



TESIS - TE142599

# SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION RELAY BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM TENAGA LISTRIK SKALA INDUSTRI

RAHMAT FERBRIANTO WIJANARKO  
NRP 07111850010011

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.  
Vita Lystianingrum B. Putri, ST., M.Sc., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM TENAGA  
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2020





TESIS - TE142599

**SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION  
RELAY BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK  
SISTEM TENAGA LISTRIK SKALA INDUSTRI**

RAHMAT FEBRIANTO WIJANARKO

NRP 07111850010011

DOSEN PEMBIMBING

Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.

Vita Lystianingrum B. Putri, ST., M.Sc., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER

BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM TENAGA

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2020



## LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

**Magister Teknik (MT)**

di

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh:

**RAHMAT FEBRIANTO WIJANARKO**

**NRP: 07111850010011**

Tanggal Ujian: 06 Januari 2020

Periode Wisuda: Maret 2020

Disetujui oleh:

**Pembimbing:**

1. Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT  
NIP: 196603181990101001

2. Vita Lystianingrum B.P, S.T., M.Sc., Ph.D  
NIP: 19820829 200604 2001

**Penguji:**

1. Heri Suryoatmojo, ST., MT., Ph.D  
NIP: 198006032006041003

2. Dr.Eng. Ardyono Priyadi, ST., M.Eng  
NIP: 197309271998031004

3. Dr.Ir. Soediby, MMT  
NIP: 195512071980031004

Kepala Departemen Teknik Elektro  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas

**Dedet Candra Riawan, ST., M.Eng., Ph.D .**  
NIP: 197311192000031001

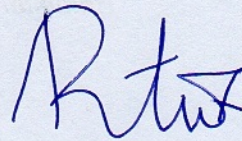
*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **"SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION RELAY BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM TENAGA LISTRIK SKALA INDUSTRI"** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Desember 2019



Rahmat Febrianto Wijanarko

NRP. 07111850010011

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



***SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION RELAY  
BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM TENAGA  
LISTRIK SKALA INDUSTRI***

Nama : Rahmat Febrianto Wijanarko  
NRP : 07111850010011  
Nama Pembimbing : 1. Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.  
2. Vita L. B. Putri, ST., M.Sc., Ph.D.

**ABSTRAK**

Dari tahun ke tahun suatu sistem kelistrikan selalu berubah, hal ini harus diimbangi dengan sistem proteksi yang berkembang, mulai dari yang sederhana dengan kemampuan dan fitur yang terbatas hingga sistem yang kompleks yaitu yang memiliki kemampuan lebih baik dalam hal selektivitas dan operasi. Sebuah sistem proteksi yang baik harus dapat mengamankan dan meminimalisir suatu gangguan dengan cepat dan tepat sehingga tidak menimbulkan hal-hal yang tidak diinginkan seperti kerusakan alat yang lebih parah, terhentinya suplai daya, dan bahaya bagi manusia. Terlebih lagi kejadian maltripping dari sistem proteksi tidak boleh terjadi. Salah satu contoh yang sering terjadi menyebabkan maltripping pada overcurrent relay di dalam kasus dunia industri adalah starting dari motor induksi atau energizing transformer.

Arus transient yang timbul akibat starting motor sendiri akan men-trigger relay untuk bekerja. Lonjakan arus motor start tersebut sifatnya hanyalah sementara sehingga seharusnya relay tidak boleh bekerja pada saat periode starting tersebut. Maka dari itu dapat dikatakan saat ini relay bekerja hanya berdasarkan setting dari user saja dan belum mampu untuk mengklasifikasikan gangguan atau bukan. Pada penelitian kali ini diusulkan metode untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gangguan dengan metode Neural Network berbasis time series. Dimana data time series ini sebagai inputan neural network terdiri dari data saat pre dan on fault. Lalu hasil output neural network akan diterapkan pada pemodelan multifunction relay di dalam Simulink. Penelitian kali ini menggunakan software digilent power factory untuk mengambil data pre dan on fault lalu matlab untuk neural network.

Kata kunci: self classification, time domain simulation, fault classification, artificial neural network.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

***SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION RELAY  
BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM TENAGA  
LISTRIK SKALA INDUSTRI***

By : Rahmat Febrianto Wijanarko  
Student Identity Number : 07111850010011  
Supervisor(s) : 1. Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT.  
2. Vita L. B. Putri, ST., M.Sc., Ph.D.

**ABSTRACT**

From year to year an electrical system is always changing, this must be balanced with growing a protection system, ranging from simple with limited capabilities and features to complex systems that have better capabilities in terms of selectivity and operation. A good protection system must be able to secure and minimize disturbance quickly and precisely so undesirable things such as damage to the more severe equipment, cessation of power supply, and danger to humans not happens. Moreover, the incident of maltripping from the protection system should not occur. One of example incident that occurs maltripping of overcurrent relays in industrial system is the starting of an induction motor or energizing transformer.

Transient current appear from the starting motor itself will trigger relay to work. The surge in the motor start is only temporary so relay should not be able to work during the starting period. Therefore it can be said that at this time relay works only based on the settings of the user and has not been able to classify disturbance or not. This research proposes a method for detecting and classifying disturbance with Neural Network methods based on time series. Where this time series data as a neural network input consists of pre and on fault data. Then the results of the neural network output will be applied to the modeling of multifunction relays in Simulink. This research uses digilent power factory software to retrieve pre and on fault data then matlab for neural networks.

Key words: self classification, time domain simulation, fault classification, artificial neural network.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan barakahnya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul “SELF CLASSIFICATION OF MULTIFUNCTION RELAY BERBASIS NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM TENAGA LISTRIK SKALA INDUSTRI”. Buku tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar M.T pada Jurusan Teknik Elektro, Institut Sepuluh Nopember Surabaya.

Dalam melakukan penelitian dan penyusunan buku tesis ini penulis telah mendapatkan banyak dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Orang tua yang selalu memberikan doa dan dukungan kepada saya untuk menempuh jenjang ini
2. Bapak Dr. Ir. Margo Pujiantara, MT selaku dosen utama, Ibu Vita L. B. Putri, ST., M.Sc., Ph.D selaku dosen pembimbing 2
3. Teman teman di laboratorium LIPIST, dan orang terdekat yang membantu penelitian ini.
4. Semua pihak yang telah memberikan bantuan pada penulisan tesis ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Kritik dan masukan yang bersifat membangun sangat penulis harapkan. Akhir kata, semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat dan memberikan wawasan tambahan bagi para pembaca dan khususnya bagi penulis sendiri.

Surabaya, Desember 2019

Rahmat Febrianto Wijanarko

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN TESIS</b> .....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR .....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL.....	xviii
<b>BAB I</b> .....	1
<b>LATAR BELAKANG</b> .....	1
1.1. Latar Belakang Penelitian .....	1
1.2. Permasalahan yang diteliti .....	2
1.3. Tujuan.....	2
1.4. Batasan Masalah .....	3
1.5. Kontribusi.....	3
1.6. Metodologi Peneltian .....	4
<b>BAB II</b> .....	5
<b>TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
2.1. Kajian Penelitian Terkait .....	5
2.2 Dasar Teori.....	8
<b>2.2.1. Gangguan Sistem Tenaga Listrik</b> .....	8
<b>2.2.2. Gangguan Beban Lebih</b> .....	8
<b>2.2.3. Gangguan Hubung Singkat</b> .....	8
<b>2.2.4. Gangguan Hubung Singkat Simetri</b> .....	11
<b>2.2.5 Gangguan Hubung Singkat Asimetri</b> .....	12
2.3 Multifunction Relay .....	13
2.4 Neural Network.....	15
<b>2.4.1 Backpropagation Neural Network</b> .....	16
<b>2.4.2 Metode Levenberg-Marquadt</b> .....	17
<b>BAB III</b> .....	19
<b>METODOLOGI</b> .....	19

3.1. Single Line Diagram .....	19
3.2. Metodologi Penelitian.....	22
3.3 Flowchart Penelitian .....	23
3.4 Proses Metode Neural Network .....	24
3.5 Proses Normalisasi dan Denormalisasi .....	26
BAB IV .....	31
PENGUJIAN DAN ANALISA .....	31
4.1. Analisis Gangguan berdasarkan symptoms .....	32
4.2. Hasil Klasifikasi Gangguan dengan Neural Network.....	35
<b>4.2.1. Pengujian menggunakan Neuron (15-15-15-15-1) epoch 1000.</b>	<b>36</b>
<b>4.2.2. Pengujian menggunakan Neuron (30-30-30-30-40-1) epoch 1000.</b>	<b>38</b>
<b>4.2.3. Pengujian menggunakan neuron (30-30-30-40-40-1) epoch 700 ...</b>	<b>40</b>
<b>4.2.4. Pengujian menggunakan neuron (30-30-30-40-40-1) epoch 900 .....</b>	<b>42</b>
<b>4.2.5. Pengujian menggunakan neuron 30-30-30-40-40-1 .....</b>	<b>44</b>
<b>4.2.6 Pengujian menggunakan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data) .....</b>	<b>46</b>
<b>4.2.7 Resume Tabel Hasil klasifikasi .....</b>	<b>48</b>
4.3. Pemodelan relay pada Simulink berbasis neural network .....	49
<b>4.3.1 Multifuction Relay pada simulink .....</b>	<b>50</b>
<b>4.3.2 Relay Frekuensi.....</b>	<b>52</b>
<b>4.3.3 Relay Over Current .....</b>	<b>53</b>
<b>4.3.4 Relay Voltage.....</b>	<b>54</b>
4.4 Pengujian Relay Pada simulink .....	56
<b>4.4.1 Pengujian Simulink MS.....</b>	<b>58</b>
<b>4.4.2 Pengujian Simulink Short Circuit 3 Fasa .....</b>	<b>65</b>
<b>4.4.3 Metode Pembanding .....</b>	<b>71</b>
BAB V .....	72
KESIMPULAN.....	72
DAFTAR PUSTAKA .....	73



## DAFTAR GAMBAR

<i>Gambar 2.1 Arah Aliran Arus Hubung Singkat Ketika Terjadi Gangguan.....</i>	11
<i>Gambar 2.2 Gambar Hubung Singkat Tiga Fasa.....</i>	11
<i>Gambar 2.3. (a) Komponen Urutan Positif; (b) Komponen Urutan Negatif; (c) Komponen Urutan Nol .....</i>	12
<i>Gambar 2.4. Gangguan Hubung Singkat Dua Fasa.....</i>	12
<i>Gambar 2.5 Gangguan Hubung Singkat Satu Fasa ke Tanah.....</i>	13
<i>Gambar 2.6. Relay Multifunction Sepam series 40 .....</i>	14
<i>Gambar 2.7. Skema Relay Konvensional.....</i>	14
<i>Gambar 2.8. Skema relay dengan penambahan fitur klasifikasi dan identifikasi ...</i>	15
<i>Gambar 2.9. Struktur umum NN .....</i>	15
<i>Gambar 2.10 Jaringan Struktur Backpropagation .....</i>	16
<i>Gambar 3.1. Single Line Diagram yang digunakan untuk klasifikasi proses.....</i>	19
<i>Gambar 3.2. Gambar Torsi Vs Kecepatan Motor 3000 KW.....</i>	21
<i>Gambar 3.3. Gambar Torsi Vs Kecepatan Motor 1800 KW.....</i>	21
<i>Gambar 3.4. Contoh sequence pada saat gangguan dari parameter frekuensi, arus dan tegangan.....</i>	22
<i>Gambar 3.5. Arsitektur Backpropagation.....</i>	27
<i>Gambar 3.6. Diagram Alir backpropagation neural network untuk Klasifikasi Gangguan.....</i>	28
<i>Gambar 3.7 Time Series Data untuk klasifikasi .....</i>	29
<i>Gambar 4.1 Visualisasi data yang diperlukan untuk dilatih di JST .....</i>	31
<i>Gambar 4.2. Data yang diambil pada simulasi .....</i>	31
<i>Gambar 4.3. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 3 Fasa.....</i>	32
<i>Gambar 4.4. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 2 Fasa .....</i>	32
<i>Gambar 4.5. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 1 Fasa .....</i>	33
<i>Gambar 4.6. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat Motor Starting MT-01..</i>	33
<i>Gambar 4.7. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat GEG Outage .....</i>	34
<i>Gambar 4.8. Proses training BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1 .....</i>	36
<i>Gambar 4.9. Hasil Training BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1.....</i>	36
<i>Gambar 4.10. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1 .....</i>	37

Gambar 4.11. Hasil Testing BPNN dengan neuron 15-15-15-15-15-1 .....	37
Gambar 4.12. Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1 .....	38
Gambar 4.13. Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1 .....	38
Gambar 4.14. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1 .....	39
Gambar 4.15. Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1 .....	39
Gambar 4.16. Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (epoch 700) .....	40
Gambar 4.17. Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700) .....	40
Gambar 4.18. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700) .....	41
Gambar 4.19. Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700) .....	41
Gambar 4.20 Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900	42
Gambar 4.21 Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900.	42
Gambar 4.22 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900 .....	43
Gambar 4.23 Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900...	43
Gambar 4.24 Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-40-1 (200 data) .....	44
Gambar 4.25 Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 data).	44
Gambar 4.26 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 Data).....	45
Gambar 4.27 Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 Data) ..	45
Gambar 4.28. Proses training BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)	46
Gambar 4.29 Hasil Training BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data).	46
Gambar 4.30 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data) .....	47
Gambar 4.31 Hasil Testing BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)...	47
Gambar 4.32. Multi Function Relay .....	50
Gambar 4.33 Simulink Classifier and Determinant .....	51
Gambar 4.34 Simulink Over and Under Frekuensi Relay .....	52

Gambar 4.35 Simulink Over Current Relay.....	53
Gambar 4.36 Simulink Over and Under Voltage Setting .....	54
Gambar 4.37 Time Characteristic Curve Relay C (MT-01) .....	57
Gambar 4.38 Hasil Output Classifier MS .....	58
Gambar 4.39 Hasil Output Relay Frekuensi MS .....	59
Gambar 4.40 Output Relay Over current MS .....	60
Gambar 4.41 Output Relay Tegangan MS.....	61
Gambar 4.42 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) MS.....	62
Gambar 4.43 Output Breaker MS .....	63
Gambar 4.44 Hasil Output Classifier SC 3 Fasa.....	65
Gambar 4.45 Hasil Output Relay Frekuensi SC 3 Fasa.....	66
Gambar 4.46 Output Relay Over current SC 3 Fasa.....	67
Gambar 4.47 Output Relay Tegangan SC 3 Fasa .....	68
Gambar 4.48 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 3 Fasa .....	69
Gambar 4.49 Output Breaker SC 3 Fasa.....	70
Gambar 4.50. Hasil Output Classifier SC 2 PH.....	75
Gambar 4.51. Hasil Output Relay Frekuensi SC 2 PH .....	76
Gambar 4.52. Output Relay Over current SC 2 PH .....	77
Gambar 4.53 Output Relay Tegangan SC 2 PH.....	78
Gambar 4.54 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 2 PH.....	79
Gambar 4.55. Output Breaker SC 2 PH .....	80
Gambar 4.56 Hasil Output Classifier SC 1 PH.....	81
Gambar 4.57 Hasil Output Relay Frekuensi SC 1 PH .....	82
Gambar 4.58 Output Relay Over current SC 1 PH .....	83
Gambar 4.59 Output Relay Tegangan SC 1 PH.....	84
Gambar 4.60 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 1 PH.....	85
Gambar 4.61 Output Breaker SC 1 PH .....	86

## DAFTAR TABEL

<i>Tabel 3.1. Data Generator</i> .....	20
<i>Tabel 3.2. Data Transformer</i> .....	20
<i>Tabel 3.3. Data Kabel</i> .....	20
<i>Tabel 3.4. Data Beban</i> .....	20
<i>Tabel 3.5. Flowchart Penelitian</i> .....	23
Tabel 4.1 Resume MSE berdasarkan neuron (160 data).....	48
Tabel 4.2 Resume MSE berdasarkan epoch (160 data) .....	48
Tabel 4.3 Resume MSE berdasarkan neuron (200 data).....	49
Tabel 4.4 Tabel Spesifikasi untuk setting relay .....	56
Tabel 4.5 Hasil Perbandingan klasifikasi dengan metode BPNN dan CNN .....	71

# BAB I

## LATAR BELAKANG

### 1.1. Latar Belakang Penelitian

Dari tahun ke tahun suatu sistem kelistrikan selalu berubah, hal ini harus diimbangi dengan sistem proteksi yang berkembang, mulai dari yang sederhana dengan kemampuan dan fitur yang terbatas hingga sistem yang kompleks yaitu yang memiliki kemampuan lebih baik dalam hal selektivitas dan operasi. Namun berdasarkan studi yang dilakukan NERC (North American Electric Reliability Corporation) bahwa untuk tahun 2016 kesalahan sistem proteksi yang menyebabkan peristiwa transmission *outage* dan itu terjadi lagi pada tahun 2017. Studi yang dilakukan oleh NERC menunjukkan bahwa 2 kesalahan terbesar pada mis-operation terjadi pada sistem proteksi.

Presentase dari kesalahan nilai setting pada sistem proteksi menjadi penyumbang terbesar yaitu 31 % diikuti dengan malfunction dari relay sebesar 19 % yang menempati posisi kedua. Dari kejadian tersebut dapat dirangkum bahwa penyebab terjadinya kegagalan pada sistem proteksi terjadi akibat nilai setting yang tidak tepat, relay tidak bekerja dan komunikasi antar relay tidak terjadi [1]. Maka dari itu perlu dilakukan improvement terhadap kesalahan nilai setting atau logika pada sistem proteksi tersebut

Sesuai dengan perkembangan teknologi saat ini, sistem proteksi tenaga listrik diharapkan dapat bekerja secara aktif. Dalam hal ini, aktif berarti dapat mengirimkan informasi antar peralatan guna mendapatkan skema koordinasi yang paling baik. Sistem proteksi tenaga listrik diharapkan bukan lagi berupa sekumpulan peralatan pengaman konvensional yang bersifat pasif dimana bekerja apabila terjadi gangguan listrik sesuai dengan berbagai standard. Selain bekerja tepat tantangan lainnya dari sistem proteksi saat ini adalah belum mempunyai sistem proteksi tersebut untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan gangguan yang terjadi.

Terbukti pada beberapa kasus di dalam dunia industry sering kali terjadi miskordinasi yaitu sistem proteksi bekerja pada saat terjadi motor starting [2][3]. Hal ini terjadi karena peristiwa motor starting menyebabkan

naiknya nilai arus sebesar 2-6 kali dari arus nominal dan setelah itu arus akan turun dan beroperasi pada nilai nominalnya. Dalam kasus ini seharusnya pengaman tidak boleh bekerja karena peristiwa tersebut bukanlah suatu gangguan. Sistem pengaman ini bekerja karena nilai yang disetting oleh user belum tepat dan relay masih belum bisa mengklasifikasikan serta mengidentifikasi apakah itu gangguan atau bukan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa relay saat ini bekerja hanya berdasarkan nilai setting dari *user*.

## **1.2. Permasalahan yang diteliti**

Permasalahan yang akan diteliti pada penelitian kali ini merupakan:

1. Di dalam gangguan sistem tenaga listrik seperti short circuit, generator Outage dan yang bukan gangguan seperti motor starting, switching events apakah memiliki persamaan ataupun perbedaan jika dilihat di dalam *electrical parameter perspective*? Jika iya bagaimana cara melihatnya berdasarkan parameter tersebut
2. Apa metode yang tepat untuk mengklasifikasikan gejala-gejala gangguan dari electrical perspective? Lalu bagaimana mengimplementasikan hasil dari klasifikasi tersebut di dalam sistem pengaman tenaga listrik dan menentukan hasil dari klasifikasi tersebut ?
3. Banyak gangguan dianalisis berdasarkan hasil post fault. Lalu bagaimana untuk mengidentifikasi dan menentukan hasil dari identifikasi tersebut dalam waktu yang sangat cepat selama waktu monitoring

## **1.3. Tujuan**

Tujuan dari penelitian ini adalah

1. Menentukan gejala-gejala gangguan sistem tenaga listrik berdasarkan parameter seperti frekuensi, tegangan dan arus yang biasanya digunakan di dalam pengaman sistem tenaga listrik
2. Menggunakan metode artificial Neural Network (ANN) untuk klasifikasi gangguan berdasarkan parameter frekuensi, tegangan dan arus

3. Dari hasil *time domain simulation* akan didapatkan hasil gangguan dengan base kondisi *pre*, *on* dan *post fault*. Inputan yang akan dipakai pada program *neural network* adalah *pre* dan *on fault*.

#### **1.4. Batasan Masalah**

Batasan masalah dari penelitian ini adalah

1. Kasus yang disimulasikan pada penelitian kali ini adalah motor starting, short circuit baik itu balanced maupun unbalanced serta generator outage .
2. Peralatan pengaman *multifunction relay* yang dimaksud adalah *over current relay* (OCR, ANSI Code: 50/51), *under voltage relay* (UVR, ANSI Code: 27), *over voltage relay* (OVR, ANSI Code: 59), *under/over frequency relay* (ANSI Code: 81).
3. *Single Line Diagram* dikaji pada sisi bagian *Medium Voltage* (MV), pada *Low Voltage* (LV) tidak diperhatikan.
4. Pengujian dilakukan didalam model *single line diagram* :
  - a) Sistem Radial, 2 generator, 1 bus bar radial 11 KV yang tersambung dengan 4 buah feeder lain

#### **1.5. Kontribusi**

Adapun kontribusi yang ingin dicapai pada penelitian ini yaitu

1. Memperoleh konsep pada electrical parameter seperti frekuensi, tegangan dan arus untuk menentukan apakah gejala yang ditunjukkan merupakan gangguan atau bukan sesuai dengan kondisi di dalam industry dengan berbagai macam load.
2. Memperoleh hasil klasifikasi pada saat terjadinya gangguan dengan durasi selama 5 cycle untuk menentukan apakah gejala tersebut merupakan gangguan atau bukan.
3. Menciptakan fitur tambahan berupa realisasi di dalam multi fuction relay meskipun masih di dalam konsep simulasi.

## 1.6. Metodologi Penelitian

Tahapan dalam pengerjaan penelitian ini adalah:

1. Studi literatur
2. Literatur yang digunakan mengacu pada paper conference, jurnal, dan buku teks. Literatur yang dipelajari mengenai klasifikasi gangguan, parameter yang digunakan untuk klasifikasi, berbagai metode yang bisa digunakan untuk klasifikasi dan backpropagation neural network.
3. Pembuatan Single Line Diagram pada software Digsilent
4. Simulasi dan analisis transient stability untuk mendapatkan parameter frekuensi, tegangan dan arus dengan kondisi kasus yang telah dijelaskan pada **sub bab 1.2**
5. Simulasi untuk mendapatkan hasil klasifikasi menggunakan backpropagation neural network dan data dibagi menjadi data training serta data testing.
6. Penulisan buku
7. Hasil penelitian yang telah dilakukan, dilaporkan dalam bentuk laporan tesis serta dipublikasikan pada seminar internasional. Laporan ditulis berdasarkan kesimpulan dan hasil analisis beserta tahapannya.



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Kajian Penelitian Terkait**

Beberapa penelitian terkait klasifikasi gangguan atau bukan di dalam sistem tenaga telah menjadi banyak bahasan oleh beberapa ilmuwan. Dengan memonitoring tegangan dan arus serta menerapkan metode decision tree-based method menghasilkan observasi sebagai inisiasi awal terjadinya gangguan lewat travelling waves [4]. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi gangguan berdasarkan satu sisi line transmisi. Namun untuk metode ini hanya bisa digunakan jika sistem pada transmisinya adalah double circuit dan short circuitnya terjadi pada sisi line tersebut. Proses dalam mengklasifikasi gangguan dengan inputan diambil pada signal processing.

Penelitian terkait klasifikasi gangguan tidak lepas dari power quality sendiri. Hal ini dilakukan penelitian terkait power quality yang sering terjadi pada area industry [5]. Pada paper ini dilakukan cluster dan monitoring terkait beberapa kondisi yang sering terjadi di area industry diantaranya harmonics, flicker, swell dan kondisi normal namun terjadi osilasi. Proses pengambilan data menggunakan metode sparse auto encoder yaitu dengan otomatis mendapatkan hasil training dengan kondisi yang telah terjadi pada masa sebelumnya. Sehingga data history digunakan pelatihan untuk meminimalisir gangguan yang akan terjadi berikutnya sehingga dapat di mitigasi jika terjadi gangguan yang sama. Namun penelitian ini hanya bekerja ketika sudah terjadi gangguan atau post fault.

Metode SVM (Support Vector Machine) juga tidak lepas dan bisa digunakan dalam machine learning [6]. Pada penelitian ini metode svm digunakan untuk menghasilkan smart relay untuk meminimalisir kesalahan dalam relay dalam mengamankan gangguan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan metode svm dapat digunakan untuk memonitoring, deteksi dan mengetahui lokasi gangguan. Dimana metode svm ini dikombinasikan dengan sistem SCADA. Inputan pada penelitian ini adalah tegangan, arus serta daya aktif maupun daya reaktif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa output pada svm dapat memutuskan dengan cerdas apakah dan kapan sistem harus trip. Dan

setelah itu ketika gangguan dihilangkan svm juga membantu scada dalam proses dispatch power untuk sistemnya sehingga tidak terjadi overload di dalam sistem tersebut.

Penelitian selanjutnya tidak hanya mengklasifikan gangguan namun juga mendeteksi gangguan yang akan terjadi [7]. Inputan berdasarkan arus dan tegangan 3 fasa dalam bentuk sinusoidal form lalu digunakan teknik wavelet untuk memudahkan dalam mengklasifikan gangguan. Data diambil melalui software PSCAD dan diambil dengan DAQ (data acquisition module). Selanjutnya data akan diproses dengan teknik supervised learning machine. Dimana data akan diklasifikasikan. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa hasil klasifikasi menunjukkan label yang tidak ada sehingga dari penelitian ini berhasil dalam mengklasifikasikan gangguan yang sudah berlabel dan tidak berlabel. Penelitian lain [8] menunjukkan hasil bahwa tingkat klasifikasi gangguan tidak hanya dari gangguan simetri saja namun juga dalam unsimetri. Metode yang digunakan adalah mengklasifikasikan arus dan tegangan berdasarkan sequencenya yaitu positive, negative dan zero sequence. Namun kelemahan pada metode ini adalah tidak dipengaruhi factor seperti operasi daya pembangkitan dan fault resistance pada titik gangguan.

Metode Neural Network (NN) adalah metode yang paling banyak digunakan mulai dari klasifikasi maupun forecasting. Banyak penelitian terkait klasifikasi gangguan menggunakan metode ini. Hal ini terbukti karena metode programming pada NN mampu menyelesaikan permasalahan yang tidak linear melalui tahapan pelatihan dan testing [9]. Namun dibalik keunggulan metode NN ada juga permasalahan yang timbul yaitu terkait jumlah hidden layer, neuron dan fungsi aktivasi dari output itu sendiri. Seiring perkembangan teknologi metode backpropagation neural network (BPNN) mampu menghasilkan output yang lebih baik daripada metode neural network seperti RBFN maupun PNN. Hal ini terjadi karena BPNN output yang dihasilkan akan di feedback kembali sebagai input dan mampu memberikan hasil yang mendekati sesuai dengan klasifikasi.

Untuk mengkorelasikan dengan topik penelitian yang ditulis beberapa researcher telah menggunakan NN untuk memecahkan masalah dalam klasifikasi gangguan [10] [11]. Inputan yang digunakan pada saat terjadi gangguan diambil melalui digital signal processing. Hasil dari sinyal ketika gangguan diobservasi dan diklasifikasikan melalui fungsi aktivasi yaitu sigmoid. Disisi lain [12] tujuan digunakan NN adalah untuk melihat emergency condition sistem ketika terjadi gangguan. Hal itu terjadi karena breaker pada pengaman gagal bekerja. Inputan yang digunakan adalah sebagian data yang terjadi pada saat gangguan melalui proses decomposition, pre eliminary emergency classification dan gejala2 pada saat gangguan.

Kesalahan relay dalam mengamankan gangguan atau bukan sering terjadi pada dunia industry. Peneliti pada [13] mencoba menjelaskan kesalahan yang sering terjadi saat proses switching capacitor bank. Pada saat terjadi switching sistem akan mengalami kondisi transient dimana arus dari proses switching akan membuat overcurrent relay khususnya pada code 51 akan aktif dan mengirimkan sinyal ke breaker untuk membuka. Dimana seharusnya kondisi switching ini bukanlah gangguan. Sehingga *Theerasak Patcharoen et.all* mencoba mendapatkan pattern dari kondisi switching dengan berbagai macam kondisi melalui software PSCAD dan dianalisis melalui DWT (Discreate Wavelet Transform).

Kesalahan kedua yang sering terjadi pada dunia industry adalah proses starting motor induksi dan energizing transformer yang menyebabkan trip relay overcurrent dengan code 51. Melalui [14] mencoba membuat sistem cerdas pada fungsi relay untuk bisa mengklasifikasikan gangguan atau bukan dengan metode Prony-Based Optimal Bayes. Hasil pada paper tersebut diimplementasikan pada overcurrent relay dengan kondisi gangguan transient saat terjadinya proses motor start maupun energizing transformer. Untuk mengklasifikasikan gangguan atau bukan sinyal yang dihasilkan saat terjadi kondisi transient dibedakan melalui domain frekuensi dan diobservasi pada harmonic ke 2. Namun pada penelitian tersebut parameter yang digunakan adalah hanya arus. Parameter seperti tegangan dan frekuensi yang berpengaruh pada sistem tidak dapat dilihat berpengaruh atau tidak.

## **2.2 Dasar Teori**

Beberapa dasar teori pada penelitian ini seperti gangguan pada sistem tenaga listrik, multifunction relay, dan NN dijelaskan seperti berikut

### **2.2.1. Gangguan Sistem Tenaga Listrik**

Gangguan adalah suatu keadaan abnormal yang terjadi, pada kasus ini adalah keadaan abnormal pada sistem tenaga listrik. Pada kondisi normal, suplai listrik berasal dari sumber dan menuju ke beban. Jika terjadi sebuah gangguan maka akan terdapat arus yang nilainya besar pada titik yang mengalami gangguan sehingga kontinuitas suplai ke beban terganggu. Pada suatu sistem tenaga listrik gangguan dapat diklasifikasikan berdasarkan penyebab gangguan. Gangguan yang umumnya terjadi adalah gangguan beban lebih dan gangguan hubung singkat

### **2.2.2. Gangguan Beban Lebih**

Gangguan beban lebih muncul ketika suatu peralatan dioperasikan melebihi ratingnya sehingga arus yang mengalir pada saluran dan peralatan melebihi arus beban penuh, arus ini akan menyebabkan panas berlebih pada peralatan dan dapat memperpendek umur peralatan. Karena beban lebih merupakan suatu keadaan abnormal dan akan membahayakan jika dibiarkan dalam waktu cukup lama maka gangguan beban lebih harus diamankan.

Peristiwa motor starting merupakan jenis gangguan beban lebih hal ini terjadi pada saat motor starting menyebabkan naiknya nilai arus sebesar 2-6 kali arus nominal sesaat dan setelah itu arus akan turun dan beroperasi pada nilai nominalnya. Begitu pula dengan peristiwa terjadinya generator outage menyebabkan nilai pembebanan lebih besar daripada nilai pembangkitan sehingga sesaat sistem akan mengalami penurunan frekuensi dan tegangan.

### **2.2.3. Gangguan Hubung Singkat**

Gangguan hubung singkat merupakan gangguan yang biasa terjadi pada sistem tenaga listrik. Pengertian hubung singkat menurut IEC 60909 adalah hubungan konduksi melalui hambatan atau impedansi yang cukup rendah antara dua atau lebih titik yang dalam keadaan normalnya mempunyai beda potensial. Berdasarkan pada referensi [15], gangguan hubung singkat dapat digolongkan menjadi dua kelompok yaitu gangguan hubung singkat simetri dan gangguan

hubung singkat tidak simetri (asimetri). Sebagian besar gangguan yang terjadi pada sistem tenaga listrik merupakan gangguan asimetri.

Untuk gangguan hubung singkat simetri yaitu gangguan hubung singkat tiga fasa, sedangkan gangguan yang lainnya merupakan gangguan tidak simetri. Gangguan asimetri ini diakibatkan karena adanya gangguan hubung singkat satu fasa ketanah, gangguan hubung singkat dua fasa, gangguan hubung singkat dua fasa ke tanah. Adanya gangguan hubung singkat dapat mengakibatkan rusaknya peralatan listrik, terhentinya supply daya akibat terputusnya circuit breaker dan berkurangnya stabilitas daya.

