkan. Kontroller direct neural network dengan adaptasi learning rate dengan $\alpha=0.01$ memenuhi settling time spesifikasi, yaitu 89.375 detik saat pembebanan dan 62.2709 detik saat tracking set point. Selain itu terdapat overshoot 4.523% saat pembebanan dan 5.9858% saat tracking set point. Penggunaan metode eksperimental dengan mencari learning rate konstan yang cocok dengan spesifikasi overshoot dan settling time cukup menyulitkan karena harus menjalankan model sistem berulang kali. Self tuning learning rate terhadap error dengan parameter alpha dilakukan untuk mendapatkan respon yang diinginkan dengan cepat.

Kata kunci: *PCT-100, Neural Network, Self Tuning, Learning Rate, Sistem Tertanam*

ABSTRACT

EMBEDDED CONTROLLER DESIGN USING DIRECT SELF TUNING NEURAL NETWORK FOR LEVEL CONTROL IN PCT-100 TANK

Student Name / NRP : Muhammad Faris Zuhairi/07111940000164
Department : Teknik Elektro FTEIC - ITS
Advisor : Eka Iskandar, S.T., M.T.
Dr. Trihastuti Agustinah, S.T., M.T.

Abstract

PCT-100 tank level having nonlinear characteristic, caused by motor drain valve opening. PID controller requires different parameter (retuning) to meet desired response specification. Controller's learning capabilities is needed to reduce load changes effect. Direct neural networks controller capable to control nonlinear level by taking error as input and directly sending its output as control signal. However, NN learning process requires selecting the right learning rate to get desired response specification, getting overshoot less than 10% and settling time 5% less than 90s. Commonly, learning rate selection is done by experiment with some risk, such as continuous rising level and control signal oscillation. Therefore, a direct neural network with self tuning learning rate being designed. In addition, flow motor valve having high power electronics to actuate it. Embedded controller can be implemented so that control signal directly amplify motor valve voltage. ADC circuit had been created, resulting linear response and maximum reading error 121.6mV. Control device module also having linear response but still getting 489mV maximum error. Testing system model without controller resulting water level doesn't meet set point and going increased during reducing drain valve load. Direct NN controller with constant learning rate 5 capable to reduce drain valve effect with overshoot 7.408% and 5.7571% during tracing set point. Settling time reached slower in 97.6714s. direct NN controller with learning rate adaptation 0.01 meets settling time specification in 89.375s during load variation and 62.2709s during set point tracking. Moreover only 4.523% overshoot during load variation and 5.9858% during set point tracking. Determining constant learning rate by experimental method is quite difficult because of simulation repeatedly. Self tuning the learning rate with alpha parameter giving the desired response quickly.

Keywords: *PCT-100, Neural Network, Self Tuning, Learning Rate, Embedded System.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR SIMBOL	x
BAB 1 PENDAHULUAN	11
1.1 Latar Belakang	11
1.2 Rumusan Masalah	11
1.3 Batasan Masalah	12
1.4 Tujuan	12
1.5 Manfaat	12
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	13
2.1 Hasil Penelitian Terdahulu	13
2.2 Dasar Teori	13
2.2.1 PCT-100	13
2.2.2 Permodelan Plant	15
2.2.3 Direct Control Neural Network	21
BAB 3 METODOLOGI	25
3.1 Metode yang digunakan	25
3.2 Bahan dan peralatan yang digunakan	26
3.3 Urutan pelaksanaan penelitian	26
3.3.1 Permodelan Plant	26
3.3.2 Perancangan Sistem Tertanam	35
3.3.3 Perancangan Kontroller	38
BAB 4 Hasil dan Pembahasan	43
4.1 Hasil Penelitian	43
4.1.1 Pengujian Rangkaian Signal Conditioning ADC dengan Sinyal Ramp	43
4.1.2 Pengujian Rangkaian Controlling Device	44
4.1.3 Pengujian pada Kondisi Berbeban Tanpa Kontroller	46

4.1.4	Pengujian pada Kondisi Berbeban dengan Learning Rate Konstan	47
4.1.5	Pengujian pada kondisi berbeban dengan learning rate adaptif	49
4.1.6	Pengujian Beban 50% terhadap Tracking Set Point	52
BAB 5	Kesimpulan dan Saran	58
5.1	Kesimpulan	58
5.2	Saran	58
DAFTAR PUSTAKA		59
LAMPIRAN		60
BIODATA PENULIS		62

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Process Rig PCT-100	14
Gambar 2.2 Control Module PCT-100	15
Gambar 2.3 STM32F407 Discovery Board	15
Gambar 2.4 Arsitektur Hardware PCT-100	16
Gambar 2.5 Penempatan Floating Ball pada Tangki Proses	16
Gambar 2.6 Bagan Sistem Tangki Tunggal Tanpa Flow Masuk	18
Gambar 2.7 Sistem Tangki Tunggal Dengan Tambahan Flow Masuk	19
Gambar 2.8 Struktur Neural Network	21
Gambar 2.9 Closed Loop Diagram dengan Direct Neural Network	21
Gambar 2.10 Struktur Neural Network untuk Direct Control Neural Network	22
Gambar 3.1 Flowchart Metodologi Penelitian	25
Gambar 3.2 Respon tegangan Level Sensor terhadap Level Air	26
Gambar 3.3 Respon Tegangan Flow terhadap Variasi Tegangan Pompa	27
Gambar 3.4 Respon Level Air terhadap Variasi Tegangan Pompa	27
Gambar 3.5 Respon tegangan flow meter VFT terhadap laju level tangki ($\Delta h/\Delta t$)	29
Gambar 3.6 Respon Pembacaan Flow Meter Setelah Substitusi Nilai Gain m_{FT}	30
Gambar 3.7 Respon Level untuk Identifikasi Ao Motor Valve	31
Gambar 3.8 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Motor Valve	32
Gambar 3.9 Respon Level untuk Identifikasi Ao Manual Valve	32
Gambar 3.10 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Motor Valve	33
Gambar 3.11 Respon Level untuk Identifikasi Ao Kedua Valve	33
Gambar 3.12 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Kedua Valve	34
Gambar 3.13 Modul Power Supply, Mikrokontroller, dan USB-TTL	36
Gambar 3.14 Rangkaian Penurun Tegangan ADC dan MicroSD Logger	36
Gambar 3.15 Rangkaian Controlling Device	37
Gambar 3.16 Diagram Blok Sistem	39
Gambar 3.17 Kurva Pembebanan Uji Bukaan Drain Valve (0% Full Closed, 100% Full Open)	41
Gambar 3.18 Kurva Uji Tracking Set Point Level	42
Gambar 4.1 Respon Bacaan AI Channel 0 STM32 terhadap AO USB4716 (0-10V)	43
Gambar 4.2 Respon Bacaan AI Channel 1 STM32 terhadap AO USB4716 (0-10V)	44
Gambar 4.3 Rangkaian Voltage Divider AO STM32	45
Gambar 4.4 Respon Bacaan AI USB4716 terhadap AO Channel 0 STM32 (0-22V)	45
Gambar 4.5 Respon Bacaan AI USB4716 terhadap AO Channel 0 STM32 (0-10V)	46
Gambar 4.6 Respon Level Tanpa Kontroller	47
Gambar 4.7 Sinyal Kontrol Motor Valve Tanpa Kontroller	47
Gambar 4.8 Respon Level Tangki dalam Variasi Pembebanan Learning Rate Konstan ..	48
Gambar 4.9 Perubahan Sinyal Kontrol dalam Variasi Pembebanan Learning Rate Konstan	48
Gambar 4.10 Respon Level Tangki dalam Variasi Pembebanan dengan Adaptasi Learning Rate	50
Gambar 4.11 Perubahan Sinyal Kontrol dalam Variasi Pembebanan dengan Adaptasi Learning Rate	51

Gambar 4.12 Adaptasi Nilai Learning Rate selama Variasi Pembebanan.....	51
Gambar 4.13 Respon Pembebanan Kedua (50% Buka Motor Valve) terhadap Level ..	52
Gambar 4.14 Respon Level Tangki terhadap Tracking Set Point	54
Gambar 4.15 Perubahan Sinyal Kontrol Flow Valve selama Tracking Set Point Level ...	56
Gambar 4.16 Perubahan Nilai Learning Rate selama Tracking Set Point Level.....	56

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perangkat pada Process Rig PCT-100	14
Tabel 3.1 Tegangan Level Sensor pada Awal dan Akhir Runtime.....	28
Tabel 3.2 Tegangan Flow Meter dan Kenaikan Level Air pada Variasi Tegangan Pompa	28
Tabel 3.3 Parameter Vitechkova tiap Variasi Tegangan Motor Valve	30
Tabel 3.4 Model Vitechkova tiap Variasi Tegangan Valve (V_FC)	30
Tabel 3.5 Transfer Function Sistem Level pada Buka-an Valve Hasil Identifikasi.....	35
Tabel 3.6 Kebutuhan Sistem dan Rangkaian yang Sesuai	35
Tabel 3.7 Range Tegangan Kerja Aktuator	37
Tabel 4.1 Simpangan Pembacaan ADC STM32.....	44
Tabel 4.2 Simpangan Pembacaan Controlling Device STM32	46
Tabel 4.3 Spesifikasi Respon Hasil Pengujian Berbeban dan Learning Rate Konstan	48
Tabel 4.4 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Kedua (100mm) Learning Rate Konstan.....	54
Tabel 4.5 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Pertama (50mm) Adaptasi Learning Rate	55
Tabel 4.6 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Kedua (100mm) Adaptasi Learning Rate	55

DAFTAR SIMBOL

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini industri proses banyak menerapkan sistem otomatisasi pengaturan level fluida. Fluida dipompa dan ditampung dalam tangki khusus yang memerlukan pengendalian agar memenuhi batas level yang diperbolehkan. Umumnya level air dianalisis dengan mengestimasi model linear yang merepresentasikan sifat dinamis dari level terhadap titik setimbangnya. Apabila ketinggian cairan tidak dikendalikan maka rantai proses produksi akan terganggu. Jika ketinggian cairan melebihi ketinggian yang diinginkan maka akan terjadi overflow atau cairan akan meluap sehingga mengganggu atau dapat merusak alat-alat lain. Sebaliknya jika ketinggian cairan kurang dari ketinggian yang diinginkan maka proses tidak akan bekerja. Sebagai contoh pada conveyor pengisian minuman botol dari tangki pada industri hanya memberikan timer untuk beban bukaan valve tiap botol, debit air keluar diusahakan konstan agar volume minuman sama. Pengendalian umumnya dengan menstabilkan level tangki pada set point tertentu. Perubahan beban air keluar cukup dikendalikan oleh level air dalam tangki penyimpanan.

Umumnya dalam industri, fluida dialirkan menggunakan pompa, laju massa diatur dengan control valve, dan ketinggian fluida dalam tangki dibaca oleh level transmitter. Namun, pengaturan level tangki memiliki karakteristik time-varying dan non linier. Kontroler PID membutuhkan parameter berbeda-beda (tuning ulang) untuk menyesuaikan respon yang cepat. PCT-100 merupakan miniatur sistem proses industri yang terdapat fasilitas untuk melakukan pengaturan terhadap empat buah variabel kontrol, yaitu flow, level, suhu, dan tekanan. Level pada plant PCT-100 yang dikendalikan oleh flow control valve seringkali mengalami perubahan parameter dalam kondisi-kondisi tertentu, seperti adanya beban drain air keluar. Untuk mengatasi perubahan ini, diperlukan metode yang dapat belajar (learning) terhadap perubahan nonlinear. Selain itu, flow control valve PCT-100 memiliki karakteristik khusus yakni daya suplai yang dibutuhkan besar yang membutuhkan penguatan dan hardware terpisah untuk menjalankannya.

Salah satu metode learning yang menggunakan algoritma cerdas ialah neural network. Algoritma ini dapat mempelajari perubahan beban pada plant dan akan otomatis melakukan updating bobot selama plant beroperasi sehingga mudah memenuhi spesifikasi kontrol yang diinginkan. Dengan struktur direct, kontroler dapat langsung memberikan sinyal kontrol sesuai berdasar error setpoint variabel sistem yang dikendalikan. Namun, pemilihan learning rate pada propagasi balik masih perlu dilakukan manual berdasar hasil eksperimen, sehingga jika kurang tepat memungkinkan terjadinya overshoot level. Skema self tuning dapat ditambahkan agar learning rate dapat beradaptasi sesuai error level. Pada tugas akhir ini akan dirancang kontroler tertanam menggunakan self tuning direct neural network plant PCT-100 yang meminimalkan waktu steady state dan mengurangi overshoot.

1.2 Rumusan Masalah

Kontroler PID pada dasarnya bersifat tetap selama parameter P, I, dan D tidak diubah. Ketika terjadi perubahan parameter plant yang diakibatkan oleh pembebanan, sinyal kontrol yang diberikan tidak sesuai dengan kondisi plant saat ini sehingga muncul pelonjakan atau penurunan nilai. Pada level tangki PCT-100, kondisi ini dapat diakibatkan oleh perubahan beban drain valve selama sistem berjalan sehingga parameter kontroler perlu dituning ulang

terus menerus. Penggunaan neural network sebagai direct controller memiliki keunggulan dapat beradaptasi pada model nonlinear, namun pemilihan learning rate masih dilakukan manual dengan eksperimen. Selain itu, flow control valve sebagai actuator memiliki daya suplai tinggi (0-24V, 1A) dan tidak bisa dijalankan oleh modul data acquisition yang tersedia. Berdasarkan masalah nonlinearity, learning rate, dan aktuator tersebut, dibutuhkan controller tertanam dan menambahkan self tuning learning rate yang dapat melakukan pemilihan learning rate yang sesuai secara langsung (online tuning) agar meminimumkan overshoot dan error steady state.

1.3 Batasan Masalah

Ruang lingkup penelitian ini membahas mengenai pengaturan level pada tangki. Pengendalian level dilakukan oleh flow control valve dengan tegangan pompa konstan. Algoritma direct neural network terbatas menggunakan 1 hidden layer untuk penyederhanaan komputasi miktokontroller. Batasan lain yaitu mengabaikan efek temperature dan pressure dalam tangki proses.

1.4 Tujuan

Tujuan yang diharapkan dari penelitian ini ialah rancangan controller tertanam neural network mampu mengatasi masalah nonlinearity, pemilihan learning rate, dan penguatan sinyal actuator untuk mendapat overshoot kurang dari 10% dan settling time 5% kurang dari 90 detik..

1.5 Manfaat

Manfaat yang dapat diperoleh melalui tugas akhir ini diantaranya memberikan pengembangan metode kontrol dari pengaturan level tangki nonlinear dan memberikan skema penguatan actuator yang tidak dapat dijalankan oleh data acquisition module biasa.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Hasil Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu digunakan untuk mengetahui metode dan hasil penelitian yang sudah dilakukan. Penelitian terdahulu diperlukan sebagai landasan dan acuan peneliti terhadap perbandingan dan hubungan antar variable yang diuji.

Penelitian plant PCT-100 oleh Rachmad Dwi Raharjo (2014) dilakukan dengan metode PID gain scheduling terhadap level proses. Identifikasi sistem dilakukan dengan metode Harriot dan divalidasi menggunakan ISE/Integral Square Error. Hasil yang diperoleh yakni controller PID gain scheduling dapat mengendalikan respon dinamis dalam simulasi dengan rata-rata error waktu tunak 0.06% dan 0.12% pada implementasi. Namun, nilai gain PID masih dipengaruhi variable tertentu yang berubah kontinu atau dengan kata lain gain scheduling hanya cocok untuk variasi yang terprediksi.

Penelitian level proses kemudian disempurnakan oleh penelitian M. Zakki Ghufon (2016) yang menggunakan self-tuning PID dengan pendekatan adaptif. Controller adaptif dapat memperbaiki kelemahan metode gain scheduling, dimana dapat bekerja pada variasi tak terprediksi. Nilai gamma memengaruhi kecepatan adaptasi controller self tuning PID. Kriteria square time-square error/STSE unggul karena memberikan error terkecil 3.64% saat simulasi dan 0.093% bila diberikan beban. Namun, implementasinya masih memerlukan waktu learning yang lama dan memerlukan otomatisasi penentuan nilai gamma. Berdasarkan penelitian PCT-100 sebelumnya, diharapkan desain controller PID yang detuning menggunakan metode neural network dapat memberikan waktu yang cepat dalam proses learning.

Penelitian direct neural network oleh memberikan hasil yang efektif untuk mengatur posisi sudut alloy manipulator dengan maksimum error 0.83° . Bobot (weight) neural network diperbarui berdasarkan feedback sensor posisi. Karakteristik nonlinear hysteresis 1 DOF manipulator dapat dihilangkan dan posisi sudut mengikuti set point yang berbentuk gelombang sinus.

2.2 Dasar Teori

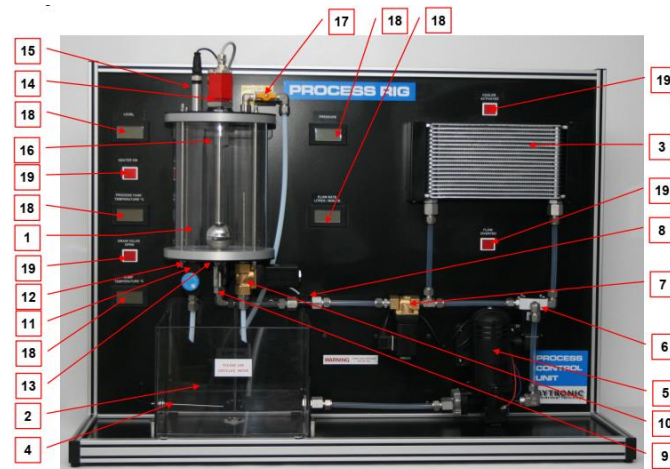
2.2.1 PCT-100

PCT-100 merupakan mini-plant industry yang didesain untuk pembajaran berbagai aplikasi industry. Produk bytronic ini menggabungkan beberapa proses menjadi unit tunggal sehingga memberikan fleksibilitas dan kemudahan operasi sistem proses. Air sebagai fluida dalam process rig dapat dikendalikan melalui control box dan PC software. Besaran ini meliputi temperature, level, pressure, dan flow. Eksperimen dengan metode kontrol bervariasi dapat dilakukan dengan mudah untuk mendapatkan respon variable process yang diinginkan.

2.2.1.1 Process Rig

Process rig merupakan plant utama tempat proses berlangsung. Air distilasi yang ditampung dalam sump tank dipompa ke seluruh sistem pada flow sekitar 3.2 liter/menit. Air dapat dialirkan langsung menuju process tank atau dibelokkan menuju cooler. Flow meter mengukur flow rate air yang masuk process tank dan level sensor akan mengukur ketinggian permukaannya. Di dalam process tank, pressure dan temperature air dapat diukur. Air dalam tangki ini dapat dikeluarkan melalui manual atau proportional drain valve untuk mengakhiri

satu siklus proses. Process rig juga dilengkapi dengan digital display untuk menunjukkan temperature, flow, pressure, dan level saat ini, serta indicator on/off dari cooler, heater, diverter, dan drain valve (Bytronic, 2015). PCT-100 tersusun atas beberapa elemen berikut.



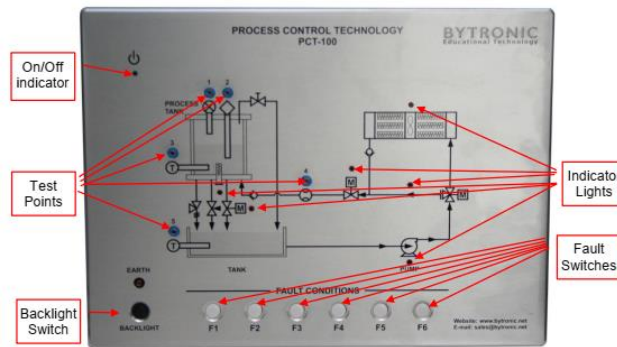
Gambar 2.1 Process Rig PCT-100

Tabel 2.1 Perangkat pada Process Rig PCT-100

No.	Perangkat
1	Process tank
2	Sump tank
3	Cooler Unit
4	Sump tank Temperature sensor (PRT)
5	Variable speed pump with filter and pressure switch
6	3/2 Diverter valve
7	2/2 Proportional control valve
8	Flow rate sensor
9	One way check valve
10	2/2 Proportional drain valve
11	Needle valve
12	Pressure relief valve
13	Heater
14	Level sensor
15	Pressure transducer
16	Float switch
17	Overflow/Vent valve
18	Digital LCD displays
19	Indicator lights

2.2.1.2 Control Module

Control module merupakan perangkat yang berfungsi memberikan mengolah sinyal kontrol untuk diteruskan pada process rig. Control module mengolah sinyal input standar 0-10VDC menjadi tegangan suplai tiap actuator, serta mengkondisikan sinyal sensor menjadi sinyal standar 0-10VDC. Bagian depan perangkat ini menampilkan P&ID process rig yang dilengkapi dengan indicator on/off, fault switch, dan test point.



Gambar 2.2 Control Module PCT-100

2.2.1.3 Mikrokontroller STM32

Akuisisi data dilakukan untuk mengolah sinyal sensor sekaligus mengirimkan sinyal actuator dari dan ke control module. STM32F407VGT6 digunakan sebagai mikrokontroller untuk memproses sinyal input 0-5V dan output ke DAC. STM32F407VGT6 merupakan mikrokontroller berarsitektur ARM Cortex M4 dengan frekuensi operasi hingga 168 MHz, 1Mbyte Flash, 192 Kbyte, dan 12-bit ADC SRAM. Discovery board seri ini memiliki interface komunikasi berupa I2C 3 port, SPI 3 port, USART 4 port, dan CANBus 2 port.



Gambar 2.3 STM32F407 Discovery Board

Untuk menjalankan fungsi controlling device, STM32 diintegrasikan dengan modul DAC MCP4725. MCP4725 merupakan single channel DAC 12-bit. Sinyal kontrol DAC disimpan dalam EEPROM dan diatur menggunakan komunikasi I2C. Modul ini dapat memberikan keluaran analog output maksimum 5.5VDC dalam konsumsi daya yang rendah.

2.2.2 Permodelan Plant

Sebelum melakukan desain kontroller, model plant perlu diketahui agar parameter kontroller sesuai dengan batas spesifikasi plant yang diimplementasi. Berikut merupakan arsitektur hardware PCT-100 beserta plant proses yang digunakan.

$$c_{LT} = V_{LT4} - G_{LT} h_4$$

2.2.2.2 Permodelan Flow Meter

Flow meter mengukur laju air masuk ke tangki proses. Laju ini dikenal dengan debit, yaitu laju volume per satuan waktu.

$$Q_{in} = A_{tabung} \frac{\Delta h}{\Delta t} \quad (2.2)$$

Input berupa laju air dikonversi oleh impeller turbin menjadi sinyal pulsa kemudian diproses signal conditioning. Output sensor flow ini ialah tegangan 0-10V. m_{FT} ialah factor konversi mikrokontroller dari input tegangan flow meter menjadi debit masukan.

$$Q_{in} = m_{FT} V_{FT} \quad (2.3)$$

Namun, model plant flow meter didapatkan dari input fisik laju ketinggian air $\frac{\Delta h}{\Delta t}$ dan tegangan flow meter V_{FT} sebagai output sensor. Untuk mendapatkan persamaan tegangan terhadap ketinggian air, substitusi persamaan 2.2 ke 2.3.

$$m_{FT} V_{FT} = A_{tabung} \frac{\Delta h}{\Delta t}$$

$$V_{FT}(h) = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} \frac{\Delta h}{\Delta t}$$

Berbeda dengan m_{FT} yakni scaling tegangan flow meter ke debit pembacaan mikrokontroller, gain model flowmeter adalah $G_{FT} = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}}$, model instrument flowmeter dapat dirumuskan menjadi persamaan berikut.

$$V_{FT}(h) = G_{FT} \frac{\Delta h}{\Delta t} \quad (2.4)$$

2.2.2.3 Permodelan Flow Control Valve

Permodelan flow valve ditujukan untuk mengetahui karakteristik bukan valve terhadap flow output pompa. Model flow control valve merupakan transfer function dari tegangan valve sebagai input dan flow rate air sebagai outputnya. Model ini diperoleh dengan melakukan variasi tegangan valve, yakni 13V, 15V, 18V, dan 21V yang diperoleh terhadap tegangan step pompa 10V. Permodelan flow control valve menggunakan metode vitechkova yang mengambil respon step saat 33% dan 70% nilai steady state. Sistem didekati oleh model orde 1 dengan menyertakan time delay model (Jakoubek, n.d.).

$$G_{V1}(s) = \frac{K}{\tau_{V1}s + 1} e^{-T_{dv1}s} \quad (2.5)$$

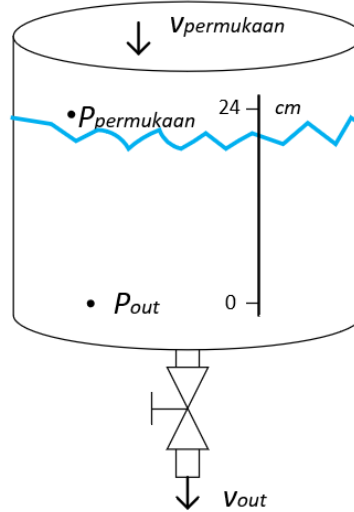
Dimana t_{33} dan t_{70} masing-masing ialah waktu 33% dan 70% dari nilai steady state.

$$T_{dv1} = 1.498t_{33} - 0.498t_{70}$$

$$\tau_{V2} = 0.794(t_{70} - t_{33})$$

2.2.2.4 Permodelan Drain Valve

Drain valve mengikuti prinsip konservasi energi, dimana persamaan Bernoulli menyatakan hubungan tekanan, laju fluida, dan ketinggian cairan dalam suatu tangki. Gambar 2.5 di bawah menggambarkan sistem tangki tunggal dengan drain valve tanpa tambahkan flow masuk.



Gambar 2.6 Bagan Sistem Tangki Tunggal Tanpa Flow Masuk

Titik pada permukaan air dan dasar tangki bagian luar memiliki tekanan yang sama ($P_{permukaan} = P_{out} = 1 atm$), namun memiliki kecepatan turun dan tinggi fluida yang berbeda.

$$P_{permukaan} + \frac{1}{2}\rho v_{permukaan}^2 + \rho g h_{permukaan} = P_{out} + \frac{1}{2}\rho v_{out}^2 + \rho g h_{out} = constant$$

$$\frac{1}{2}\rho(v_{out}^2 - v_{permukaan}^2) = \rho g(h_{permukaan} - h_{out})$$

Kecepatan penurunan permukaan air dianggap sangat kecil sehingga diabaikan $v_{permukaan} = 0$ dan lubang drain berada di dasar tangki $h_{out} = 0$.

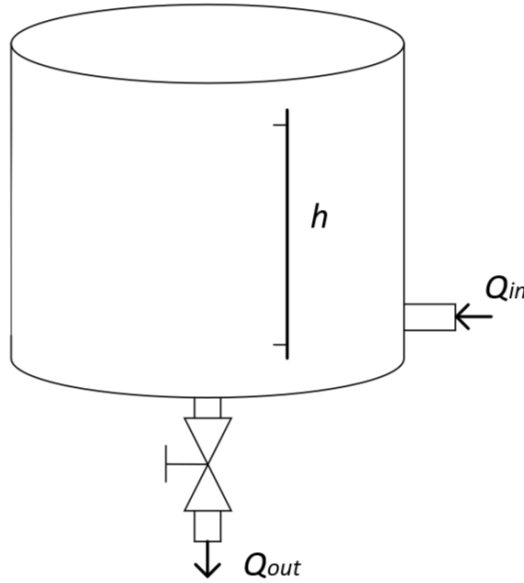
$$\frac{1}{2}\rho v_{out}^2 = \rho g h$$

$$v_{out} = \sqrt{2gh}$$

Flow dapat dirumuskan sebagai laju air per satuan waktu, dengan A_o ialah luasan aperture drain valve.

$$Q_{out} = A_o v_{out} = A_o \sqrt{2gh} \quad (2.6)$$

2.2.2.5 Permodelan Tangki



Gambar 2.7 Sistem Tangki Tunggal Dengan Tambahan Flow Masuk

Model dari tangki tunggal tampak pada gambar di atas. Untuk tangki ini, persamaan differensial level dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$A_{tabung} \dot{h}(t) = Q_{in}(t) - Q_{out}(t) \quad (2.7)$$

Dimana A_{tabung} : luas alas tabung, Q_{in} : flow air masuk tangki, Q_{out} : flow keluar tangki

$$A_{tabung} \dot{h}(t) = Q_{in}(t) - A_o \sqrt{2gh}$$

Model ini menunjukkan dengan jelas persamaan nonlinear karena flow yang keluar tangki bergantung akar dari level tangki saat ini. Namun, persamaan tersebut dapat dilinearisasi dengan menganggap $\sqrt{h} = h/\sqrt{h}$ seperti Berikut.

$$\dot{h}(t) = bQ_{in}(t) - a(t)h(t)$$

Dimana $b = \frac{1}{A_{tabung}}$ dan $a(t) = \frac{A_o \sqrt{2g}}{A_{tabung} \sqrt{h}}$

Ketika $h(t) = 1$, parameter $a(t)$ bernilai $\frac{A_o \sqrt{2g}}{A_{tabung} \sqrt{h}}$ sebagai lokasi pole ketinggian air. Lokasi pole ini terus mendapat scaling sejalan dengan akar dari level h saat ini. Transfer function sistem level orde 1 dapat dirumuskan melalui operator time derivative 's' sebagai Berikut.

$$\begin{aligned} s h(t) &= bQ_{in}(t) - a(t)h(t) \\ (s + a(t)) h(t) &= bQ_{in}(t) \\ \frac{h(t)}{Q_{in}(t)} &= \frac{b}{s + a(t)} \end{aligned} \quad (2.8)$$

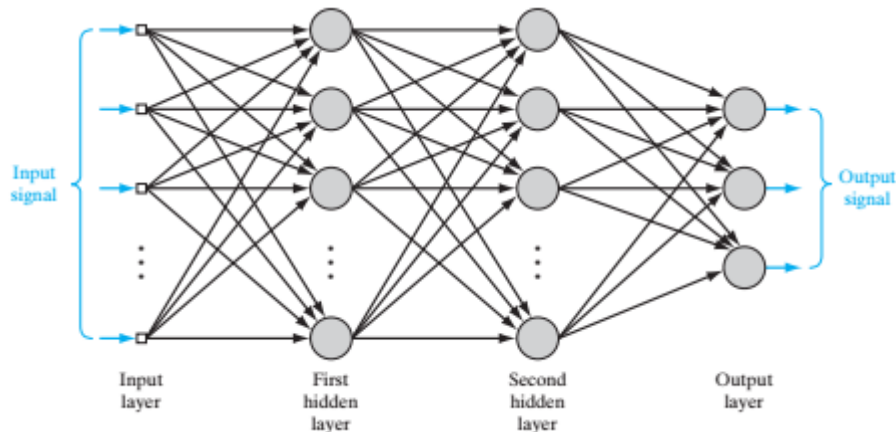
$a(t)$ dipilih pada posisi h tertentu saat valve drain full open dan memenuhi persamaan Berikut.

$$\begin{aligned}
Q_{in} - Q_{out} &= A\dot{h} \\
Q_{in}(t) - A_o\sqrt{2gh(t)} &= A\dot{h} \\
A_o\sqrt{2gh(t)} &= Q_{in}(t) - A\dot{h} \\
A_o &= \frac{Q_{in}(t) - A\dot{h}}{\sqrt{2gh(t)}} \quad (2.9)
\end{aligned}$$

Dimana \dot{h} diambil dari gradien kurva level terhadap waktu, $Q_{in}(t)$ dan $h(t)$ masing-masing merupakan flow dan level air pada saat t tertentu.

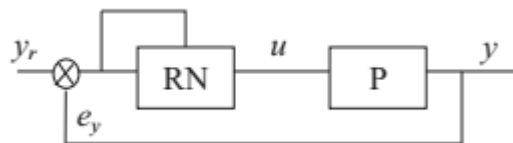
2.2.3 Direct Control Neural Network

Neural Network bekerja menurut prinsip jaringan syaraf manusia. Sel syaraf atau sederhananya ialah perceptron ialah bidang tunggal yang bekerja dengan mempelajari korelasi error. Proses learning untuk klasifikasi pola dilakukan pada rentang waktu terbatas hingga memenuhi suatu kriteria akurasi atau cost function. Neural network merupakan multilayer perceptron, yakni gabungan dari beberapa perceptron yang bekerja bersama dalam proses learning (Haykin & Haykin, 2009).



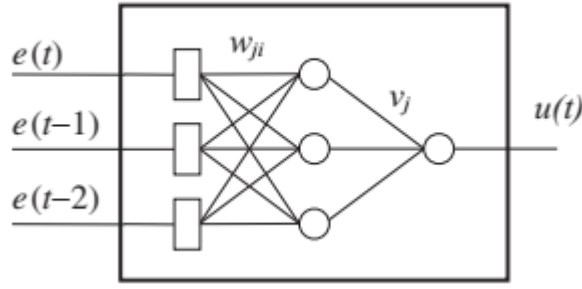
Gambar 2.8 Struktur Neural Network

Direct control neural network mengacu pada online learning terhadap bobot sinaps (hubungan antar neuron). Kelebihan online learning yaitu membutuhkan sedikit memori, mampu melakukan tracking perubahan yang kecil, mudah untuk implementasi skala besar, dan efektif menyelesaikan permasalahan klasifikasi pola. Pada struktur direct NN ini, input dari neuron ialah sinyal error e dan sinyal kontrol u sebagai outputnya seperti gambar Gambar 2.9 berikut.



Gambar 2.9 Closed Loop Diagram dengan Direct Neural Network

Proses proses perhitungan variable output neural network berdasar nilai dari input layer dinamakan forward propagation. Pada tahap ini dihasilkan output dari tiap node berupa perkalian node sebelumnya dengan weight sinaps (w_{ji} atau v_j). Gambar 2.10 menggambarkan struktur neural network yang digunakan untuk proses direct control ini. Struktur ini tersusun atas 1 input layer, 1 hidden layer, dan 1 output layer (A. Noriega Ponce et al., 2004).



Gambar 2.10 Struktur Neural Network untuk Direct Control Neural Network

Perhitungan output node ditentukan melalui fungsi aktivasi dari jumlahan input dan bobot neuron sebelumnya. Fungsi aktivasi dapat menggunakan berbagai tipe fungsi, seperti linear, ReLu, Heaviside, logistic, ataupun sigmoid. Fungsi sigmoid dipilih karena bentuk ini memiliki keluaran 0 hingga 1, sehingga cocok digunakan sebagai sinyal kontrol menuju plant. Output hidden layer j merupakan fungsi sigmoid dari jumlahan input sebelumnya yang dapat dirumuskan sebagai Berikut.

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-s_j}}, \quad j = 1, 2, 3 \dots \quad (2.10)$$

$$s_j = \sum_{i=1}^3 w_{ji} x_i \quad (2.11)$$

Pada saat yang sama, nilai keluaran neuron output layer dapat ditentukan dengan cara yang sama.

$$u(t) = \frac{1}{1 + e^{-r}} \quad (2.12)$$

$$r = \sum_{j=1}^3 v_j h_j \quad (2.13)$$

Akurasi terbaik dan minimisasi cost function dilakukan oleh algoritma mundur back-propagation. Untuk menurunkan algoritma backpropagation, cost function error dapat didefinisikan sebagai setengah dari indeks square error. Indeks square error dapat dirumuskan sebagai Berikut.

$$E(t) = \frac{1}{2} [e_y(k)]^2 \quad (2.14)$$

Sedangkan untuk keseluruhan, indeks performa error terhadap square error dapat dirumuskan sebagai integral square error atau ISE. Indeks ISE dapat dirumuskan sebagai Berikut.

$$E_{total}(t) = \sum_{k=1}^t E(t) \quad (2.15)$$

Minimisasi cost function dilakukan dengan diferensial parsial dari error dari perhitungan mundur output layer ke hidden layer. Perhitungan dimulai dengan minimisasi error terhadap weight output seperti dirumuskan persamaan Berikut.

$$\frac{\partial E(t)}{\partial v_j} = \frac{\partial E(t)}{\partial e_y} \frac{\partial e_y}{\partial e_u} \frac{\partial e_u}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial r} \frac{\partial r}{\partial v_j}$$

Dimana $\frac{\partial E(t)}{\partial e_y}$, $\frac{\partial e_u}{\partial u(t)}$, $\frac{\partial r}{\partial v_j}$, dan $\frac{\partial u(t)}{\partial r}$ dapat dihitung melalui diferensial parsial juga.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E(t)}{\partial e_y} &= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} [e_y(t)]^2 \right\}}{\partial e_y} = e_y \\ \frac{\partial e_u}{\partial u(t)} &= \frac{\partial (u_a(t) - u(t))}{\partial u(t)} = -1 \\ \frac{\partial r}{\partial v_j} &= \frac{\partial \{ \sum_{j=1}^3 v_j h_j \}}{\partial v_j} = h_j \\ \frac{\partial u(t)}{\partial r} &= \frac{\partial \left(\frac{1}{1 + e^{-r}} \right)}{\partial r} = \frac{e^{-r}}{(1 + e^{-r})^2} \\ \frac{\partial u(t)}{\partial r} &= \frac{e^{-r}}{1 + e^{-r}} \frac{1}{1 + e^{-r}} = u(t)[1 - u(t)]\end{aligned}$$

Local gradient output (δ^1) dibutuhkan untuk melakukan update tiap weight.

$$\begin{aligned}\delta^1 &= \frac{\partial E(t)}{\partial e_y} \frac{\partial e_y}{\partial e_u} \frac{\partial e_u}{\partial u(t)} \frac{\partial r}{\partial v_j} \frac{\partial u(t)}{\partial r} \\ \delta^1 &= e_y u(t) [1 - u(t)]\end{aligned}\tag{2.16}$$

Perubahan weight merupakan fungsi dari learning rate, besar error, local gradient output, dan output node hidden. Learning rate menyatakan factor scaling untuk laju update weight neuron. Learning rate berpengaruh terhadap seberapa cepat algoritma belajar dan minimisasi cost function. Pembaruan weight output layer dapat dirumuskan sebagai persamaan Berikut.

$$v_j(t + 1) = v_j(t) + \eta \operatorname{sign} \left(\frac{\partial e_y}{\partial e_u} \right) \delta^1 h_j\tag{2.17)}$$

Sedangkan local gradient hidden (δ_j^2) dihitung untuk minimisasi error terhadap weight hidden (w_{ji}).

$$\begin{aligned}\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} &= -\delta^1 v_j h_j (1 - h_j) x_i \frac{\partial e_y}{\partial e_u} \\ \delta_j^2 &= \delta^1 v_j h_j (1 - h_j)\end{aligned}\tag{2.18}$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^2 x_i \frac{\partial e_y}{\partial e_u}\tag{2.19}$$

Seperti halnya pembaruan weight layer output, updating weight hidden layer merupakan fungsi dari learning rate, besar error, local gradient hidden, dan output node input. Pembaruan ini dapat dirumuskan sebagai Berikut.

$$w_{ji}(t + 1) = w_{ji}(t) + \eta \operatorname{sign} \left(\frac{\partial e_y}{\partial e_u} \right) \delta_j^2 x_i\tag{2.20}$$

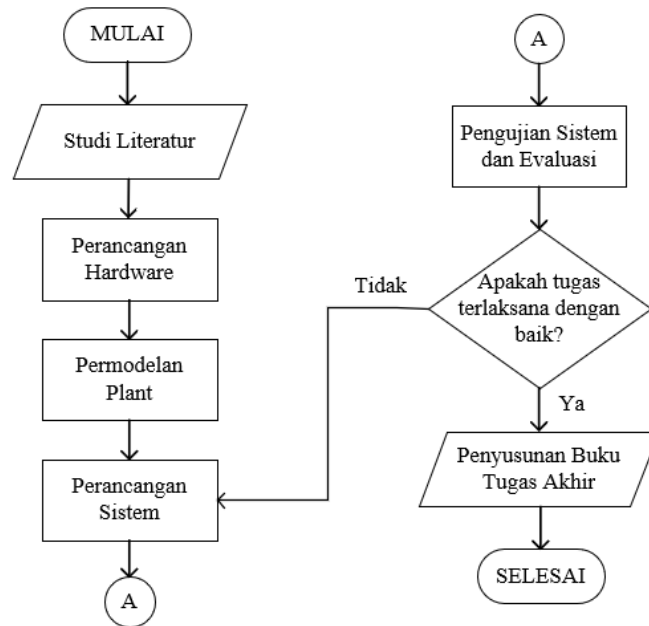
Learning rate selain dapat diperoleh melalui metode experimental, dapat pula dibuat dinamis sesuai nilai error melalui self tuning. Adaptif learning rate seperti ini dapat dirumuskan sebagai persamaan Berikut.

$$\eta' = \eta + \alpha \text{abs}(e_y) \quad (2.21)$$

Learning rate η awal dapat digunakan sangat kecil dan α dapat dipilih berdasarkan eksperimen tanpa ada masalah.