Tujuan analisa hubung singkat, yaitu [16] :

1. Menentukan short circuit capacity (daya hubung singkat dalam MVA) pada setiap bus dan juga daya hubung singkat yang mengalir pada saluran yang terhubung pada bus tersebut, sehingga dapat menentukan kapasitas alat pemutus daya (Circuit Breaker).
2. Dapat menentukan setting rele dan koordinasi proteksi pada suatu sistem, untuk mengamankan dari keadaan abnormal dalam waktu yang secepat mungkin.
3. Menentukan arus dan tegangan maksimum dan minimum pada bagian-bagian / titik-titik tertentu dari suatu sistem tenaga listrik untuk setiap jenis gangguan yang mungkin akan terjadi.

Beberapa peralatan yang menjadi sumber arus gangguan adalah generator, motor sinkron, motor induksi dan utility atau grid. Ketika ada gangguan, maka arus dari sumber tersebut akan mengalir menuju titik gangguan. Berikut ini merupakan penjelasan mengenai peralatan yang berkontribusi memberikan arus saat gangguan.

a. Generator

Tegangan yang dihasilkan oleh generator menimbulkan adanya arus hubung singkat yang besar dan mengalir menuju titik gangguan. Aliran arus ini dibatasi oleh nilai reaktansi generator dan reaktansi rangkaian antara generator dan titik gangguan. Reaktansi tersebut yaitu :

- $X''_d$  = reaktansi subtransient, adalah nilai reaktansi untuk menentukan arus hubung singkat selama cycle pertama setelah hubung singkat terjadi, waktunya sekitar 0,05 – 0,1 detik.

- $X'd$  = reaktansi transient, adalah nilai reaktansi untuk menentukan arus hubung singkat selama beberapa cycle setelah hubung singkat terjadi, yaitu dalam waktu sekitar 0,2 – 2 detik.
- $X_d$  = reaktansi sinkron adalah nilai reaktansi untuk menentukan arus hubung singkat setelah keadaan steady state di capai.

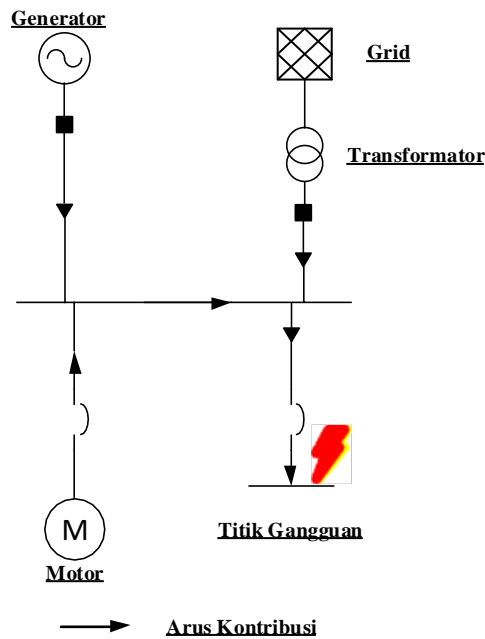
b. Motor Sinkron

Ketika terjadi gangguan dan tegangan sistem menjadi turun, dengan nilai yang sangat rendah maka motor sinkron berhenti mengambil daya dari sistem untuk memutar beban dan melambat. Tetapi inersia beban mencegah motor untuk melambat sehingga motor bekerja sebagai generator yang menyuplai arus hubung singkat. Motor sinkron menyumbang arus kontribusi hanya saat keadaan subtransient.

c. Motor Induksi

Pada motor induksi, adanya flux medan dihasilkan oleh induksi dari stator dan bukan dari belitan medan dc. Karena flux hilang dengan cepat setelah gangguan, kontribusi motor induksi menurun dengan cepat dan mati sepenuhnya setelah beberapa cycle sehingga motor induksi hanya mempunyai nilai reaktansi subtransient atau  $X''_d$  dan tidak memberikan arus kontribusi pada saat keadaan steady state

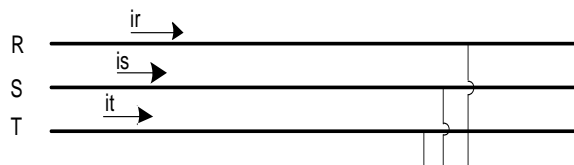
Semua sumber arus hubung singkat harus dipertimbangkan ketika merancang sistem koordinasi proteksi tenaga listrik. Distribusi arus dan tegangan mulai dari sumber, peralatan listrik lainnya hingga ke titik gangguan merupakan salah satu hal yang sangat penting untuk diketahui pada sistem proteksi tenaga listrik. Arus hubung singkat yang terjadi akan mengalir menuju titik gangguan. Arus hubung singkat yang timbul disumbangkan oleh beberapa peralatan yaitu generator, grid, motor induksi dan motor sinkron. Besarnya arus hubung singkat dipengaruhi oleh besarnya reaktansi sumber dan reaktansi peralatan yang dilalui arus hubung singkat. Arah aliran arus hubung singkat ketika terjadi gangguan dapat dilihat pada



Gambar 2.1 Arah Aliran Arus Hubung Singkat Ketika Terjadi Gangguan

#### 2.2.4. Gangguan Hubung Singkat Simetri

Gangguan hubung singkat simetri atau biasa disebut gangguan hubung singkat seimbang adalah gangguan yang terjadi pada semua fasa, sehingga arus maupun tegangan setiap fasanya tetap seimbang setelah gangguan terjadi. Gangguan simetri ini dapat dianalisa dengan menggunakan komponen urutan positif. Gambar 2.1 merupakan rangkaian hubung singkat tiga fasa.



Gambar 2.2 Gambar Hubung Singkat Tiga Fasa

Besarnya arus hubung singkat tiga fasa dapat dihitung dengan persamaan seperti berikut :

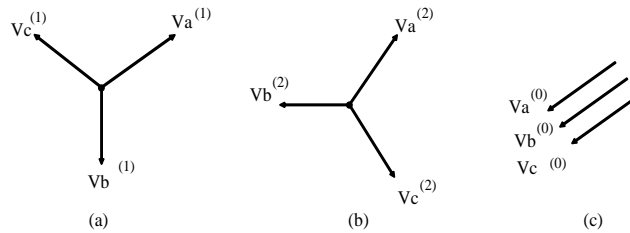
$$I_{sc\ 3\phi} = \frac{V_{LN}}{x_1} \dots \dots \dots (2.1)$$

Dengan keterangan:

- $I_{sc3\phi}$  : Arus hubung singkat 3 fasa.
- $V_{LN}$  : Tegangan nominal *line to netral*.
- $X_1$  : Reaktansi urutan positif.

### 2.2.5 Gangguan Hubung Singkat Asimetri

Gangguan hubung singkat asimetri atau biasa disebut juga gangguan tidak seimbang. Adanya gangguan ini menimbulkan nilai arus disetiap fasanya tidak sama. Artinya, arus kontribusi hanya berasal dari salah satu atau dua fasanya. Untuk gangguan asimetri dapat disederhanakan dengan menggunakan komponen simetri pada Gambar dibawah ini

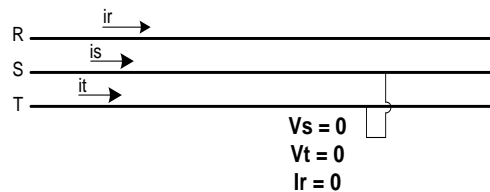


Gambar 2.3. (a) Komponen Urutan Positif; (b) Komponen Urutan Negatif; (c) Komponen Urutan Nol

Contoh dari gangguan ini adalah gangguan satu fasa ketanah, gangguan antar fasa, dan gangguan dua fasa ke tanah.

#### 1. Gangguan Hubung Singkat Dua Fasa

Gangguan hubung singkat dua fasa merupakan gangguan hubung singkat yang terjadi antara dua fasa. Gangguan ini tidak mengandung urutan nol, karena tidak ada gangguan yang menuju tanah. Gambar 2.4 merupakan rangkaian hubung singkat dua fasa.



Gambar 2.4. Gangguan Hubung Singkat Dua Fasa

$$I_{sc\ 2\phi} = \frac{V_{LL}}{x_1 + x_2} = \frac{\sqrt{3} \times V_{LN}}{2 \times x_1} = \frac{\sqrt{3}}{2} x I_{sc\ 3\phi} \approx 0.866 \times I_{sc\ 3\phi} \dots \dots (2.2)$$

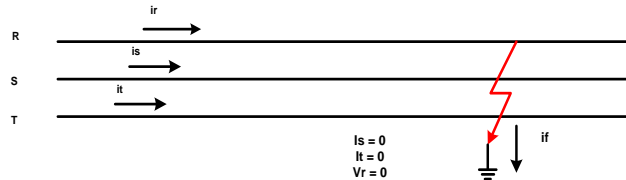
Dengan Keterangan:

- $I_{sc\ 3\phi}$  : arus hubung singkat 3 fasa
- $I_{sc\ 2\phi}$  : arus hubung singkat 2 fasa
- $V_{LN}$  : tegangan nominal line to neutral
- $V_{LL}$  : tegangan nominal line to line
- $x_1$  : reaktansi urutan positif
- $x_2$  : reaktansi urutan negatif



## 2. Gangguan hubung singkat satu fasa ke tanah

Gangguan hubung singkat satu fasa ke tanah ini terjadi pada satu fasa yang terhung ke tanah. Untuk menganalisa arus gangguan diperlukan metode komponen simetris. Pada Gambar 2.5 merupakan gambar rangkaian hubung singkat satu fasa ketanah.



Gambar 2.5 Gangguan Hubung Singkat Satu Fasa ke Tanah.

Besarnya arus hubung singkat satu fasa ketanah dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$I_{sc\ 1\phi} = \frac{3V_{LN}}{x_1+x_2+x_0} \dots \dots \dots (2.3)$$

Keterangan:

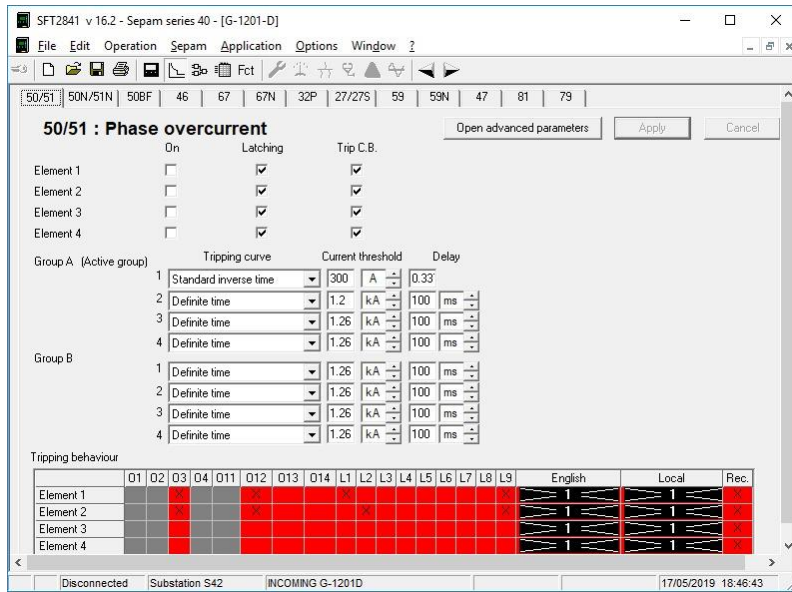
- $I_{sc\ 1\phi}$  = Arus hubung singkat 1 fasa ketanah
- $V_{LN}$  = tegangan nominal *line to neutral*
- $x_0$  = reaktansi urutan nol
- $x_1$  = reaktansi urutan positif
- $x_2$  = reaktansi urutan negative

## 2.3 Multifunction Relay

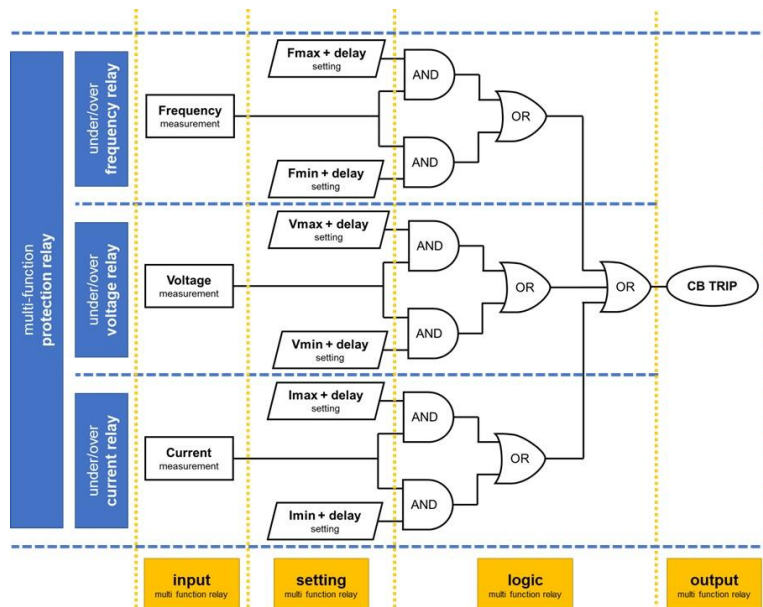
Rele merupakan sebuah komponen elektronik yang berfungsi untuk mendeteksi jika terjadi gangguan atau anomali pada suatu sistem kelistrikan yang selanjutnya akan memberi perintah pada circuit breaker untuk beroperasi untuk melepaskan bagian yang mengalami gangguan. Perkembangan teknologi saat ini menyebabkan berkembangnya juga teknologi relay tersebut. Jenis-jenis relay sendiri untuk mengamankan peralatan ada banyak jenisnya yaitu untuk bus bar, transformer, motor dan generator.

Selain itu untuk mengamankan berbagai jenis gangguan juga banyak yaitu untuk kondisi *overload*, *under* dan *overvoltage*, *under* dan *over frequency*, *internal faults*, *unbalanced fault* dan lain lain. Tentu untuk mengamankan sistem agar terhindar dari kerusakan tentunya kita membutuhkan relay dengan spesifikasi yang lengkap. Jenis relay dengan spesifikasi lebih dari 1 ini lah yang disebut *multifunction relay*. Contohnya yaitu pada relay sepam series 20. Dimana 1 jenis relay ini memiliki banyak fungsi lagi lainnya selain diatas yaitu *Ground Fault*, *Thermal Overload*, *Locked Rotor* [17]. Contoh dapat dilihat pada Gambar 2.6 dari

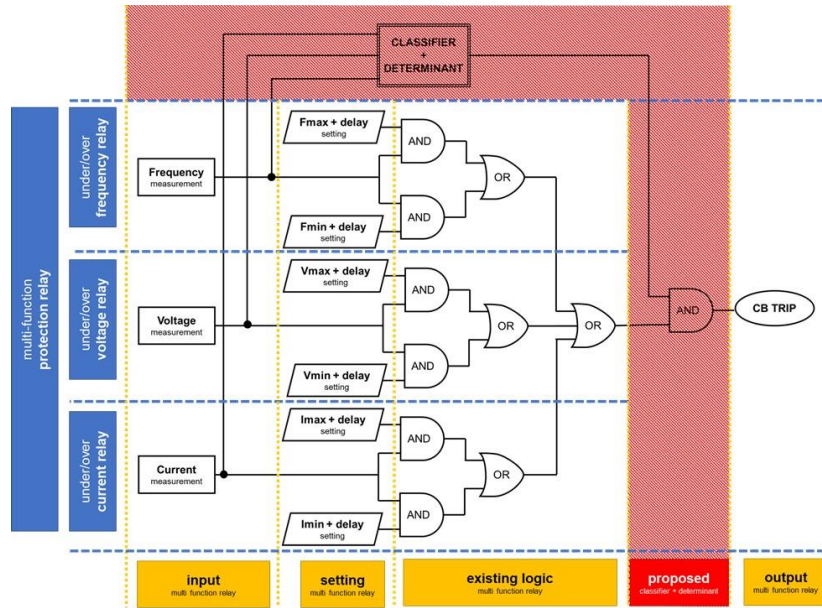
multifunction relay beserta input dan spesifikasi di dalamnya. Relay sendiri merupakan alat yang berfungsi sebagai *sensing* ketika adanya gangguan atau tidak. Relay akan sensing ketika nilai setting mereka tersentuh oleh suatu gangguan. Sehingga dari sini relay dikatakan belum mampu untuk mengklasifikasi dan identifikasi gangguan. Pemodelan dapat dilihat pada Gambar 2.7 skema relay conventional dan Gambar 2.8 untuk penambahan fitur klasifikasi yang akan dikerjakan pada penelitian kali ini.



Gambar 2.6. Relay Multifunction Sepam series 40



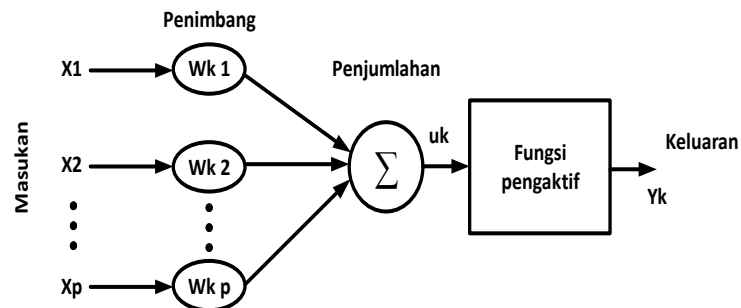
Gambar 2.7. Skema Relay Konvensional



Gambar 2.8. Skema relay dengan penambahan fitur klasifikasi dan identifikasi

## 2.4 Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (JST) didasari pada struktur jaringan biologi, khususnya jaringan otak manusia. Pada dasarnya jaringan saraf manusia terbentuk dari satu trilyun lebih struktur dasar neuron yang terhubung satu sama lain oleh satu trilyun sinapsis sehingga dapat melaksanakan aktifitas menyimpan pengetahuan secara teratur dan terus menerus. Neuron merupakan unit pemroses terkecil pada otak manusia. Oleh karena itu Neural Network digunakan untuk memodelkan sistem yang kompleks antara input dan output sehingga dapat ditemukan pola-pola data. Dan fungsi neuron pada Neural Network sebagai bagian terkecil dari pemrosesan. Pemodelan bentuk neuron bisa dilihat pada gambar 2.10 dibawah ini



Gambar 2.9. Struktur umum NN

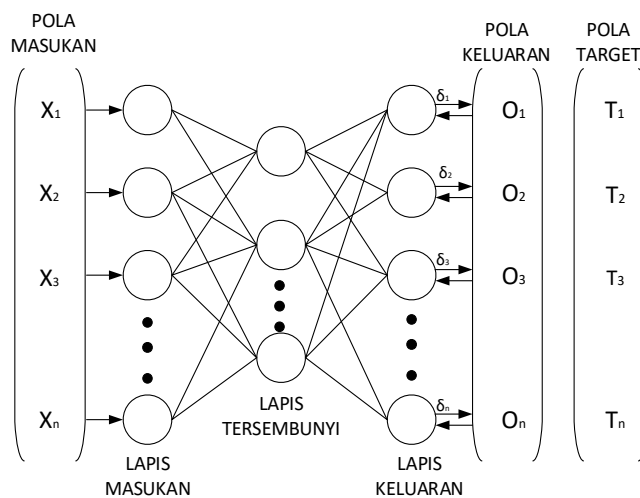
Vektor bobot “W” merupakan sarana koneksi antara dua neuron (berat informasi yang mengalir dari neuron ke neuron dalam jaringan saraf). Tahap awal yaitu sejumlah sinyal masukan “x” dikalikan dengan masing-masing penimbang yang bersesuaian “W”. Kemudian dilakukan penjumlahan dari seluruh hasil perkalian tersebut dan keluaran yang dihasilkan dimasukkan kedalam fungsi pengaktif untuk mendapatkan keluarannya  $F(x.W)$ . fungsi keluaran dari neuron dapat dituliskan sesuai persamaan sebagai berikut.

$$F(x, W) = f(w_1x_1 + \dots + w_nx_n) \quad (2.4)$$

### 2.4.1 Backpropagation Neural Network

Backpropagation neural network termasuk dalam metode pelatihan terbimbing (supervised). Fungsinya untuk mengurangi error dengan cara menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan keluaran dan target yang diinginkan. Algoritma backpropagation neural network terdiri dari dua tahapan, feedforward and backpropagation. Backpropagation neural network terdiri dari lapis masukan, lapis tersembunyi, lapis keluaran.

Lapisan keluaran pada backpropagation neural network memiliki nilai error yang lebih kecil dibandingkan nilai error pada jaring layer tunggal, karena lapisan tersembunyi berfungsi untuk memperbaiki bobot. Proses backpropagation neural network yaitu jaringan lapisan masukan diteruskan ke lapisan tersembunyi. Setiap lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran dikalikan dengan berat dan dijumlahkan dengan bias. Jika ada pola yang berbeda dengan target, maka nilai setiap bobot pada setiap unit lapisan akan diperbaiki dalam arah mundur



Gambar 2.10 Jaringan Struktur Backpropagation

## 2.4.2 Metode Levenberg-Marquadt

Metode ini adalah kombinasi algoritma Newton dengan metode steepest descent (gradient descent). Metode gradient descent dinyatakan dengan persamaan sebagai berikut :

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \alpha \cdot \delta_k \cdot Z_j \quad (2.5)$$

$g$  dan disederhanakan menjadi  $W_{k+1} = W_k - \alpha g$

$g$  adalah vektor gradient. Bentuk persamaannya adalah sebagai berikut.

$$W_{k+1} = W_k - A_k^{-1}g \quad (2.6)$$

Persamaan perbaikan penimbang metode *Levenberg-Marquardt* adalah sebagai berikut :

$$W_{k+1} = W_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k^T e \quad (2.7)$$

Keterangan:

$e$  = vektor *error* kumulatif pada keluaran untuk semua matriks

$I$  = matriks identitas

$J$  = matriks jacobian *error* keluaran terhadap  $N$  penimbang JST

$\mu$  = laju pelatihan

Metode ini bekerja ketika output dari hidden layer masih belum mendekati nilai output target dan belum memenuhi syarat error, maka output learning akan di learning kembali ke hidden layer untuk menemukan nilai bobot dan bias baru pada setiap hidden layer sehingga nilai output learning akan mendekati output target dan memenuhi syarat errornya.

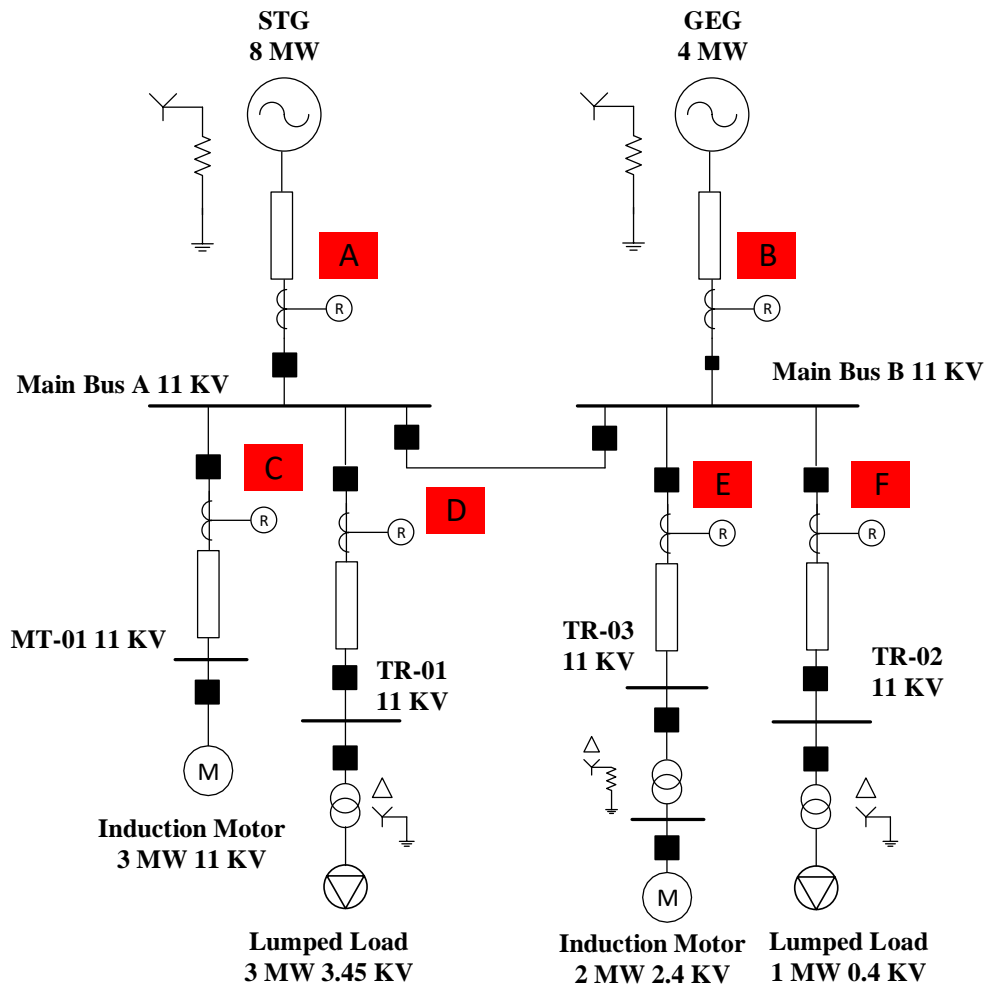
*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# BAB III

## METODOLOGI

### 3.1. Single Line Diagram

Sistem kelistrikan distribusi radial yang digunakan dalam thesis yaitu menggunakan sistem yang biasa digunakan di industry yaitu 2 generator dimana 1 generator merupakan turbine dan 1 merupakan engine seperti pada *Gambar 3.11*. Sistem main bus bar yaitu adalah di tegangan 11 KV dimana terhubung dengan 4 feeder yang berbeda. Setiap feeder dilengkapi dengan relay dimana nanti akan diobservasi parameter electrical seperti frekuensi, tegangan dan arus dalam satuan rms.



Gambar 3.1. Single Line Diagram yang digunakan untuk klasifikasi proses

No	Jenis	Rating Daya (MW)	Rating Tegangan (kV)	Bus	xd"
1	STG	8	11	Main Bus A	16.8
2	GEG	4	11	Main Bus B	15

Tabel 3.1. Data Generator

No	ID Unit	MVA	Tegangan (kV)		Z(%)
			Primer	Sekunder	
1	TR-01	5	11	3.45	5
2	TR-02	5	11	2.4	6.4
3	TR-03	2	11	0.4	5

Tabel 3.2. Data Transformer

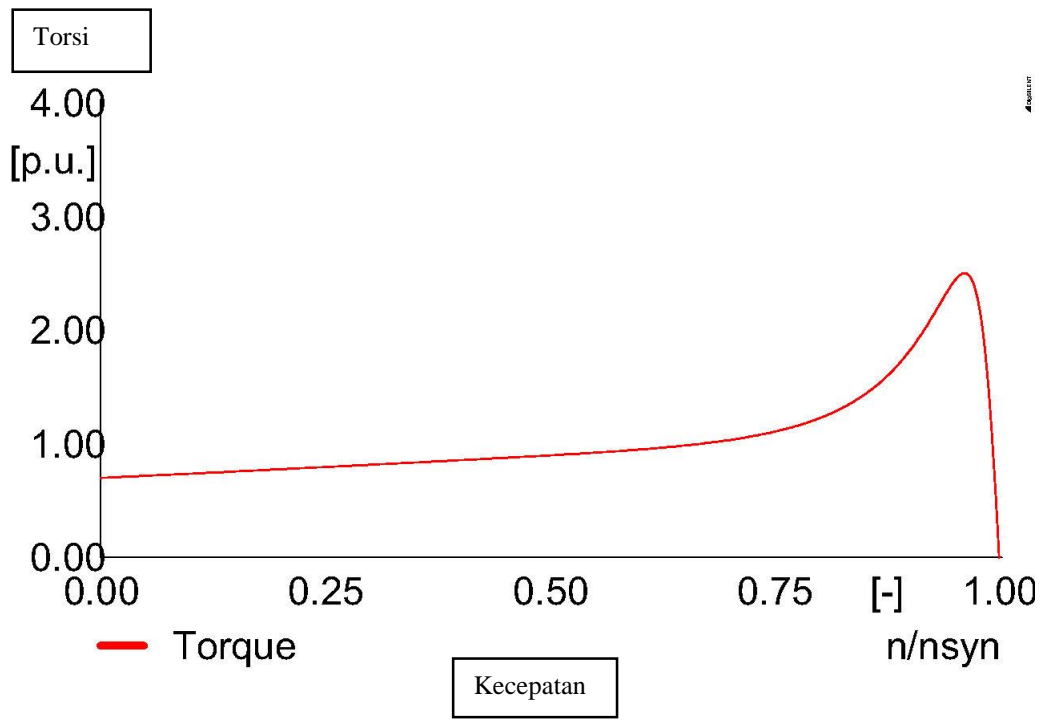
No	Cable ID	From	to	Panjang (km)	Z saluran ( $\Omega$ /km)	
					$Z_{1L} = Z_{2L}$	$Z_{0L}$
1	Cable 1	STG	Main Bus A	1.5	0,128+j0,09	0,5+j0,322
2	Cable 2	GEG	Main Bus B	1.5	0,128+j0,09	0,5+j0,322
3	Cable 3	Main Bus A	MT-01	1	0,128+j0,09	0,5+j0,322
4	Cable 4	Main Bus A	TR-01	0.5	0,128+j0,09	0,5+j0,322
5	Cable 5	Main Bus B	TR-02	1	0,128+j0,09	0,5+j0,322
6	Cable 6	Main Bus B	TR-03	0.5	0,128+j0,09	0,5+j0,322

Tabel 3.3. Data Kabel

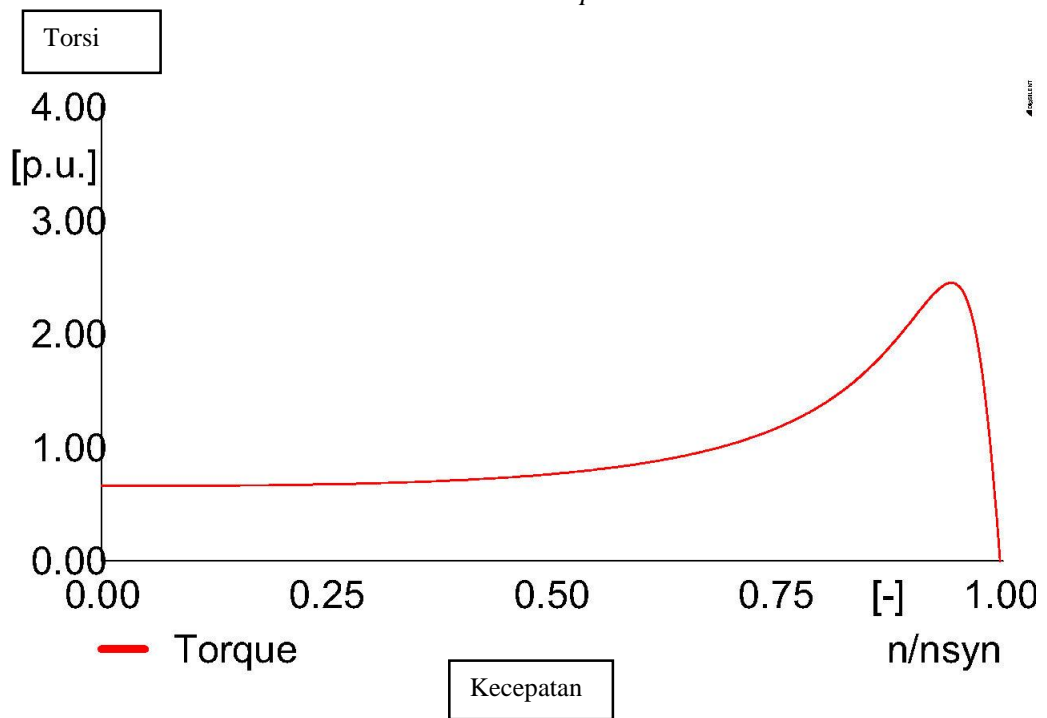
No	Beban	Bus	MVA	Tegangan (kV)	Power Faktor (%)
1	Motor Induction 3000 KW	MT-01	3.4	11	85
2	Motor Induction 2000 KW	TR-03	2.3	11	85
3	Lumped Load 3 MW	TR-01	3.75	3.45	80
4	Lumped Load 1 MW	TR-02	1.25	0.4	80

Tabel 3.4. Data Beban





Gambar 3.2. Gambar Torsi Vs Kecepatan Motor 3000 KW

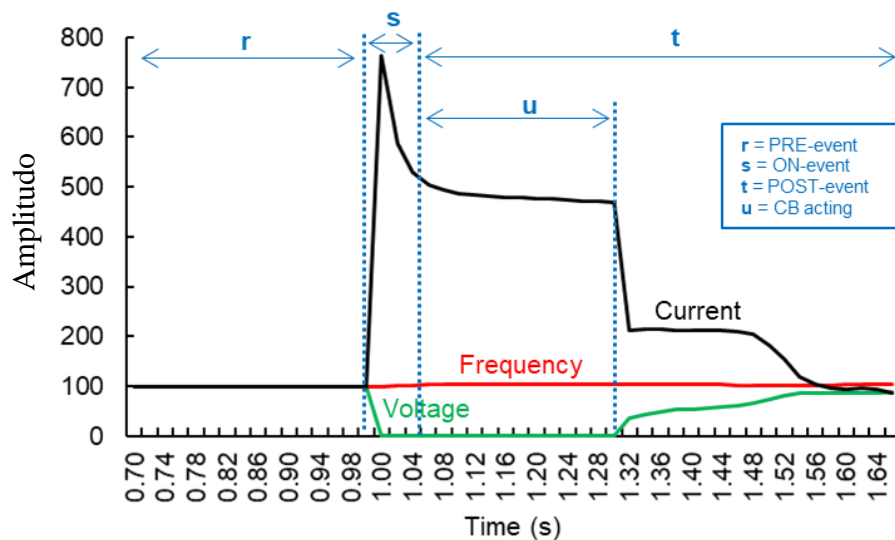


Gambar 3.3. Gambar Torsi Vs Kecepatan Motor 1800 KW

### 3.2. Metodologi Penelitian

Parameter seperti frekuensi, tegangan dan arus yang paling bisa dilihat saat terjadi kejadian short circuit maupun motor starting. Hipotesis awal adalah saat terjadi short circuit akan terjadi kenaikan dari sisi frekuensi dan arus sedangkan tegangan akan mengalami penurunan. Sedangkan saat motor starting dari sisi frekuensi dan tegangan akan mengalami penurunan nilai sedangkan dari sisi arus akan mengalami kenaikan. Untuk memvalidasikan hasil hipotesis sebuah time series data akan diambil menggunakan software Digsilent Power Factory di dalam fitur transient stability.