METODOLOGI

2.3 Metode yang digunakan



Gambar 0.1 Flowchart Metodologi Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan pada tugas akhir ini tersaji pada flow chart gambar xx. Berikut penjelasan dari tahapan yang dilakukan tersebut.

1. Studi literatur

Tahap studi literatur digunakan untuk mengkaji teori-teori yang berhubungan perancangan kontroller sistem level dan desain rangkaian. Selain itu, dikaji pula konsep neural network dan proses learning. Sumber-sumber yang digunakan pada tahap ini berasal dari textbook, manual, datasheet, dan jurnal penelitian sebelumnya.

2. Perancangan hardware

Pada tahap perancangan hardware, hasil kajian tentang rangkaian digunakan sebagai bahan desain hardware. Perancangan ini meliputi desain mikrokontroller dan desain penggerak actuator. Hasil rancangan diuji dengan memberikan sampel sinyal dan mengevaluasi keluarannya apakah masih dalam range simpangan yang diperbolehkan.

3. Permodelan plant dan kontroller

Untuk mengidentifikasi model plant, rancangan hardware dijalankan untuk mendapatkan respon open loop sistem. Permodelan plant meliputi permodelan sensor, actuator, dan tangki proses. Metode identifikasi yang digunakan yaitu penurunan rumus fisis dan vitechkova. Setelah model plant diketahui, didesain juga sistem closed loop dengan kontroller direct control neural network.

4. Pengujian sistem dan evaluasi

Pengujian sistem dilakukan melalui 2 tahapan, yaitu pengujian dengan simulasi dan pengujian implementasi. Rancangan kontroller disimulasikan pada software Simulink dan respon uji closed loop dievaluasi. Performa sistem berupa Agar algoritma simulasi dapat diimplementasi ke mikrokontroller, program Simulink perlu diubah menjadi Bahasa C. program ini kemudian ditanam pada mikrokontroller untuk pengujian

implementasi. Respon implementasi menentukan keberhasilan model dan kontroller yang sudah didesain.

5. Penyusunan buku tugas akhir

Hasil penelitian yang sudah diperoleh kemudian disusun menjadi laporan berupa buku tugas akhir.

2.4 Bahan dan peralatan yang digunakan

Alat dan bahan yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini diantaranya ialah:

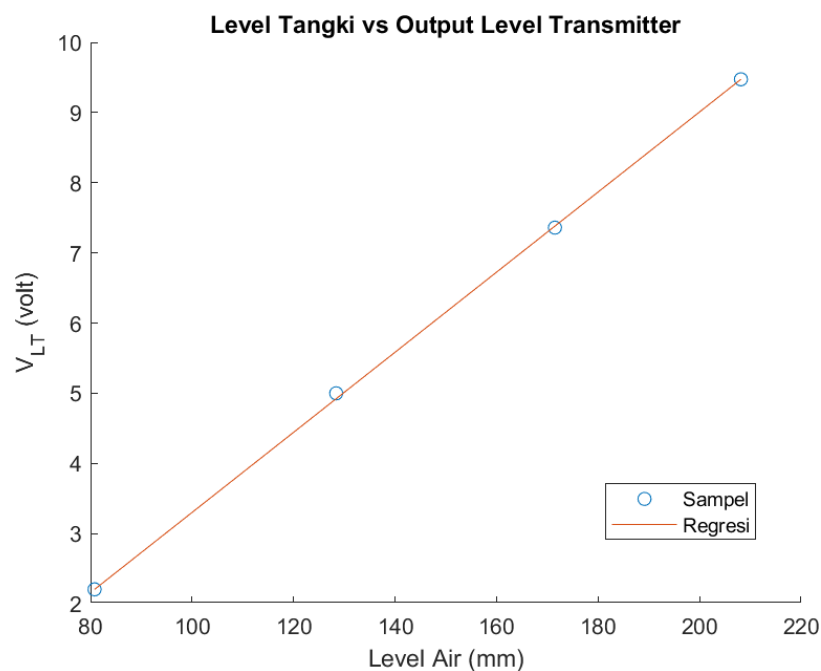
1. Plant PCT-100 sebagai plant utama yang ingin dikontrol
2. Laptop untuk simulasi dan penyusunan buku tugas akhir
3. STM32F407VGT6 Discovery sebagai mikrokontroler tempat program ditanam
4. Modul DAC MCP4725 untuk mengubah sinyal digital menjadi sinyal kontrol analog
5. Rangkaian voltage amplifier (LM324N dan Power MOSFET) sebagai modul penguatan sinyal kontrol ke actuator.

2.5 Urutan pelaksanaan penelitian

2.5.1 Permodelan Plant

2.5.1.1 Permodelan Level Sensor

Respon tegangan sensor terhadap 4 sampel ketinggian air tampak pada gambar di bawah.



Gambar 0.2 Respon tegangan Level Sensor terhadap Level Air

Perhitungan gradien dan konstanta persamaan garis $V_{LT}(h)$ digunakan 2 sampel level terendah $h_0 = 80.8mm$ dan tertinggi $h_4 = 208.15mm$. Nilai tegangan pada kedua titik ini disubstitusi ke persamaan m dan c untuk memperoleh persamaan garis. G_{LT} merupakan gain level sensor dengan input berupa level dan output tegangan sensor.

$$G_{LT} = \frac{9.4739 - 2.2046}{208.15 - 80.8} = 0.0571 \text{ Volt/mm}$$

$$c_{LT} = 9.4739 - (0.0571 * 208.15) = -2.4076 \text{ Volt}$$

Fungsi tegangan output $V_{LT}(\text{Volt})$ terhadap input ketinggian air level sensor $h(\text{mm})$ diperoleh sebagai fungsi persamaan linier berikut.

$$V_{LT}(h) = 0.0571 h - 2.4076$$

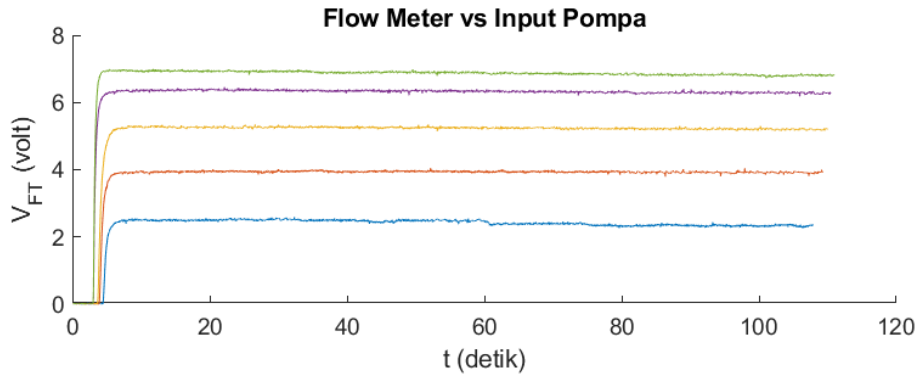
Fungsi level sensor untuk jangkauan dari dasar hingga dinding atas tangki dirumuskan oleh persamaan Berikut.

$$V_{LT}(h) = \begin{cases} 0 & ; h < 42.178\text{mm} \\ 0.0571 h - 2.4076 & ; 42.178\text{mm} \leq h \leq 217.324\text{mm} \\ 9.997 & ; 217.324\text{mm} \leq h \end{cases}$$

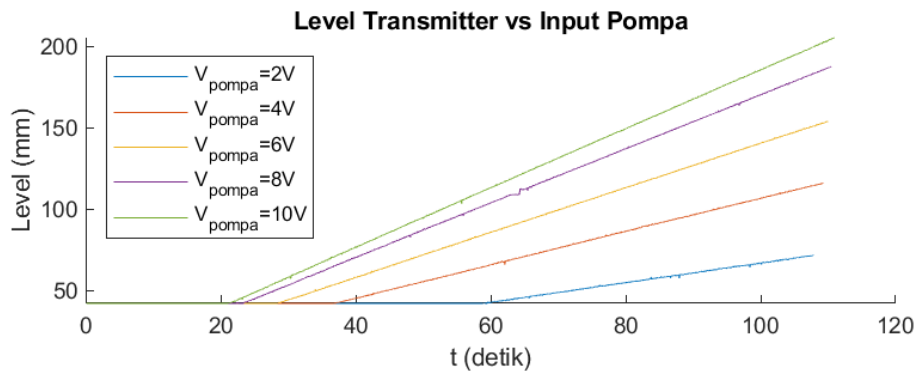
$$h(V_{LT}) = \frac{V_{LT} + 2.4076}{0.0571} = 17.5189 V_{LT} + 42.1780$$

2.5.1.2 Permodelan Flow Meter

Identifikasi model flow meter diberikan dengan memberi variasi tegangan pompa. Berikut respon flow masuk tangki terhadap tegangan output pembacaan sensor V_{FT} .



Gambar 0.3 Respon Tegangan Flow terhadap Variasi Tegangan Pompa



Gambar 0.4 Respon Level Air terhadap Variasi Tegangan Pompa

Perhitungan gain flow meter diperoleh dari pertambahan ketinggian air dan nilai steady state tegangan flow meter. Persamaan $V_{FT}(h)$ merupakan persamaan garis lurus, sehingga gradien dan konstantanya dapat dicari berdasarkan sampel variasi flow. Variasi flow didapat dengan mengatur tegangan supply pompa, yakni 2V, 4V, 6V, 8V, dan 10V. Masing-masing tegangan ini terbaca flow meter sebesar 2.4011V, 3.9197V, 5.2441V, 6.3062V, dan 6.8518V.

Tabel 0.1 Tegangan Level Sensor pada Awal dan Akhir Runtime

V_{pompa}	V_{FT} steady state	Awal floating ball bergerak		Setelah 120s runtime	
		t	V_{LT}	t	V_{LT}
2V	2.4011	58837ms	0	107873ms	1.6992
4V	3.9197	36762ms	0.0171	109283ms	4.2017
6V	5.2441	28463ms	0.0146	109974ms	6.3794
8V	6.3062	23408ms	0.0098	110449ms	8.3081
10V	6.8518	21199ms	0.0049	110928ms	9.3140

Nilai V_{LT} ini kemudian dikonversi menjadi h dalam satuan mm oleh persamaan sebelumnya, yakni

$$h(V_{LT}) = 17.5189 V_{LT} + 42.178$$

Flow inlet tangki proses akan meningkatkan ketinggian air secara bertahap. Model flow meter didapatkan dalam kondisi drain valve tertutup dan floating ball berada pada jangkauan geraknya. Pada permodelannya, dihitung laju perubahan level naik (dh/dt) untuk mendapat tegangan flow meter V_{FT} sebagai output. Substitusi persamaan sebelumnya, $V_{FT}(h) = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} \frac{\Delta h}{\Delta t}$. A_{tabung} dan m_{FT} selalu tetap, namun V_{FT} berubah bergantung laju $\frac{\Delta h}{\Delta t}$ sehingga dapat dirumuskan sebagai persamaan garis lurus $V_{FT}(h) = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} \left(\frac{\Delta h}{\Delta t} \right) + c_{FT}$ seperti berikut.

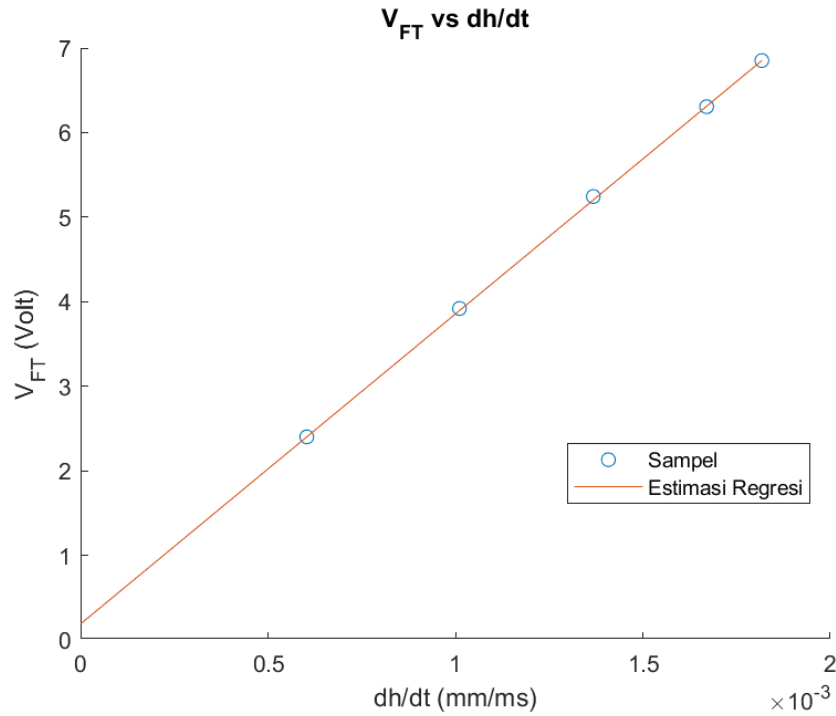
$$gradien = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} = \frac{V_{FT \text{ } V_{pompa}=10V} - V_{FT \text{ } V_{pompa}=2V}}{\left(\frac{\Delta h}{\Delta t} \right)_{V_{pompa}=10V} - \left(\frac{\Delta h}{\Delta t} \right)_{V_{pompa}=2V}}$$

$$konstanta = c_{FT} = V_{FT \text{ } t=120s} - \left(\frac{A_{tabung}}{m_{FT}} \right) \left(\frac{\Delta h}{\Delta t} \right)_{t=120s}$$

Berdasarkan tabel diatas, substitusi untuk tiap variasi pompa diperoleh

Tabel 0.2 Tegangan Flow Meter dan Kenaikan Level Air pada Variasi Tegangan Pompa

V_{pompa}	V_{FT} (volt)	$\frac{\Delta h}{\Delta t}$ (mm/ms)
2V	2.4011	6.0358×10^{-4}
4V	3.9197	0.001
6V	5.2441	0.0014
8V	6.3062	0.0017
10V	6.8518	0.0018



Gambar 0.5 Respon tegangan flow meter V_{FT} terhadap laju level tangki ($\Delta h/\Delta t$)

Dengan menggunakan rumus diatas diperoleh persamaan garis untuk flow:

$$\frac{A_{tabung}}{m_{FT}} = \frac{6.8518 - 2.4011}{0.0018 - 6.0358 \times 10^{-4}} = 3666 \frac{\text{Volt}}{\text{mm/ms}}$$

$$c_{FT} = 6.8518 - (3666)(0.0018) = 0.253 \text{ volt}$$

Substitusikan ke persamaan $V_{FT}(dh/dt)$:

$$V_{FT} \left(\frac{dh}{dt} \right) = 3666 \times \frac{dh}{dt} + 0.253$$

Konstanta c_{FT} ini dapat diabaikan karena nilainya terlampau kecil dibandingkan range V_{FT} .

Diketahui $A_{tabung} = \pi r_{tabung}^2 = 8100\pi \text{ mm}^2$

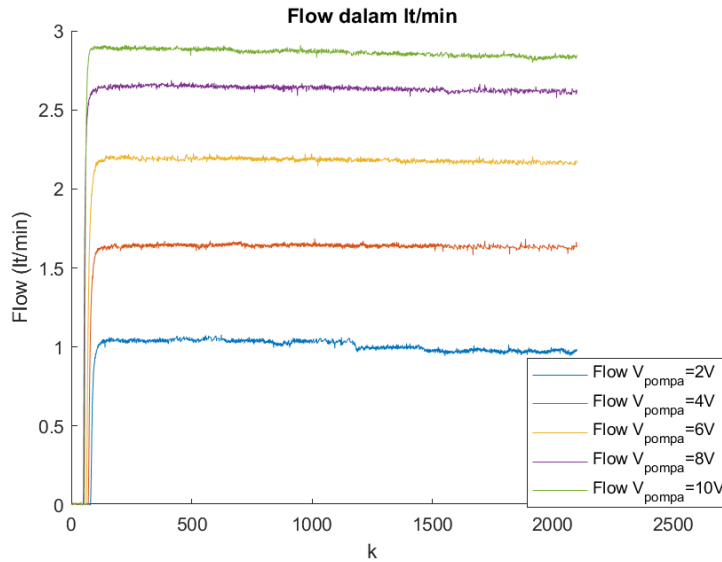
$$\frac{A_{tabung}}{m_{FT}} = G_{FT} = 3666$$

$$m_{FT} = \frac{A_{tabung}}{3666} = \frac{8100\pi}{3666} = 6.9408 \frac{\text{mm}^3}{\text{Volt.ms}}$$

Maka diperoleh model flow meter untuk mengkonversi flow rate (lt/min) ke tegangan output V_{FT} di dalam mikrokontroller sebagai

$$Q_{in} = m_{FT} V_{FT} \text{ dalam } \frac{\text{mm}^3}{\text{ms}}$$

$$Q_{in} = m_{FT} V_{FT} (6 \times 10^{-2}) \text{ dalam lt/min}$$



Gambar 0.6 Respon Pembacaan Flow Meter Setelah Substitusi Nilai Gain m_{FT}

Model instrumen flow meter dengan input besaran fisis Q_{in} dan output V_{FT} diperoleh sesuai rumusan Berikut.

$$V_{FT}(h) = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} \frac{\Delta h}{\Delta t}$$

Misalkan model flowmeter adalah $G_{FT} = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}}$, model instrument flowmeter menjadi

$$V_{FT}(h) = G_{FT} \frac{\Delta h}{\Delta t}$$

Dimana $G_{FT} = \frac{A_{tabung}}{m_{FT}} = 3666 \frac{\text{Volt}}{\text{mm/ms}}$

2.5.1.3 Permodelan Flow Control Valve

Berdasarkan variasi tegangan valve pada pengambilan data yang telah dilakukan, diperoleh waktu dan flow saat 33% dan 70% steady state yang tersaji dalam tabel Berikut.