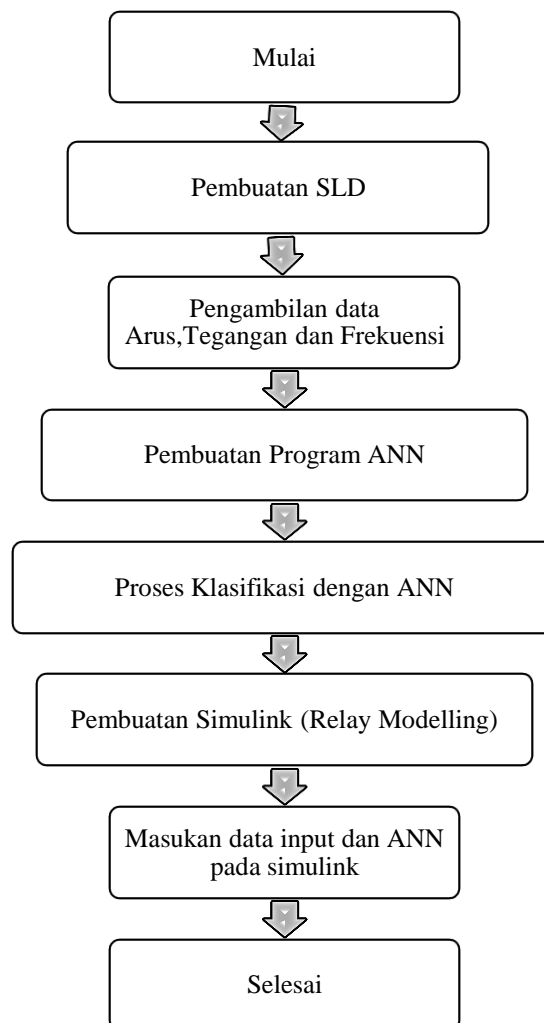
Untuk melakukan klasifikasi kondisi pada saat terjadi gangguan dibagi menjadi 3 bagian yaitu kondisi 1) Pre event 2) On Event dan 3) Post Event. Pre event adalah saat sebelum terjadinya gangguan, On event adalah pada saat terjadinya gangguan dan Post event adalah saat setelah gangguan dihilangkan. Kondisi ini dapat divisualisasikan pada gambar dibawah ini. Kondisi post event adalah saat pengaman seperti breaker membuka untuk mengamankan gangguan. Kondisi ini dilakukan karena relay memerintahkan CB untuk bekerja. Data yang diambil pada thesis kali ini adalah terbatas di 5 cycle yaitu dengan rincian 3 data pre fault dan 2 data on fault. Alasan diambil data 5 cycle adalah karena waktu yang diperlukan relay untuk melakukan perintah ke CB adalah 0.1 detik. Dan selain itu penelitian kali ini berfokus pada klasifikasi dalam waktu yang sangat cepat



Gambar 3.4. Contoh sequence pada saat gangguan dari parameter frekuensi, arus dan tegangan

### 3.3 Flowchart Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi untuk mendeteksi terjadinya gangguan atau bukan dengan menggunakan metode ANN. Lalu dari hasil klasifikasi akan dicoba dibuat modelling relay dengan menggunakan Simulink dengan parameter frequency, tegangan dan arus. Lalu tidak lupa hasil klasifikasi dengan metode ANN akan diinputkan juga dengan simulink



Tabel 3.5. Flowchart Penelitian

### 3.4 Proses Metode Neural Network

Perancangan metode klasifikasi gangguan dengan metode ANN dengan inputan berupa frekuensi, tegangan dan arus yang telah didapatkan dari time domain simulation. Berikut langkah-langkah perancangan program neural network :

*Neural Network* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan memiliki 3 layer, yaitu input layer, hidden layer dengan fungsi aktivasi non-linear (tansig) BP dan linear output layer. Berikut adalah langkah-langkah program *Neural Network* :

- Inisialisasi bobot (ditentukan secara random dengan nilai yang cukup kecil)
- Tetapkan : Maksimum Epoch, Target Error, dan *Learning Rate*
- Inisialisasi : Epoch=0
- Kerjakan langkah-langkah berikut selama (Epoch<Maksimum Epoch) dan (MSE<Target Error):
  1. Epoch = Epoch +1
  2. Untuk tiap-tiap pasangan elemen yang akan dilakukan pembelajaran, kerjakan:

***Feedforward* :**

- a. Tiap-tiap unit input ( $X_i$  ,  $i=1,2,3,\dots,n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi)
- b. Tiap-tiap unit pada suatu lapisan tersembunyi ( $Z_i$  ,  $j=1,2,3,\dots,p$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot :

$$z\_in_j = b1_j + \sum_{i=0}^n x_i v_{ij} \quad (3.1)$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$z_j = f(z\_in_j) \quad (3.2)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit output).

- c. Tiap-tiap unit output ( $Y_k$  ,  $k=1,2,3,\dots,m$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot.

$$y\_in_k = b2_k + \sum_{i=0}^p z_i w_{jk} \quad (3.3)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$y_k = f(y\_in_k) \quad (3.4)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit outputnya).

**Backpropagation :**

- d. Tiap-tiap unit output ( $Y_k$ ,  $k=1,2,3,\dots,m$ ) menerima target pada yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi errornya :

$$\delta 2_k = (t_k - y_k) f(y_{in_k}) \quad (3.5)$$

$$\varphi 2_{jk} = \delta_k z_j \quad (3.6)$$

$$\beta 2_k = \delta_k \quad (3.7)$$

kemudian hitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki nilai  $w_{jk}$ ) :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \varphi_{jk} \quad (3.8)$$

hitung juga koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki nilai  $b_{2k}$ ) :

$$\Delta b_{2k} = \alpha \varphi_k \quad (3.9)$$

Langkah (d) ini dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi, yaitu menghitung informasi error dari suatu lapisan tersembunyi ke lapisan tersembunyi sebelumnya.

- e. Tiap-tiap unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j=1,2,3,\dots,p$ ) menjumlahkan delta inptnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya) :

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (3.10)$$

kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi error:

$$\delta 1_j = \delta_{in_j} f(z_{in_j}) \quad (3.11)$$

$$\varphi 1_{ij} = \delta_j x_j \quad (3.12)$$

$$\beta 1_j = \delta 1_j \quad (3.13)$$

kemudian hitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki nilai  $v_{ij}$ ) :

$$\Delta v_{ij} = \alpha \varphi 1_{ij} \quad (3.14)$$

hitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki nilai  $b_{1j}$ ) :

$$\Delta b_{1j} = \alpha \varphi 1_j \quad (3.15)$$

- f. Tiap-tiap unit output ( $Y_k$ ,  $k=1,2,3,\dots,m$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $j=0,1,2,3,\dots,p$ ) :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (3.16)$$

$$b2_k(\text{baru}) = b2_k(\text{lama}) + \Delta b2_k \quad (3.17)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ( $Z_j, j=1,2,3,\dots,p$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $i=0,1,2,3,\dots,n$ ) :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (3.18)$$

$$b1_j(\text{baru}) = b1_j(\text{lama}) + \Delta b2_j \quad (3.19)$$

### 3. Hitung MSE

Dengan membandingkan data peramalan dengan data aktual, maka error dari peramalan menggunakan BPNN dapat diketahui. Untuk mengetahui errornya dapat menggunakan rumus *Mean Square Error* (MSE) seperti ditunjukkan pada fungsi berikut.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Na_i - Np_i)^2 \quad (3.20)$$

$$\text{Tingkat Akurasi (100\%)} = 100\% - \left( \frac{Na_i - Np_i}{Na_i} * 100 \right) \quad (3.21)$$

dengan,

N = Jumlah data

$Na_i$  = Nilai Aktual

$Np_i$  = Nilai prediksi

### 3.5 Proses Normalisasi dan Denormalisasi

Hasil dari data frekuensi, tegangan dan arus yang diambil pada simulasi sebelumnya, selanjutnya data input dan output harus dinormalisasi terlebih dahulu. Normalisasi adalah penskalaan terhadap nilai-nilai yang masuk ke dalam suatu range dari fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan. Pada penelitian ini algoritma backpropagation menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, yang berarti data harus ditransformasikan terlebih dahulu karena range keluaran fungsi sigmoid adalah [0,1]. Data tersebut bisa ditransformasikan juga ke interval [0,1].

Tujuan dari normalisasi adalah :

1. Menghilangkan kerangkapan data
2. Mengurangi kompleksitas
3. Mempermudah pemodifikasian data

Untuk menormalisasi data dapat menggunakan rumus pada persamaan (3.22) :

$$\text{Normalisasi} = \frac{X - \text{Min}(x)}{\text{Max}(x) - \text{Min}(x)} \quad (3.22)$$

dengan :

$X$  = data awal

$\text{Min}(x)$  = nilai minimal data awal

$\text{Max}(x)$  = nilai maksimal data awal

Data yang sebelumnya sudah dinormalisasi juga perlu dikembalikan lagi datanya untuk mengetahui data yang sebenarnya dengan cara denormalisasi. Denormalisasi data dapat menggunakan rumus pada persamaan (3.23):

$$X = x'(\text{max}(x) - \text{min}(x)) + \text{min}(x) \quad (3.23)$$

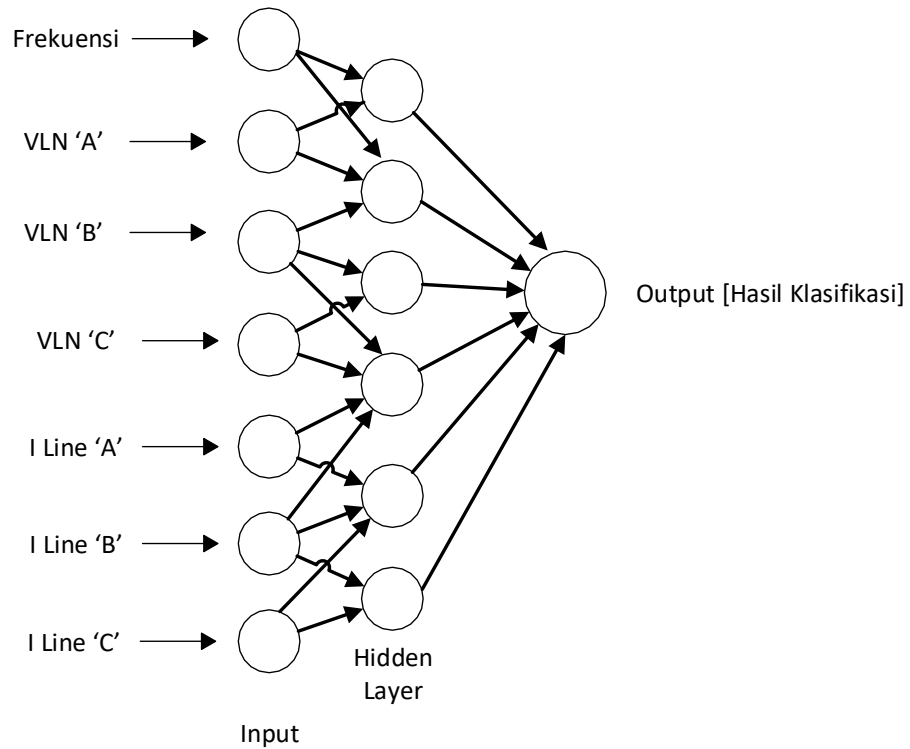
dengan :

$x'$  = data keluaran

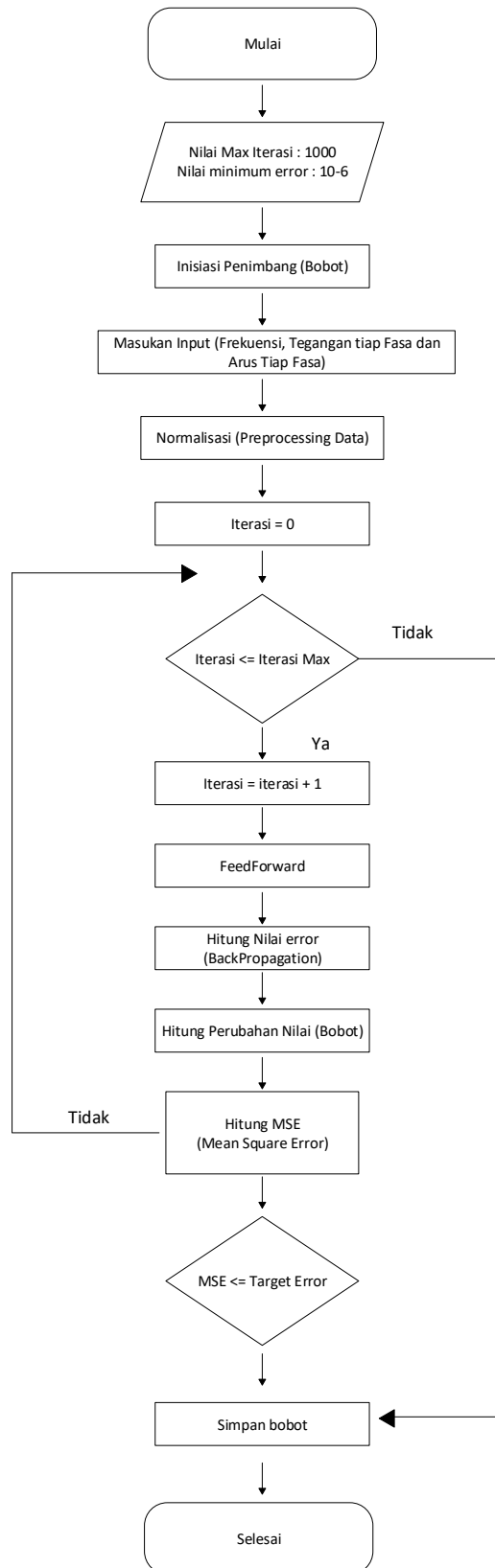
$\text{Min}(x)$  = nilai minimal data awal

$\text{Max}(x)$  = nilai maksimal data awal

Sedangkan diagram alir backpropagation neural network yang digunakan untuk klasifikasi gangguan atau bukan dapat dilihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 3.5. Arsitektur Backpropagation



Gambar 3.6. Diagram Alir backpropagation neural network untuk Klasifikasi Gangguan



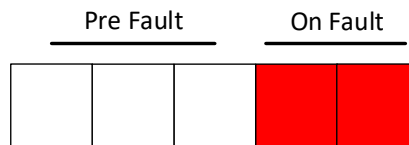


*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB IV

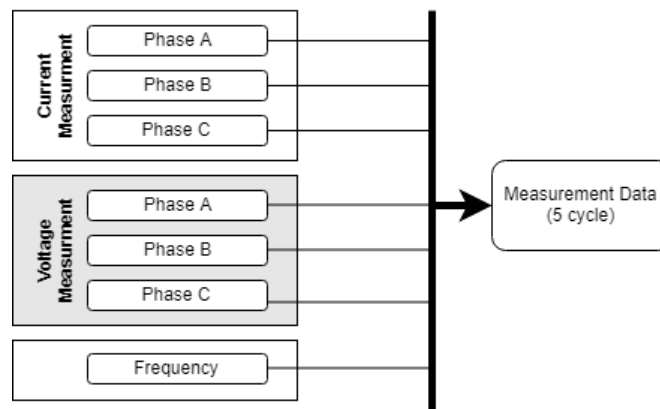
### PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dilakukan analisa dan klasifikasi gangguan atau bukan dengan metode Neural network. Gangguan akan diberikan pada tiap bus bar pada level tegangan 11 KV. Pada parameter frekuensi dan tegangan akan didapatkan nilainya pada bus sedangkan arus yang mengalir diobservasi pada saluran yang terhubung menuju bus yang diberikan gangguan. Seperti yang dijelaskan pada bab 3 bahwa bagian yang terpenting dalam klasifikasi adalah pada saat gangguan itu muncul Oleh karena itu, dengan mempertimbangkan bahwa pengambilan sampel relai adalah satu siklus (sama dengan 20 ms untuk sistem 50 Hz) dan relai harus bereaksi dalam lima siklus, data terdiri dari 5 sampel yang dikonstruksi oleh peristiwa-PRE dan peristiwa-ON seperti ditunjukkan



*Gambar 4.1 Visualisasi data yang diperlukan untuk dilatih di JST*

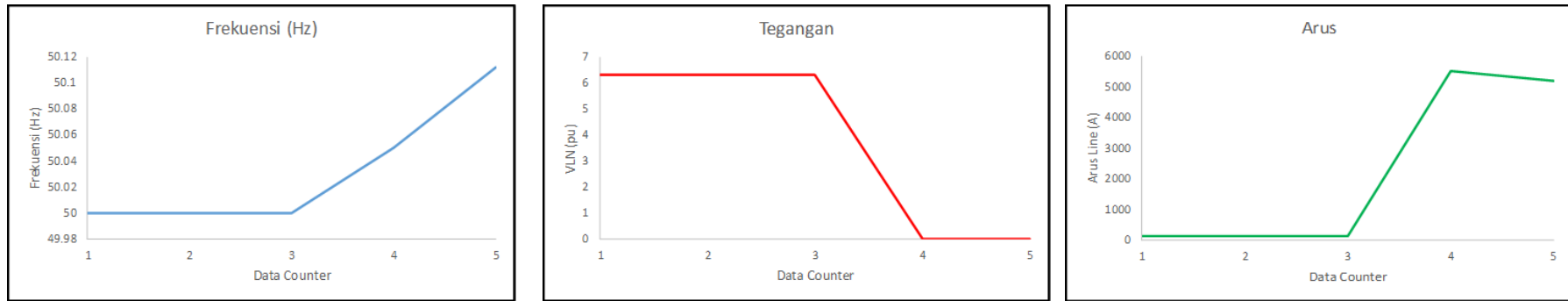
Mengatakan ada lima baris data yang akan dikenali oleh ANN, maka tiga data pertama terdiri dari data peristiwa-PRE atau kondisi normal (dasar). Ketika gangguan tersebut terjadi, akan ada penyimpangan antara acara PRE dan ON. Dengan menggunakan SLD, seperti yang ditunjukkan pada *Gambar 3.11* , seluruh relai pada sistem diasumsikan mampu mengukur arus, tegangan frekuensinya. Berikut ilustrasi pengukuran yang digunakan.



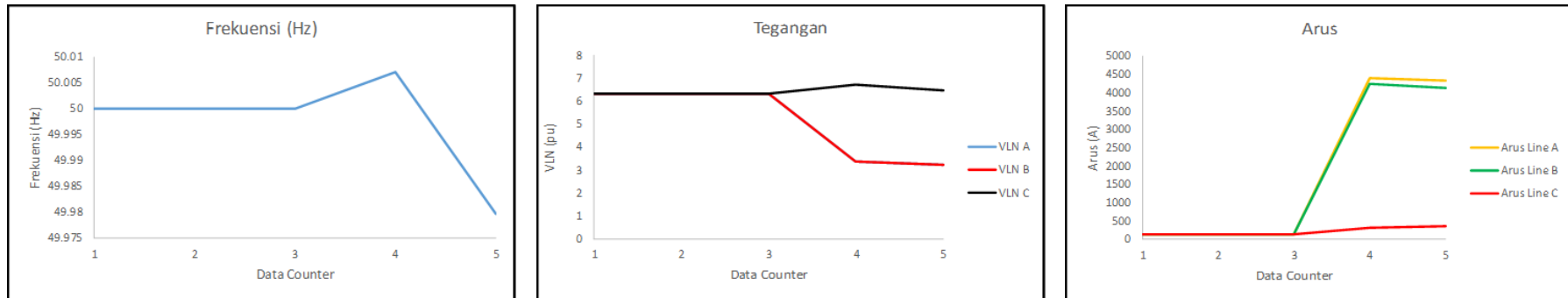
*Gambar 4.2. Data yang diambil pada simulasi*

#### 4.1. Analisis Gangguan berdasarkan symptoms

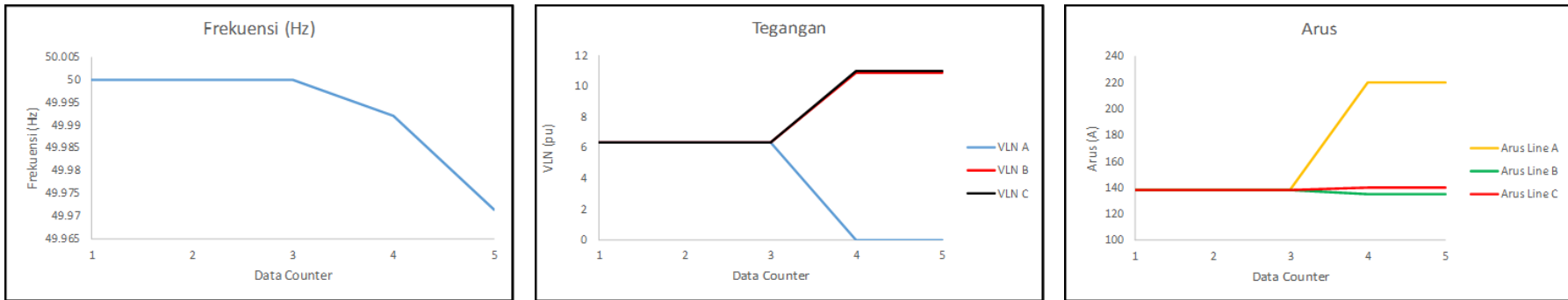
Pada bab ini akan dibahas dan dijelaskan gejala-gejala yang ditunjukkan dari parameter electrical yaitu frekuensi tegangan dan arus saat terjadi gangguan Short Circuit 3 fasa, 2 fasa, 1 fasa, peristiwa terjadinya motor starting dan saat terjadi generator outage. Pada ilustrasi gambar dibawah diambil pada feeder MT-01 11 KV (Relay C).



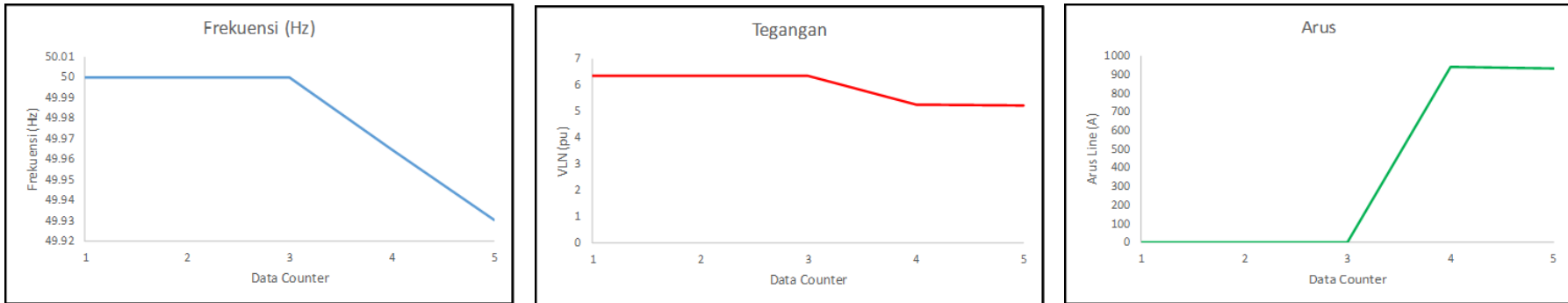
Gambar 4.3. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 3 Fasa



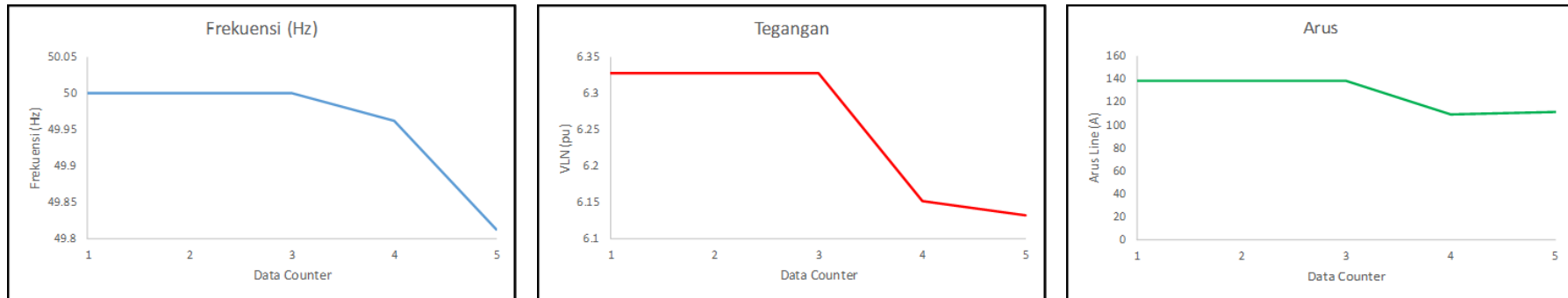
Gambar 4.4. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 2 Fasa



Gambar 4.5. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat terjadi SC 1 Fasa



Gambar 4.6. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat Motor Starting MT-01



Gambar 4.7. Respon Frekuensi, Tegangan dan Arus saat GEG Outage

a) Analisis pada sisi arus

Jika kita melihat dari sisi arus pada saat gangguan short circuit 3 fasa, 2 fasa, 1 fasa maupun motor starting akan mengalami kenaikan atau lonjakan. Proses lonjakan arus dari peristiwa motor starting dan gangguan 1 fasa tidak mengalami kenaikan yang drastis tidak seperti halnya saat terjadi gangguan short circuit 3 fasa atau 2 fasa. Sedangkan pada saat terjadi Gas Engine Outage pada sisi arus mengalami penurunan. Hal ini terjadi karena suplai daya pada beban berkurang. Jika spinning reserve dari sistem cukup maka arus akan kembali pada nominalnya.

b) Analisis pada sisi Frekuensi dan Tegangan

Pada gangguan short circuit 3 fasa dan 2 fasa akan mengalami kenaikan pada sisi frekuensi. Hal ini terjadi karena pada saat short circuit impedansi di titik gangguan akan menjadi 0 sehingga seakan-akan seperti kehilangan beban. Namun pada generator outage dan motor starting frekuensi turun hal itu terjadi karena terjadi karena seolah beban menjadi bertambah. Pada sisi tegangan dari sisi short circuit akan mengalami drop karena arus reaktif yang ditarik sangat tinggi. Namun yang perlu diperhatikan adalah saat gangguan 1 fasa 2 sistem yang tidak terganggu akan mengalami kenaikan tegangan hingga 1.73 kali karena sistem yang unground

## 4.2. Hasil Klasifikasi Gangguan dengan Neural Network

Dalam bab ini akan dibahas tentang hasil percobaan dan analisis data. Selain itu, parameter aksitektur neural network, hasil pembelajaran dan hasil pengujian neural network dibahas dalam bab ini untuk mengevaluasi metode yang diusulkan. Dari hasil menggunakan software Digsilent sebelumnya akan diambil data berupa frekuensi, tegangan dan arus untuk masing-masing gangguan pada bus 11 KV sehingga didapatkan data 160 data vertikal kebawah dengan 35 data horizontal kekanan seperti pada *Gambar 3.17*. Dari hasil itu dibagi menjadi 6 kelas yaitu :

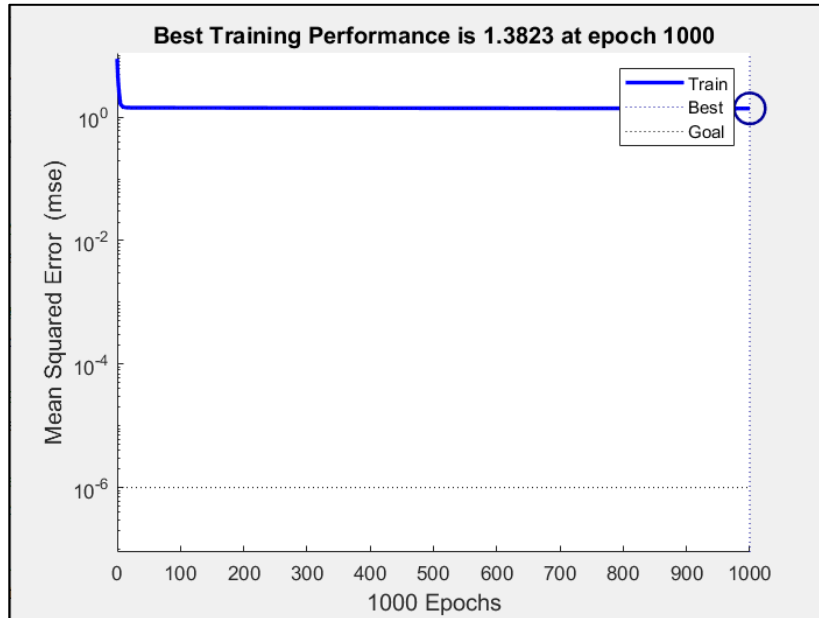
1. Normal
2. Gangguan 3 Fasa
3. Gangguan 2 Fasa
4. Gangguan 1 Fasa
5. GEG Outage
6. Motor Starting

Sedikitnya backpropagation neural network mempunyai 3 lapisan neuron, yaitu satu lapis masukan atau input layer, satu lapis tersembunyi atau hidden layer, dan satu lapis keluaran atau output layer. Input layer pada penelitian ini mempunyai peran sebagai jumlah kriteria yang dipakai sebagai pembeda antara kelas yang satu dengan kelas yang lain. Jumlah node yang digunakan pada input layer kali ini adalah 7 node, yaitu Frekuensi, Tegangan dan Arus Tiap fasa masing-masing 3. Pada hidden layer ini tidak ada teori yang menentukan jumlah node. Artinya kita bebas dalam menentukan jumlah node pada hidden layer.