Tabel 0.3 Parameter Vitechkova tiap Variasi Tegangan Motor Valve

No.	Vfc	y_{ss}	y_{33}	t_{33}	y_{70}	t_{70}
1	13V	1.7899	0.5907	0.0025	1.2529	0.0052
3	15V	2.5560	0.8435	0.0023	1.7892	0.0043
4	18V	2.9134	0.9614	0.0025	2.0394	0.0052
5	21V	3.0639	1.0111	0.0014	2.1447	0.0022

Nilai t_{33} dan t_{70} digunakan untuk menghitung T_{dv1} dan τ_{v2} sesuai persamaan xx kemudian diperoleh MSE terbaik.

Tabel 0.4 Model Vitechkova tiap Variasi Tegangan Valve (V_FC)

No.	Vfc	Kv1	T_{dv1}	τ_{v1}	$G(s)$	MSE
1	13V	0.1377	0.0012	0.0033	$\frac{0.1377}{0.0033s + 1} e^{-0.0012s}$	0.3849

3	15V	0.1704	0.0013	0.0025	$\frac{0.1704}{0.0025s + 1} e^{-0.0013s}$	1.2362
4	18V	0.1619	0.0011	0.0034	$\frac{0.1619}{0.0034s + 1} e^{-0.0011s}$	0.8319
5	21V	0.1459	9.6676e-04	0.001	$\frac{0.1459}{0.001s + 1} e^{-0.000967s}$	8.1376

Model terbaik dipilih dengan syarat memiliki MSE kecil dan tidak terpengaruh pressure switch. Model $V_{fc}=13V$ memiliki MSE kecil namun terpengaruh pressure switch (batas tegangan valve mulai terbuka, pressure switch pompa masih aktif). Model $V_{fc}=18V$ dipilih selain MSE nya kecil, juga tidak terpengaruh pressure switch.

$$G_{valve} = \frac{0.1619}{0.0034s + 1} e^{-0.0011s}$$

Model ini diubah menjadi sistem orde 2 dengan pendekatan padé, yakni

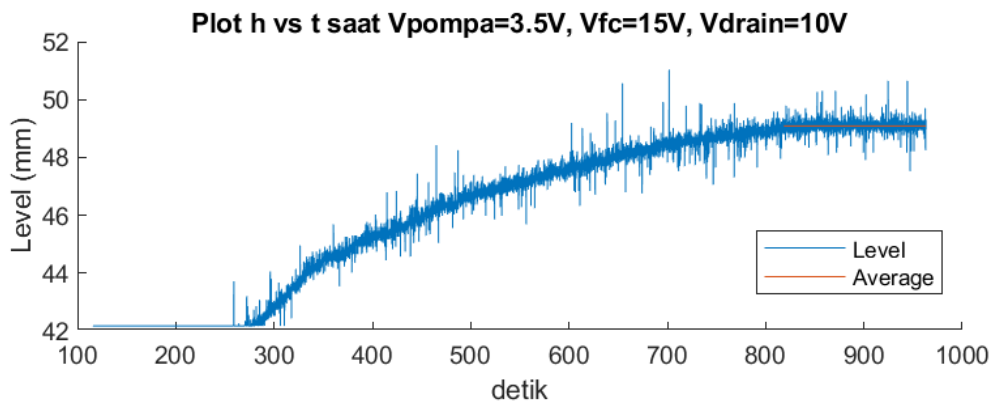
$$e^{-Ls} = \frac{e^{-\frac{Ls}{2}}}{e^{\frac{Ls}{2}}} = \frac{1 - \frac{Ls}{2}}{1 + \frac{Ls}{2}}$$

Substitusikan ke G_{valve}

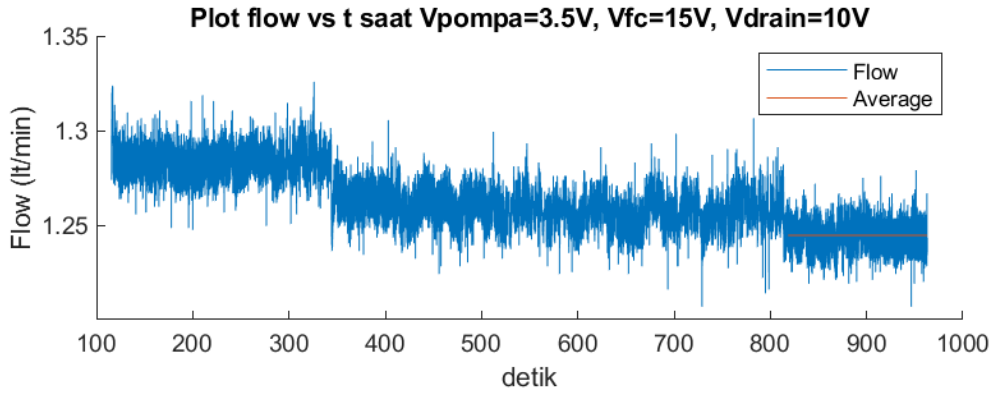
$$G_{valve} = \frac{0.1619}{(0.0034s + 1)} \frac{(-0.00055s + 1)}{(0.00055s + 1)}$$

2.5.1.4 Permodelan Tangki

Untuk mencari A_o untuk motor drain valve ($A_{o\ mov}$) dilakukan pada $V_{pompa} = 3.5V$, $V_{fc\ valve} = 15V$, motor valve full open, dan manual valve tertutup. Berikut merupakan kurva level dan flow yang telah diperoleh.



Gambar 0.7 Respon Level untuk Identifikasi A_o Motor Valve



Gambar 0.8 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Motor Valve

Berdasarkan respon kurva motor valve di atas saat $\dot{h} = 0$ diperoleh $Q_{in\ ss}$ dan h_{ss} .

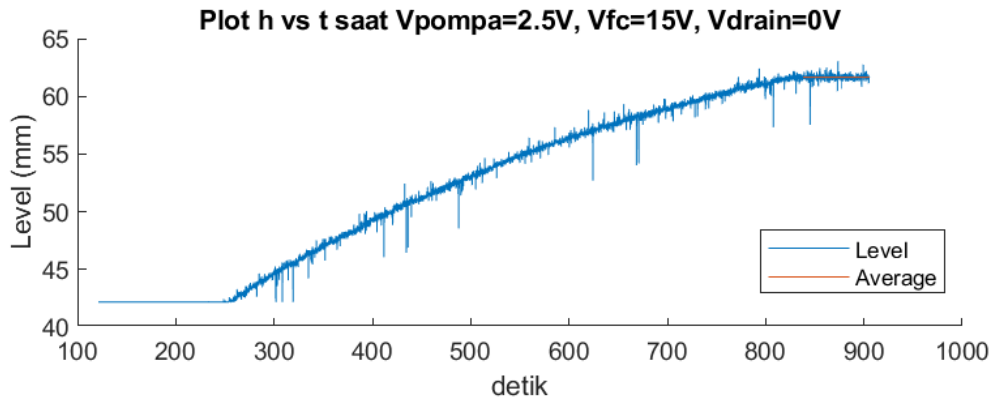
$$Q_{in\ ss\ mov} = 1.2446 \frac{lt}{min} = 2.0744 \times 10^{-5} \frac{m^3}{s}$$

$$h_{ss\ mov} = 49.0878\ mm = 0.0491\ m$$

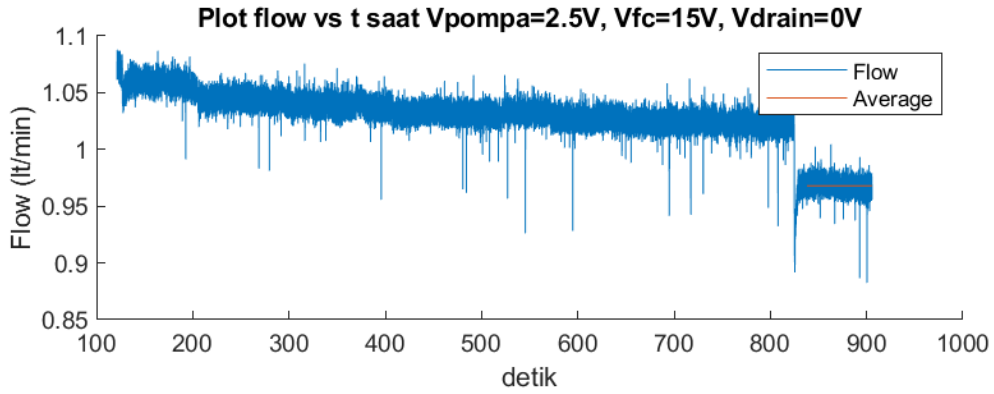
Substitusi untuk mendapat $A_{O\ mov}$:

$$A_{O\ mov} = \frac{2.0744 \times 10^{-5}}{\sqrt{2\ (9.8)\ (0.0491)}} = 2.1148 \times 10^{-5}\ m^2$$

Sementara itu, untuk mencari A_O untuk manual drain valve ($A_{O\ man}$) dilakukan pada $V_{pompa} = 2.5V$, $V_{fc\ valve} = 15V$, manual valve full open, dan motor valve tertutup. Berikut merupakan respon level dan flow untuk mencari A_O manual drain valve.



Gambar 0.9 Respon Level untuk Identifikasi Ao Manual Valve



Gambar 0.10 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Motor Valve

Berdasarkan respon kurva manual valve di atas saat $\dot{h} = 0$ diperoleh $Q_{in\ ss}$ dan h_{ss} .

$$Q_{in\ ss\ man} = 0.9679 \frac{lt}{min} = 1.6132 \times 10^{-5} \frac{m^3}{s}$$

$$h_{ss\ man} = 61.651\ mm = 0.0617\ m$$

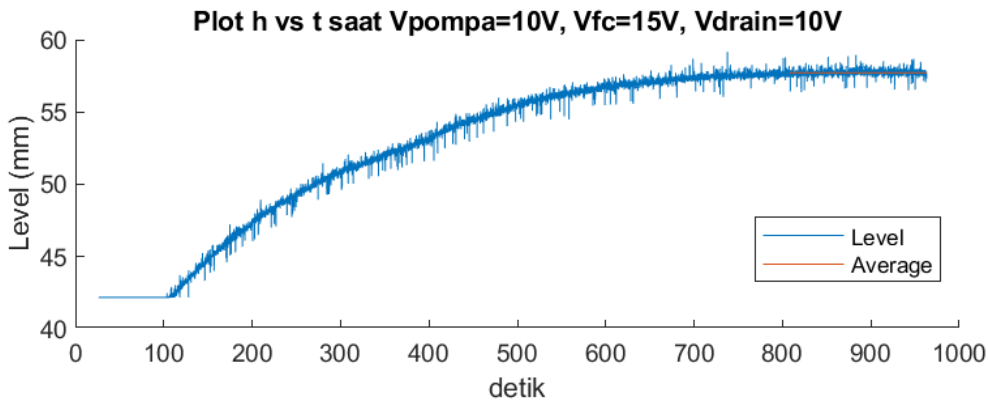
Substitusi untuk mendapat $A_{O\ man}$:

$$A_{O\ man} = \frac{1.6132 \times 10^{-5}}{\sqrt{2\ (9.8)\ (0.0617)}} = 1.4675 \times 10^{-5}\ m^2$$

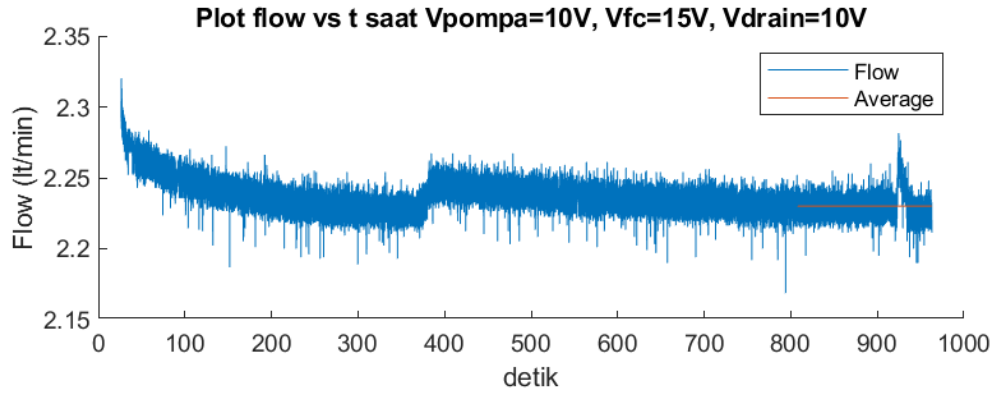
Untuk mevalidasi luasan bukaan kedua valve merupakan jumlahan dari tiap valve, diuji dengan membuka kedua valve dan menghitung luasan $A_{O\ total}$.

$$A_{O\ 2valve} = A_{O\ mov} + A_{O\ man}$$

Untuk mencari A_O untuk bukaan kedua valve ($A_{O\ 2valve}$) dilakukan pada $V_{pompa} = 10V$, $V_{fc\ valve} = 15V$, dan kedua valve terbuka.



Gambar 0.11 Respon Level untuk Identifikasi Ao Kedua Valve



Gambar 0.12 Respon Flow untuk Identifikasi Ao Kedua Valve

Berdasarkan respon kurva motor valve di atas saat $\dot{h} = 0$ diperoleh $Q_{in\ ss}$ dan h_{ss} .

$$Q_{in\ ss\ 2valve} = 2.2301 \frac{lt}{min} = 3.7169 \times 10^{-5} \frac{m^3}{s}$$

$$h_{ss\ 2valve} = 57.7125\ mm = 0.0577\ m$$

Substitusi untuk mendapat $A_{O\ 2valve}$:

$$A_{O\ 2valve} = \frac{3.7169 \times 10^{-5}}{\sqrt{2} (9.8) (0.0577)} = 3.4947 \times 10^{-5}\ m^2$$

Untuk membandingkannya, jumlahkan $A_{O\ man}$ dan $A_{O\ mov}$

$$A_{O\ mov} + A_{O\ man} = (2.1148 + 1.4675) 10^{-5} = 3.5823 \times 10^{-5}\ m^2$$

Jumlahan ini mendekati nilai $A_{O\ 2valve}$, yakni berselisih $0.0876 \times 10^{-5}\ m^2$ sehingga disimpulkan model yang diperoleh sudah benar. Pada kondisi ketika 2 valve dibuka ini, nilai flow keluar maksimum diperoleh, yakni

$$Q_{out\ 2valve\ max} = Q_{in\ ss\ 2valve} = 2.2301 \frac{lt}{min} = 3.7169 \times 10^{-5} \frac{m^3}{s}$$

Model transfer function h/Q_{in}

$$\frac{h(t)}{Q_{in}(t)} = \frac{b}{s + a(t)}$$

Diketahui $r_{tangki} = 90\ mm$, $r_{pipa} = 3.85\ mm$,

$$b = \frac{1}{A_{tangki}} = \frac{1}{\pi r_{tangki}^2}$$

$$b = \frac{1}{\pi \left(\frac{90}{1000}\right)^2} = 39.2975\ m^{-2}$$

$$a(t) = \frac{A_o \sqrt{2g}}{A_{tabung} \sqrt{h}}$$

Tabel Berikut menunjukkan dampak variasi beban terhadap nilai pole $a(t)$ dan model level.

Tabel 0.5 Transfer Function Sistem Level pada Buka-an Valve Hasil Identifikasi

No.	Kondisi		Pole $a(t)$	Model h/Q_{in}
	Manual Valve	Motor Valve		
1	Full closed	Full open	0.0166	$\frac{39.2975}{s + 0.0166}$
2	Full open	Full closed	0.01028	$\frac{39.2975}{s + 0.01028}$
3	Full open	Full open	0.0253	$\frac{39.2975}{s + 0.0253}$

2.5.2 Perancangan Sistem Tertanam

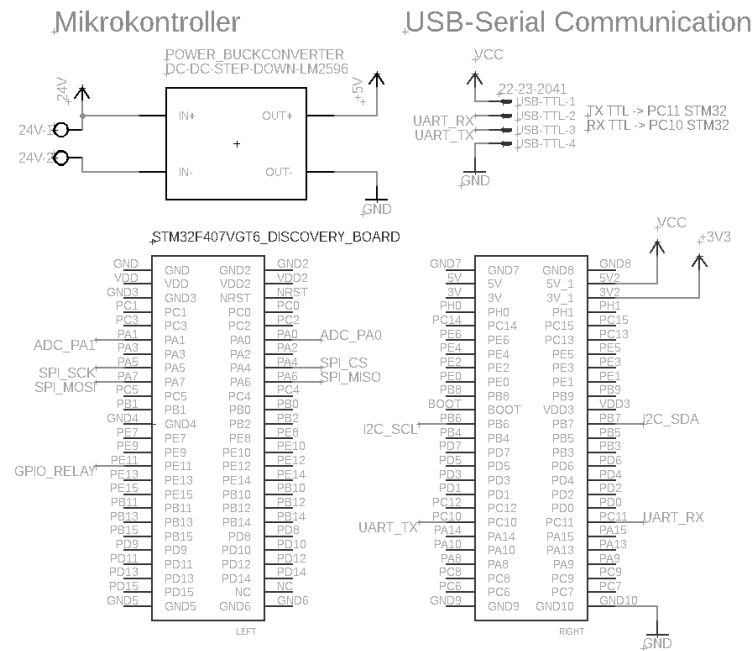
Sistem tertanam merujuk pada sistem computer yang didesain untuk menjalankan tugas atau fungsi tertentu dalam satu unit tunggal. Desain sistem tertanam meliputi perancangan hardware dan software. Desain sistem dimulai dengan mendefinisikan kebutuhan dari fungsi alat dan rangkaian yang sesuai untuk menyelesaikan kebutuhan. Berikut merupakan kebutuhan dan jenis rangkaian yang sesuai.

Tabel 0.6 Kebutuhan Sistem dan Rangkaian yang Sesuai

No.	Kebutuhan	Rangkaian yang sesuai
1.	Pembacaan tegangan sensor (level dan flow)	ADC dengan voltage divider
2.	Eksekusi linear actuator (flow valve dan motor drain valve)	Operational amplifier dan mosfet regulator (power electronics)
3.	Pemrosesan algoritma kontrol	Mikrokontroler
4.	Switching ON/OFF sinyal referensi (yang dijaga tetap saat mulai running)	Isolator dan relay
5.	Penyimpanan data	MicroSD data logger
6.	Monitoring melalui PC	UART TTL Communication

Berdasarkan tabel di atas, desain rangkaian dapat dibagi menjadi 3 bagian, yakni desain mikrokontroler, desain ADC dan data logger, serta desain penggerak actuator.

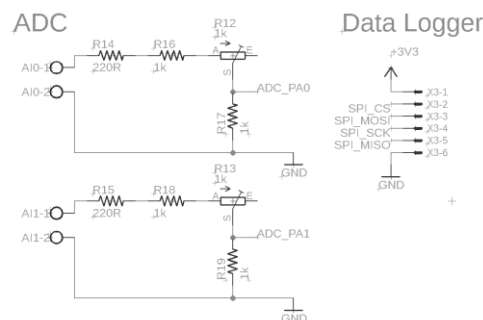
2.5.2.1 Desain Mikrokontroler



Gambar 0.13 Modul Power Supply, Mikrokontroler, dan USB-TTL

Mikrokontroler merupakan unit pemrosesan digital yang menjalankan komputasi digital sesuai algoritma fungsi yang diberikan. Input program dapat berasal dari tegangan pembacaan sensor melalui ADC atau informasi yang dikirimkan PC melalui komunikasi UART pada USB-to-TTL adapter. Output hasil program dikirimkan menuju aktuator melalui protokol I2C DAC sekaligus disimpan dalam file pada microSD melalui protokol SPI. Supply mikrokontroler dan keseluruhan modul diberikan oleh voltage regulator LM2596 yang dapat menyuplai tegangan 5VDC hingga 3A.

Signal conditioning berupa rangkaian pembagi tegangan diberikan agar tegangan output sensor (0-10VDC) dapat dibaca ADC pada range kerjanya (0-3.3VDC). Pembagi tegangan menggunakan rangkaian seri resistor dan adjustable trimmer.



Gambar 0.14 Rangkaian Penurun Tegangan ADC dan MicroSD Logger

Hambatan resistor pada rangkaian di atas dapat dihitung menggunakan rumus pembagi tegangan Berikut.

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{R_{17}}{R_{17} + R_{14} + R_{16} + R_{12}}$$

Agar tegangan keluaran $V_{out} = 3.3V$, rasio V_{out}/V_{in} ditentukan bernilai $\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{3.3V}{10V} \approx \frac{1}{3}$. Hambatan resistor ditetapkan $R_{16} = R_{17} = 1k\Omega$, $R_{14} = 220\Omega$. Resistansi trimmer diperoleh dengan substitusi nilai tersebut ke persamaan pembagi tegangan.

$$\frac{1}{3} = \frac{1k}{1k + 1k + 220 + R_{12}}$$

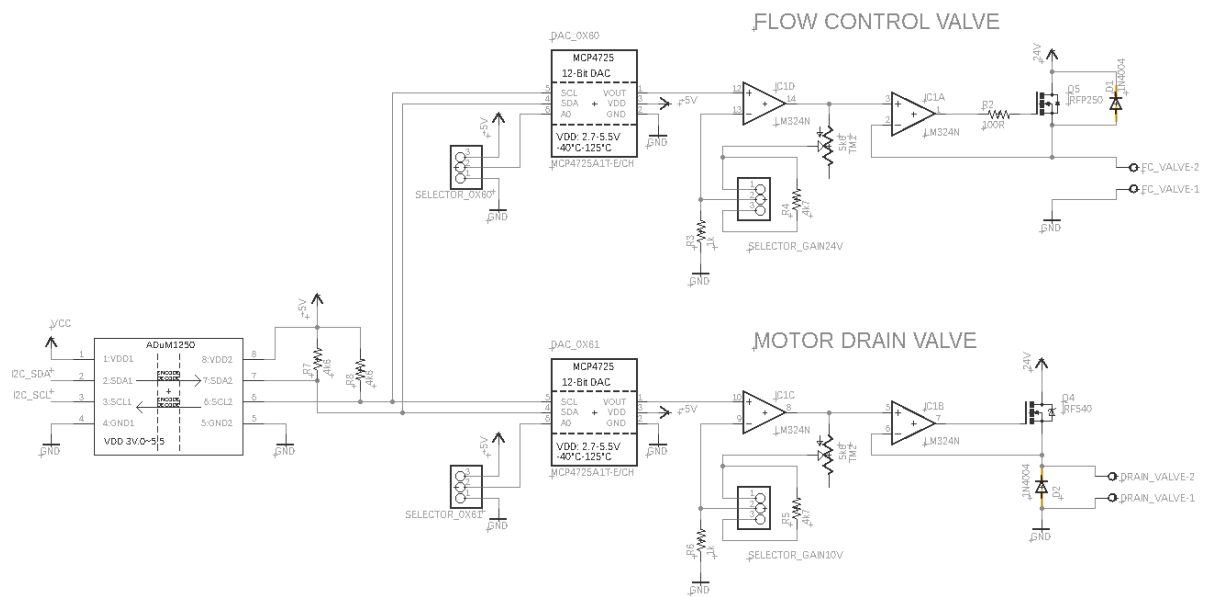
$$R_{12} = 780\Omega$$

2.5.2.2 Desain Controlling Device

Aktuator yang digunakan memiliki range tegangan berbeda. Aktuator mendapat sinyal kontrol 12bit dari mikrokontroller, kemudian oleh IC DAC MCP4725 diubah menjadi tegangan 0-5V. Sinyal I2C perlu diisolasi agar MCP4725 tidak menyebabkan drop voltage pada mikrokontroller. Keluaran DAC ini perlu dikuatkan oleh rangkaian non-inverting opamp sehingga menghasilkan 0-10V atau 0-24V. Agar dihasilkan sinyal yang linear dan stabil dibutuhkan regulator power mosfet yang difeedback melalui voltage follower opamp.

Tabel 0.7 Range Tegangan Kerja Aktuator

No.	Aktuator	Range Input
1.	Flow control valve	0-24VDC (max current 1A)
2.	Motor drain valve	0-10VDC
3.	Pompa	0-10VDC



Gambar 0.15 Rangkaian Controlling Device

Penguatan opamp flow control valve dihitung berdasarkan rumus Berikut.

$$\frac{V_{out \text{ flow valve}}}{V_{in \text{ DAC flow valve}}} = 1 + \frac{TM_1}{R_3}$$

Substitusi parameter kondisi tegangan maksimum untuk mendapat resistansi trimmer TM_1 .

$$V_{out \text{ flow valve max}} = 24V, V_{in \text{ DAC flow valve max}} = 5V, R_3 = 1k\Omega$$

$$\frac{24}{5} = 1 + \frac{TM_1}{1k}$$

$$\frac{19}{5} = \frac{TM_1}{1k}$$

$$TM_1 = 3.8k$$

Sedangkan, penguatan opamp motor drain valve dihitung berdasarkan rumus Berikut.

$$\frac{V_{out \text{ drain valve}}}{V_{in \text{ DAC drain valve}}} = 1 + \frac{TM_2}{R_6}$$

Substitusi parameter kondisi tegangan maksimum untuk mendapat resistansi trimmer TM_2 .

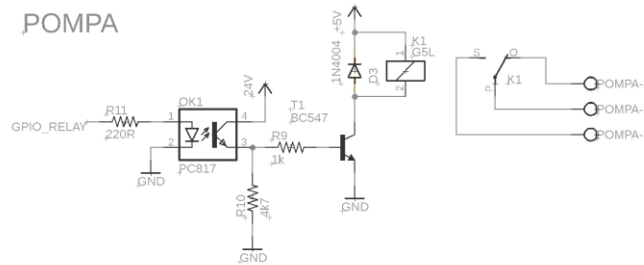
$$V_{out \text{ drain valve}} = 10V, V_{in \text{ DAC drain valve}} = 5V, R_6 = 1k\Omega$$

$$\frac{10}{5} = 1 + \frac{TM_2}{1k}$$

$$1 = \frac{TM_2}{1k}$$

$$TM_2 = 1k\Omega$$

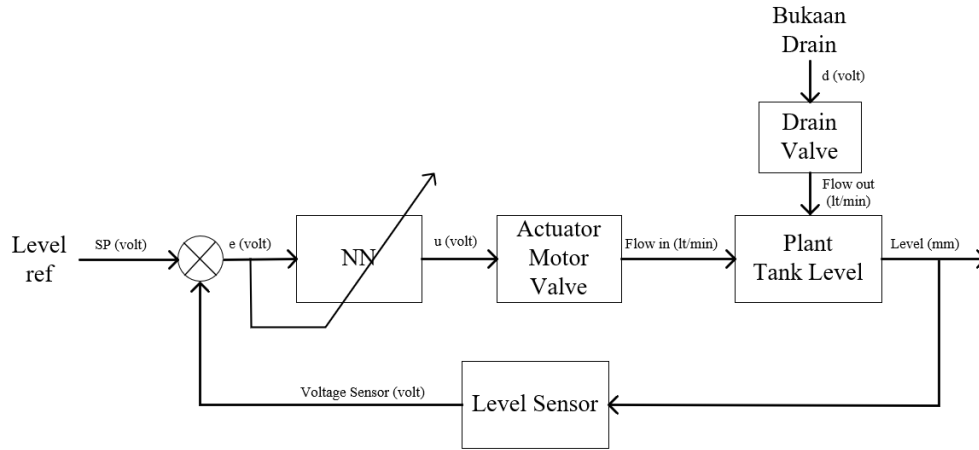
Actuator pompa digerakkan oleh supply tegangan eksternal 0-10V. Tegangan eksternal ini oleh mikrokontroller hanya memiliki 2 kondisi, yakni OFF (0V) dan ON (tegangan eksternal). Relay diberikan sebagai switch yang digerakkan oleh pin digital GPIO mikrokontroller.



Gambar 3.7. Rangkaian switching relay pompa

2.5.3 Perancangan Kontroller

Berdasarkan plant dan closed loop diagram diatas, variable proses dapat diidentifikasi. Controlled variables (CVs) merupakan variable proses yang akan dikontrol, pada penelitian ini variable ini adalah level tangki. Nilai yang diinginkan dari variable kontrol ini dinamakan set point. Manipulated variable (MVs) merupakan variable proses yang dapat disesuaikan untuk menjaga controlled variables mendekati set point, variable ini yaitu tegangan flow control valve. Disturbance variables merupakan variable proses yang berdampak controlled variable namun tidak dapat dimanipulasi oleh sistem kontrol. Disturbance berupa beban bukaan drain valve dapat berubah sepanjang interval waktu.



Gambar 0.16 Diagram Blok Sistem

2.5.3.1 Perancangan Direct Neural Network

Struktur neuron pada input layer ditentukan berdasar jumlah orde pada kontroller PID diskrit. Pendekatan ini mengasumsikan kontroller neural network yang dibangun memiliki orde time shifting (z^{-1}) yang sama dengan PID. Transfer function kontinu kontroller PID diberikan oleh persamaan Berikut.

$$G(s) = K_P + \frac{K_I}{s} + sK_D$$

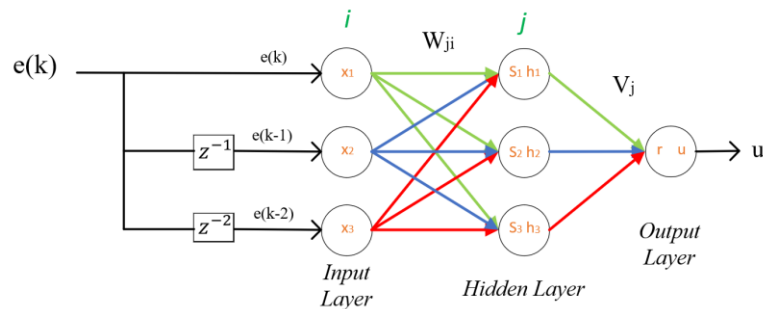
Suku derivative dan integral didekati dengan substitusi backward euler agar menjadi PID diskrit.

$$G(z) = K_P + \frac{T_s}{2} \frac{z+1}{z-1} K_I + \frac{z-1}{zT_s} K_D$$

$$2T_s z(z-1)G(z) = K_P 2T_s z(z-1) + K_I T_s^2 z(z+1) + K_D 2(z-1)$$

$$2T_s (1 - z^{-1}) G(z^{-1}) = 2T_s K_P (1 - z^{-1}) + K_I T_s^2 (1 + z^{-1}) + 2K_D (z^{-1} - z^{-2})$$

Dari persamaan tersebut diketahui bahwa orde maksimum dari transfer function diskrit PID ialah z^{-2} atau berlaku time shifting $k - 2$. Akibat dasar ini, disusun 3 neuron pada input layer yang masing-masing neuronnya ialah time shifting sekali terhadap data error sebelumnya, yaitu $e(k)$, $e(k-1)$, dan $e(k-2)$. Selain itu jumlah neuron hidden layer juga berjumlah sama dengan input layer, yakni 3 neuron. Hal ini dipilih agar komputasi perkalian matriks weight lebih mudah. Karena sistem yang dikontrol merupakan sistem SISO, output layer neural network hanya memiliki 1 neuron output untuk memberikan sinyal kontrol ke flow valve.



Gambar xx. Struktur Kontroller Direct Neural Network

Inisiasi weight neural network baik input layer ke hidden layer maupun hidden layer ke output layer, diberikan nilai random float 0 hingga 1. Propagasi maju menghasilkan nilai neuron hidden dan output berdasarkan weight sinaps (hubungan neuron antar layer). Sedangkan propagasi balik menghasilkan bobot updating weight input layer dan hidden layer. Updating ini dipengaruhi oleh local gradient hidden (δ^2) dan local gradient output (δ^1) yang merupakan turunan dari cost function error (minimalisasi error).

Pseudocode direct neural network:

1. Initiate w_{input} , v_{hidden} = random
2. Initiate learning_rate, alpha
3. $x_{input} = [e(k), e(k-1), e(k-2)]$
4. for $j=1:3$
 $neuron_hidden(j) = \text{sigmoid}(w_{input} * x)$
end
5. $neuron_output = \text{sigmoid}(v_{hidden} * neuron_hidden)$
6. if $\alpha * (e(k)) < 1cm$ { adaptasi = 0 }
 else { adaptasi = $\alpha * (e(k))$ }
7. learning_rate = learning_rate + adaptasi
8. gradient hidden: $\delta_1 = e(k) * neuron_output * (1 - neuron_output)$
9. for $j=1:3$
 $v_{hidden}(j) = v_{hidden}(j) + learning_rate * \delta_1 * neuron_hidden$
 gradient input: $\delta_2(j) = \delta_1 * v_{hidden}(j) * neuron_hidden * (1 - neuron_hidden)$
 for $i=1:3$
 $w_{input}(j,i) = w_{input}(j,i) + learning_rate * \delta_2(j) * x_{input}$
 end
end
10. updating previous error $e(k-2) = e(k-1)$, $e(k-1) = e(k)$

2.5.3.2 Skenario Pengujian Kontroller

Pengujian kontroller dilakukan melalui simulasi pada software Simulink, dimana hasil terbaik kemudian dilakukan implementasi langsung pada plant. Respon yang ingin diperoleh dari pengujian kontroller diantaranya pengujian pada kondisi berbeban tanpa alpha, pengujian pada kondisi berbeban dengan alpha, pengujian terhadap tracking setpoint. Proses simulasi dan implementasi dilakukan dengan beberapa konfigurasi plant. Kondisi nominal diartikan sebagai kondisi normal yang mungkin bagi controlled variable mencapai suatu set point. Beban disebut beban nominal terjadi saat berada pada kondisi sistem nominal. Berikut merupakan kondisi nominal dan pembebanan plant PCT-100 untuk pengujian.

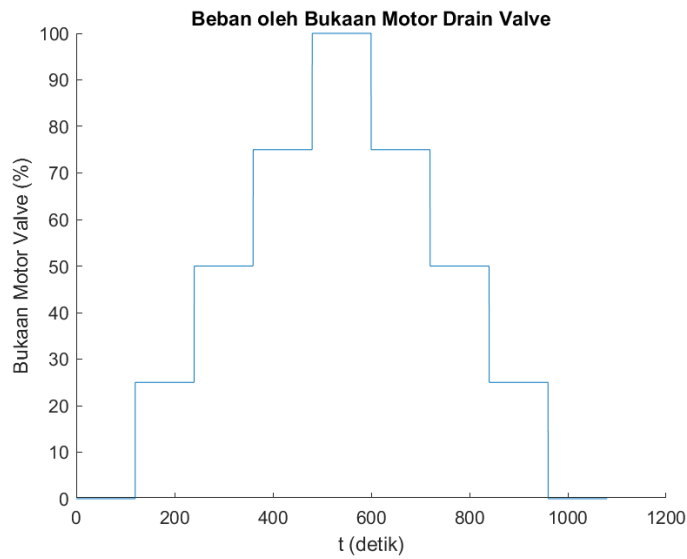
Kondisi nominal:

- a. Masukan flow rate Q_{in} : 0 – 3 lt/min
- b. Tegangan pompa konstan : 10VDC
- c. Range tegangan flow control valve : 12VDC (full closed) – 22VDC (full open)

- d. Batas run time sistem : 1400 detik
- e. Time sampling : 50ms
- f. Learning rate awal : 10^{-5}
- g. Set point level = 100 mm
- h. Pembebanan nominal katup terbuka: manual drain valve (full open)

Kondisi pembebanan dengan variasi bukaan valve:

- a. Katup terbuka dengan motor valve terbuka 25%
- b. Katup terbuka dengan motor valve terbuka 50%
- c. Katup terbuka dengan motor valve terbuka 75%
- d. Katup terbuka dengan motor valve terbuka 100%



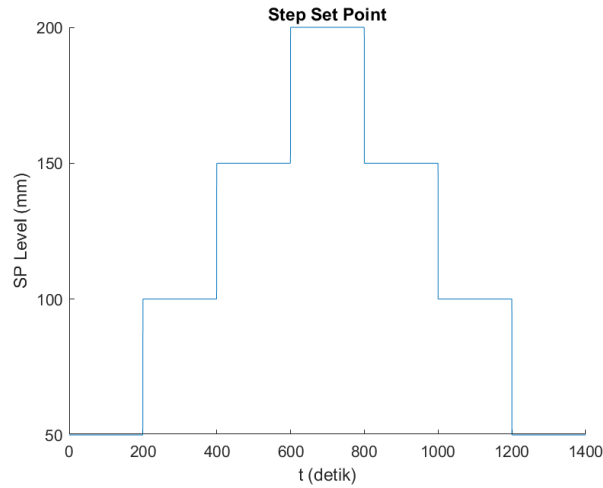
Gambar 0.17 Kurva Pembebanan Uji Bukaan Drain Valve (0% Full Closed, 100% Full Open)

Gambar di atas bila diubah menjadi fungsi singularity dengan periode step 120 detik diperoleh sebagai Berikut.

$$A_{o\ mov}(k) = \begin{cases} 0, & 0s < t < 120s \\ 0.25, & 120s < t < 240s \\ 0.5, & 240s < t < 360s \\ 0.75, & 360s < t < 480s \\ 1, & 480s < t < 600s \\ 0.75, & 600s < t < 720s \\ 0.5, & 720s < t < 840s \\ 0.25, & 840s < t < 960s \\ 0, & 960s < t < 1080s \end{cases}$$

$$A_{o\ mov}(k) = 0.5 u(k - 120) + 0.5 u(k - 240) - 0.5 u(k - 360) - 0.5 u(k - 480)$$

Selain diberikan variasi pembebanan, dipelajari pula respon kontroller terhadap peningkatan dan penurunan set point. Tracking set point dilakukan dengan memberikan sinyal step level sebagai referensi. Sinyal step ini berada pada range pembacaan level sensor, yakni 42mm hingga 217mm. Berikut merupakan sinyal step tracking set point.