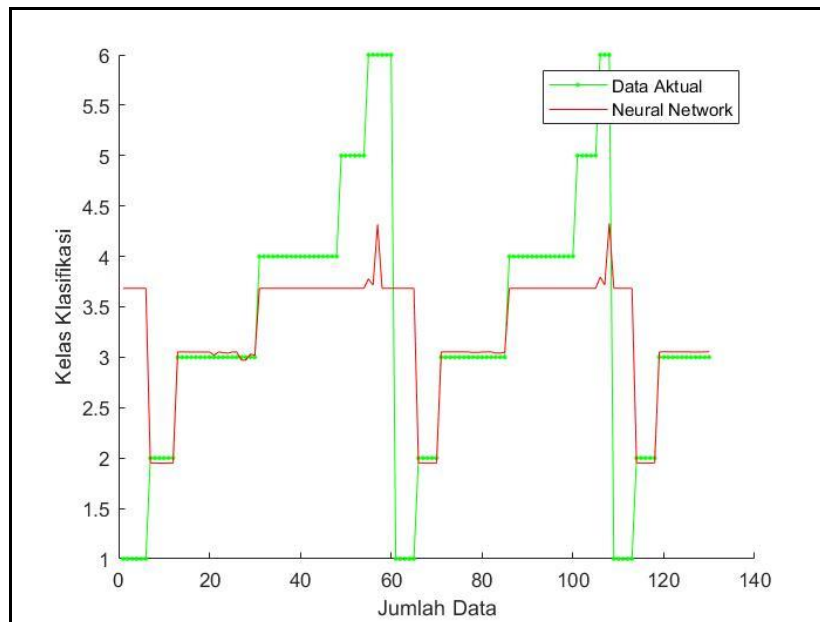
Untuk mendapatkan hasil yang memiliki error yang sedikit kita harus mencoba beberapa variasi jumlah node pada hidden layer pada saat proses pelatihan. Pada penelitian ini memakai 3 hidden layer, yaitu tansig, logsig, purelin.. Parameter tersebut akan dibandingkan dari jumlah neuron dan jumlah epoch. Dari situ dapat dibandingkan seberapa besar berpengaruh jumlah neuron dari hidden layer dan proses epoch terhadap MSE (Mean Square Error) dari hasil klasifikasi. Keberhasilan pada tesis kali ini adalah bergantung pada hasil klasifikasi dimana error terkecil sangat dibutuhkan untuk klasifikasi. Pada sub bab 4.2.1-4.2.6 akan dicoba hasil klasifikasi dengan mengganti neuron, epoch dan jumlah data untuk melihat errornya.

#### 4.2.1. Pengujian menggunakan Neuron (15-15-15-15-1) epoch 1000

Pada pemodelan pertama akan dicoba dengan menggunakan hidden layer sebanyak 6 dengan neuron (15-15-15-15-1) dan menggunakan epoch sebanyak 1000.

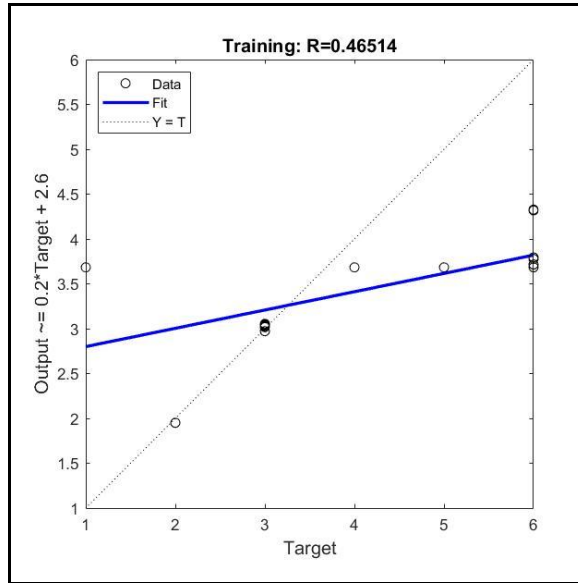


Gambar 4.8. Proses training BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1

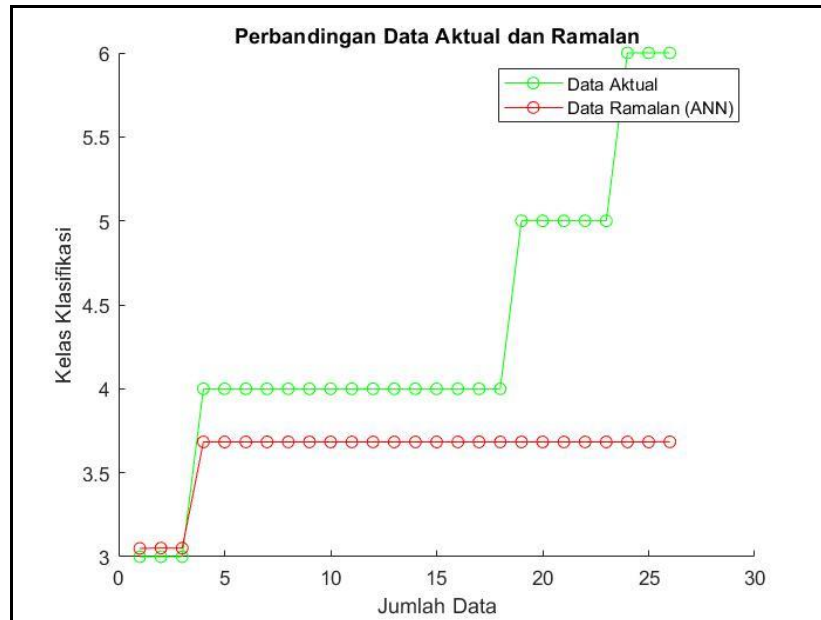


Gambar 4.9. Hasil Training BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1





Gambar 4.10. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1

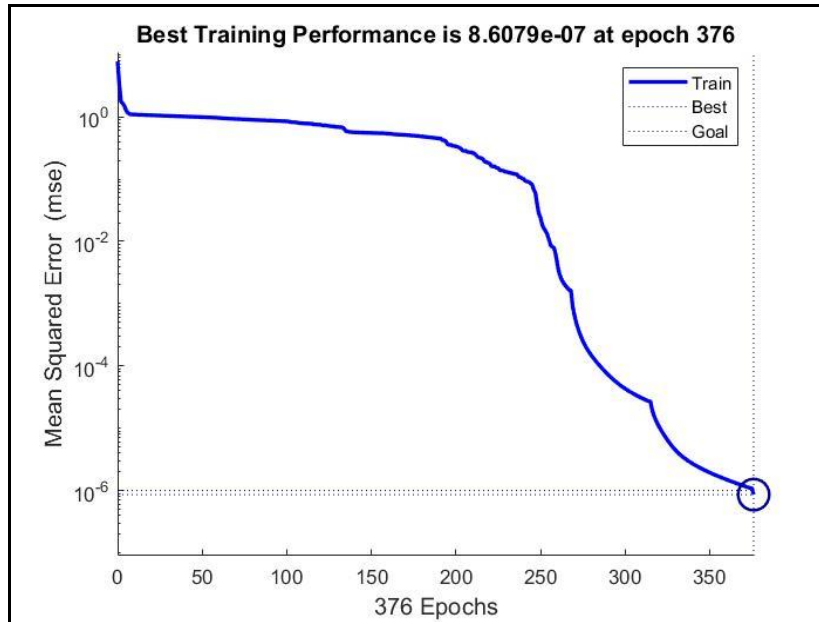


Gambar 4.11. Hasil Testing BPNN dengan neuron 15-15-15-15-1

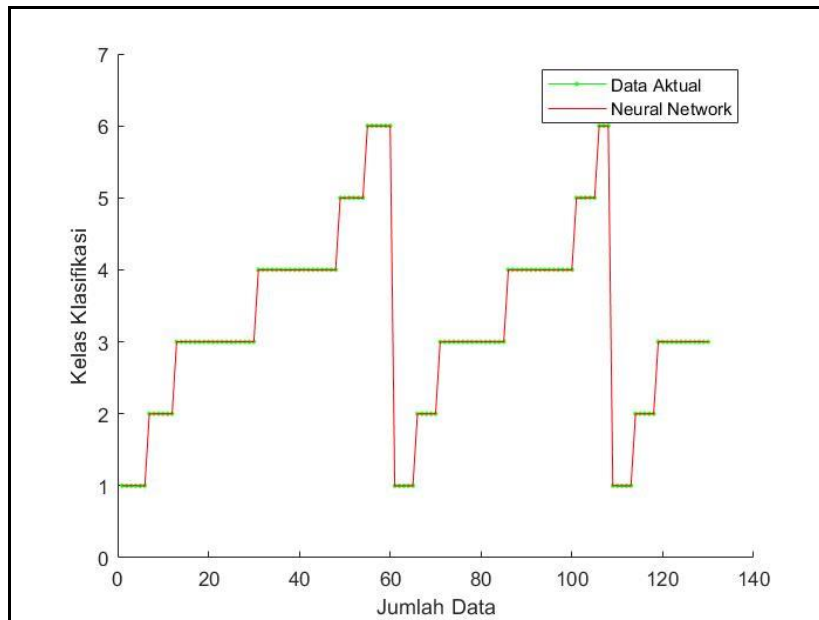
Data diatas diambil dengan memasukan sebanyak 80 % dari total data sebagai data training dan 20 % digunakan sebagai data testing. Hasil dengan menggunakan neuron 15-15-15-15-1 masih sangat banyak errornya. Terbukti bahwa MSE yang didapat masih 1.383 dan berhenti karena sudah mencapai batas epoch yaitu 1000. Dilihat dari hasil gambar training, regresiion dan data testing pola yang dibuat oleh Neural network dengan jumlah neuron 15-15-15-15-1 belum mampu mengklasifikasikan sesuai dengan data actual. Oleh karena akan dicoba menambah jumlah neuron secara bertahap untuk mengetahui efeknya terhadap hasil output.

#### 4.2.2. Pengujian menggunakan Neuron (30-30-30-30-40-1) epoch 1000

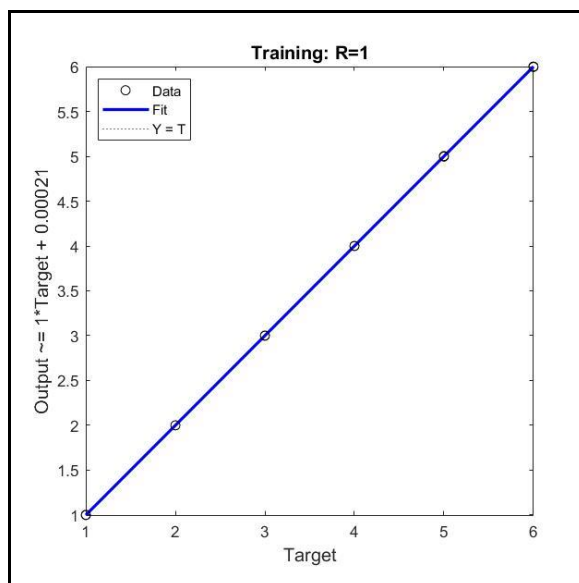
Pada pemodelan selanjutnya akan dicoba dengan menggunakan hidden layer sebanyak 6 dengan neuron (30-30-30-30-40-1) dan menggunakan epoch sebanyak 1000.



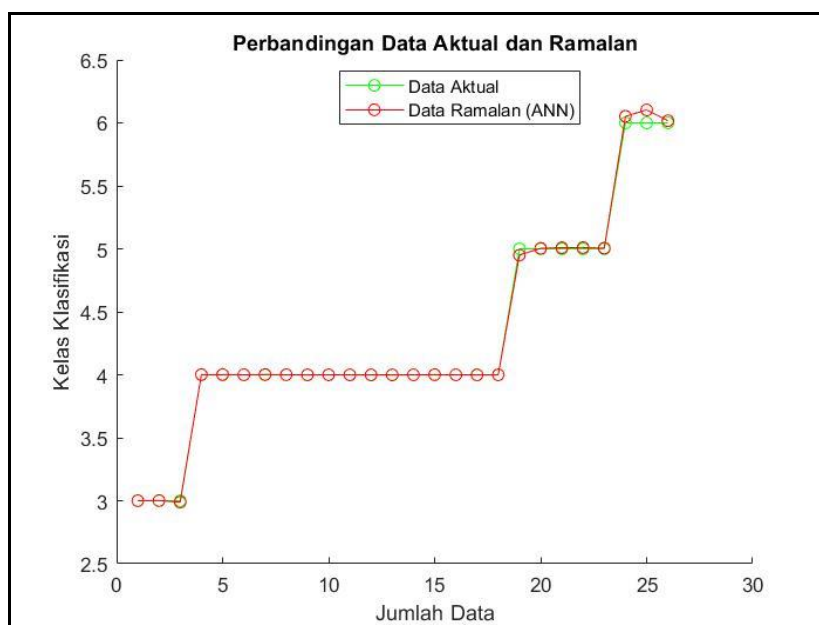
Gambar 4.12. Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1



Gambar 4.13. Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1



Gambar 4.14. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1

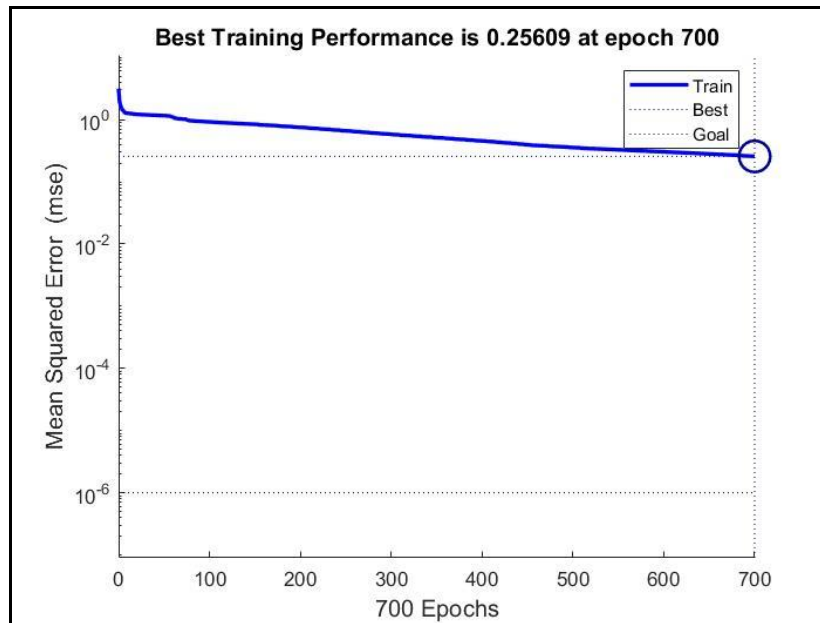


Gambar 4.15. Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-30-40-1

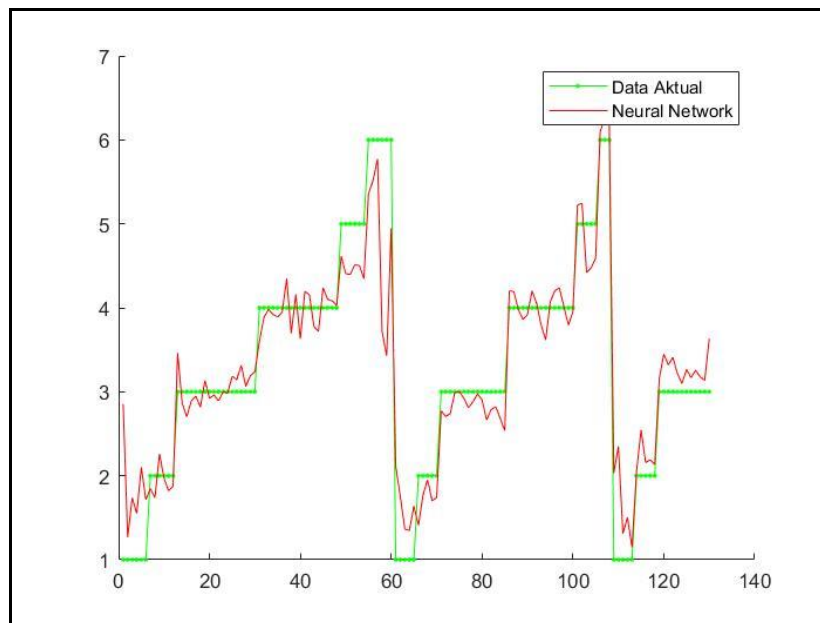
Dengan menggunakan neuron 30-30-30-30-40-1 terbukti mampu menghasilkan output yang jauh lebih baik daripada hasil di sub bab sebelumnya. Hal itu terbukti dari nilai MSE yaitu  $(8.6 \times 10^{-7})$  dengan epoch berhenti sebelum 1000. Dari regression plot dan hasil testing menghasilkan pola mengikuti garis aktualnya. Dimana bisa disimpulkan bahwa dengan menambah jumlah neuron maka data training dan testing oleh NN akan mendekati data actual. Namun waktu yang digunakan untuk proses juga akan semakin lama. Selanjutnya akan dicoba dengan mengubah parameter di dalam jumlah epoch

### 4.2.3. Pengujian menggunakan neuron (30-30-30-40-40-1) epoch 700

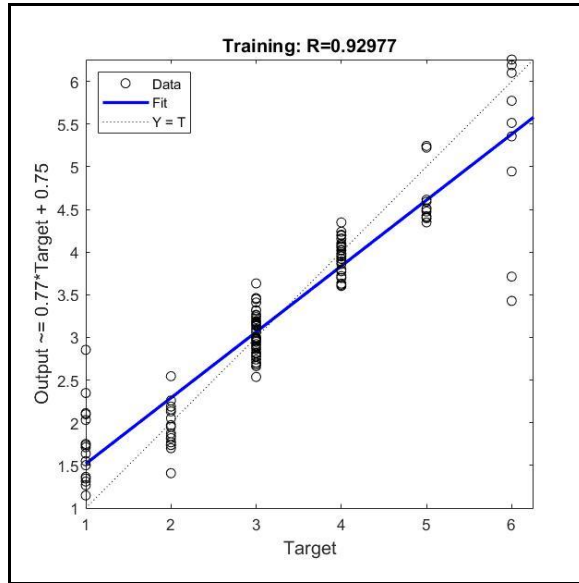
Pada pemodelan selanjutnya akan dicoba dengan menggunakan hidden layer sebanyak 6 dengan neuron (30-30-30-40-40-1) dan menggunakan epoch sebanyak 700) tujuan dari percobaan kali ini adalah apakah ada efek dari epoch yang dimasukkan di input terhadap output klasifikasi.



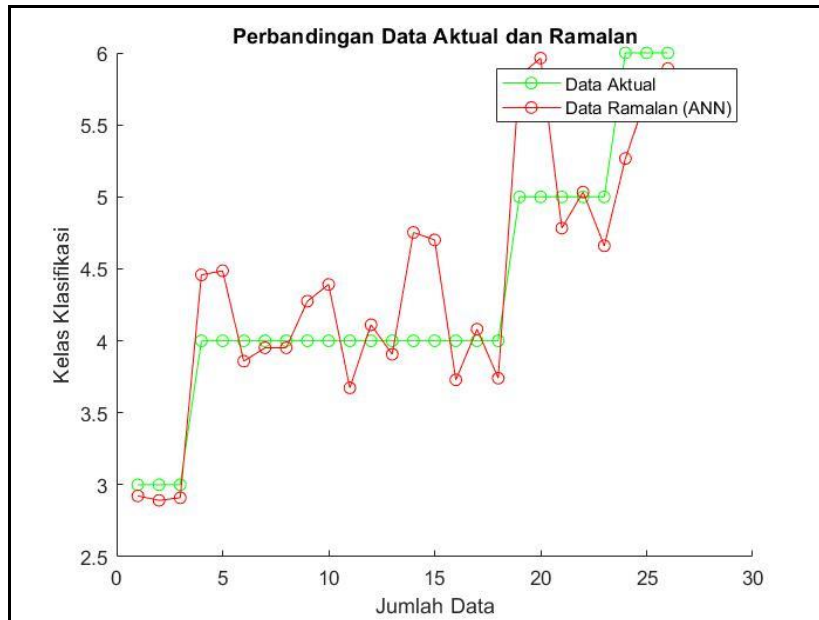
Gambar 4.16. Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (epoch 700)



Gambar 4.17. Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700)



Gambar 4.18. Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700)

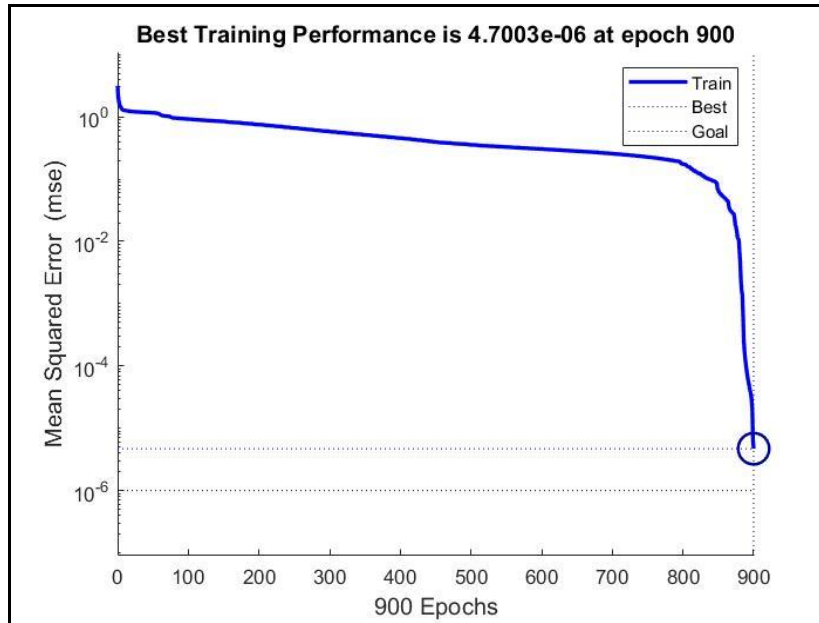


Gambar 4.19. Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (Epoch 700)

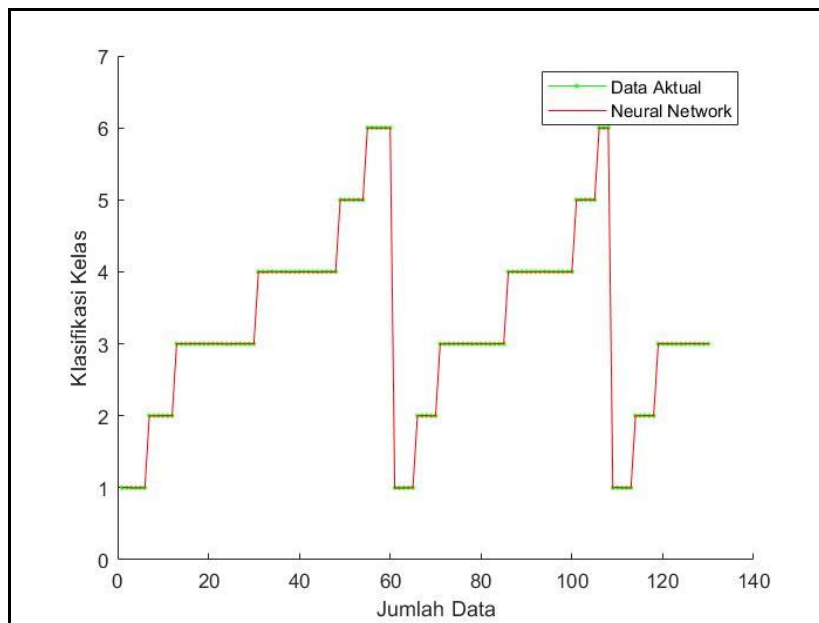
Dengan menggunakan neuron 30-30-30-40-40-1 dengan epoch 700 belum mampu menghasilkan output yang lebih baik daripada hasil di sub bab sebelumnya. Hal itu terbukti dari nilai MSE yaitu (0.25) dengan epoch berhenti di 700. Dari regression plot dan hasil testing belum menghasilkan pola mengikuti garis aktualnya. Sehingga pada sub bab selanjutnya akan dicoba dengan mengganti nilai epoch dengan jumlah neuron yang sama. Hal ini untuk melihat apakah jumlah epoch berpengaruh terhadap hasil output klasifikasi.

#### 4.2.4. Pengujian menggunakan neuron (30-30-30-40-40-1) epoch 900

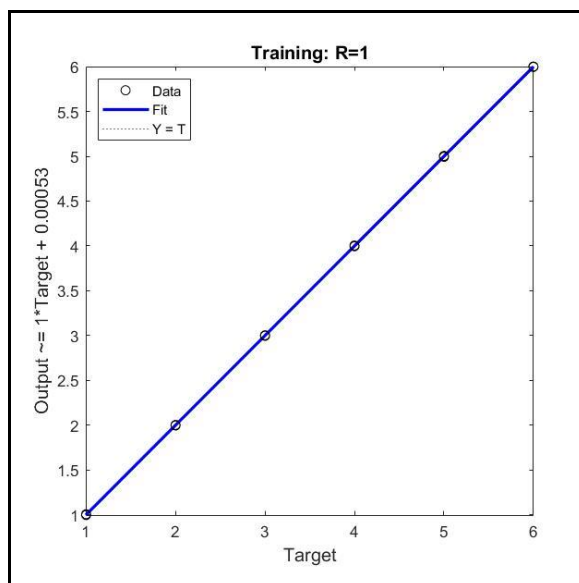
Pada pemodelan selanjutnya akan dicoba dengan menggunakan hidden layer sebanyak 6 dengan neuron (30-30-30-40-40-1) dan menggunakan epoch sebanyak 900.



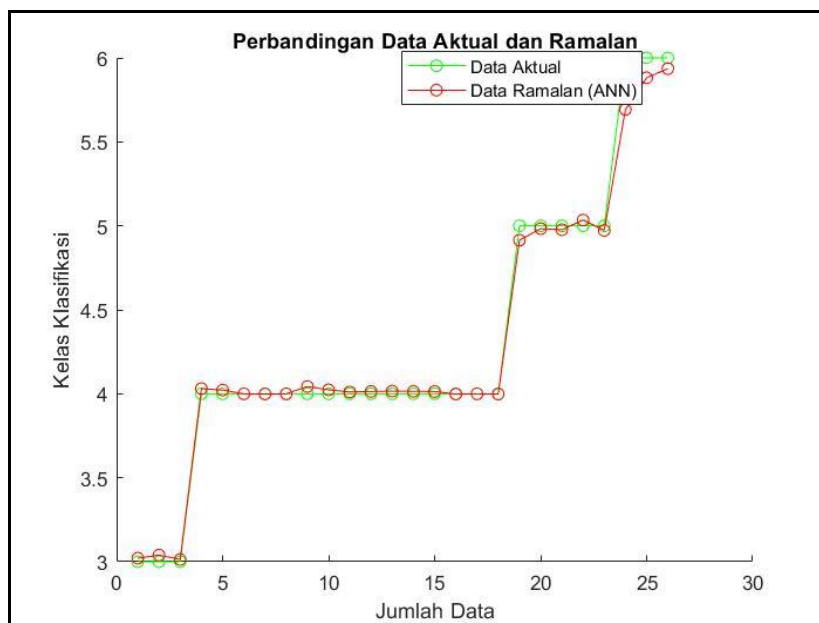
Gambar 4.20 Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900



Gambar 4.21 Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900



Gambar 4.22 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900

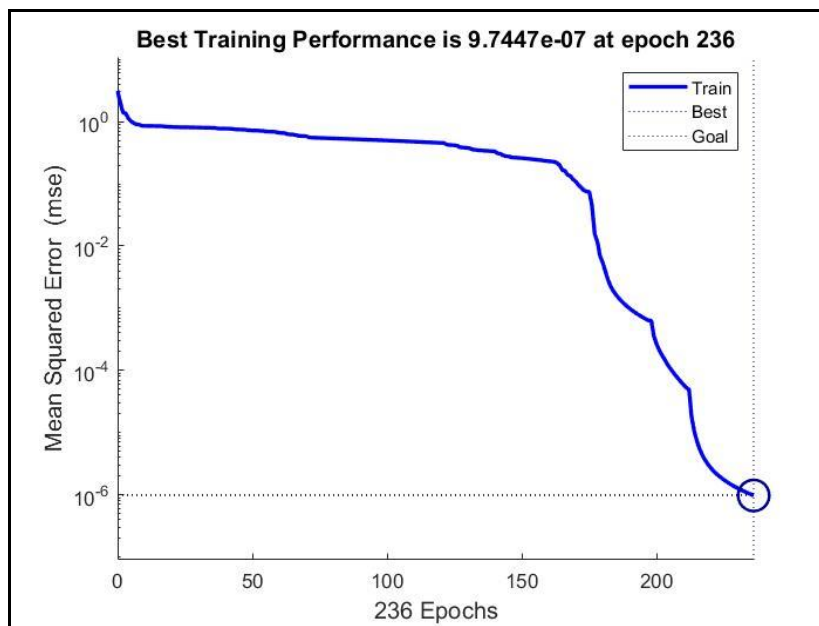


Gambar 4.23 Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 epoch 900

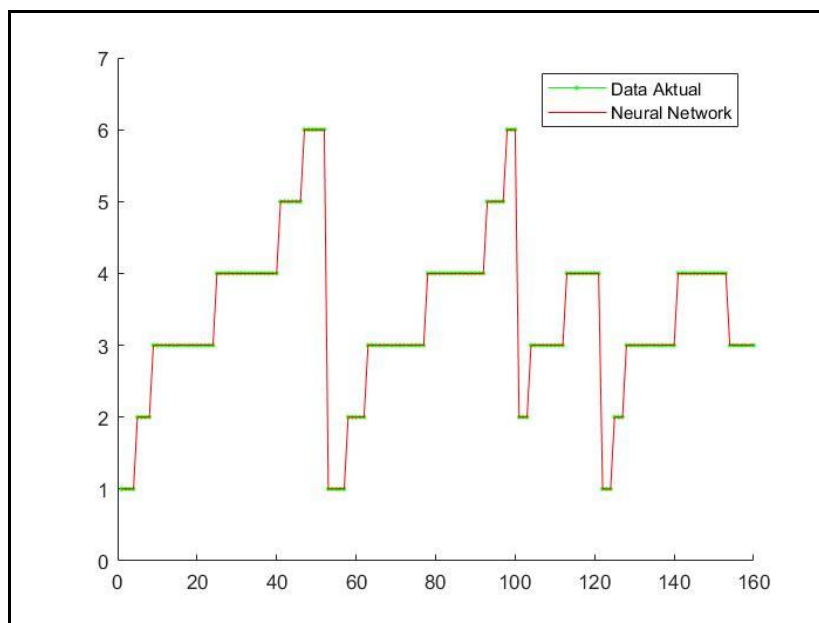
Dengan menggunakan neuron 30-30-30-40-40-1 terbukti mampu menghasilkan output yang jauh lebih baik daripada hasil dengan epoch 700. Hal itu terbukti dari nilai MSE yaitu  $(4.7 \times 10^{-6})$  dengan epoch berhenti tepat di 900. Dari regression plot dan hasil testing menghasilkan pola mengikuti garis aktualnya. Dimana bisa disimpulkan bahwa dengan menambah jumlah neuron maka data training dan testing oleh NN akan mendekati data actual. Namun jika dilihat hasilnya masih lebih baik hasil pada bab sub bab 4.2.2. karena MSE lebih kecil pada sub bab 4.2.2

#### 4.2.5. Pengujian menggunakan neuron 30-30-30-40-40-1

Pada sub bab kali ini akan dicoba dengan menambah data. Jika pada sub bab 4.2.1-4.2.2 menggunakan 3 data pre fault dan 2 data on fault total 160 data. pada sub bab kali ini akan ditambah dengan data 4 data pre fault dan 1 data on fault. Hal ini untuk mengatasi jika di sistem samplingnya 4 data pre fault dan 1 data on fault. Sehingga jumlah dari data menjadi 200 data. Neuron yang digunakan pada sub bab kali ini sama dengan sub bab 4.2.4 namun dengan jumlah data yang lebih banyak

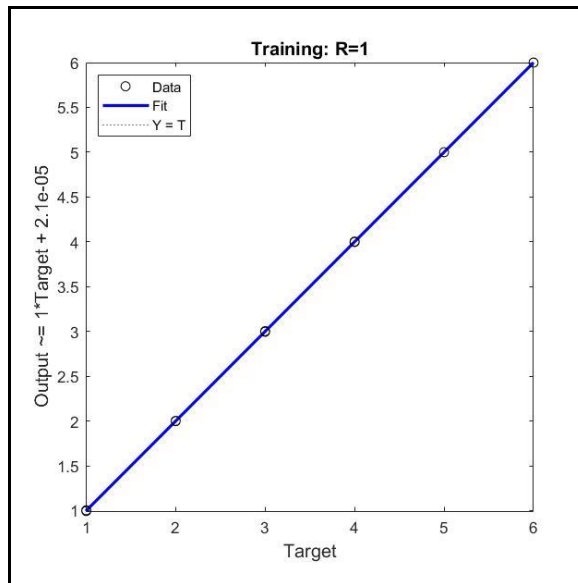


Gambar 4.24 Proses training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 data)

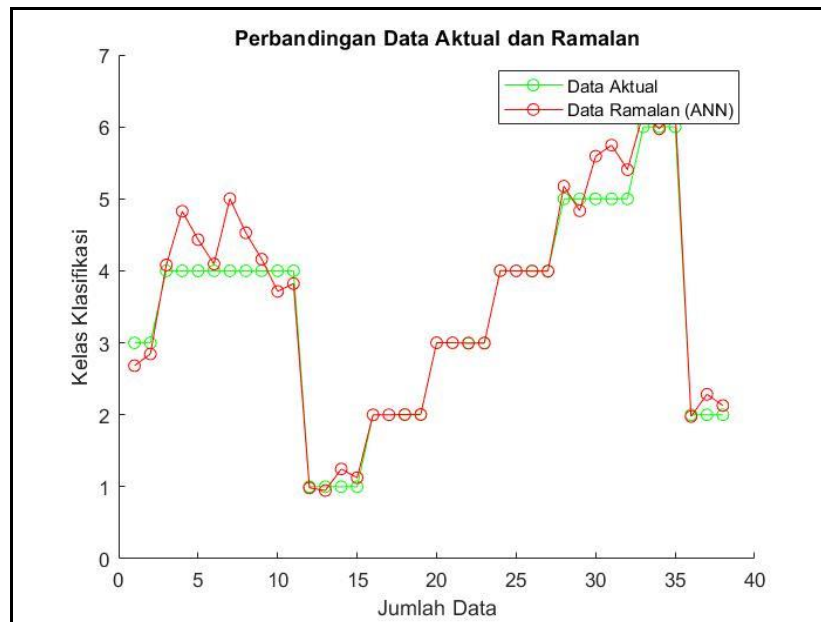


Gambar 4.25 Hasil Training BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 data)





Gambar 4.26 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 Data)

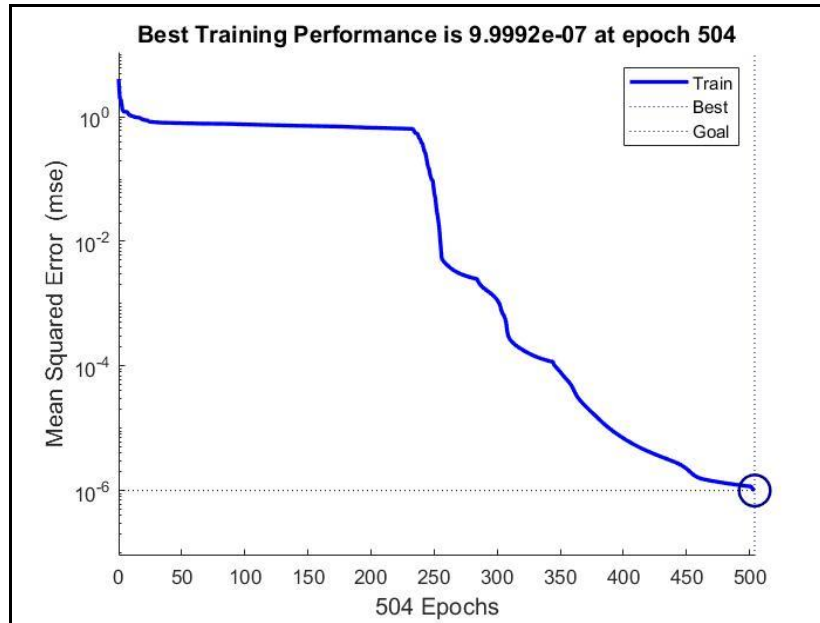


Gambar 4.27 Hasil Testing BPNN dengan neuron 30-30-30-40-40-1 (200 Data)

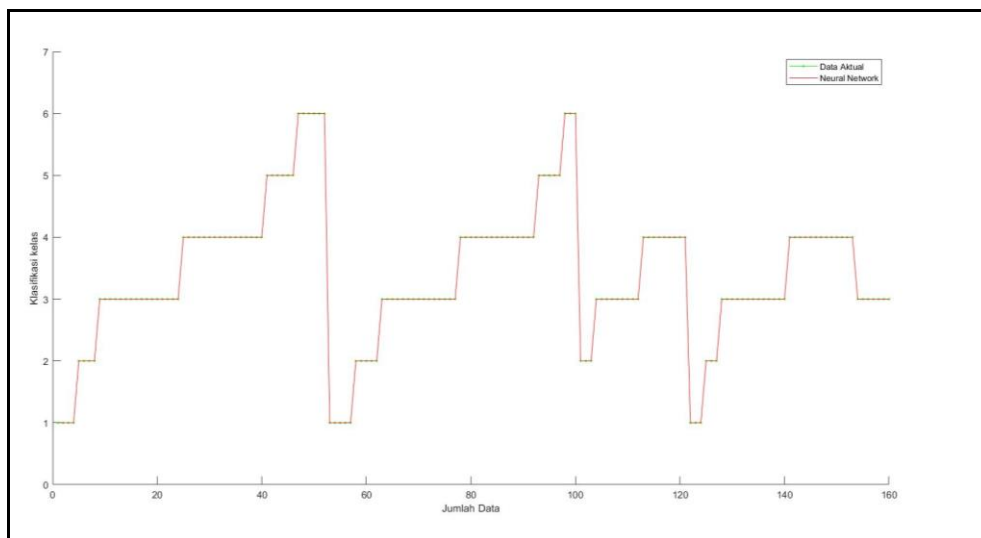
Jika kita melihat gambar pada sub bab 4.2.5 dari performance, regression dan hasil training menunjukkan hasil klasifikasi NN sama persis dengan data actual. Terbukti juga nilai MSE pada proses training sangat kecil yaitu  $(9.7 \cdot 10^{-7})$ . Namun jika dilihat dari data testing hasilnya sangat berbeda. Error dari MSE data testing sendiri yaitu 0.1. Sehingga dari sini akan coba ditambahkan neuron karena jumlah data yang banyak akan membutuhkan neuron yang berbeda

#### 4.2.6 Pengujian menggunakan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)

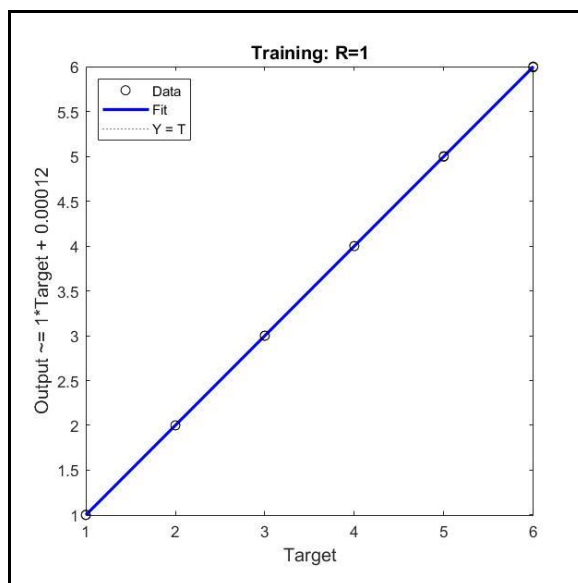
Pada pemodelan selanjutnya akan dicoba dengan menggunakan hidden layer sebanyak 6 dengan neuron (55-55-55-60-60-1) untuk 200 data dan menggunakan epoch sebanyak 1000



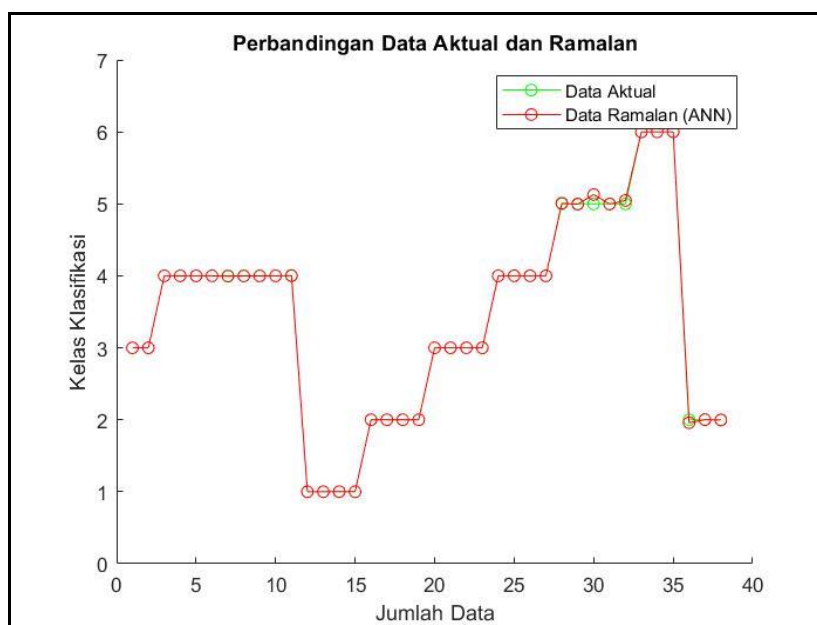
Gambar 4.28. Proses training BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)



Gambar 4.29 Hasil Training BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)



Gambar 4.30 Hasil Plot Regresi BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)



Gambar 4.31 Hasil Testing BPNN dengan neuron 55-55-55-60-60-1 (200 data)

Dengan menggunakan neuron yang lebih banyak dapat dilihat hasilnya dari mulai performance, hasil training, regression dan testing menunjukkan data yang mengikuti data actual. Dengan begitu dapat disimpulkan bahwa parameter yang berpengaruh dalam proses training yaitu neuron, epoch jumlah data dimana semakin banyak data maka neuron yang diperlukan semakin banyak. Dan parameter yang paling penting adalah lihat pada hasil testing bukan training. Karena dari hasil testing merepresentasikan data yang sesungguhnya. Jika diresume mulai bab 4.21 sampai bab 4.26 dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

#### 4.2.7 Resume Tabel Hasil klasifikasi

Epoch	Hidden Layer	Neuron	MSE Training	MSE Testing
1000	6	15-15-15-15-15-1	1.38	1.010341
1000	6	20-20-20-20-20-1	$2.06 \cdot 10^{-5}$	0.0018
1000	6	25-25-25-25-25-1	$9.88 \cdot 10^{-7}$	0.002142
1000	6	30-30-30-30-30-1	$8.61 \cdot 10^{-7}$	0.004189
1000	6	30-30-30-30-40-1	$5.79 \cdot 10^{-7}$	0.000637

Tabel 4.1 Resume MSE berdasarkan neuron (160 data)

Epoch	Hidden Layer	Neuron	MSE Training	MSE Testing
700	6	30-30-30-40-40-1	0.256	0.17
750	6	30-30-30-40-40-1	0.227	0.18
800	6	30-30-30-40-40-1	0.175	0.19
850	6	30-30-30-40-40-1	0.0666	0.12
900	6	30-30-30-40-40-1	$4.7 \cdot 10^{-6}$	0.004
950	6	30-30-30-40-40-1	$9.53 \cdot 10^{-7}$	0.005
1000	6	30-30-30-40-40-1	$9.62 \cdot 10^{-8}$	0.005

Tabel 4.2 Resume MSE berdasarkan epoch (160 data)

Epoch	Hidden Layer	Neuron	MSE Training	MSE Testing
1000	6	30-30-30-40-40-1	$9.77 \cdot 10^{-7}$	0.100851
1000	6	40-40-40-50-50-1	$9.94 \cdot 10^{-7}$	0.017595
1000	6	50-50-50-55-55-1	$9.80 \cdot 10^{-7}$	0.002349
1000	6	55-55-55-60-60-1	$9.99 \cdot 10^{-7}$	0.000544

Tabel 4.3 Resume MSE berdasarkan neuron (200 data)

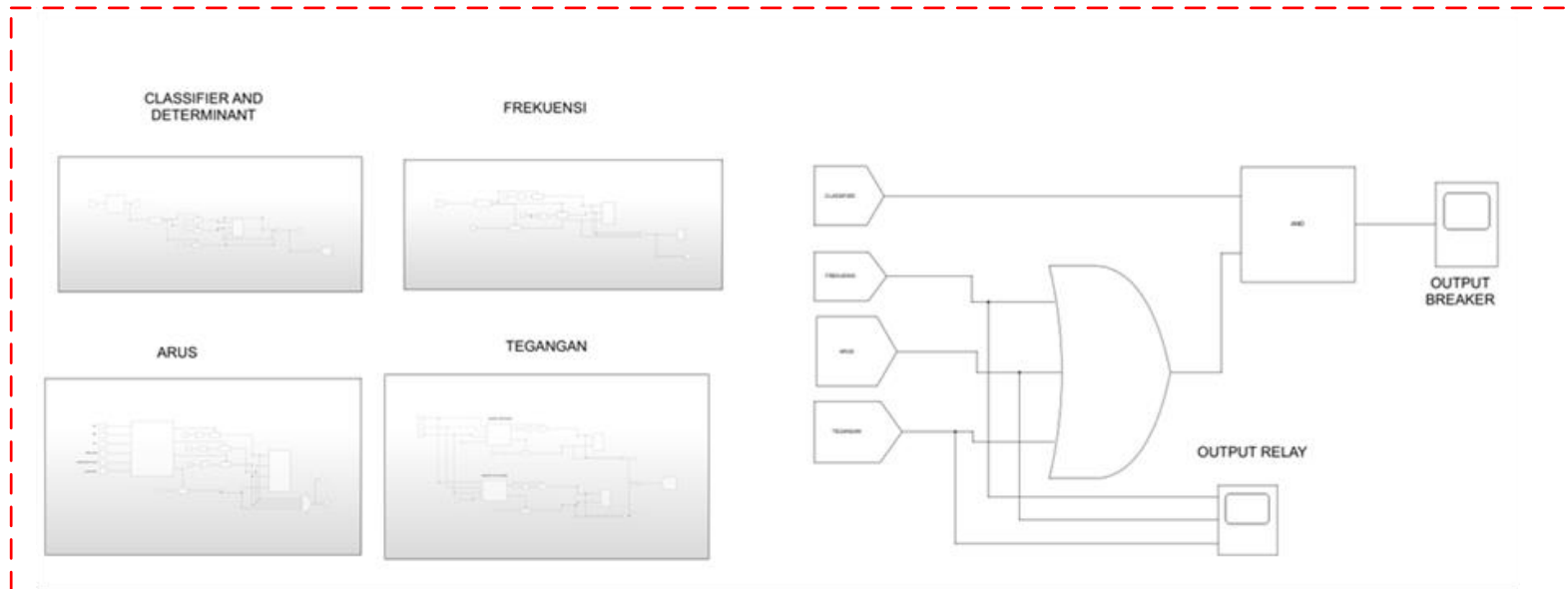
### 4.3. Pemodelan relay pada Simulink berbasis neural network

Setelah dilakukan klasifikasi secara otomatis program neural network akan terhubung dengan Simulink. Sehingga dari hasil MSE training dan testing yang paling bagus dapat dipilih sebagai classifier pada Simulink yaitu pada neuron 55-55-55-60-60-1. Fungsi relay pada thesis kali sensing terhadap 3 parameter yaitu frekuensi, tegangan per fasa dan arus per fasa dan ada classifier dari hasil running dengan metode NN . Dimana rincian relaynya adalah :

- 1) Relay Frekuensi
  - Relay Over Frequency
  - Relay Under Frequency
- 2) Relay Over Current
  - Relay 51 (inverse)
  - Relay 50 (Definite time untuk fasa)
  - Relay 50 G (Definite time untuk ground fault)
- 3) Relay Tegangan
  - Relay Over Voltage
  - Relay Under Voltage
- 4) Classifier and determinant

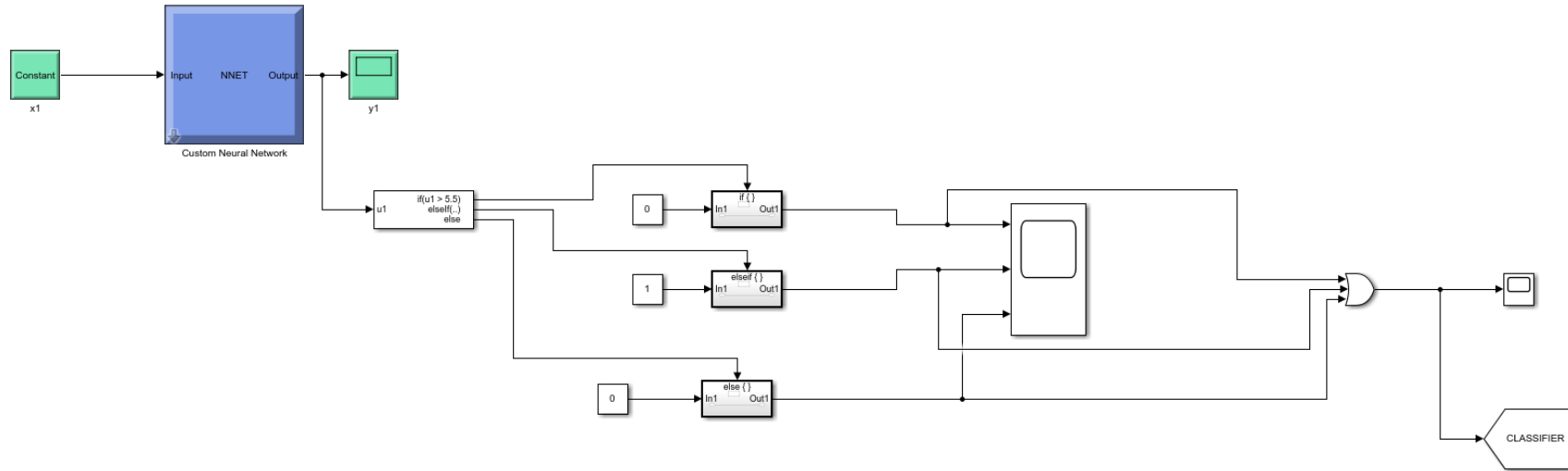
Berikut gambar pemodelan Simulink yang telah dibuat berdasar 4 parameter diatas

### 4.3.1 Multifunction Relay pada simulink



Gambar 4.32. Multi Function Relay

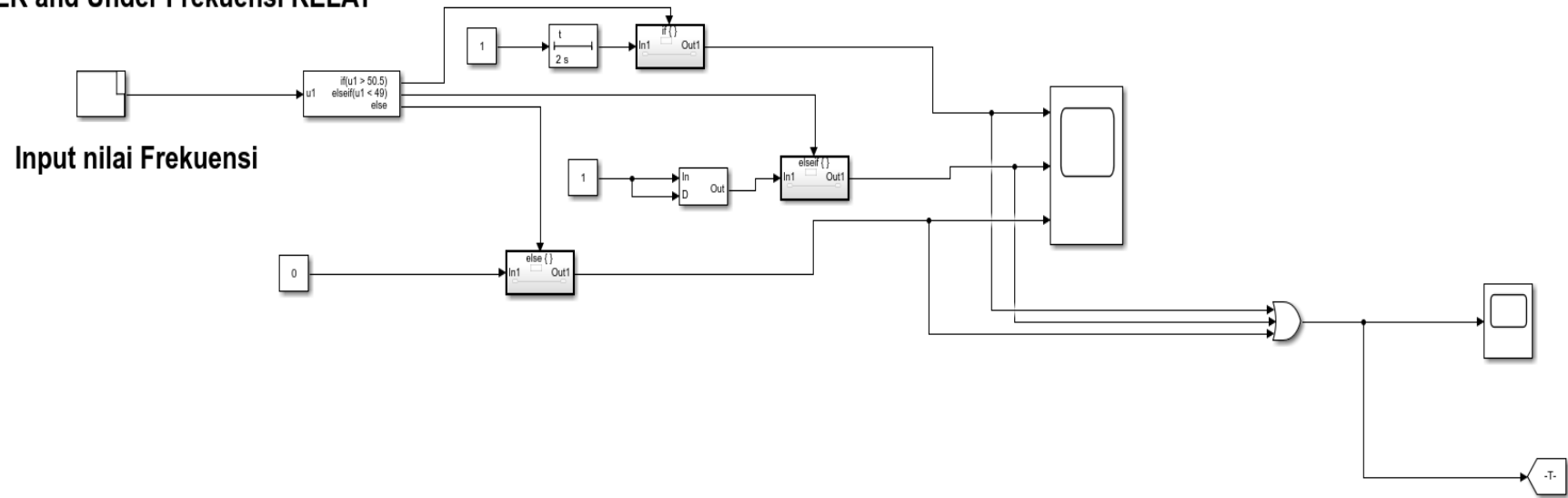
### 4.3.2 Classifier dan Determinant pada simulink



Gambar 4.33 Simulink Classifier and Determinant

### 4.3.2 Relay Frekuensi

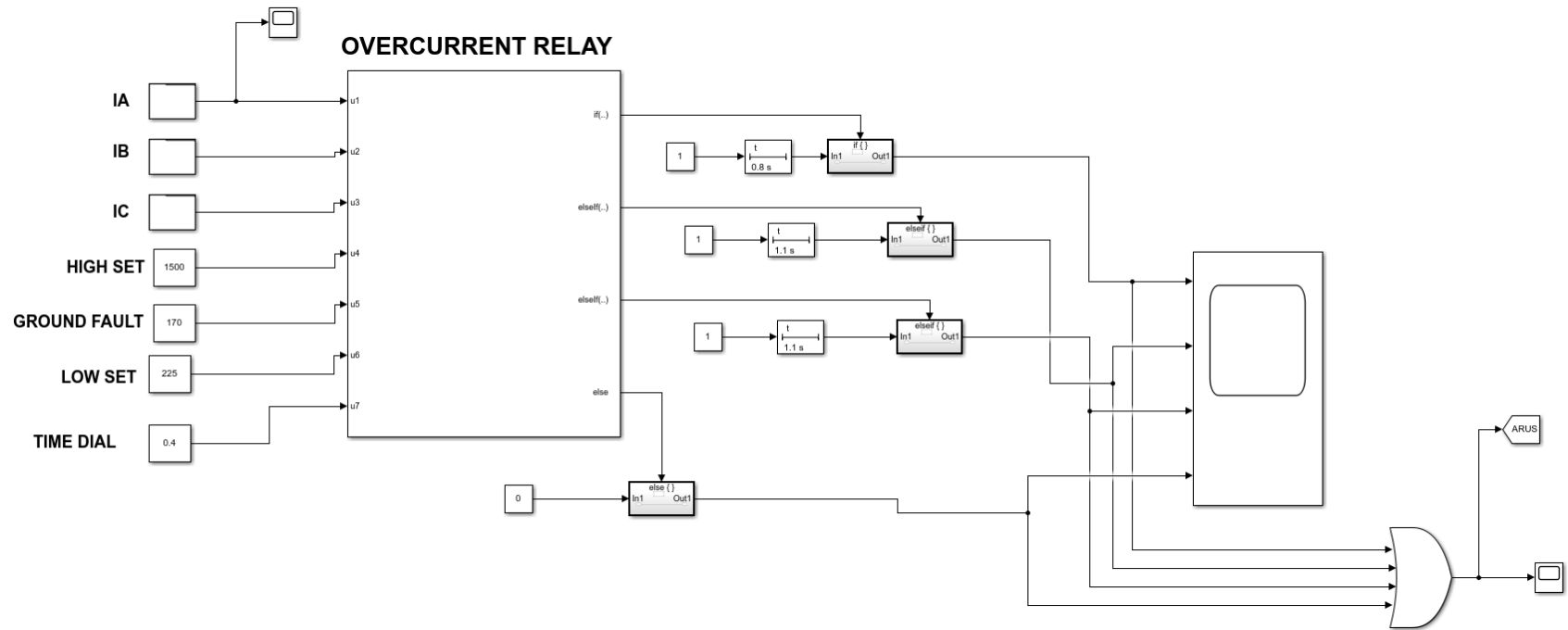
#### OVER and Under Frekuensi RELAY



Gambar 4.34 Simulink Over and Under Frekuensi Relay

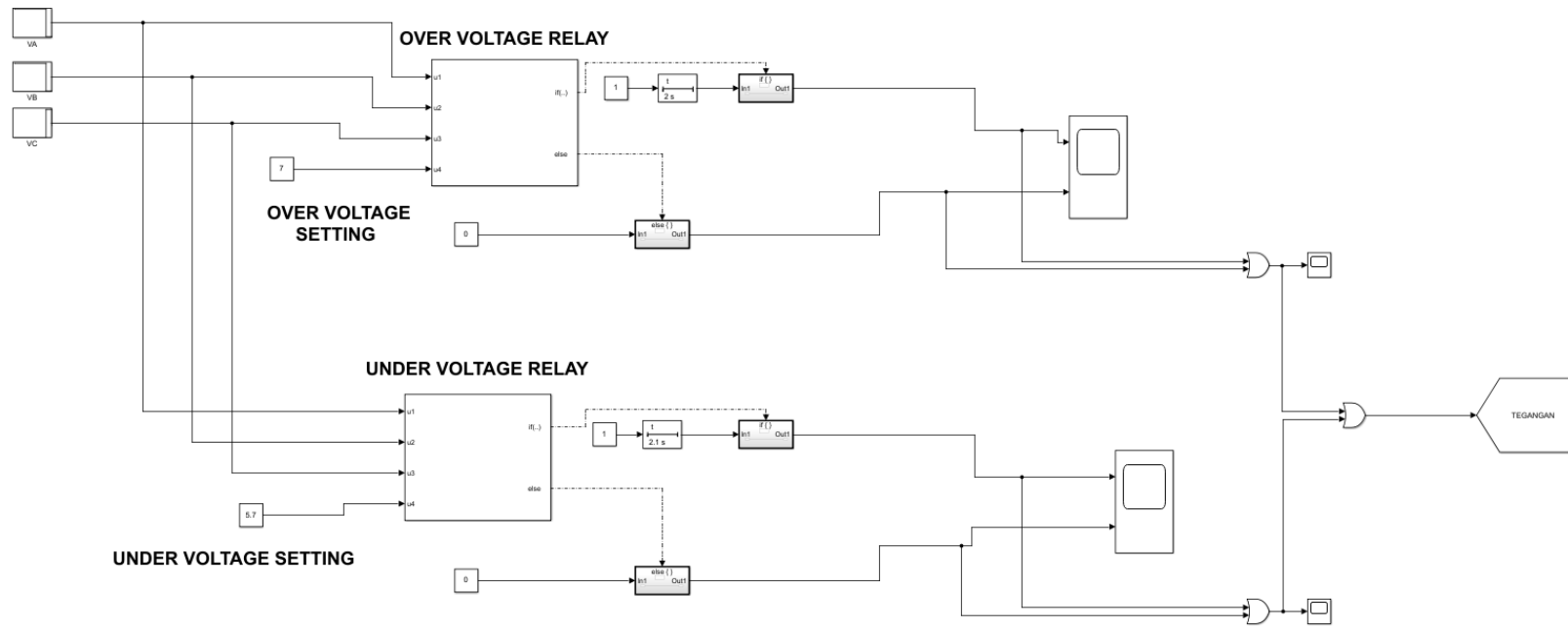


### 4.3.3 Relay Over Current



Gambar 4.35 Simulink Over Current Relay

### 4.3.4 Relay Voltage



Gambar 4.36 Simulink Over and Under Voltage Setting

#### 4.3.5 Penjelasan Modelling Relay Pada Simulink

Pada (gambar 4.32) Simulink classifier dimana  $x_1$  berupa inputan frekuensi, tegangan tiap fasa dan arus tiap fasa. Lalu  $y_1$  merupakan output classifier berupa kelas seperti yang dijelaskan pada sub bab 4.2. Simulink kali ini menggunakan blok fungsi if, else if dan else. Dimana jika nilai  $y_1$  bernilai lebih dari 5.5 maka output mengetahui bahwa terjadi proses motor starting sehingga relay harus tidak bekerja. Sehingga output  $y_1$  lalu jika nilai  $y_1$  berada diantara  $2 \leq x \leq 5$  maka output  $y_1$  akan bernilai 1 dimana hasil classifier mengetahui bahwa disitu terdapat gangguan. Lalu yang terakhir jika  $y_1 \leq 1.5$  maka output bernilai 0 dimana classifier mengetahui bahwa tidak ada gangguan (kondisi normal). Dari hasil situ akan diteruskan dan dibandingkan dengan output relay.

Pada (gambar 4.33) relay over and under frekuensi relay tetap menggunakan fungsi if, else if dan else untuk sensing parameter. Dimana jika nilai inputan lebih dari 50.5 Hz relay over frequency akan aktif dimana ada delay sebesar 1s. pada thesis kali ini ada batasan dimana gangguan terjadi pada detik pertama sehingga jika perubahan nilai frekuensi terjadi pada detik 1 maka relay akan bekerja dan aktif pada detik kedua karena di trigger oleh delay. Sedangkan untuk parameter under frequency batas settingnya adalah  $< 49$  Hz sehingga relay akan bekerja dengan delay 1 s. dan jika relay berada diantara  $49 \leq x \leq 50.5$  maka relay frequency tidak akan bekerja yaitu fungsi else bernilai 0.

Pada (gambar 4.34) relay over current tetap menggunakan fungsi if, else if dan else untuk sensing parameter. Dimana dalam 1 fungsi blok tersebut terdapat 3 fungsi yaitu inverse time, definite time dan ground fault relay. Dimana Lowset ( $u_6$ ) merupakan setting dari fungsi relay inverse ditambah dengan time dial ( $u_7$ ), sedangkan untuk highset ( $u_4$ ) merupakan setting dari relay definite time dan ground fault ( $u_5$ ) untuk ground fault relay dimana masing-masing setting memiliki delay. Namun pada Simulink kali ini hanya ingin menguji apakah circuit breaker terbuka atau tidak sehingga tetap harus melihat TCC (time current characteristic).

Sama halnya dengan relay frekuensi pada relay under dan over voltage (gambar 4.35) juga memiliki batas atas dan bawah untuk setting. Karena yang digunakan parameter VLN dari 11 KV adalah 6.3 KV maka batas atas untuk setting over voltage bernilai 1.1 dari 6.3 yaitu 7 KV sedangkan untuk batas bawah sebagai

under voltage yaitu 0.9 dari 6.3 KV yaitu 5.7 KV. Jika inputan tegangan bernilai diantara 5.7 KV dan 7 KV relay under dan over voltage tidak akan bekerja. Masing-masing relay under dan over voltage juga memiliki delay dalam melakukan proses yaitu 1 s.

#### 4.4 Pengujian Relay Pada simulink

Pada sub bab kali ini akan dilakukan simulasi terkait multifunction relay berbasis neural network untuk sistem tenaga listrik skala industry. Pada tesis kali ini akan diuji dengan macam gangguan :

1. MS
2. Short Circuit 3 Fasa
3. Short Circuit 2 Fasa (Lampiran)
4. Short Circuit 1 Fasa (Lampiran)

1 sampel diambil yaitu relay dimana terdapat beban motor yaitu ada bus MT-01 yaitu pada relay dengan tag nomor c. yang pertama akan dilakukan setting pada overcurrent dan dilihat TCC serta kurva motor starting.