Gambar 0.18 Kurva Uji Tracking Set Point Level

Berdasarkan kurva uji tracking set point diatas dapat ditulis persamaan singularity sebagai Berikut.

$$SP(k) = \begin{cases} 50, & 0s < t < 200s \\ 100, & 200s < t < 400s \\ 150, & 400s < t < 600s \\ 200, & 600s < t < 800s \\ 150, & 800s < t < 1000s \\ 100, & 1000s < t < 1200s \\ 50, & 1200s < t < 1400s \end{cases}$$

$$A_{o\ mov}(k) = 0.5 u(k - 120) + 0.5 u(k - 240) - 0.5 u(k - 360) - 0.5 u(k - 480)$$

Berikut merupakan scenario variasi pengujian yang dilakukan.

1. Pengujian rangkaian ADC dengan sinyal ramp
2. Pengujian rangkaian controlling device dengan sinyal ramp
3. Pengujian kontroller pada kondisi beban berubah tanpa kontroller
4. Pengujian kontroller pada kondisi beban berubah dengan learning rate konstan
5. Pengujian kontroller pada kondisi beban berubah dengan learning rate adaptif
6. Pengujian kontroller beban konstan 50% terhadap tracking set point

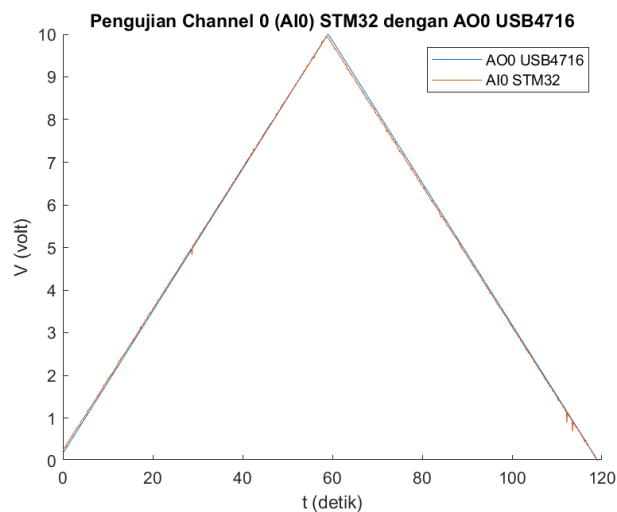
BAB 3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Penelitian

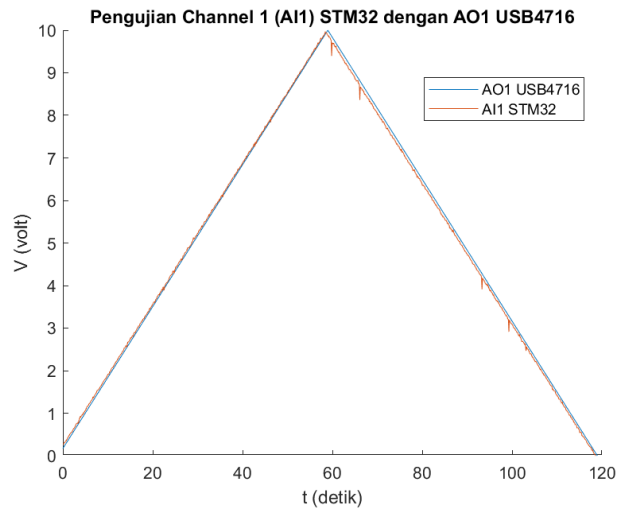
Tahapan pengujian controller merupakan Langkah validasi terhadap desain controller yang telah dirancang. Pengujian controller terdiri atas 2 tahap, yakni pengujian rangkaian (hardware tertanam) dan pengujian algoritma controller (program). Pengujian rangkaian digunakan untuk mengetahui performa hardware yang dirancang, yang meliputi pengujian rangkaian ADC dan rangkaian penggerak actuator. Sementara itu, pengujian algoritma controller ditujukan untuk mengetahui performa controller terhadap beberapa variasi tujuan kontrol (pembebanan dan tracking set point). Pengujian algoritma controller terdiri atas pengujian dalam kondisi beban berubah dan beban konstan. Pengujian beban berubah meliputi pengujian tanpa controller, pengujian dengan controller PID ziegler nichols, pengujian dengan learning rate konstan, pengujian dengan learning rate adaptif, serta pengujian terhadap tracking set point.

3.1.1 Pengujian Rangkaian Signal Conditioning ADC dengan Sinyal Ramp

Pengujian rangkaian ADC controller tertanam dilakukan dengan memberikan sinyal ramp naik selama 60 detik dilanjutkan turun selama 60 detik pada perangkat data actquisition sebagai power supply tegangan referensi. Advantech USB-4716 dipilih karena memiliki keluaran analog output 0-10VDC. Tegangan output ini kemudian dihubungkan ke rangkaian ADC untuk bahan evaluasi performa ADC. Pada mikrokontroler STM32, ADC channel 0 (AI0) digunakan untuk pembacaan sensor level dan ADC channel 1 (AI1) digunakan untuk sensor flow meter.



Gambar 3.1 Respon Bacaan AI Channel 0 STM32 terhadap AO USB4716 (0-10V)



Gambar 3.2 Respon Bacaan AI Channel 1 STM32 terhadap AO USB4716 (0-10V)

Untuk mengetahui nilai kesalahan pembacaan, diukur selisih pembacaan tegangan ADC dengan tegangan referensi USB4716. Berikut tabel yang menyajikan simpangan pada awal, akhir, dan transisi puncak sinyal ramp.

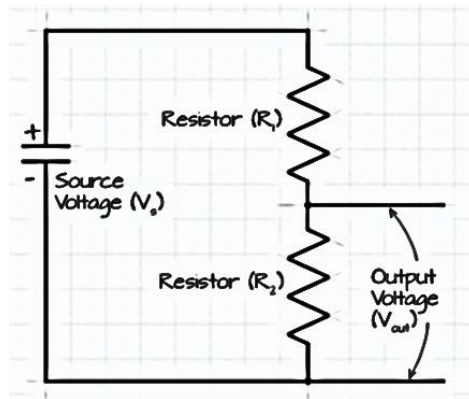
Tabel 3.1 Simpangan Pembacaan ADC STM32

No.	ADC Channel	Simpangan dengan AO USB4716 (volt)		
		Awal Ramp Naik	Puncak Ramp	Akhir Ramp Turun
1	AI0	0.0764	0.0695	0.0022
2	AI1	0.0175	0.1216	0.0622666

Berdasarkan hasil pengujian rangkaian analog-to-digital converter, prototype sistem tertanam yang dibuat mampu membaca tegangan sensor dengan baik. Sinyal ramp referensi 0-10V dari USB4716 terukur pada mikrokontroller dengan bentuk linier, simpangan maksimum diperoleh sebesar 76.4mV untuk ADC channel 0 dan 121.6mV untuk ADC channel 1. Bentuk linier diperoleh karena tegangan masukan ADC diturunkan menggunakan resistor yang memiliki karakteristik beban linier. Simpangan tersebut dianggap tidak memengaruhi pembacaan sensor karena sangat kecil bila dibandingkan range sinyal maksimal yang dapat dibaca, yakni 10V.

3.1.2 Pengujian Rangkaian Controlling Device

Controlling device merupakan rangkaian power electronics. Pengujian ini dilakukan dengan memberikan sinyal ramp naik selama 60 detik kemudian turun 60 detik dalam program mikrokontroller STM32. Pembacaan dilakukan oleh analog input dari modul data acquisition USB-4716 karena memiliki range tegangan 0-10VDC. Terdapat rangkaian penggerak flow control valve (0-22VDC) dan drain valve (0-10VDC) keduanya diuji dan sinyal output dievaluasi.



Gambar 3.3 Rangkaian Voltage Divider AO STM32

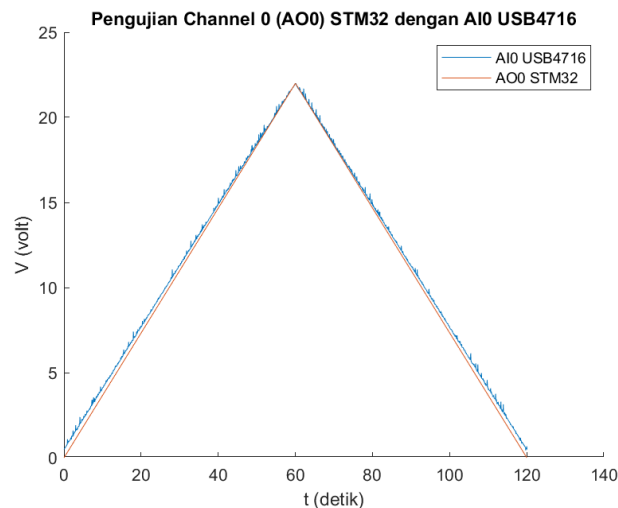
Rangkaian voltage divider perlu ditambahkan untuk menurunkan tegangan penggerak actuator (24VDC maksimal) menjadi 10VDC maksimal pembacaan AI USB4716. Perhitungan didasarkan rumus pembagi tegangan Berikut dan diperoleh resistansi tiap resistor.

$$V_{AI\ USB4716} = V_{AO\ F.Valve} * \frac{R_2}{R_1 + R_2}$$

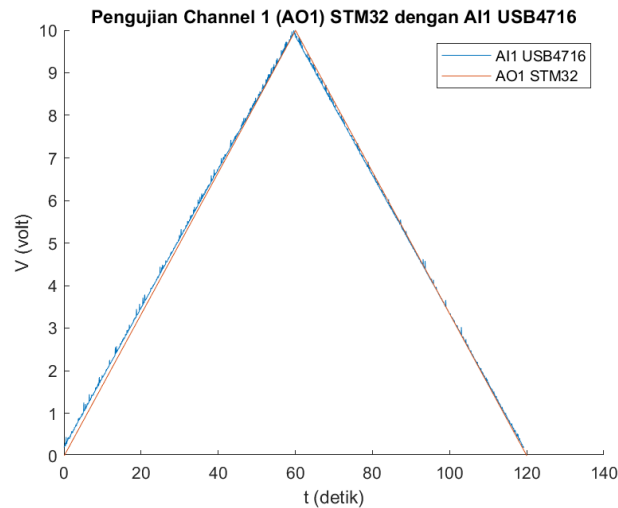
$$V_{AI\ USB4716} = V_{AO\ F.Valve} * \frac{R_2}{(R_{1\ resistor} + R_{1\ trimmer}) + R_2}$$

Dimana $R_2 = 982\ \Omega$, $R_{1\ res} = 993\ \Omega$, dan $R_{1\ trimmer} = 193.3\ \Omega$

Pada rangkaian penggerak actuator, DAC channel 0 (AO0) digunakan untuk eksekusi actuator flow control valve dan DAC channel 1 (AO1) digunakan untuk eksekusi actuator motor drain valve.



Gambar 3.4 Respon Bacaan AI USB4716 terhadap AO Channel 0 STM32 (0-22V)



Gambar 3.5 Respon Bacaan AI USB4716 terhadap AO Channel 0 STM32 (0-10V)

Untuk mengetahui nilai kesalahan rangkaian penguatan, diukur selisih pembacaan tegangan oleh USB4716 terhadap tegangan kontrol AO STM32. Berikut tabel yang menyajikan simpangan pada awal, akhir, dan transisi puncak sinyal ramp.

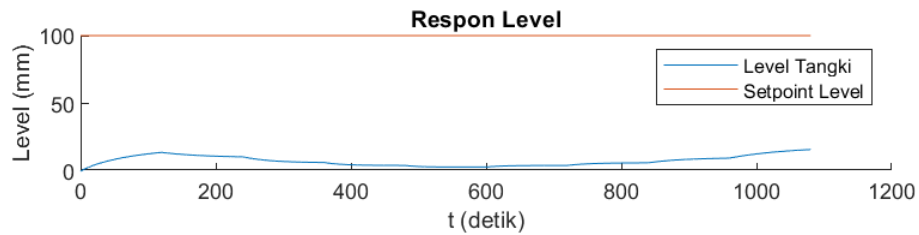
Tabel 3.2 Simpangan Pembacaan Controlling Device STM32

No.	DAC Channel	Simpangan dengan pembacaan AI USB4716 (volt)		
		Awal Ramp Naik	Puncak Ramp	Akhir Ramp Turun
1	AO0	0.489105	0.0194	0.4377
2	AO1	0.2	0.0315	0.014

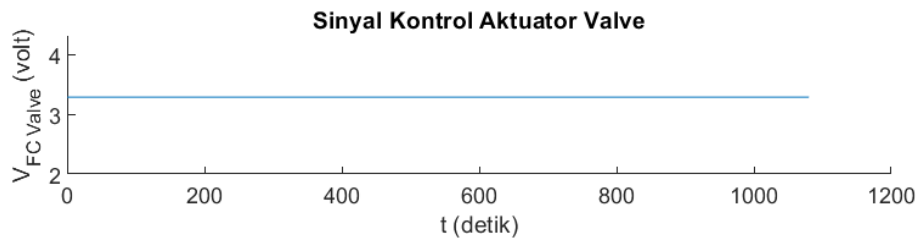
Berdasarkan hasil pengujian rangkaian controlling device, prototype sistem tertanam juga mampu memberikan tegangan supply kontrol dengan baik. Sinyal ramp yang disuplai rangkaian penguatan mampu memberikan tegangan dengan bentuk linier, simpangan maksimum terhadap pembacaan AI USB4716 diperoleh sebesar 489mV untuk rangkaian penguatan flow control valve (AO0) dan 200mV untuk rangkaian penguatan drain valve (AO1). Bentuk linier pada sinyal ramp uji diakibatkan oleh penguatan non-inverting operational amplifier yang merupakan nilai scalar konstan karena merupakan susunan resistor. Dengan penambahan rangkaian voltage follower, sinyal yang dikuatkan menuju beban akan dikoreksi oleh feedback yang berasal dari tegangan source mosfet. Namun, pada rangkaian ini masih terdapat tegangan threshold akibat drop tegangan power mosfet (V_{DS}), sehingga batas terendah tegangan tidak nol. Hal inilah yang menjadi penyebab adanya simpangan pada pembacaan AI USB4716.

3.1.3 Pengujian pada Kondisi Berbeban Tanpa Kontroller

Pengujian sistem tanpa kontroller dilakukan untuk mengetahui respon level tanpa metode kontrol. Pengujian ini dilakukan closed loop, dimana system diberikan referensi level set point flow control valve yang tetap, yaitu 100mm. Pengujian ini langsung melewati sinyal error volt menjadi sinyal kontrol tegangan flow valve.



Gambar 3.6 Respon Level Tanpa Kontroller

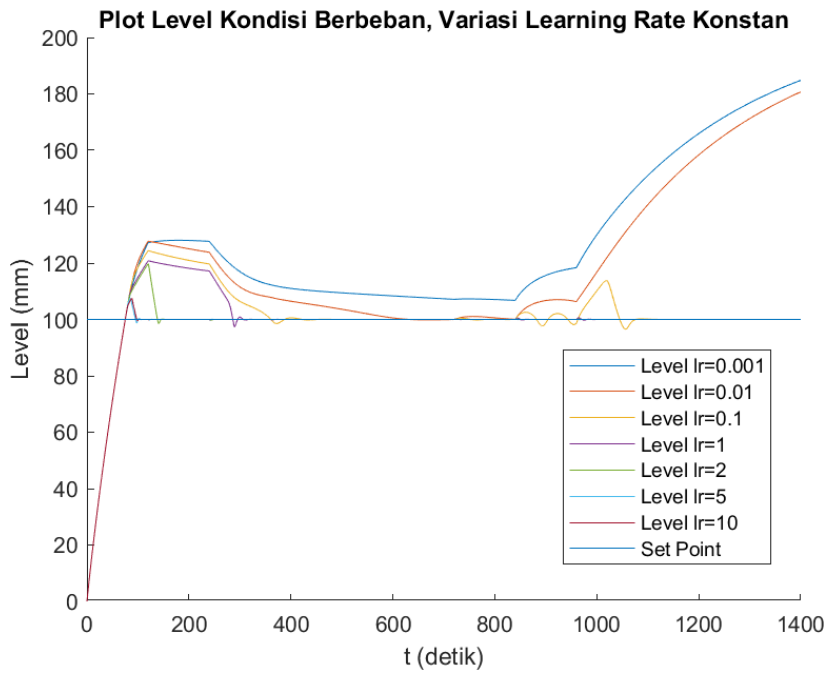


Gambar 3.7 Sinyal Kontrol Motor Valve Tanpa Kontroller

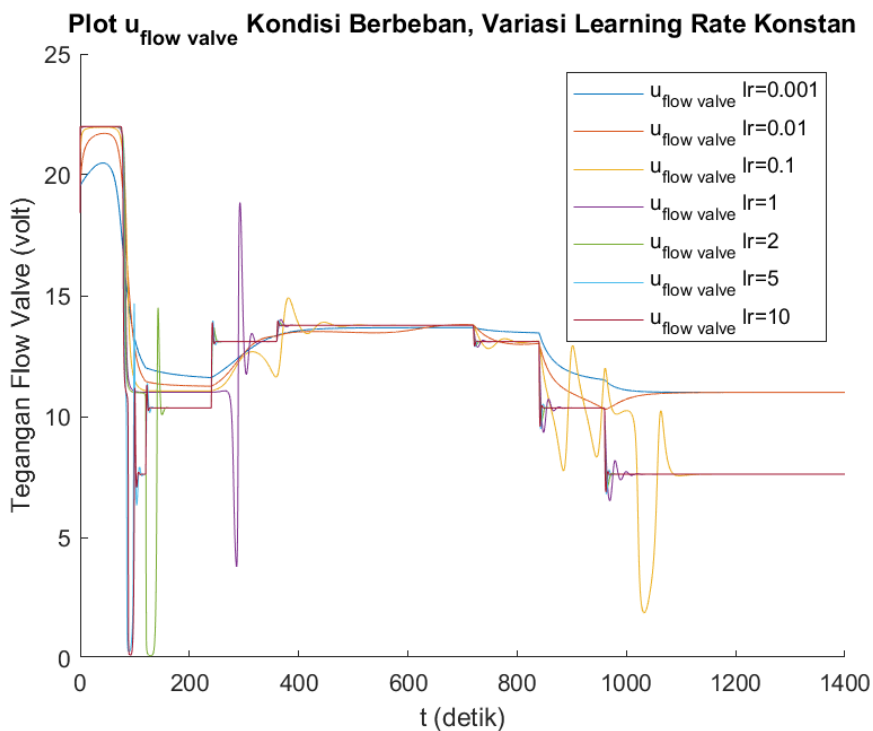
Pengujian plant tanpa kontroller menunjukkan bahwa variable kontrol level dipengaruhi oleh beban bukaan valve dan tidak bisa mencapai referensi set point. Respon level yang diperoleh tidak stabil, membuktikan bahwa perlu adanya kontroller agar set point dapat dicapai.

3.1.4 Pengujian pada Kondisi Berbeban dengan Learning Rate Konstan

Pengujian berbeban dengan learning rate konstan ditujukan untuk mengetahui pengaruh variasi learning rate terhadap respon level air. Setiap pengujian diberikan beban motor drain valve naik dan turun dengan tiap step bukaan sebesar 25%. Urutan pembebanan yang diberikan yang digunakan sama dengan urutan beban pada Gambar 0.17. Pada pengujian ini digunakan set point level tetap sebesar 100mm dan variasi learning rate konstan, yaitu 0.001, 0.01, 0.1, 1, 2, 5, dan 10. Spesifikasi respon yang ingin didapatkan yakni settling time, persen overshoot, dan nilai steady state.



Gambar 3.8 Respon Level Tangki dalam Variasi Pembebanan Learning Rate Konstan



Gambar 3.9 Perubahan Sinyal Kontrol dalam Variasi Pembebanan Learning Rate Konstan

Dari pengujian berbeban dan learning rate konstan diatas spesifikasi settling time, persen overshoot, dan nilai steady state diperoleh seperti tabel Berikut.