<b>R-C (MT-01)</b>	
<i>Manufacture</i>	Schneider Electric – Merlin Gerin
<i>Model</i>	Sepam 2000
<i>Curve Type</i>	<i>Standard Inverse</i>
Ratio	250 : 5
FLA Motor MT-01	195 A
LRC Motor MT-01	900 A
Isc kontribusi Min	3.9 kA

Tabel 4.4 Tabel Spesifikasi untuk setting relay

Sehingga dari data tabel 4.9 akan disetting relay overcurrent pada software digilent dengan persamaan sebagai berikut :

#### **Time Overcurrent Pickup**

$$1,05 \times \text{FLA motor} \leq I_{\text{lowset}} \leq 1,4 \times \text{FLA motor}$$

$$1,05 \times 195 \leq I_{\text{lowset}} \leq 1,4 \times 195$$

$$\leq I_{\text{lowset}} \leq 366,8$$

$$\frac{204.75}{250} I_n \leq \text{Tap} \leq \frac{273}{250} I_n$$

$$0.819 I_n \leq \text{Tap} \leq 1.092 I_n$$

Dipilih Tap 0,9 In = (0,75 x 250) = 225 A Time Dial = 0.4 (Dipilih untuk menguji classifier)

**Instantaneous Pickup**

$$I_{start\ motor} \leq I_{highset} \leq 0,8 \times I_{sc\ Min\ Bus\ MT-01}$$

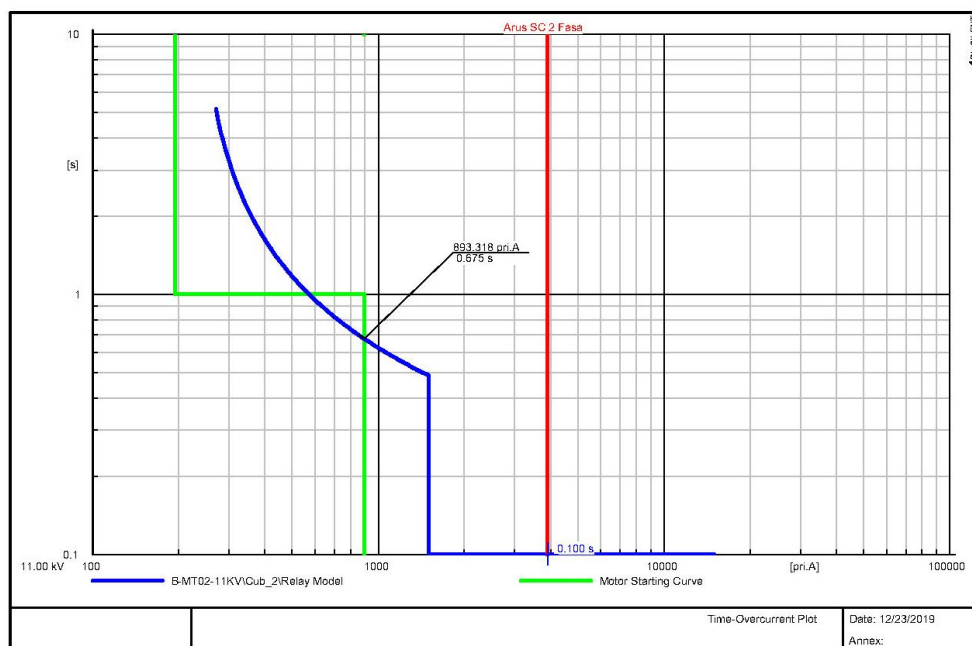
$$900 \leq I_{highset} \leq 0,8 \times 3.9$$

$$900 \leq I_{highset} \leq 3120$$

$$\frac{900}{250} I_n \leq Tap \leq \frac{3120}{250} I_n$$

$$3.6 I_n \leq Tap \leq 12.48 I_n$$

Dipilih Tap 6 In = (6 x 250) = 1500 A

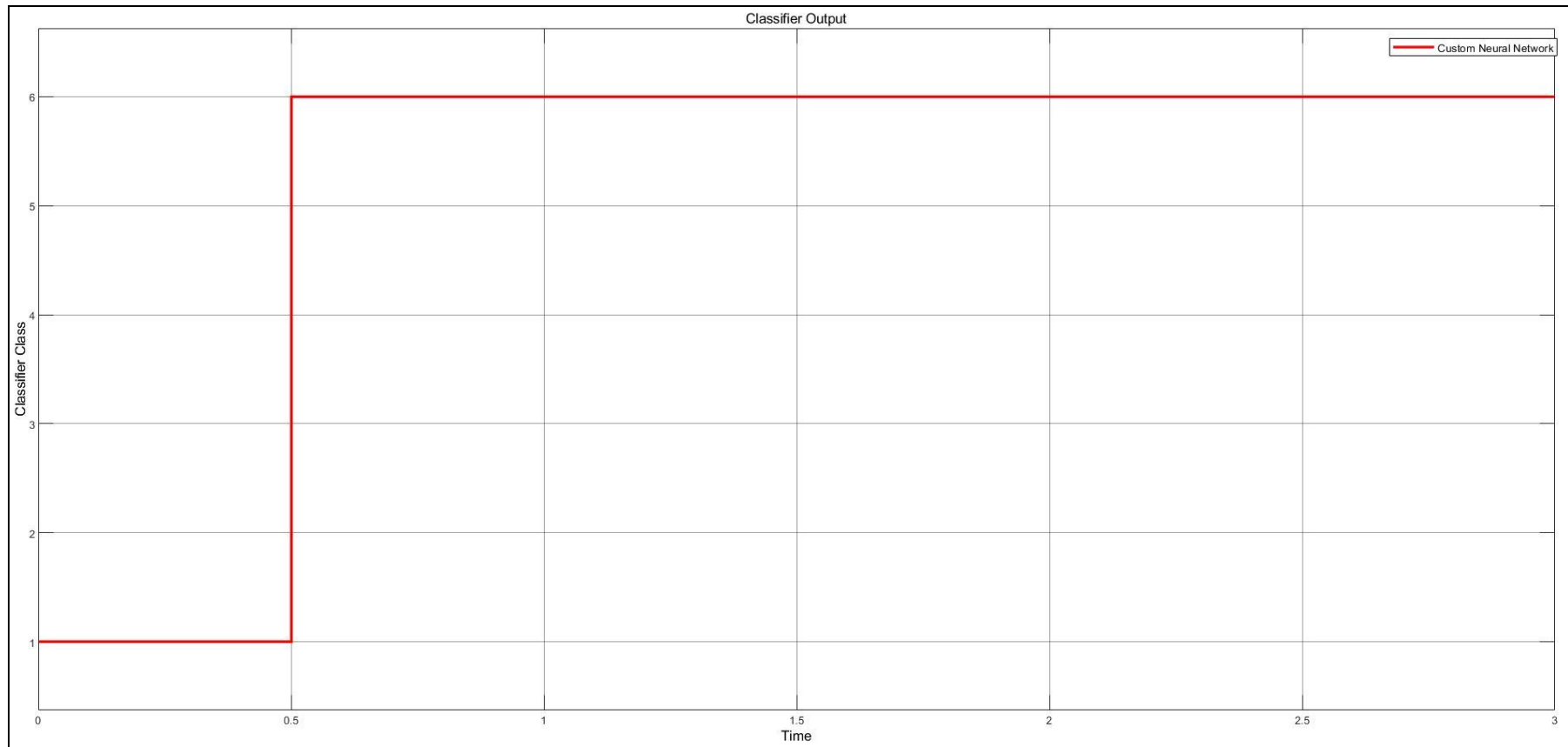


Gambar 4.37 Time Characteristic Curve Relay C (MT-01)

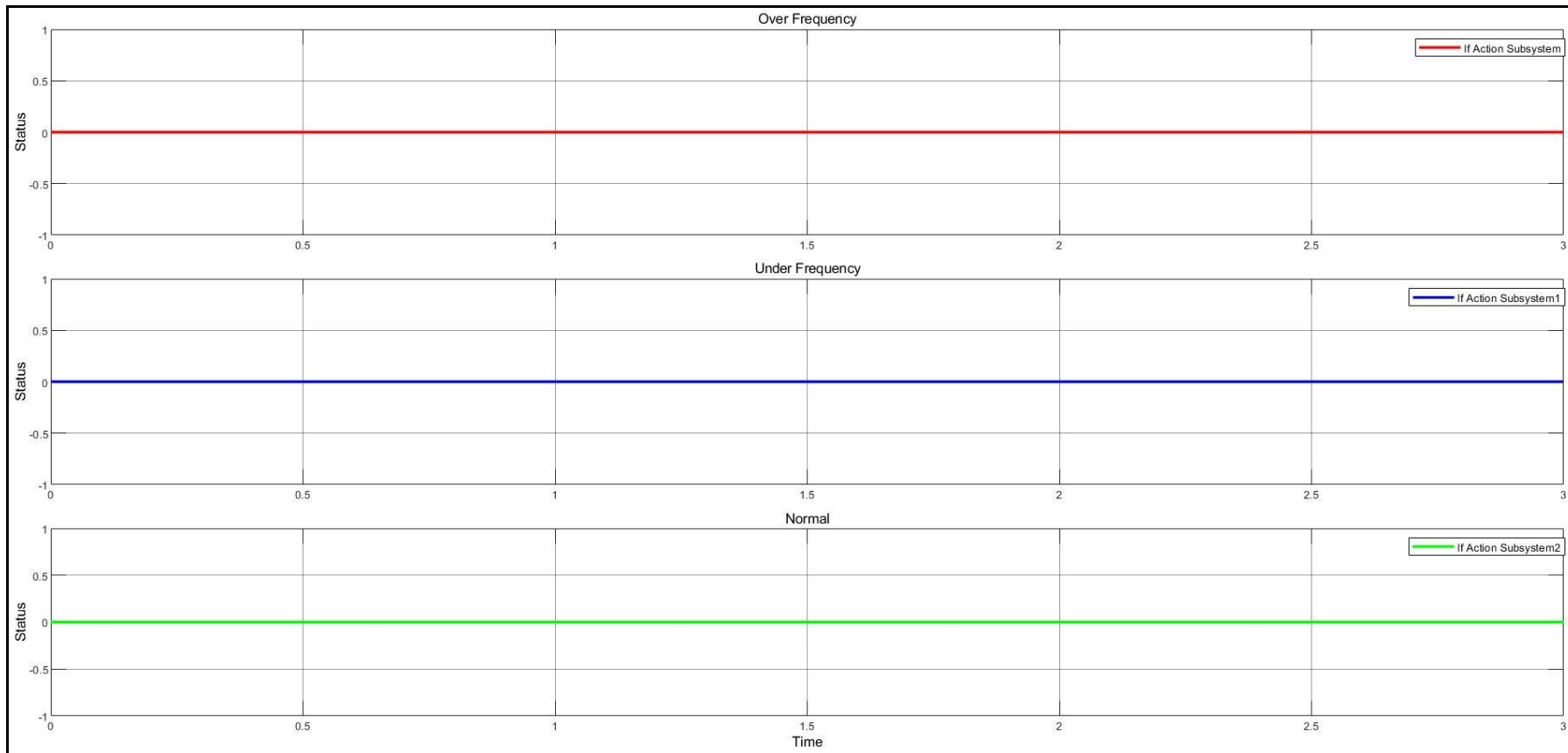
Dilihat pada kurva TCC relay inverse akan bekerja karena menyentuh kurva starting motor pada detik 0.675 dengan arus 893 A . Selanjutnya akan dianalisis berdasarkan hasil classifier dan diuji pada Simulink

#### 4.4.1 Pengujian Simulink MS

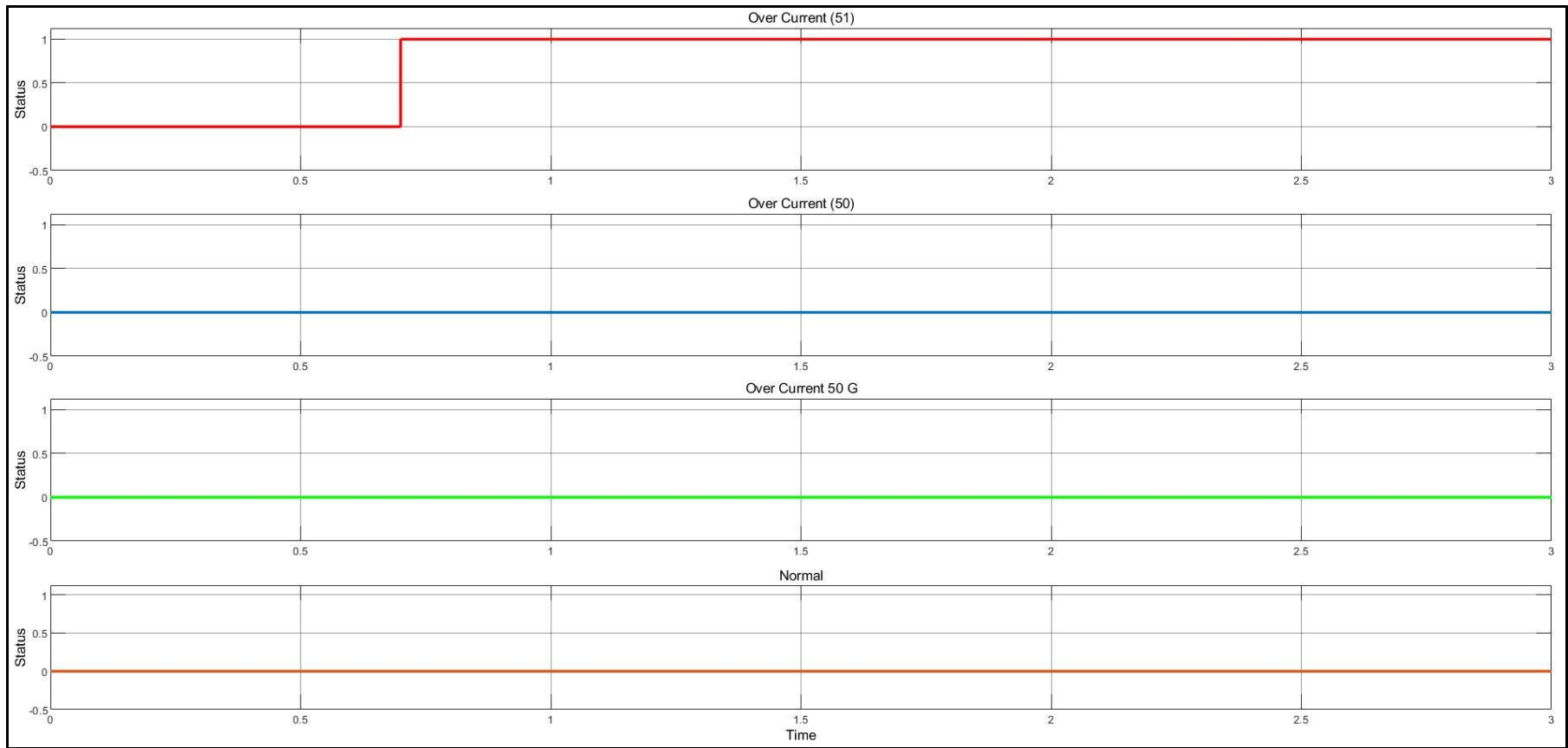
Dengan memasukkan parameter Frekuensi, Tegangan dan arus saat terjadi motor starting berikut hasilnya yang dibaca pada relay Simulink



Gambar 4.38 Hasil Output Classifier MS

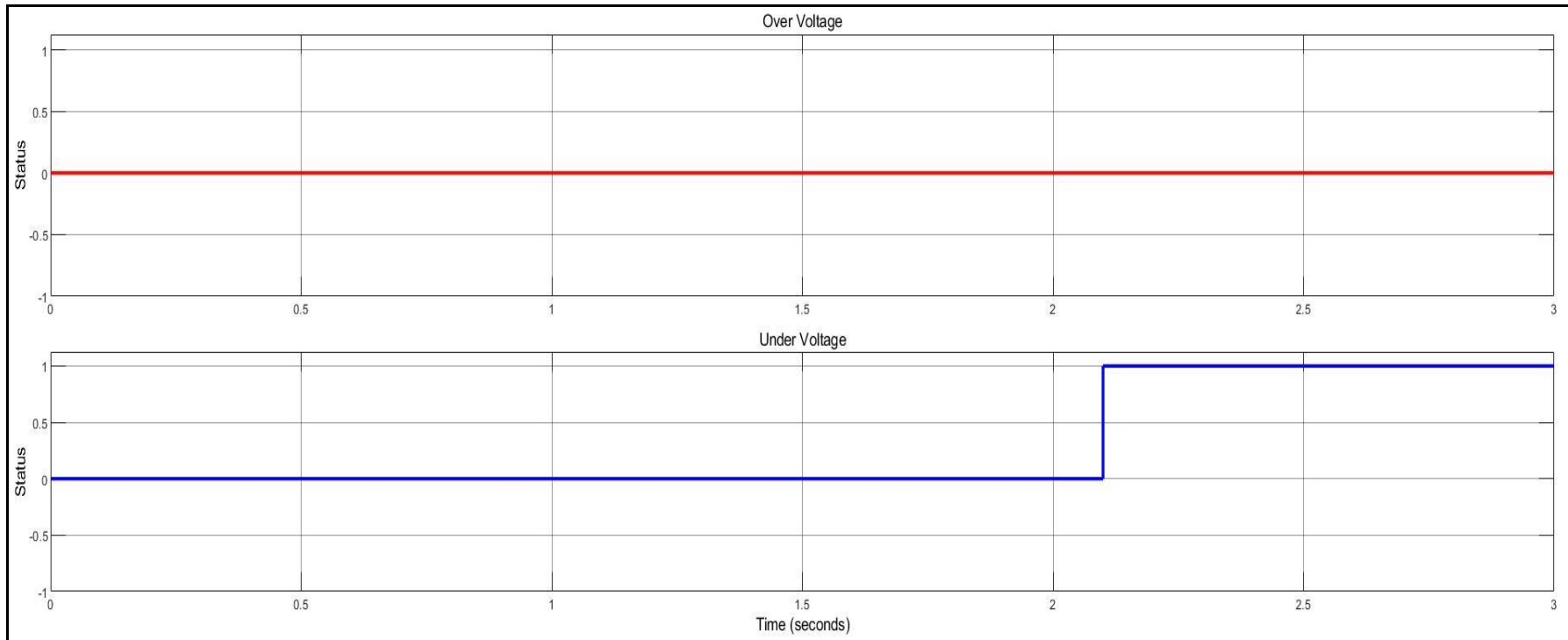


Gambar 4.39 Hasil Output Relay Frekuensi MS

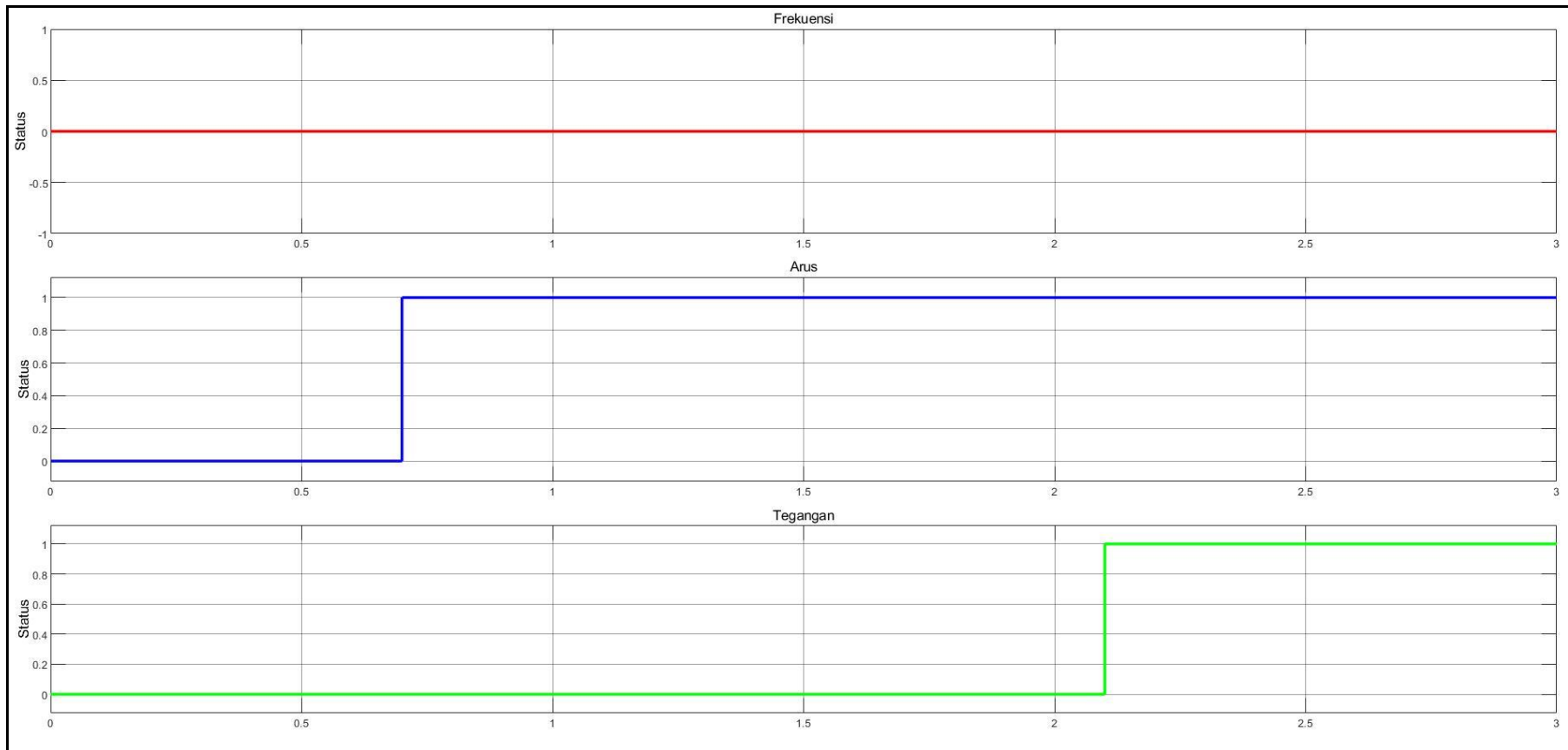


Gambar 4.40 Output Relay Over current MS

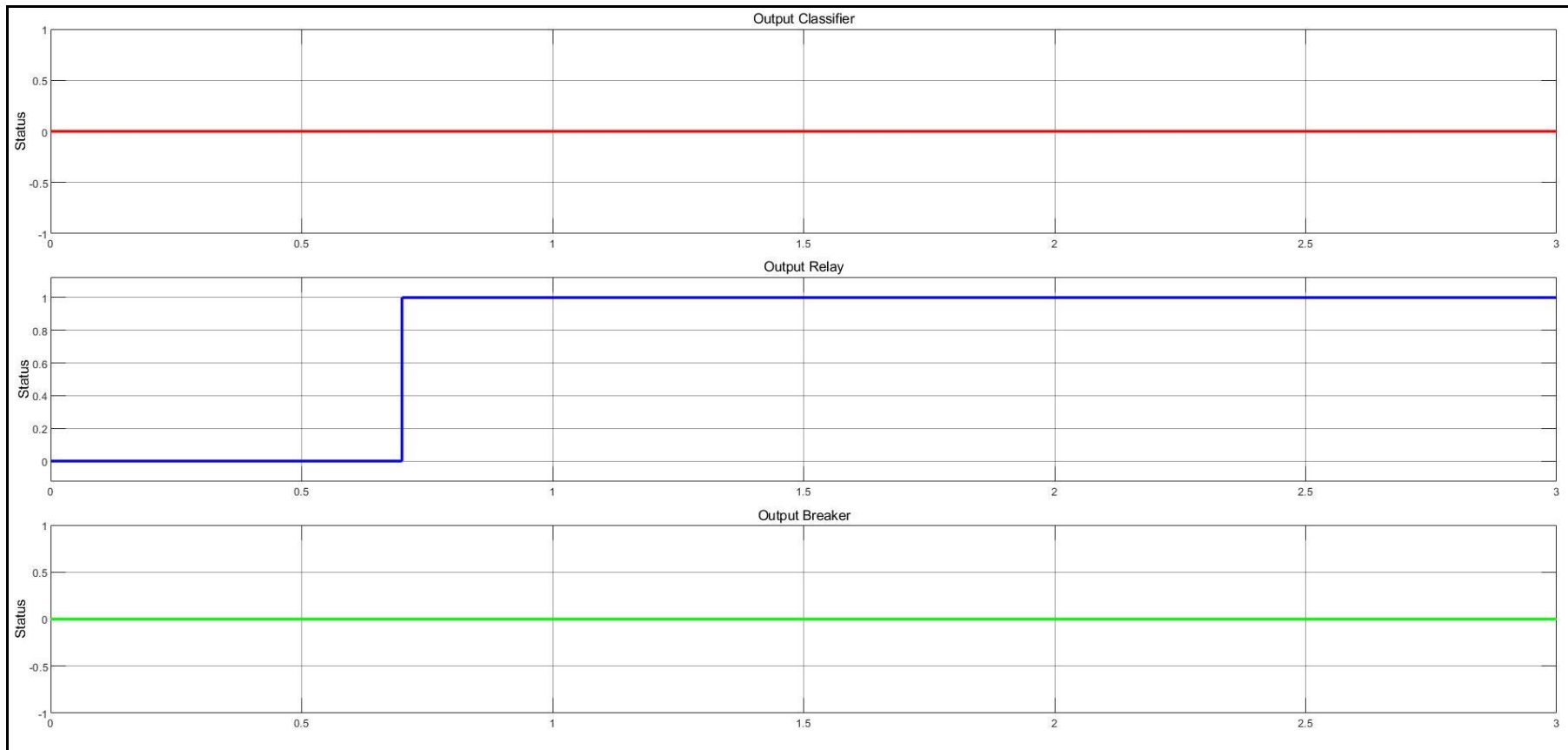




Gambar 4.41 Output Relay Tegangan MS



Gambar 4.42 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) MS



Gambar 4.43 Output Breaker MS

#### **4.4.2 Analisa Kasus Motor Starting Berdasarkan Hasil Classifier dan Determinant**

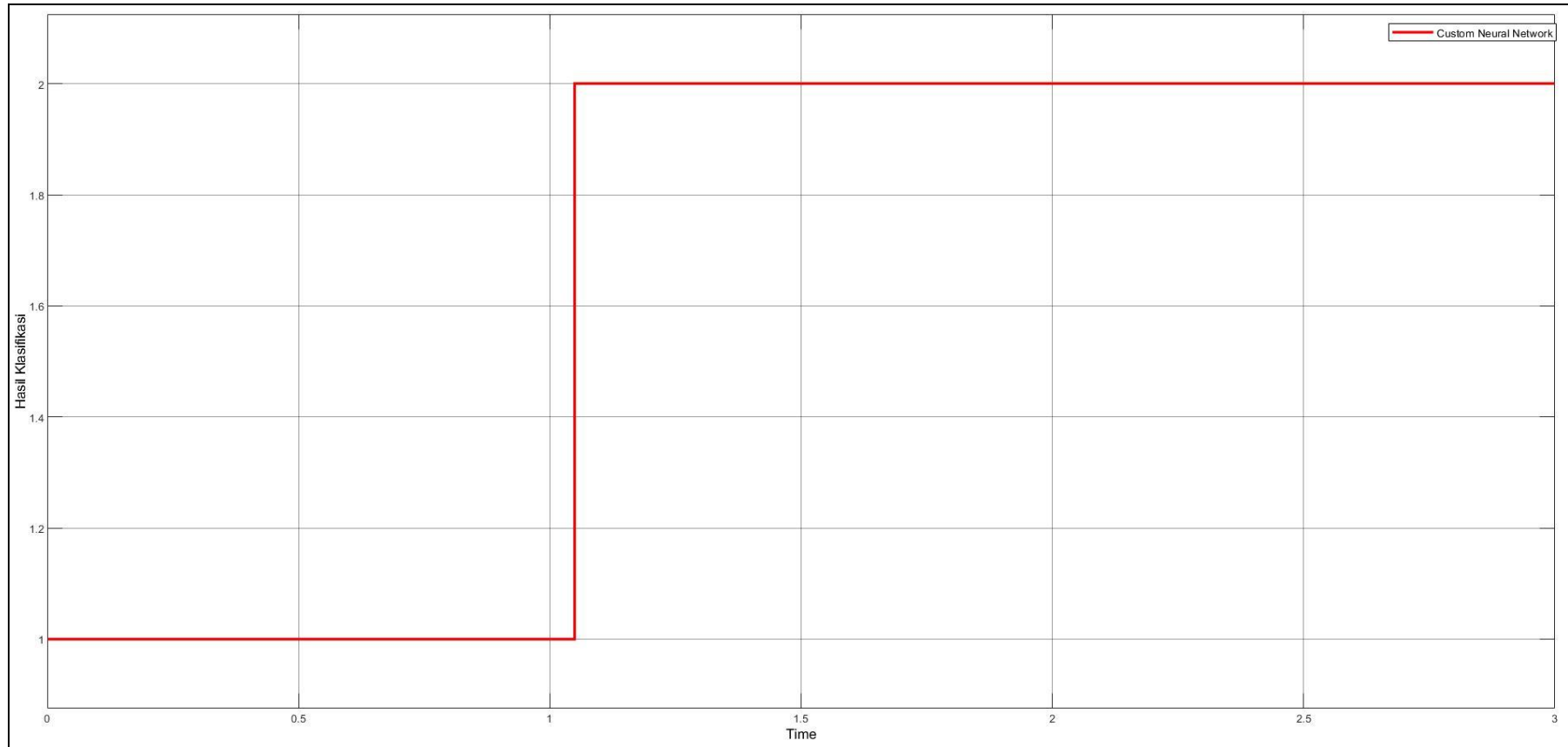
Berdasarkan (gambar 4.38) hasil output classifier menunjukkan perubahan nilai dari 1 menuju 6 pada detik 0.5. Dengan menunjukkan nilai 6 mengindikasikan terdapat perubahan nilai input frekuensi, tegangan dan arus dimana terjadi peristiwa motor starting. Dari sisi relay frekuensi, tegangan dan overcurrent terdapat 2 relay yang bekerja karena settingnya tersentuh. Relay overcurrent bekerja karena batas pick up dari lowset (code 51) terlewati.

Relay overcurrent akan bekerja pada detik 0.675. Sedangkan untuk relay tegangan dimana relay undervoltage akan bekerja karena pada saat terjadi proses motor start, tegangan sesaat pada periode start akan turun sehingga menyentuh batas setting dari relay undervoltage.

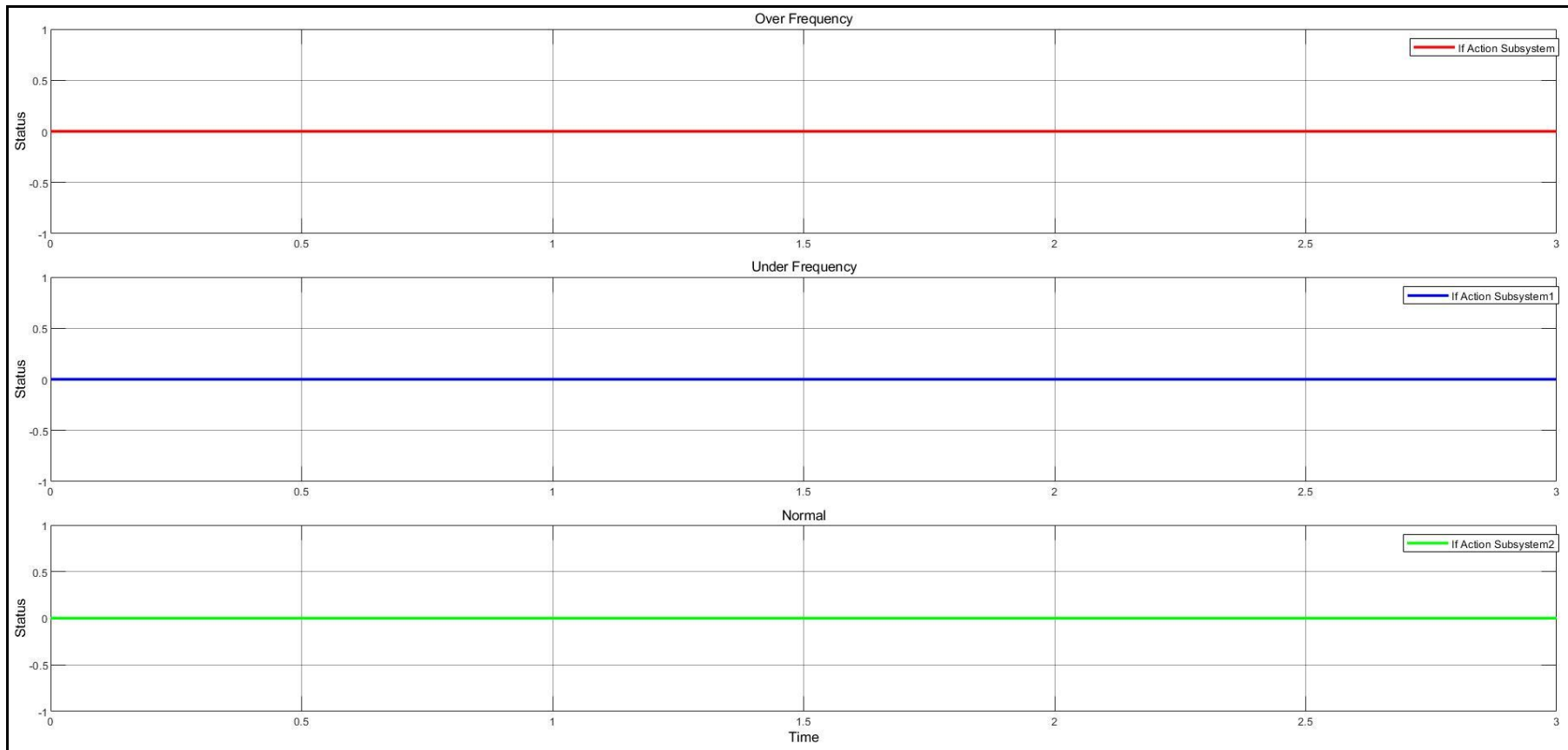
Jika dilihat pada gambar 4.42 dimana relay overcurrent akan bekerja terlebih dahulu dibandingkan relay undervoltage. Hal ini terjadi karena delay dari overcurrent lebih cepat dibandingkan dengan delay dari relay undervoltage. Berdasarkan hasil dari classifier dimana jika nilai output yang ditunjukkan lebih 5.5 maka output yang dihasilkan untuk menuju gerbang and adalah 0.

Dari segi relay dimana relay overcurrent akan bekerja sehingga output dari relay akan mengirimkan sinyal bernilai 1 pada gerbang and. Jika hasil dari classifier dan output dari relay dinotasikan dalam gerbang and maka hasilnya adalah 0 (gambar 4.43). Sehingga pada periode motor start meskipun relay mengirim perintah kepada breaker untuk membuka karena batas setting yang tersentuh dapat dibatalkan dengan adanya penambahan fitur classifier dan determinat pada multifunction relay tersebut.

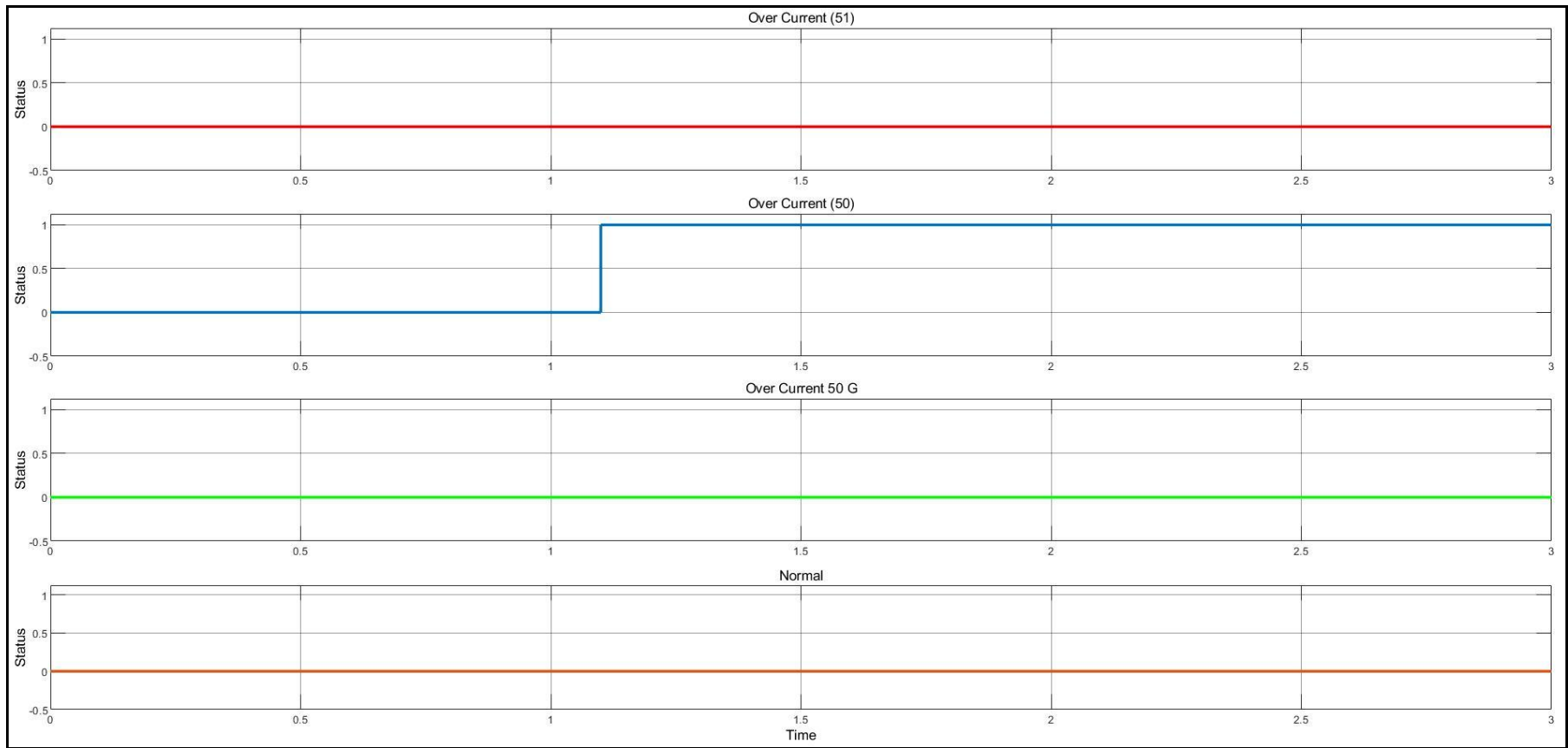
### 4.4.3 Pengujian Simulink Short Circuit 3 Fasa



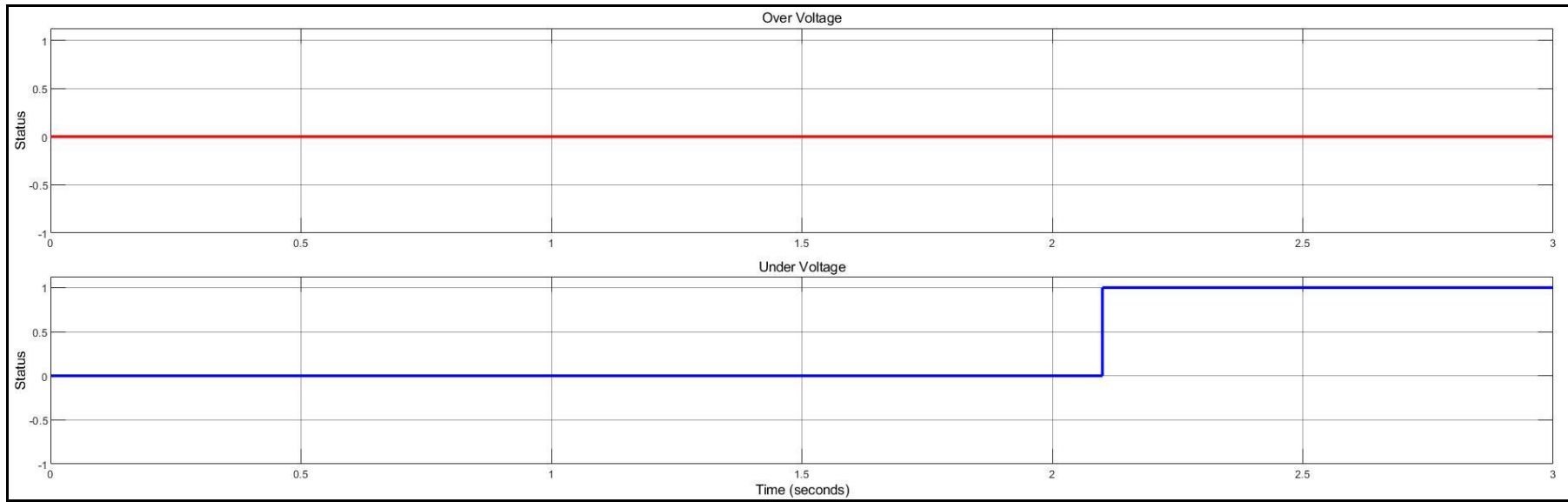
Gambar 4.44 Hasil Output Classifier SC 3 Fasa



Gambar 4.45 Hasil Output Relay Frekuensi SC 3 Fasa

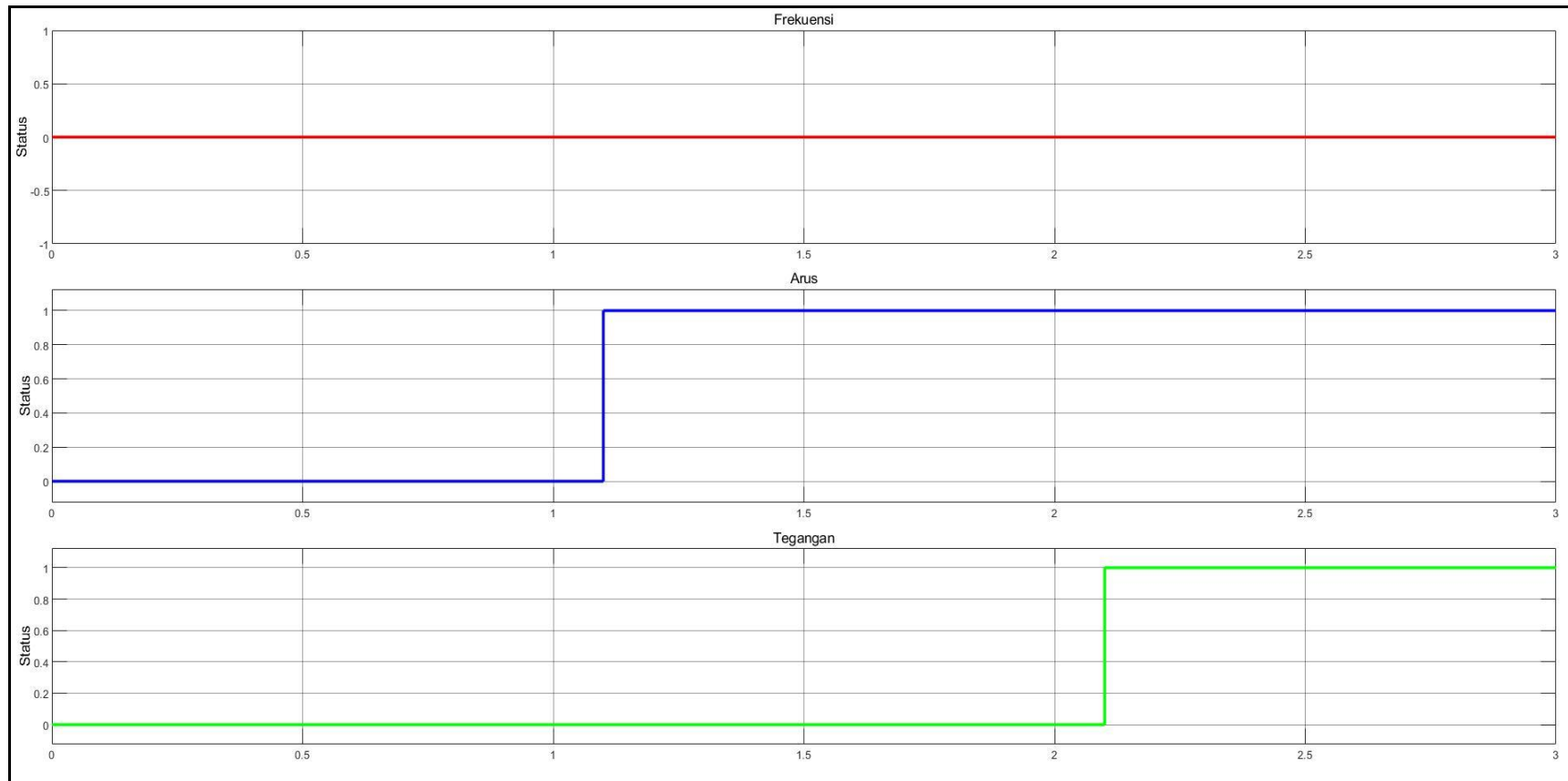


Gambar 4.46 Output Relay Over current SC 3 Fasa

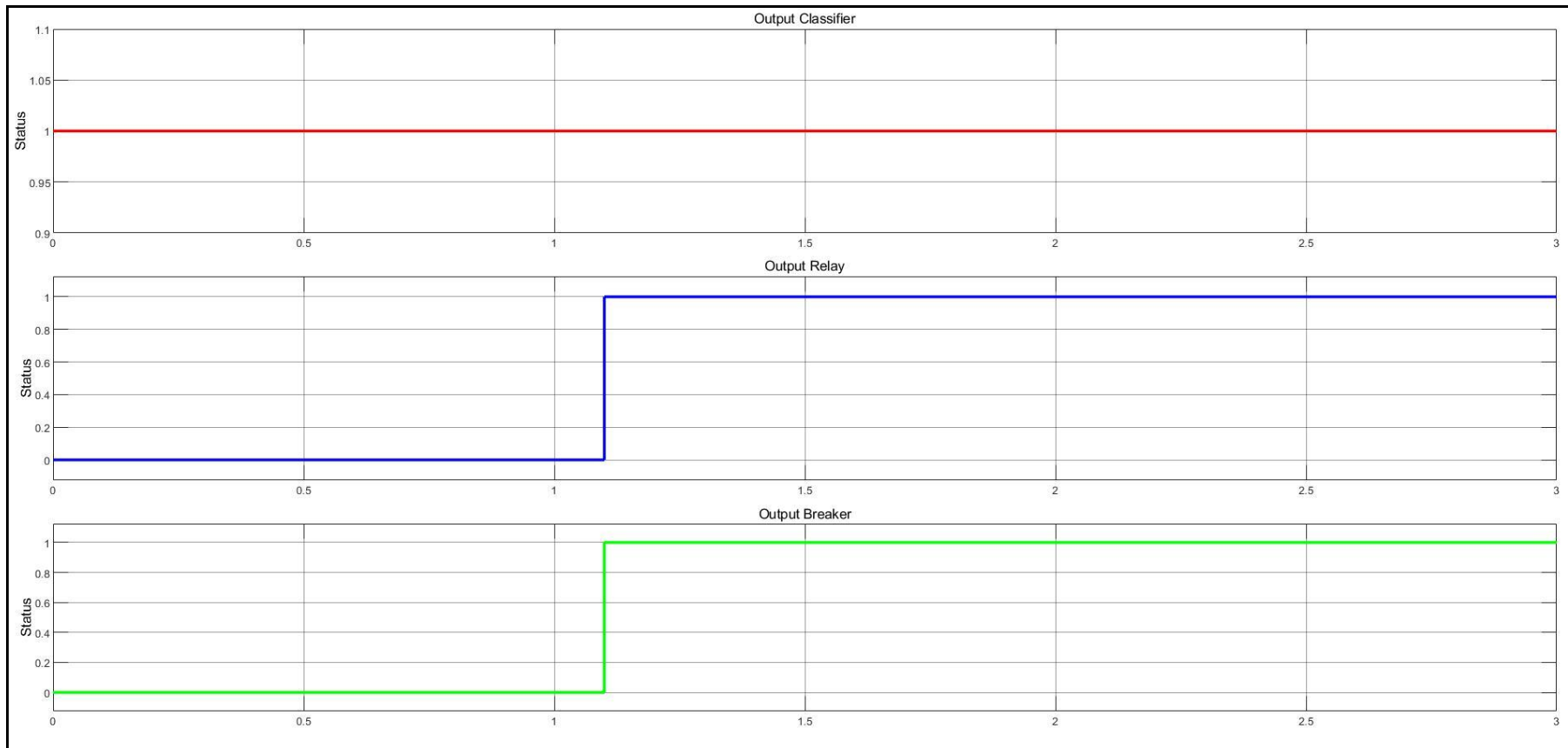


Gambar 4.47 Output Relay Tegangan SC 3 Fasa





Gambar 4.48 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 3 Fasa



Gambar 4.49 Output Breaker SC 3 Fasa

Analisa : jika terjadi gangguan short circuit 3 fasa maka relay yang bekerja adalah definite time 50. Hal itu sesuai dengan gambar yang ditunjukkan pada Simulink. Dengan kata lain pemodelan yang dibuat pada Simulink sudah tepat dan hasil classifier pun menunjukkan output 1 sehingga relay harus bekerja. Waktu yang dibutuhkan breaker pun 0.1 detik dan juga relay tegangan juga akan mengirim sinyal ke breaker apabila relay arus pada saat itu tidak bekerja. Output breaker memilih waktu yang cepat yaitu relay overcurrent yang memiliki delay 0.1 detik daripada tegangan yaitu 1 detik

#### 4.4.3 Metode Perbandingan

Beberapa penulis juga telah mengembangkan metode NN yang lebih expert salah satunya adalah metode CNN ( Convolutional Neural Network) [18]. Data yang digunakan dalam proses CNN berbasis LSTM akan diubah didalam bentuk gambar heatmap. Berikut hasil klasifikasi gangguan dengan menggunakan CNN dibandingkan dengan BPNN dengan menggunakan persamaan akurasi seperti pada persamaan (3.21)

Metode	Epoch	Akurasi
BPNN Time Series	1000	97.85%
CNN-LSTM	350	79%

Tabel 4.6 Hasil Perbandingan klasifikasi dengan metode BPNN dan CNN

## **BAB V**

### **KESIMPULAN**

Pada penelitian yang telah dilakukan, diperoleh suatu model Backpropagation neural network (BPNN) yang digunakan untuk prediksi kelas klasifikasi gangguan dengan variabel input yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 macam yaitu Frekuensi, Tegangan tiap Fasa dan Arus tiap Fasa. Pemodelan input dengan berbasis time series untuk menunjukkan kondisi pada saat pre dan saat on fault. Dengan berbagai macam percobaan dari mengganti jumlah neuron dan jumlah epoch didapatkan hasil NN dengan jumlah hidden layer 6 serta neuron berjumlah 55-55-55-60-60-1 mendapatkan performa yang terbaik dengan MSE Training  $9.99 \cdot 10^{-7}$  dan MSE Pada testing 0.000544. akurasi yang didapatkan pun sebesar 97.85 %

Pemodelan yang dibuat di dalam Simulink dengan berbasis neural network mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan kelas gangguan atau bukan. Terbukti pada saat terjadi peristiwa MS saat relay inverse bekerja karena tersentuh setnya dan setelah itu melalui proses klasifikasi gangguan dengan metode neural network output breaker akan dibuat tidak bekerja karena classifier class yang telah dibuat. Hal itu terjadi karena seharusnya motor starting hanya periodic untuk starting arusnya, ketika kecepatan motor sudah mencapai nominal maka arus akan turun dan kembali menuju nominalnya. Sehingga harusnya relay tidaklah bekerja.

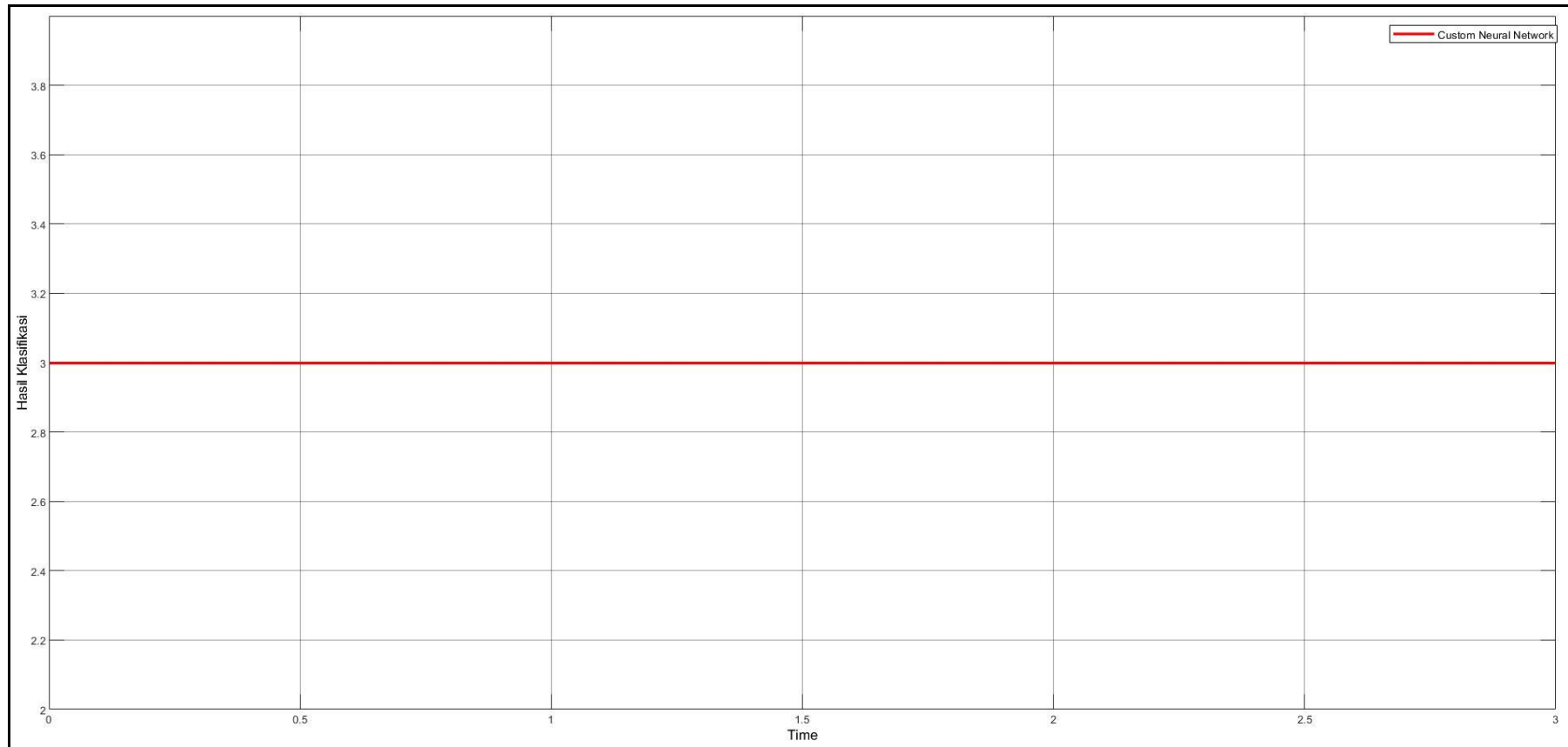
## DAFTAR PUSTAKA

- [1]. North American Electric Reliability Corporation NERC, “State of Reliability 2018,” no. June, 2018.
- [2] F. E. Prahesti, M. Pujiantara, and A. Mustofa, “Studi Koordinasi Proteksi Pada PT. Petro Oxo Nusantara Gresik Dengan Mempertimbangkan Arc Flash,” vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [3] T. Muhammad, K. Isfan, D. A. Asfani, and M. Pujiantara, “Studi Koordinasi Proteksi pada PT . Petrokimia Gresik Akibat Penambahan Beban Pabrik dan Generator 1x26 . 8 MW,” 2018.
- [4] S. M. Shahrtash and A. Jamehbozorg, “A Decision Tree Based Method for Fault Classification in Transmission Lines,” pp. 1–5, 2008.
- [5] X. Shi, H. U. I. Yang, Z. Xu, X. Zhang, and M. R. Farahani, “An Independent Component Analysis Classification for Complex Power Quality Disturbances With Sparse Auto Encoder Features,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 20961–20966, 2019.
- [6] O. K. Tonguz, B. Y. Zhang, and M. D. Ilic, “Mitigating Blackouts via Smart Relays : A Machine Learning Approach,” vol. 99, no. 1, 2011.
- [7] T. S. Abdelgayed, S. Member, W. G. Morsi, and S. Member, “Fault Detection and Classification based on Co-Training of Semi-Supervised Machine Learning,” vol. 0046, no. c, 2017.
- [8] A. Rahmati, S. Member, R. Adhami, and S. Member, “A Fault Detection and Classification Technique Based on Sequential Components,” vol. 50, no. 6, pp. 4202–4209, 2014.
- [9] M. Jamil, S. K. Sharma, and R. Singh, “Fault detection and classification in electrical power transmission system using artificial neural network,” *Springerplus*, 2015.
- [10] T. Dalstein and B. Kulicke, “Neural network approach to fault classification for high speed protective relaying,” vol. 10, no. 2, pp. 1002–1011, 1995.
- [11] T. Dalstein, T. Friedrich, B. Kulicke, D. Sobajic, and P. Alto, “I neural network based fault area estimation for high speed protective relaying \*,”

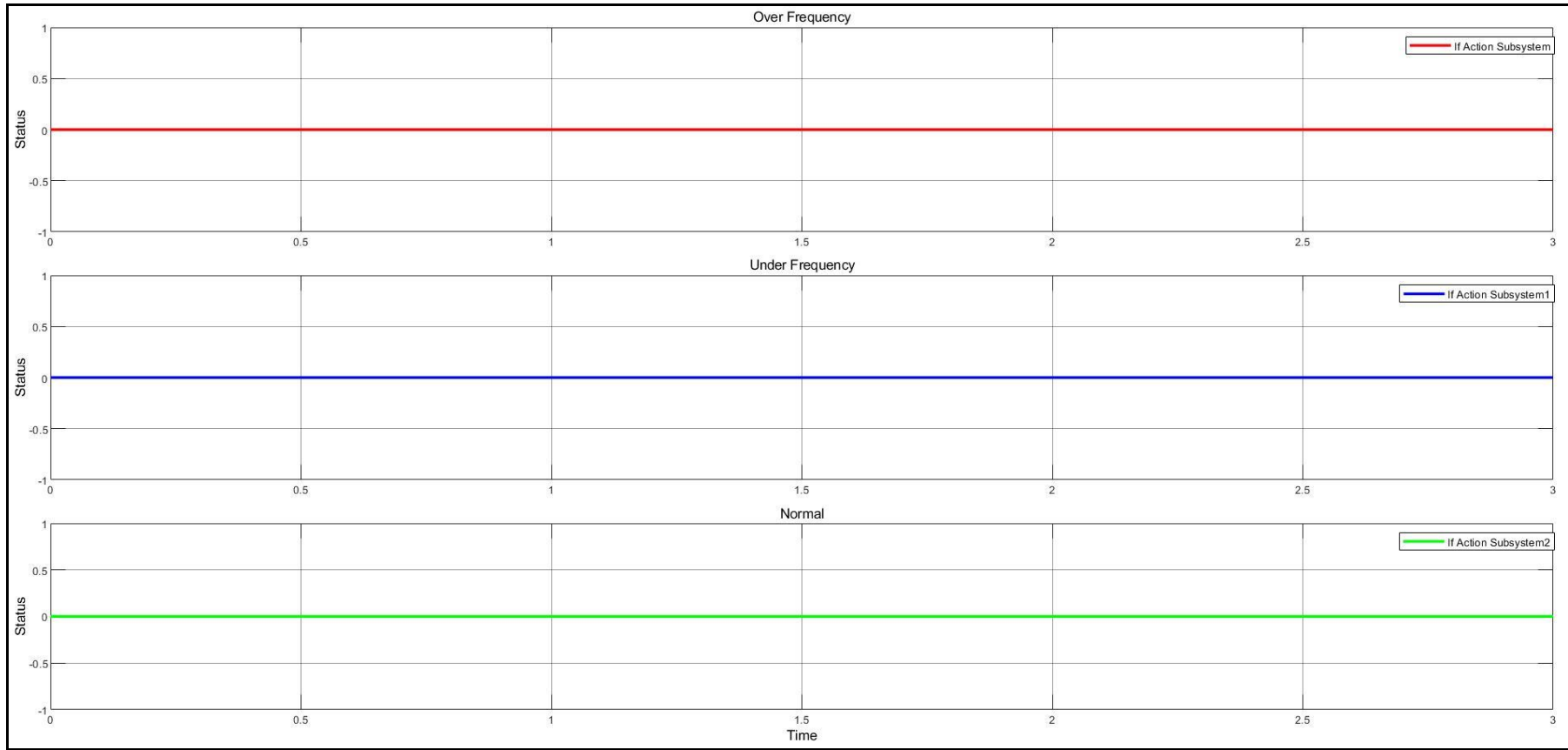
- vol. 11, no. 2, pp. 140–147, 1996.
- [12] M. Negnevitsky and V. Pavlovsky, “Neural Networks Approach to Online Identification of Multiple Failures of Protection Systems,” vol. 20, no. 2, pp. 588–594, 2005.
- [13] T. Patcharoen and A. Ngaopitakkul, “Transient inrush current detection and classification in 230 kV shunt capacitor bank switching under various transient-mitigation methods based on discrete wavelet transform,” pp. 1–8, 2018.
- [14] J. Faiz, S. Member, S. Lotfi-fard, S. Member, and S. H. Shahri, “Prony-Based Optimal Bayes Fault Classification of Overcurrent Protection,” vol. 22, no. 3, pp. 1326–1334, 2007.
- [15] J. C. Das, *Power System Analysis*. .
- [16] M. E. El-Hawary, *Electrical Power Systems Design and Analysis*. .
- [17] I. Bulletin, “Protective Relays User ’ s Manual.”
- [18] Mauridhi H. Purnomo, , Vincentius R. Mahindara, Rahmat F. Wijanarko, Agustinus B. Gumelar “The Role of Deep Learning in Computation for Power System Operations.”