Tabel 3.3 Spesifikasi Respon Hasil Pengujian Berbeban dan Learning Rate Konstan

No.	$lr_{konstan}$	$t_s(5\%)$ (detik)	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$	ISE (10^7)
1	0.001	∞	128.07	28.07%	∞	60.251

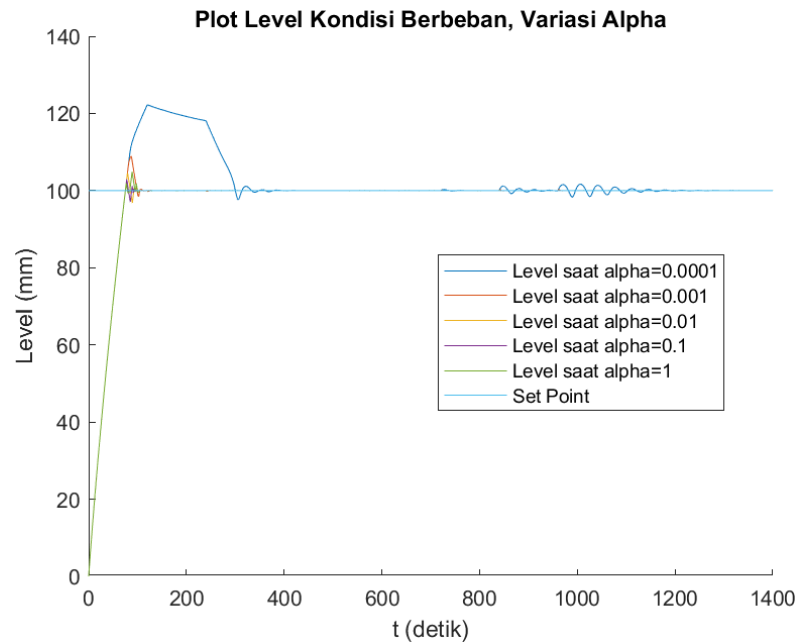
2	0.01	∞	127.732	27.732%	∞	47.776
3	0.1	1056.2	124.408	24.408%	100	8.6808
4	1	289.748	120.739	20.739%	100	7.8207
5	2	140.761	119.584	19.584%	100	6.5077
6	5	97.6714	107.408	7.408%	100	6.222
7	10	98.7054	107.473	7.473%	100	6.2238

Pada pengujian berbeban dan variasi learning rate konstan, diperoleh hasil bahwa learning rate kurang dari 0.1 memiliki square error steady state yang tinggi. Pada kondisi ini respon level mengalami underfitting, yakni kejadian dimana model neural network tidak mempelajari hubungan variable dalam data dengan baik. Underfitting ini dipengaruhi oleh learning rate yang terlampau kecil sehingga model tidak dapat melakukan update weight dengan cepat. Perubahan weight yang lama menyebabkan settling time 5% tidak dapat tercapai. Cost function square error yang terus meningkat namun updating weight yang tetap lambat menyebabkan respon level terus meningkat pula.

Apabila melihat dari pola persen overshoot dan indeks square error, keduanya semakin kecil saat learning rate dinaikkan. Model yang mengikuti set point ialah neural network dengan learning rate 0.1, 1, 2, 5, dan 10, tetapi masih terdapat overshoot 7.4% hingga 24%. Learning rate 0.1 memiliki overshoot kedua Model neural network dengan learning rate sebesar 5 merupakan model terbaik pada pengujian ini, dimana memiliki persen overshoot terkecil sebesar 7.408% dan square error 6.222×10^7 namun tidak dapat mencapai tujuan overshoot kurang dari 5%. Oleh sebab itu, Langkah penentuan learning rate dengan cara eksperimental seperti ini berpotensi memiliki respon overshoot yang besar.

3.1.5 Pengujian pada kondisi berbeban dengan learning rate adaptif

Pengujian berbeban dengan adaptasi learning rate dilakukan untuk mengetahui respon sistem jika learning rate terus berubah (adaptif) sebanding dengan error sistem. Learning rate awal diberikan 10^{-5} dan divariasikan nilai alpha. Pengujian ini dilakukan dalam kondisi pembebanan yang sama dengan pengujian sebelumnya, yakni step 25% naik dan turun. Urutan pembebanan yang diberikan yang digunakan sama dengan urutan beban pada Gambar 0.17. Pada pengujian ini digunakan set point level tetap sebesar 100mm dan diberikan variasi nilai alpha (parameter adaptasi learning rate) sebesar 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, dan 1. Spesifikasi respon yang ingin didapatkan yakni settling time, persen overshoot, dan nilai steady state.

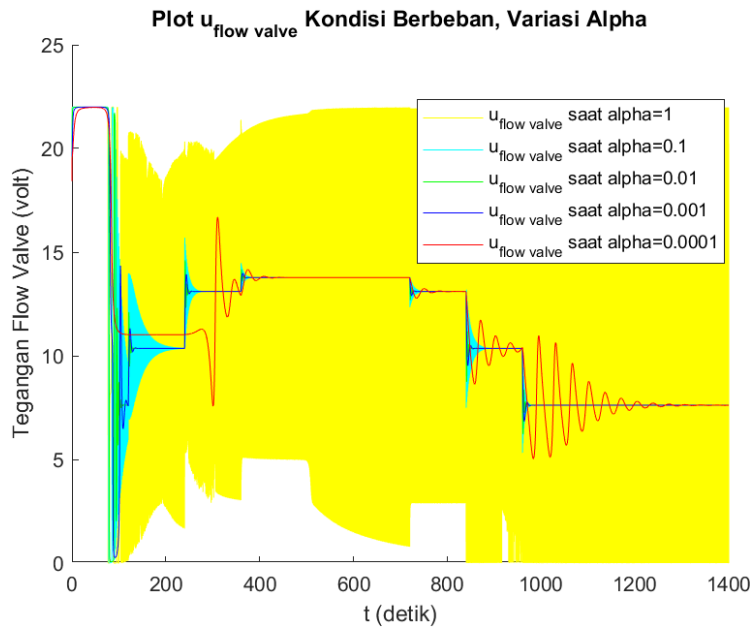


Gambar 3.10 Respon Level Tangki dalam Variasi Pembebanan dengan Adaptasi Learning Rate

Dari pengujian berbeban dan learning rate adaptif diatas spesifikasi settling time, persen overshoot, dan nilai steady state diperoleh seperti pada tabel Berikut.

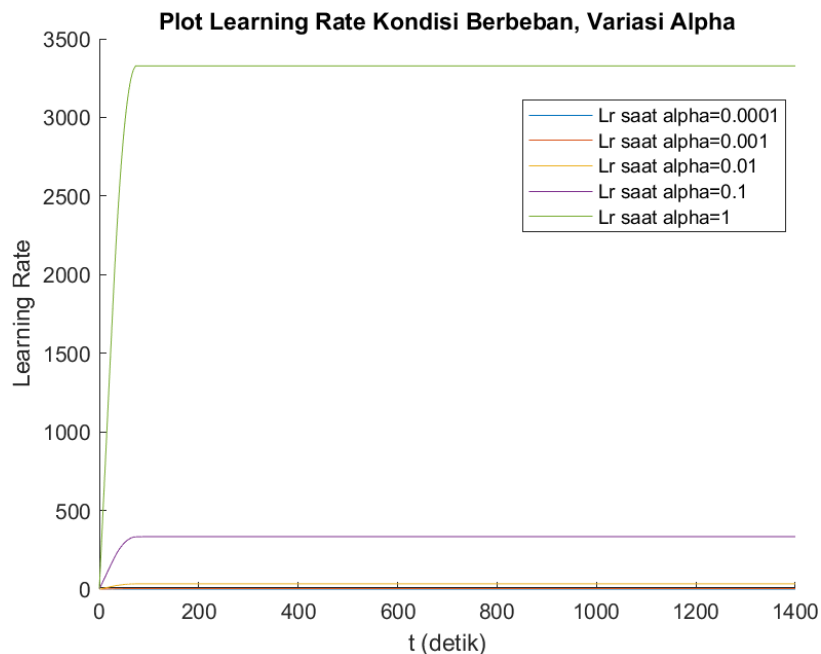
No.	alpha	$t_s(5\%)$ (detik)	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$	ISE (10^7)
1	0.0001	306.274	122.167	22.167%	100	8.0559
2	0.001	101.469	108.828	8.828%	100	6.2428
3	0.01	89.375	104.523	4.523%	100	6.2191
4	0.1	85.3252	102.887	2.887%	100	6.2136
5	1	97.65	104.729	4.729%	100	6.211

Pada pengujian variasi alpha ini, respon level memiliki karakteristik peningkatan overshoot saat $\alpha \geq 1$. Peningkatan nilai error dimana maksimal 10V jika tidak dikurangi melalui perkalian dengan alpha sebagai factor adaptasi, menyebabkan learning rate terus menerus naik. Learning rate yang tinggi menyebabkan model neural network sangat adaptif dan learning berlangsung cepat. Proses learning yang terlalu cepat ini menyebabkan respon level stabil terhadap beban bukaan valve akibat updating weight yang cepat pula. Perubahan weight yang cepat juga menyebabkan keluaran neuron output layer berubah-ubah secara signifikan. Hal ini tampak pada sinyal keluaran controller, yakni sinyal kontrol flow valve yang memiliki pertambahan periode osilasi seiring peningkatan alpha. Kejadian ini dinamakan overfitting, yakni model melakukan learning terlalu baik dengan learning rate yang besar. Meskipun sudah memenuhi overshoot $< 5\%$ dan ISE yang rendah pada sinyal uji, osilasi sinyal kontrol dalam prakteknya dihindari karena berpotensi merusak actuator. Gambar di bawah menunjukkan sinyal kontrol keluaran dari controller NN.



Gambar 3.11 Perubahan Sinyal Kontrol dalam Variasi Pembebanan dengan Adaptasi Learning Rate

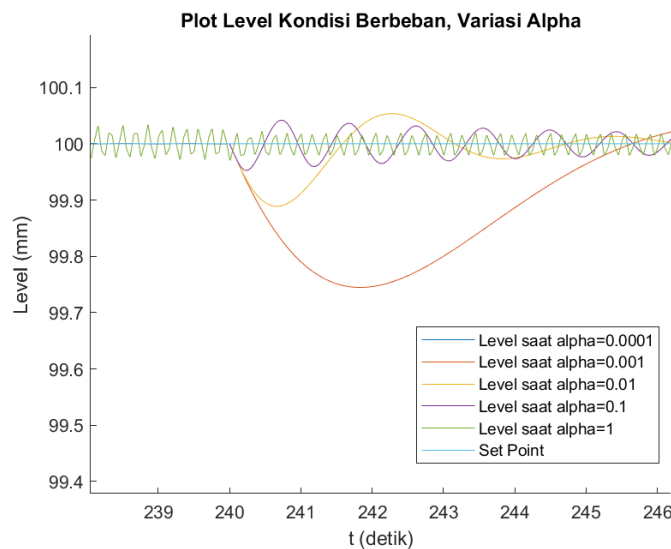
Kejadian osilasi dapat terjadi bila model menggunakan learning rate yang sangat tinggi. pada kasus pengujian ini learning rate bernilai 3327.67 akibat adanya adaptasi oleh alpha. Oleh sebab itu, penentuan $\alpha \geq 1$ beresiko memicu overfitting yang berakibat terjadinya osilasi keluaran output layer.



Gambar 3.12 Adaptasi Nilai Learning Rate selama Variasi Pembebanan

Pada $\alpha < 1$, tampak bahwa semakin kecil alpha menyebabkan persen settling time 5%, overshoot, dan indeks ISE semakin besar. Model neural network terbaik dalam pengujian ini ialah $\alpha = 0.1$ dimana overshoot dicapai paling kecil sebesar 2.887%, ISE 6.2136×10^7 , dan settling time 5% sebesar 85.3252 detik. Persen overshoot yang diperoleh dengan adaptasi learning rate oleh alpha diperoleh lebih kecil daripada tanpa adaptasi alpha. Hal ini disebabkan

alpha dapat menyesuaikan learning rate berdasarkan error respon level. Langkah eksperimental pemilihan alpha sebaiknya dimulai dari $\alpha < 1$ dan berangsur-angsur turun dengan melihat persen overshoot. Step penurunan seper-sepuluh seperti pada pengujian ini dapat digunakan karena pergerakan trend overshoot, settling time, dan ISE dapat lebih terlihat.



Gambar 3.13 Respon Pembebanan Kedua (50% Buka Motor Valve) terhadap Level

Ketika pembebanan kedua, terjadi fenomena undershoot, dimana penurunan level diakibatkan oleh beban 50% bukaan valve. Nilai undershoot beban kedua tiap variasi alpha tersaji pada tabel Berikut.

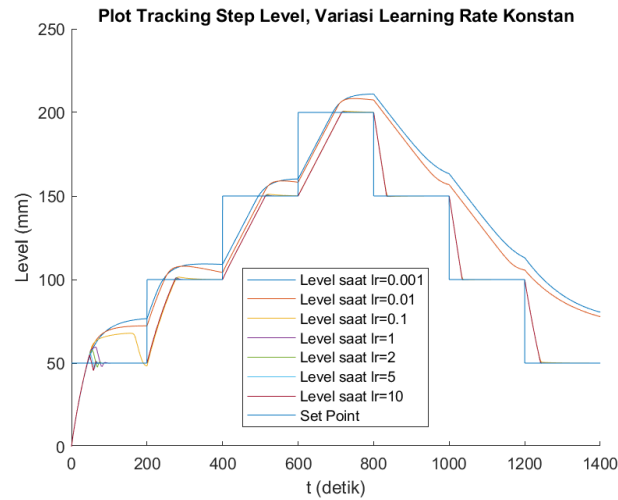
No.	alpha	Undershoot (mm)	Persen undershoot
1	0.0001	Tidak terjadi karena sedang overshoot	
2	0.001	99.7448	0.2552%
3	0.01	99.889	0.1111%
4	0.1	99.9535	0.0465%
5	1	Tidak terjadi karena overfitting, mampu menangani perubahan beban	

Proses learning yang terjadi pada pengujian ini berdampak pada pengurangan efek pembebanan pada controlled variable level. Pada kurva pembebanan kedua, yakni pada detik ke-240 beban bertambah ke 50%. Level air mengalami penurunan berupa undershoot. Namun penurunan ini tidak signifikan dan dapat diabaikan karena undershoot kecil, yaitu maksimal 0.2563% dalam sampel pengujian. Pembebanan ketiga dan selanjutnya, efek undershoot ini tidak tampak karena proses learning dapat mengurangi efek undershoot yang terjadi agar tetap steady .

3.1.6 Pengujian Beban 50% terhadap Tracking Set Point

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui respon sistem bila diberikan perubahan step sinyal set point. Pola yang dicoba ialah kenaikan dan penurunan sebesar 25mm selama pembebanan 50% motor drain valve terbuka. Pengujian ini meliputi pengujian tracking terhadap variasi learning rate konstan dan learning rate adaptif (berubah).

Pengujian tracking dengan learning rate konstan dilakukan dengan mengambil data uji learning rate sebesar 0.001, 0.01, 0.1, 1, 2, 5, dan 10. Berikut merupakan hasil pengujian tracking set point saat learning rate konstan.



Gambar xx. Respon level tangki saat tracking set point pada learning rate konstan

Dari pengujian tracking set point dalam learning rate konstan ini, spesifikasi settling time, persen overshoot, dan nilai steady state pada setpoint pertama (50mm) diperoleh seperti pada tabel Berikut.

Tabel xx. Spesifikasi respon tracking level pada step setpoint pertama (50mm) learning rate konstan

No.	Learning rate	$t_s(5\%)$ (detik)	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$	ISE (10^7)
1	0.001	∞	-	-	76.6206	33.297
2	0.01	∞	-	-	72.2947	27.555
3	0.1	119.94	67.774	17.774	48.3537	11.146
4	1	80.3123	59.5316	9.5316	50	11.422
5	2	68.636	57.5939	7.5939	50	10.656
6	5	66.25	55.7571	5.7571	50	10.257
7	10	64.815	54.7544	4.7544	50	10.092

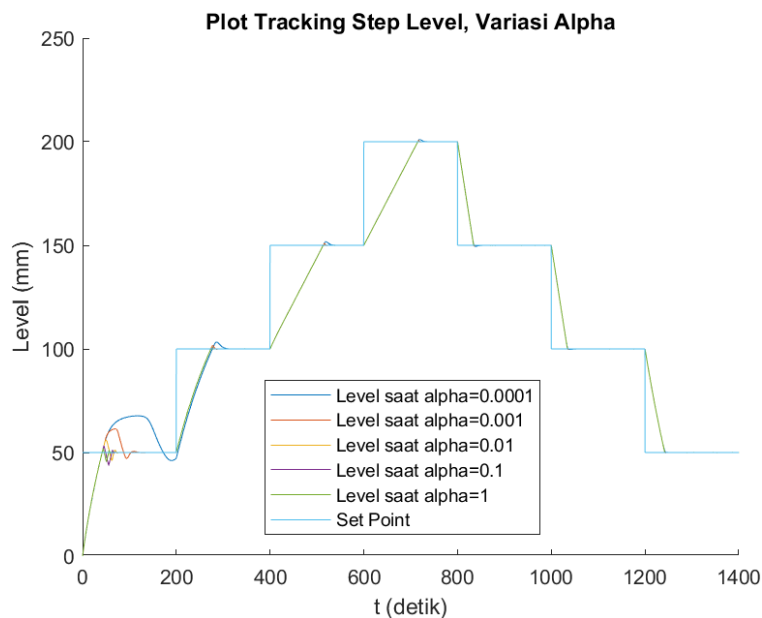
Pada pengujian tracking set point, model neural network melakukan learning dengan mengambil sinyal error untuk updating weight. Ketika step naik, diperoleh error positif, yang menyebabkan weight model meningkat. Weight ini akan memicu neuron output layer untuk memberikan keluaran sinyal kontrol lebih besar untuk mencapai set point yang baru. Berdasarkan tabel perbandingan diatas, semakin besar learning rate membuat model neural network lebih cepat beradaptasi dengan settling time 5% yang kecil dan persen overshoot yang kecil pula. Learning rate yang terlalu kecil, seperti learning rate 0.001 dan 0.01 menyebabkan model neural network tidak bisa melakukan tracking sinyal referensi atau set point. Kegagalan tracking ini disebabkan oleh perubahan weight yang kecil sedangkan plant level membutuhkan sinyal kontrol yang lebih besar. Model terbaik untuk pengujian ini ialah learning rate sebesar 10, dengan settling time terkecil 64.815 detik, overshoot 4.7544%, dan indeks ISE terkecil, yakni 10.092×10^7 .

Selain melihat dari set point step pertama, pada respon step kedua model neural network dapat meminimalkan overshoot hingga kurang dari 1.5%. Spesifikasi settling time, persen overshoot, dan nilai steady pada sinyal step kedua sebesar 100mm set point diperoleh seperti pada tabel Berikut.