## LAMPIRAN

- SC 2 Fasa

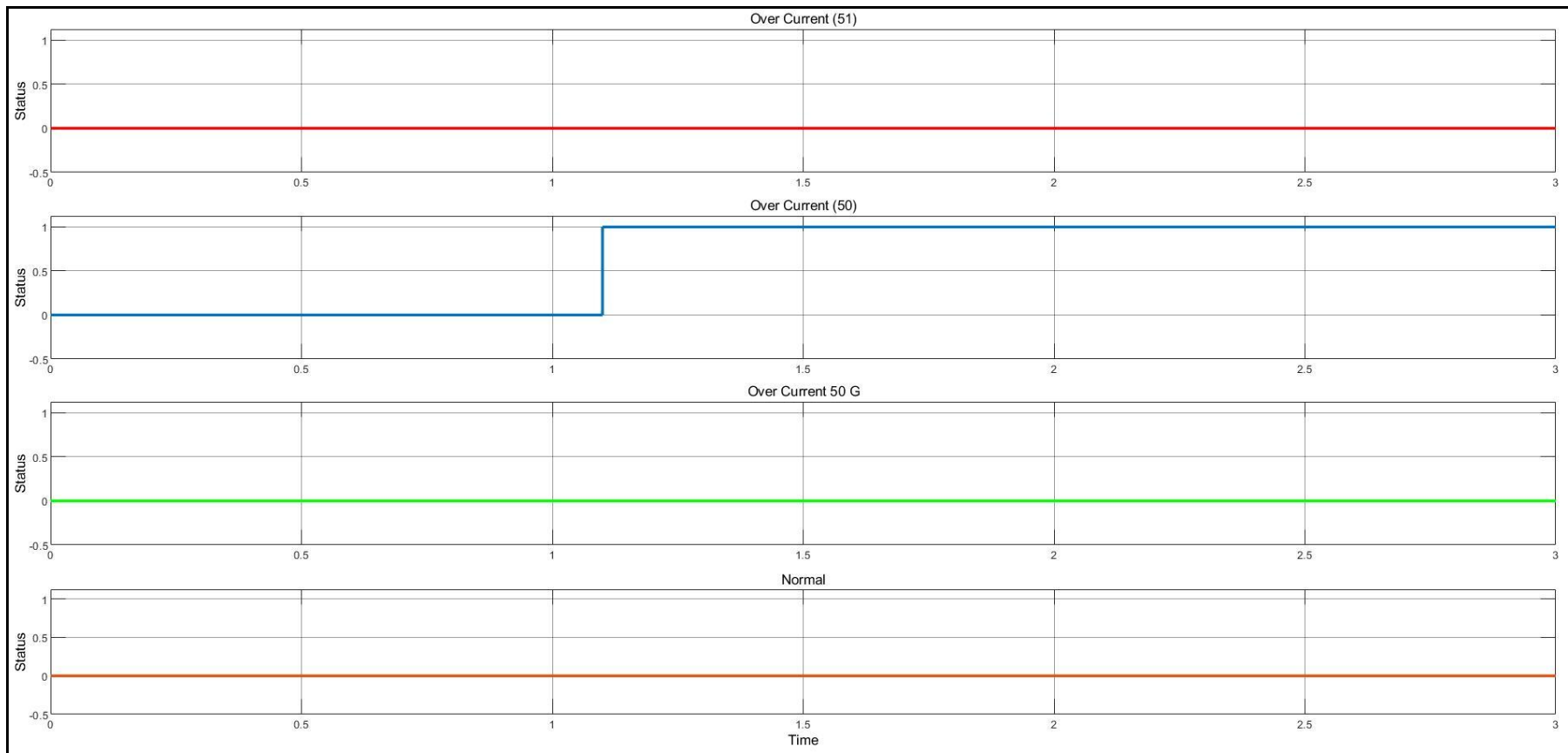


Gambar 4.50. Hasil Output Classifier SC 2 PH

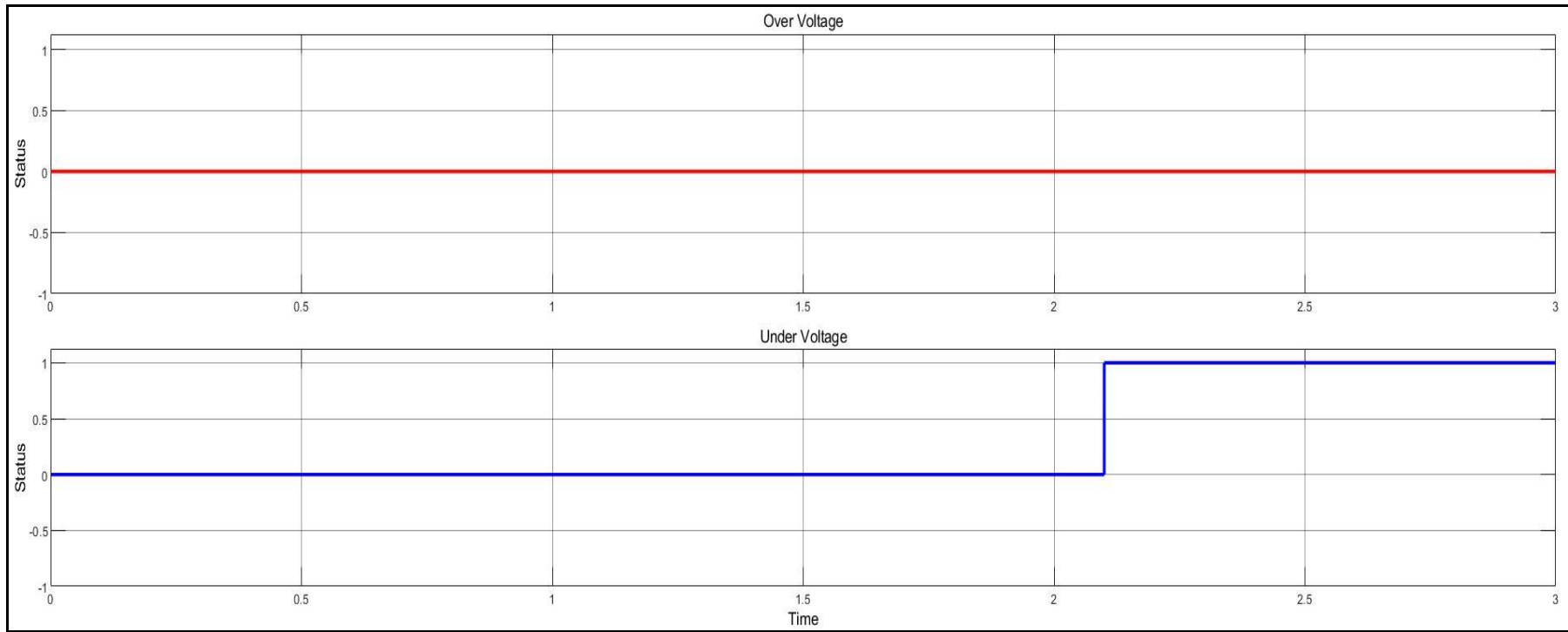


Gambar 4.51. Hasil Output Relay Frekuensi SC 2 PH

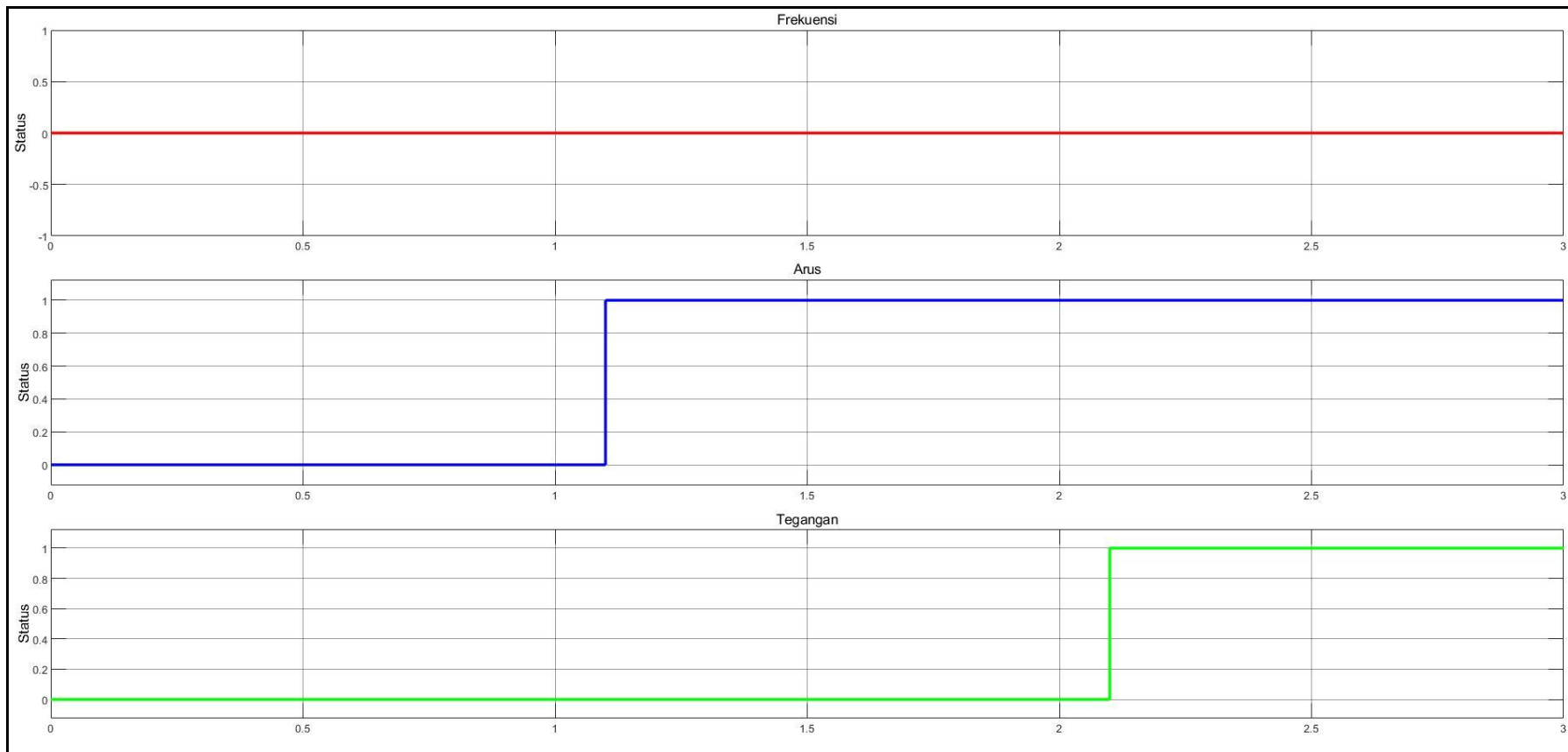




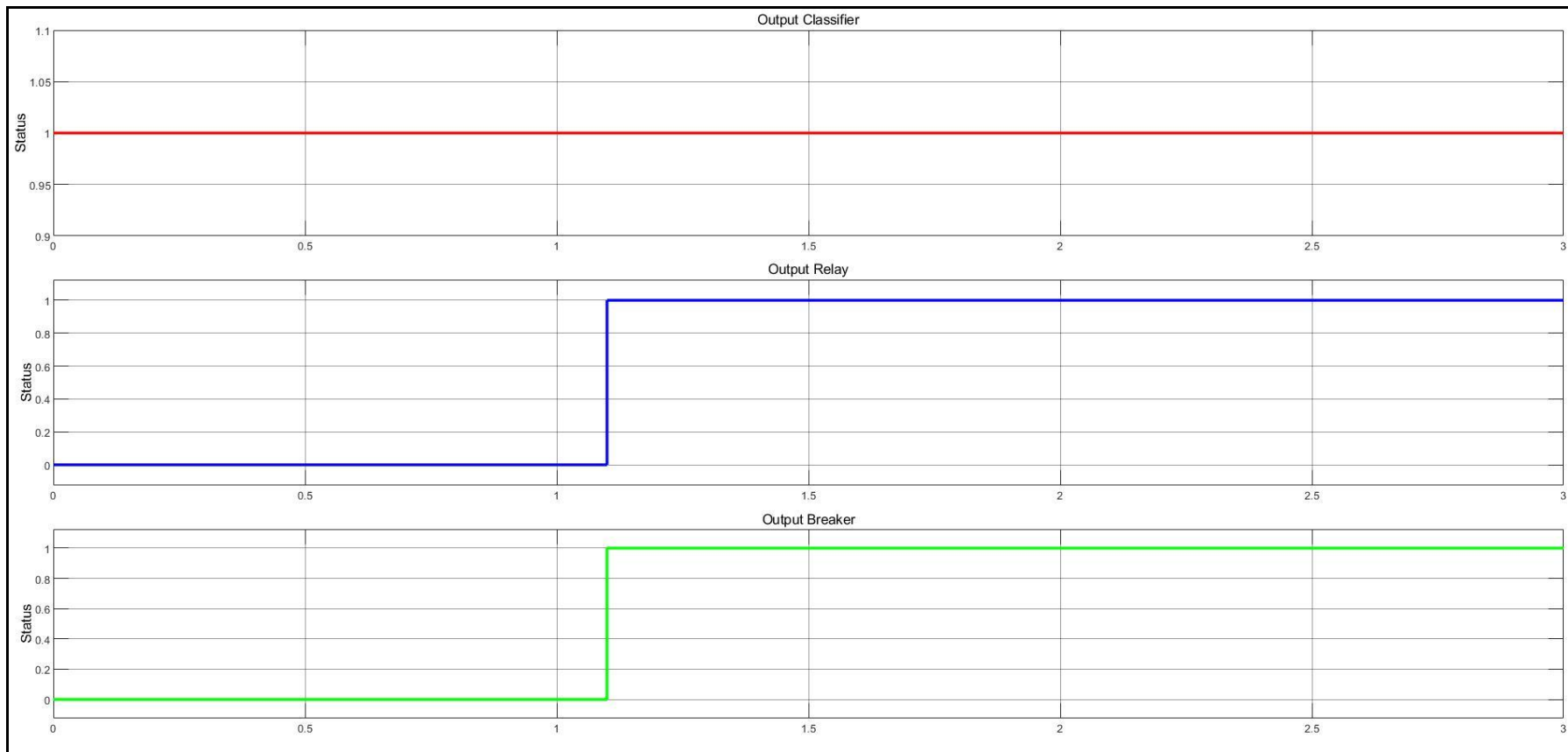
Gambar 4.52. Output Relay Over current SC 2 PH



Gambar 4.53 Output Relay Tegangan SC 2 PH

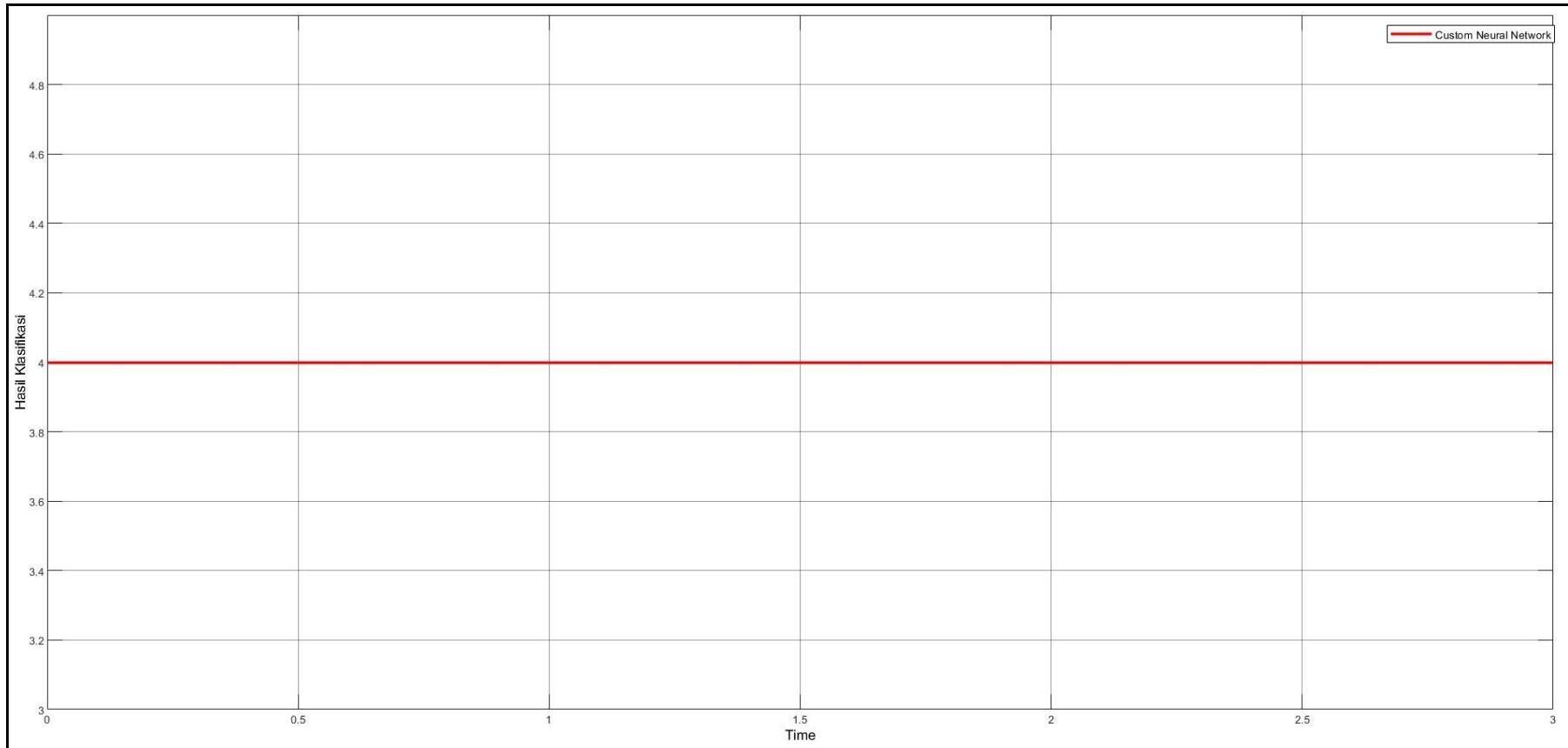


Gambar 4.54 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 2 PH

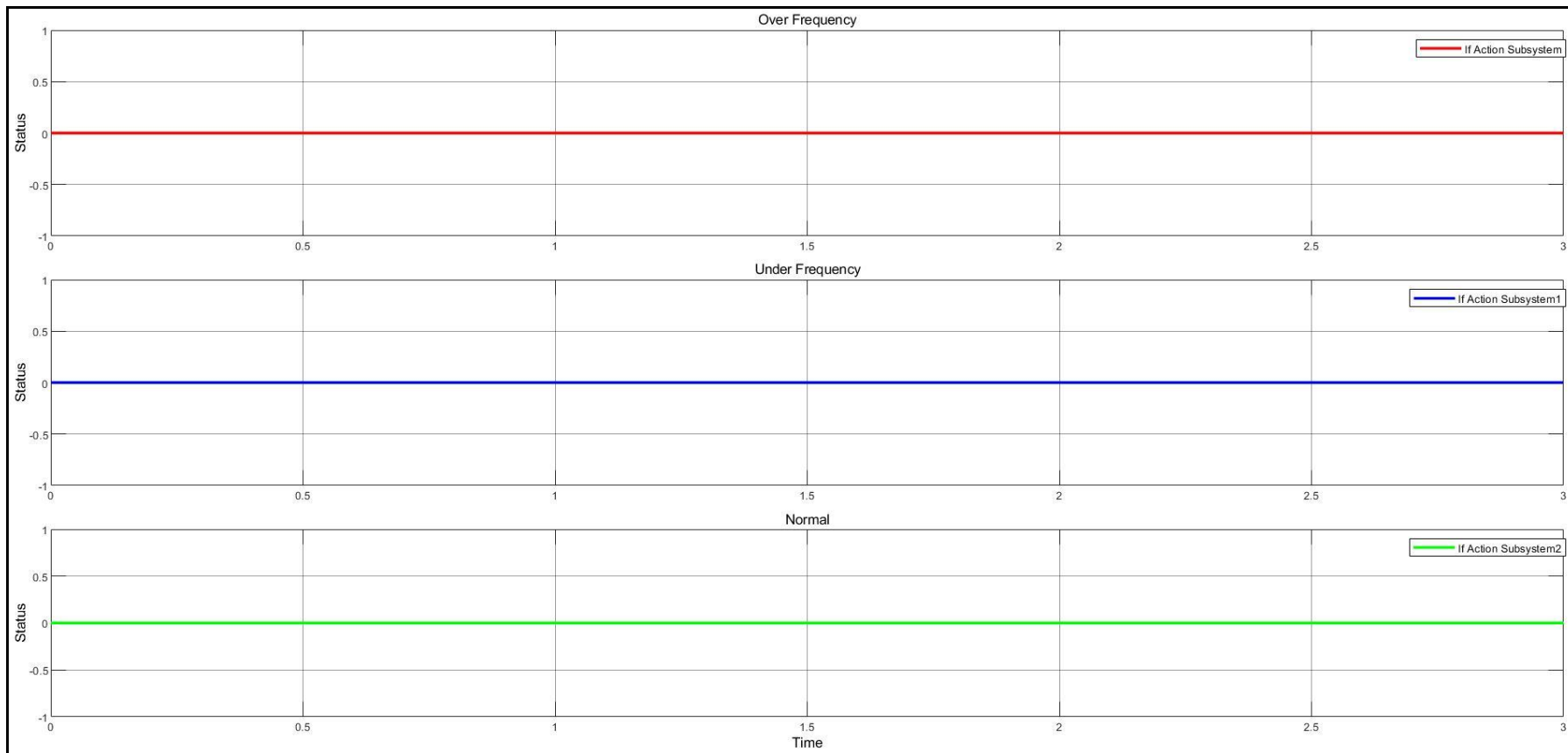


Gambar 4.55. Output Breaker SC 2 PH

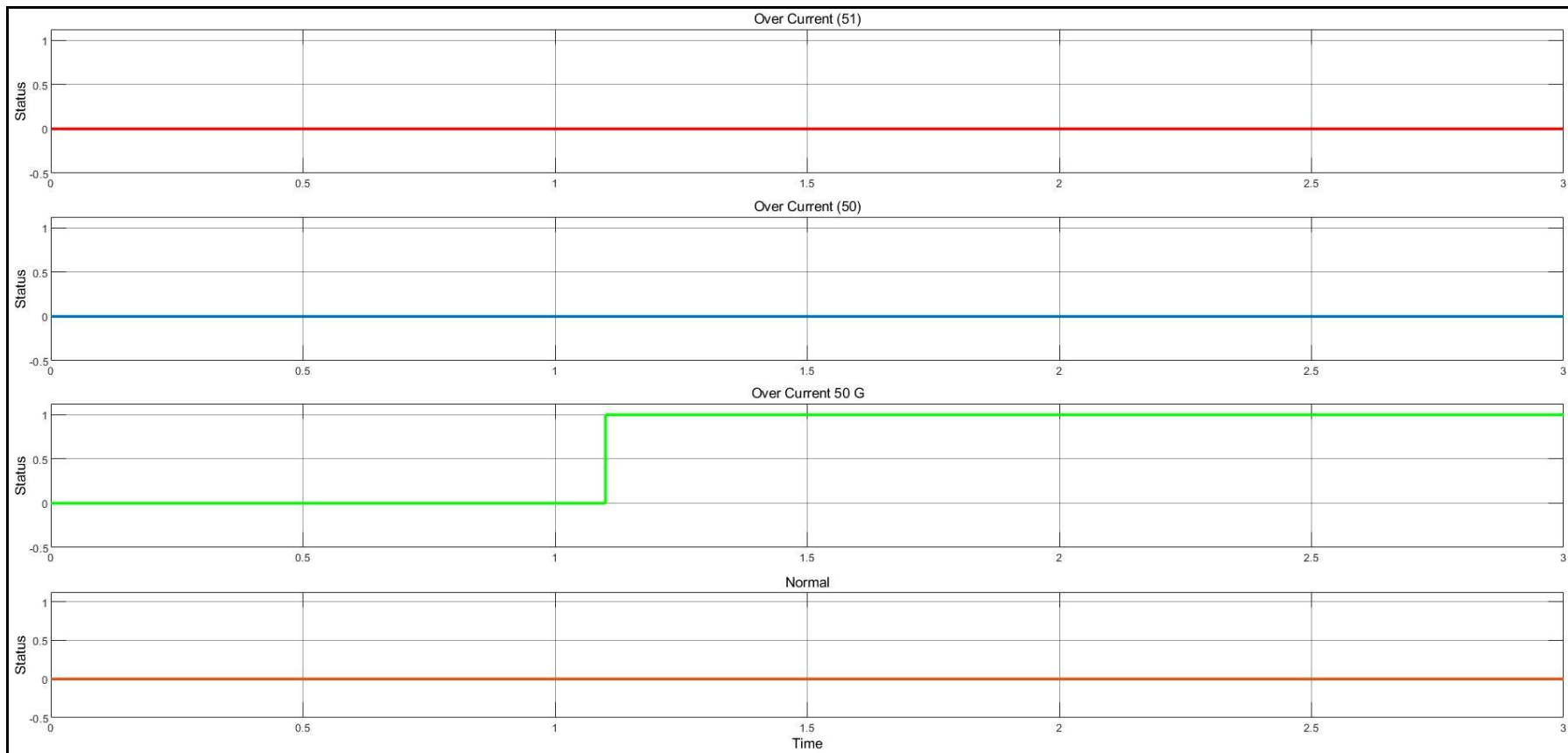
- SC 1 FASA



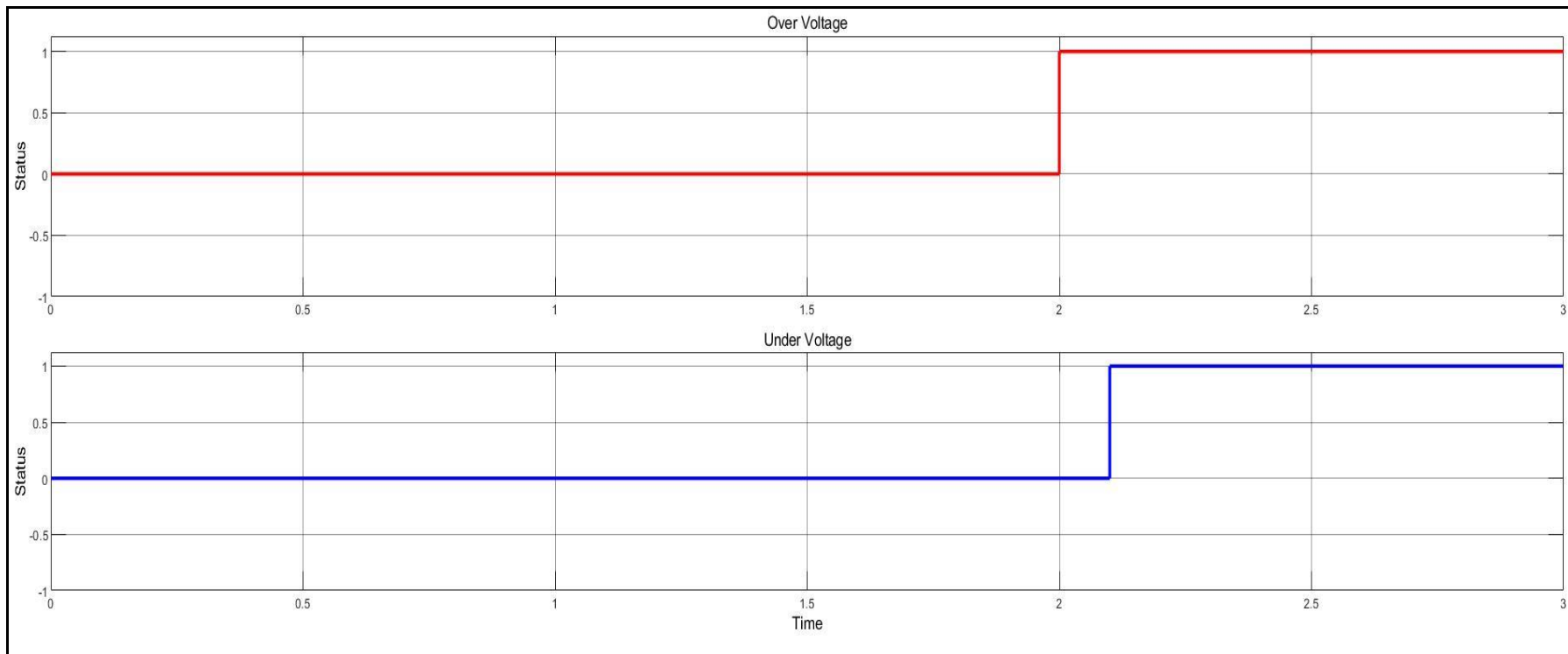
Gambar 4.56 Hasil Output Classifier SC 1 PH



Gambar 4.57 Hasil Output Relay Frekuensi SC 1 PH

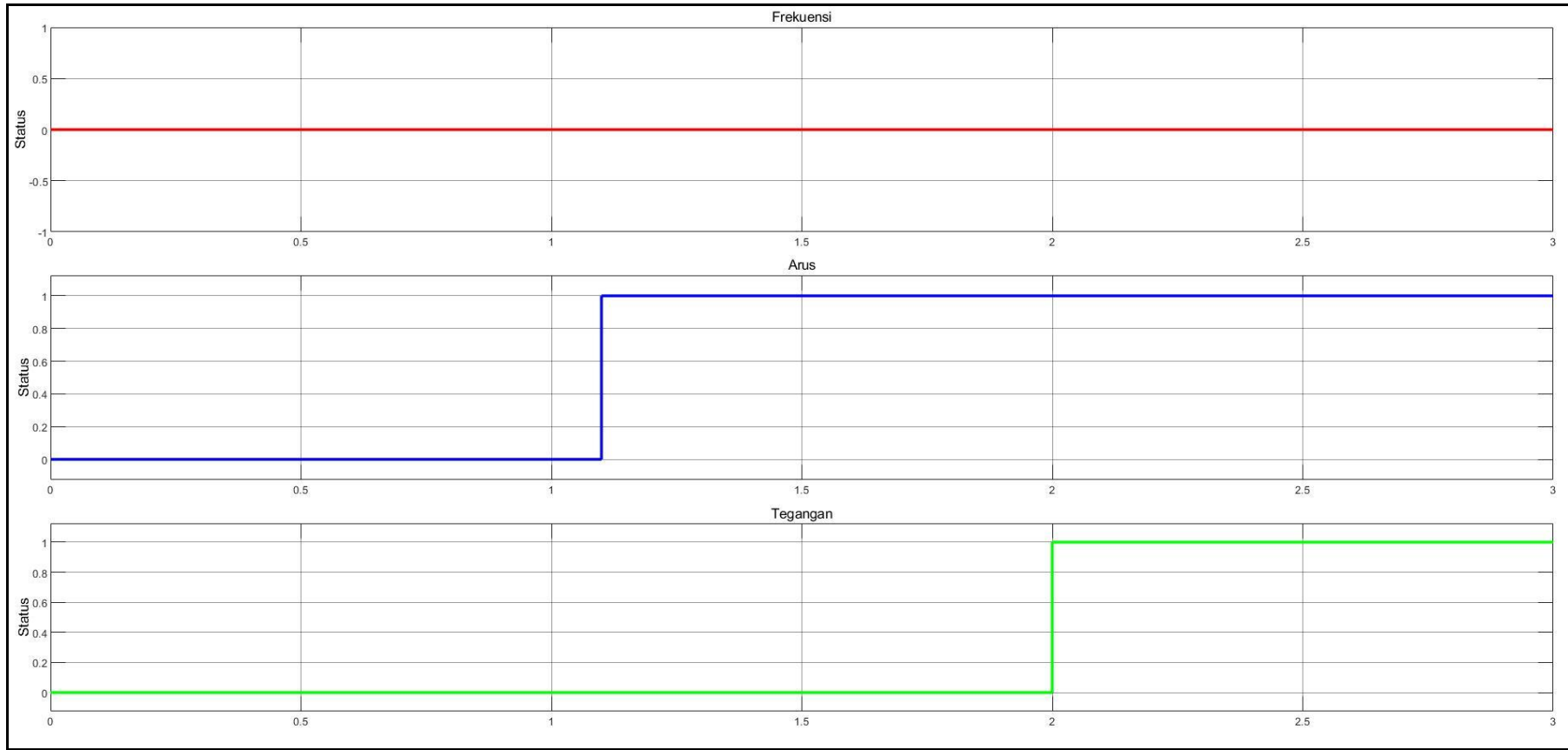


Gambar 4.58 Output Relay Over current SC 1 PH

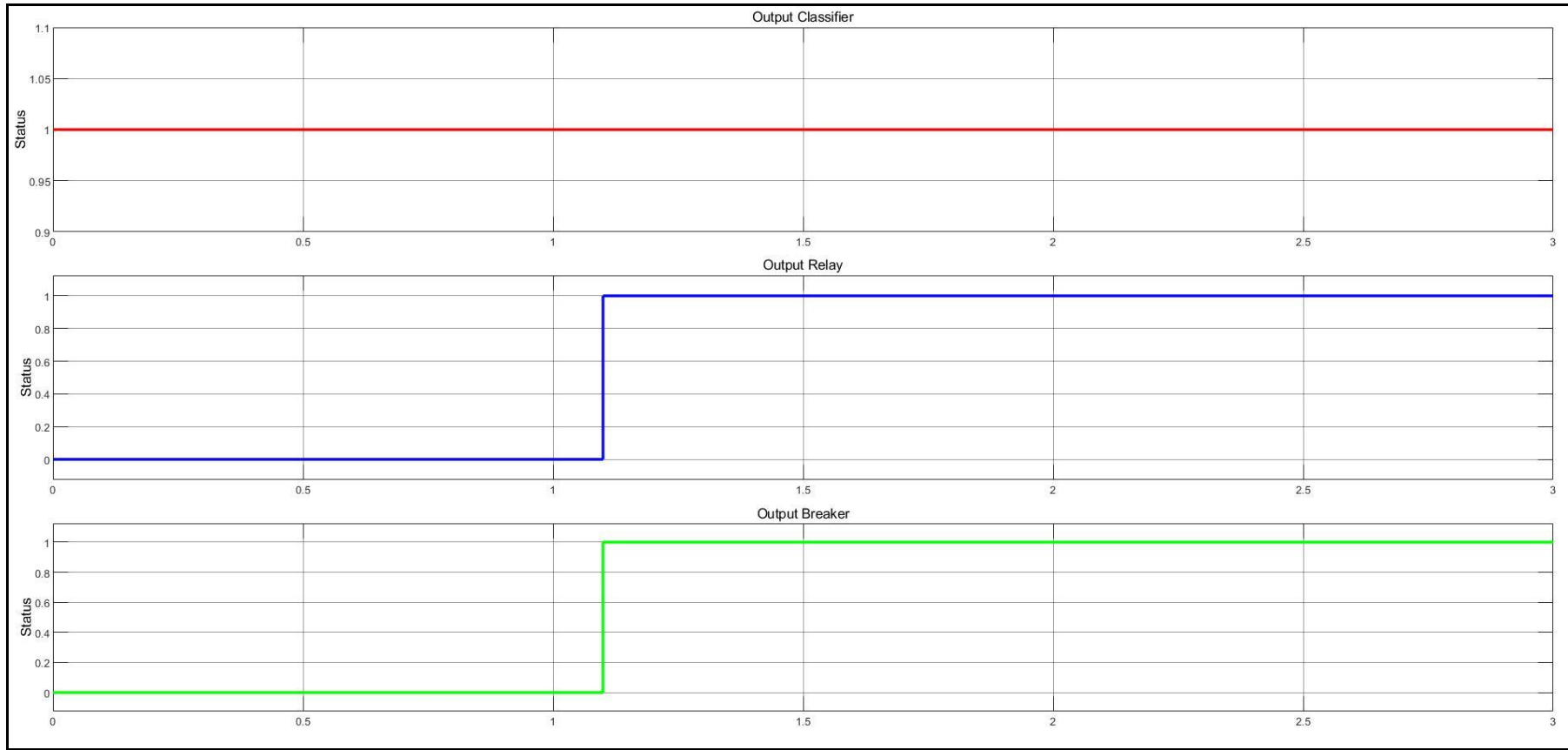


Gambar 4.59 Output Relay Tegangan SC 1 PH





Gambar 4.60 Output 3 Relay (Frekuensi, Tegangan dan Arus) SC 1 PH



Gambar 4.61 Output Breaker SC 1 PH