Tabel 3.4 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Kedua (100mm) Learning Rate Konstan

No.	Learning rate	$t_s(5\%)$ (detik)	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$	ISE (10^7)
1	0.001	-	-	-	109.331	33.297
2	0.01	384.13	-	-	107.96	27.555
3	0.1	-	101.444	1.444	100	11.146
4	1	-	101.163	1.163	100	11.422
5	2	-	101.055	1.055	100	10.656
6	5	-	100.872	0.872	100	10.257
7	10	-	100.761	0.761	100	10.092

Berdasarkan Langkah pengujian ini, penentuan learning rate yang memenuhi spesifikasi respon tertentu masih dilakukan secara eksperimental dengan memilih learning rate yang tinggi, tetapi masih beresiko terjadinya overfitting. Oleh sebab itu, pada pengujian tracking set point ini juga dicoba adaptasi learning rate menggunakan alpha. Untuk mengetahui respon level saat learning rate berubah (adaptif) dilakukan dengan variasi nilai alpha sebesar 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, dan 1. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui respon sistem dengan adanya adaptasi learning rate terhadap perubahan set point.



Gambar 3.14 Respon Level Tangki terhadap Tracking Set Point

Dari pengujian tracking set point dalam learning rate konstan ini, spesifikasi settling time, persen overshoot, dan nilai steady state pada setpoint pertama (50mm) diperoleh seperti pada tabel Berikut.

Tabel 3.5 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Pertama (50mm) Adaptasi Learning Rate

No.	alpha	t_s (5%) (detik)	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$	ISE (10^7)
1	0.0001	-	67.5299	17.5299	-	12.884
2	0.001	94.3237	61.3994	11.3994	50	10.306
3	0.01	62.2709	55.9858	5.9858	50	10.105
4	0.1	55.8532	53.1362	3.1362	50	10.098
5	1	50.803	51.8227	1.8227	50	10.093

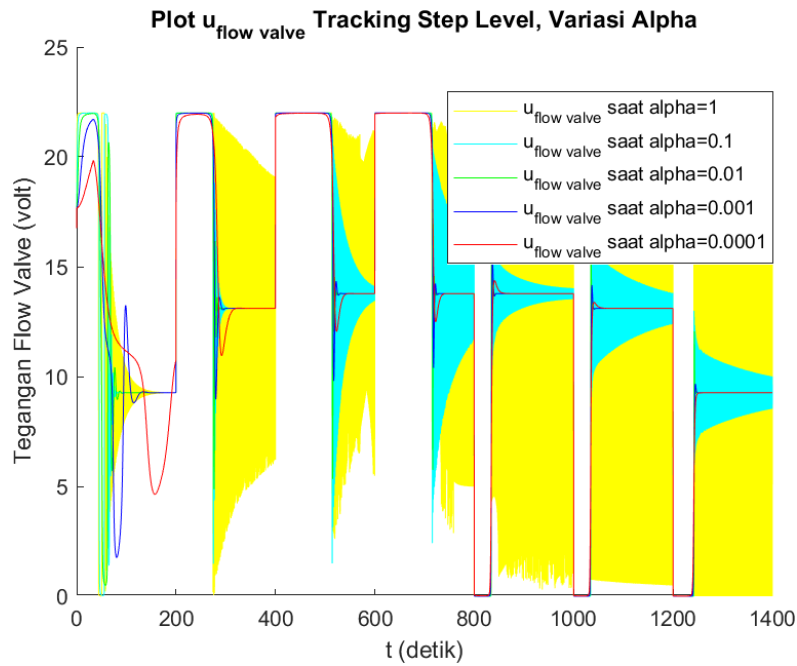
Berdasarkan tabel spesifikasi setpoint step pertama 50mm tersebut, semakin besar alpha berakibat penurunan persen overshoot, settling time, dan indeks ISE. Persen overshoot didapatkan lebih kecil dibandingkan pengujian dengan learning rate konstan (overshoot terkecil 4.7544% pada tracking pertama learning rate konstan). Selain itu, settling time juga diperoleh lebih cepat dibandingkan pengujian learning konstan (sampel tercepat 64.815 detik). Penggunaan metode adaptasi learning rate tidak menghasilkan adanya kegagalan tracking seperti pengujian sebelumnya, karena learning rate terus diupdate agar perubahan weight neuron juga semakin cepat. Keberhasilan tracking tampak pada gambar diatas, membuktikan semua variasi alpha pada akhirnya mengikuti setpoint.

Untuk melihat proses learning pada tracking selanjutnya, ditinjau nilai persen overshoot pada step 100mm yang tersaji dalam tabel berikut. Dibandingkan persen overshoot step tracking pertama (50mm), tracking kedua memiliki persen overshoot yang lebih kecil untuk tiap variasi alpha.

Tabel 3.6 Spesifikasi Respon Tracking Level pada Step Set Point Kedua (100mm) Adaptasi Learning Rate

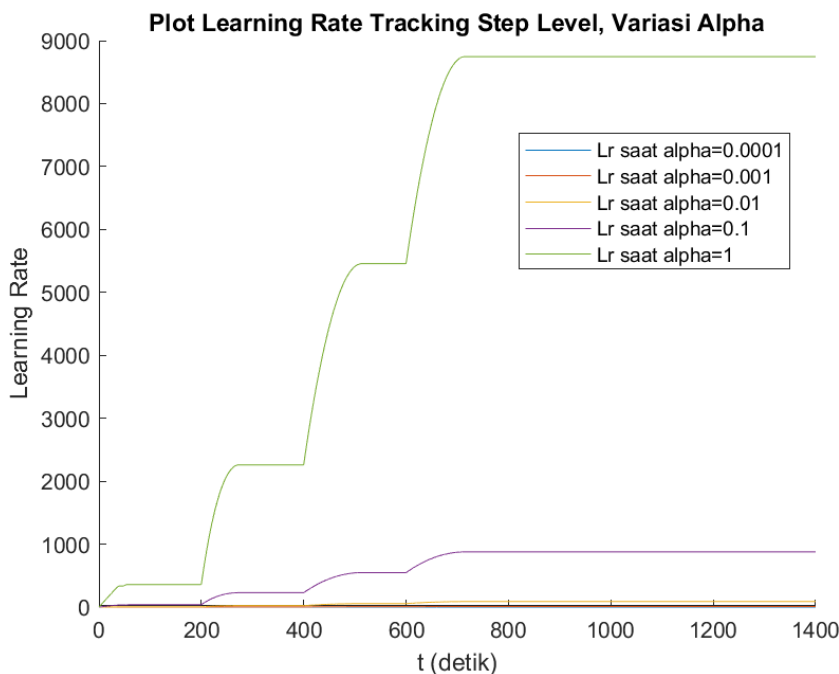
No.	alpha	Overshoot (mm)	% overshoot	$y(\infty)$
1	0.0001	103.31	3.31	100
2	0.001	101.667	1.667	100
3	0.01	100.914	0.914	100
4	0.1	100.513	0.513	100
5	1	100.197	0.197	100

Dalam menentukan nilai alpha terbaik, perlu ditinjau apakah model neural network dengan variasi alpha mengalami overfitting atau tidak. Kejadian overfitting dapat dijumpai saat hasil learning sangat baik namun mengalami osilasi keluaran neuron output layer. Hal ini menyebabkan sinyal kontrol berubah naik turun secara sinusoidal. Gambar dibawah menunjukkan sinyal keluaran menuju sinyal kontrol motor valve.



Gambar 3.15 Perubahan Sinyal Kontrol Flow Valve selama Tracking Set Point Level

Model dengan nilai alpha kurang dari 0.01, yakni kurva kuning (alpha=1) dan biru (alpha=0.1) mengalami osilasi. Meskipun terhadap settling time, persen overshoot, dan indeks ISE memiliki nilai terkecil, karena learning terlalu baik model mengalami overfitting. Overfitting ini berpotensi merusak actuator. Pada kasus ini overfitting dijumpai pada alpha=1 yang menghasilkan learning rate puncak 8745.91 dan alpha=0.1 dengan learning puncak 876.63 seperti pada plot kurva learning rate dibawah.



Gambar 3.16 Perubahan Nilai Learning Rate selama Tracking Set Point Level

Model terbaik untuk mendapat persen overshoot terkecil dengan osilasi kecil yakni $\alpha=0.01$. Model ini memiliki persen overshoot 5.9858% dan settling time 62.2709 detik pada step tracking pertama.

BAB 4 Kesimpulan dan Saran

4.1 Kesimpulan

Modul ADC dari kontroller tertanam memberikan hasil yang linear dengan kesalahan pembacaan maksimal sebesar 121.6mV. Modul controlling device untuk flow valve dan motor drain valve memiliki karakteristik linier dengan kesalahan masing-masing 489mV dan 200mV. Pengujian tanpa kontroller menunjukkan respon level dipengaruhi oleh beban motor drain valve dan tidak dapat mencapai set point. Kontroller direct neural network dengan learning rate sebesar 5 memiliki hasil terbaik dari sampel uji learning rate konstan, mampu beradaptasi dengan beban motor drain valve dengan overshoot 7.408% dan 5.7571% saat tracking set point. Namun, settling time 5% saat pembebanan 97.6714 detik, diatas settling time 5% yang Diharapkan selama 90 detik. Kontroller direct neural network dengan adaptasi learning rate dengan $\alpha=0.01$ memiliki respon terbaik dari sampel uji adaptasi learning rate, yang memenuhi settling time kurang dari 90 detik, yaitu 89.375 detik saat pembebanan dan 62.2709 detik saat tracking set point. Selain itu terdapat overshoot 4.523% saat pembebanan dan 5.9858% saat tracking set point. Penggunaan metode eksperimental dengan mencari learning rate konstan yang cocok dengan spesifikasi overshoot dan settling time cukup menyulitkan karena harus menjalankan model sistem berulang kali. Self tuning learning rate terhadap error dengan parameter alpha dilakukan untuk mendapatkan respon yang diinginkan dengan cepat (overshoot < 10% dan settling time 5% < 90 detik).

4.2 Saran

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, kondisi overfitting hanya melihat dari bentuk osilasi sinyal kontrol, hal ini terkesan kurang objektif karena tidak ada Batasan kapan model disebut overfitting. Untuk penelitian selanjutnya Diharapkan dapat pula membahas kondisi ini dengan lebih pasti. Selain itu, struktur neural network masih terbatas pada 1 hidden layer dengan 3 node karena kompleksitas pemrograman, Diharapkan penelitian selanjutnya dapat melakukan variasi terhadap jumlah layer yang digunakan. Modul DAC yang digunakan memiliki batas tegangan bawah sebesar 200-400mV, sehingga untuk eksekusi sinyal kontrol yang rendah kurang akurat, Diharapkan penelitian selanjutnya dapat memperbaiki rangkaian yang telah dibuat, seperti menggunakan high power IC DAC.

DAFTAR PUSTAKA

- A. Noriega Ponce, A. Aguado Behar, A. Ordaz Hernández, & V. Rauch Sitar. (2004). Neural Networks for Self-tuning Control Systems. *Acta Polytechnica*, 44, 49–52. <http://ctn.cvut.cz/ap/>
- Bytronic. (2015). *Process Control Technology PCT-100 Datasheet*. <http://www.bytronic.net/wp-content/uploads/2015/04/PCT100-PL0214.pdf>
- Ghufron, M. Z. (2016). *DESAIN DAN IMPLEMENTASI KONTROLER SELF-TUNING PID DENGAN PENDEKATAN INTERAKSI ADAPTIF PADA SISTEM PENGATURAN LEVEL*.
- Haykin, S. S., & Haykin, S. S. (2009). *Neural networks and learning machines*. Prentice Hall/Pearson.
- Jakoubek, I. P. (n.d.). *Experimental Identification of Stable Nonoscillatory Systems from Step-Responses by Selected Methods*.
- Raharjo, R. D. (2014). *DESAIN DAN IMPLEMENTASI KONTROLER PID GAIN SCHEDULING UNTUK SISTEM PENGATURAN PROSES LEVEL PADA PROCESS CONTROL TECHNOLOGY - 100*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

LAMPIRAN

Metode Identifikasi menggunakan Vitechkova orde 1

Model sistem dapat didekati menggunakan model orde 1 dengan time delay. Untuk sistem orde 1, model diformulasikan sebagai Berikut.

$$G_{V1}(s) = \frac{K}{\tau_{V1}s + 1} e^{-T_{dv1}s}$$

$$T_{dv1} = 1.498t_{33} - 0.498t_{70}$$

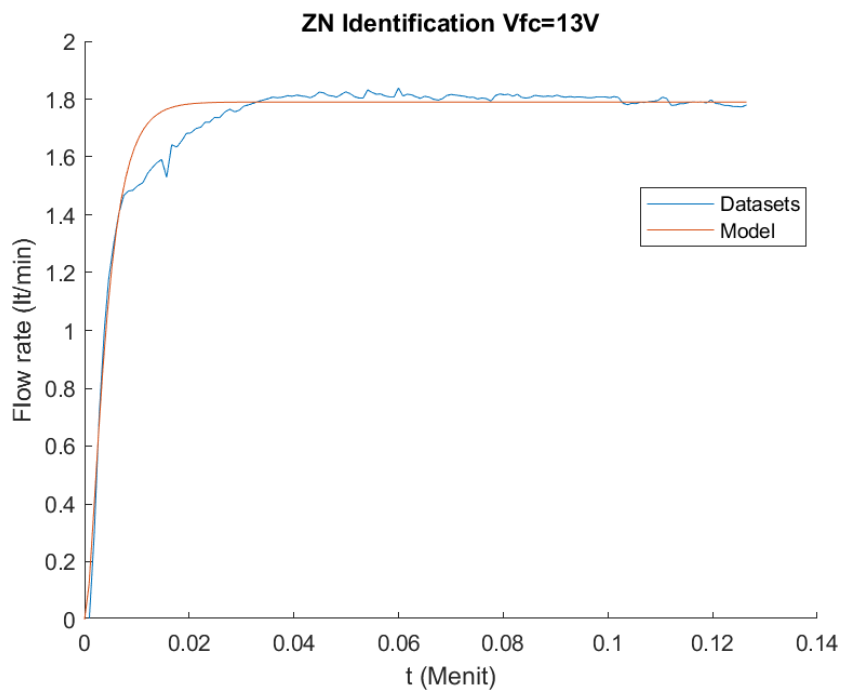
$$\tau_{V1} = 1.245(t_{70} - t_{33})$$

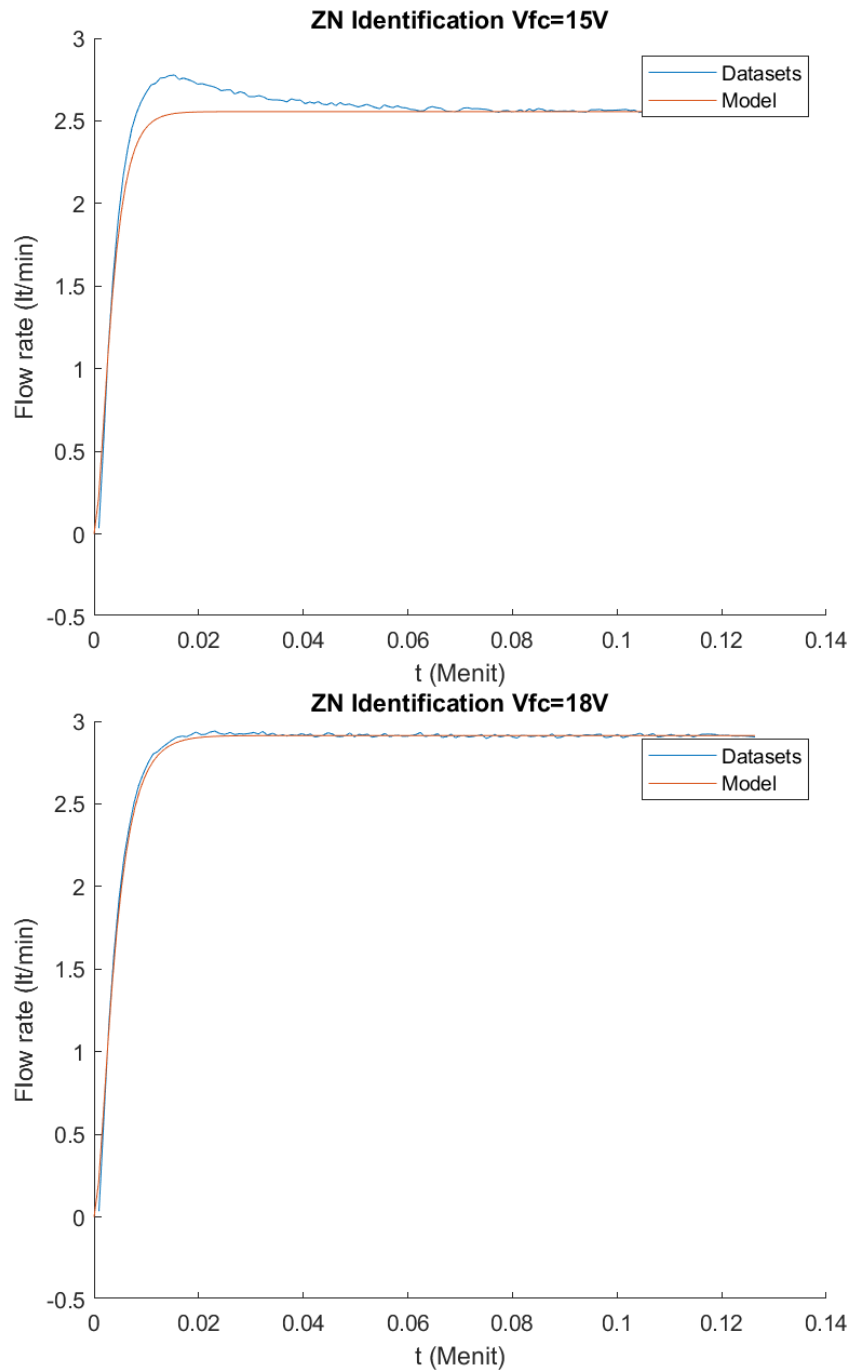
$$K = \frac{y_{ss}}{u}$$

Dimana t33 dan t70 ialah waktu ketika step response mencapai 33% dan 70%.

No.	Vfc	y_{ss}	y_{33}	t_{33}	y_{70}	t_{70}
1	13V	1.7899	0.5907	0.0025	1.2529	0.0052
3	15V	2.5560	0.8435	0.0023	1.7892	0.0043
4	18V	2.9134	0.9614	0.0025	2.0394	0.0052
5	21V	3.0639	1.0111	0.0014	2.1447	0.0022

No.	Vfc	Kv1	T_{dv1}	τ_{V1}	$G(s)$	MSE
1	13	0.1377	0.0012	0.0033	$\frac{0.1377}{0.0033s + 1} e^{-0.0012s}$	0.3849
3	15V	0.1704	0.0013	0.0025	$\frac{0.1704}{0.0025s + 1} e^{-0.0013s}$	1.2362
4	18V	0.1619	0.0011	0.0034	$\frac{0.1619}{0.0034s + 1} e^{-0.0011s}$	0.8319
5	21V	0.1459	9.6676e-04	0.001	$\frac{0.1459}{0.001s + 1} e^{-0.000967s}$	8.1376





Seluruh kode program, rangkaian, dan data hasil pengujian dapat diakses pada repository penulis Berikut.

<https://github.com/fariszuh/TA-PCT100>

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Gresik, 14 Maret 2001, merupakan anak pertama dari 2 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di SD Muhammadiyah 1 Gresik, SMP Muhammadiyah 12 GKB, dan SMAN 1 Gresik. Setelah lulus dari SMA pada 2019, penulis diterima di Departemen Teknik Elektro melalui jalur SBMPTN. Selama berkuliah, penulis aktif di beberapa kegiatan riset dan organisasi, seperti Anargya ITS EV Team dan asisten Laboratorium Kontrol dan Otomasi.