



TESIS - TE185401

***ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID
MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK***

MOH. FAJAR ADIATMOKO
07111550010003

DOSEN PEMBIMBING:
Prof. Dr. Ir. Adi Suprijanto, M.T.
Dr. Mat Syai'in, S.T., M.T., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM TENAGA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2019



TESIS - TE185401

***ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID
MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK***

MOH. FAJAR ADIATMOKO
07111550010003

DOSEN PEMBIMBING:
Prof. Dr. Ir. Adi Suprijanto, M.T.
Dr. Mat Syai'in, S.T., M.T., Ph.D.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TEKNIK SISTEM TENAGA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2019

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (MT)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

MOH. FAJAR ADIATMOKO

NRP: 07111550010003

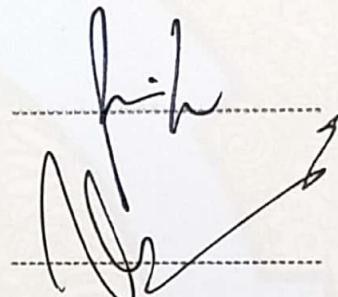
Tanggal Ujian: 03 Januari 2020

Periode Wisuda: Maret 2020

Disetujui oleh:

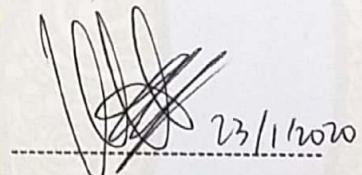
Pembimbing:

1. Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
NIP: 196404051990021001



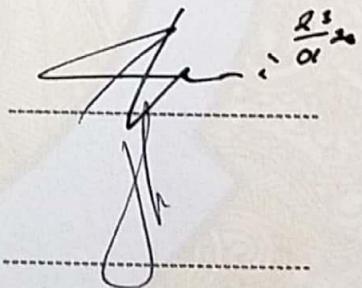
2. Dr. Mat Syai'in, S.T., M.T., Ph.D.
NIP: 197711142008121002

Pengaji:



23/1/2020

1. Vita Lystianingrum Budiharto Putri, ST., M.Sc., Ph.D.
NIP: 198208292006042001



23/1/2020

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

3. Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT.
NIP: 197411292000121001



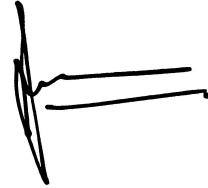
Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK”** 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, 26 Desember 2019



Moh. Fajar Adiatmoko

NRP. 07111550010003

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

***ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID
MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK***

Mahasiswa Nama : Moh. Fajar Adiatmoko
NRP : 07111550010003
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
 2. Dr. Mat Syaiin, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRAK

Sistem pencatatan tagihan listrik saat ini hanya mengetahui total biaya akhir dan bentuk dari total tagihan listrik juga belum dijelaskan secara rinci berapa biaya pemakaian tiap peralatan listrik. Penelitian ini merupakan pengembangan dari *smart meter* untuk mencatat tagihan listrik secara efisien dan mengetahui beban biaya dari tiap peralatan listrik yang digunakan sehingga konsumen dapat mengetahui peralatan apa yang menyebabkan pemborosan penggunaan listrik secara online dengan menggunakan android.

Pada penelitian ini digunakan metoda *artificial neural network* untuk mengidentifikasi peralatan-peralatan elektronik yang digunakan oleh konsumen dan *time series modify* sebagai metoda pengambilan data secara ringkas tanpa melakukan kombinasi dari sejumlah peralatan. Dengan metoda ini diharapkan dapat memperoleh hasil yang lebih akurat dengan waktu yang lebih cepat pula.

Kata kunci : *smart meter, artificial neural network, time series modify, android*

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

ONLINE SMART METER BASED ON ANDROID USING TIME SERIES MODIFY AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

By : Moh. Fajar Adiatmoko
Student Identity Number : 07111550010003
Supervisors :
1. Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
2. Dr. Mat Syaiin, S.T., M.T., Ph.D.

ABSTRACT

The current electricity bill recording system only records the total final cost and the format of the total electricity bill is also not explained in detail how much it costs to use each electrical equipment. This research is a development of smart meters to efficiently record electricity bills and find out the cost of each electrical equipment used so that consumers can find out what equipment is causing waste of electricity online using Android.

In this research, an artificial neural network method is used to find electronic equipment used by consumers and time-series change as a method of collecting data in a concise way without making a combination of a number of devices. It is expected to get more accurate results with a faster time using this method.

Keywords: smart meter, artificial neural network, time series modify, android

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur dan terimakasih penulis ucapkan atas kehadiran ALLAH SWT yang telah banyak memberikan nikmat sehat dan nikmat ilmu sehingga penulis mampu menyelesaikan penelitian ini, yang berjudul : “**ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**”.

Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca. Terimakasih kepada pihak yang membantu menyelesaikan penelitian ini, yaitu:

1. Kedua Orang tua, yang telah banyak memberikan perhatian serta dukungan baik dalam doa, semangatnya, dan dana.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T., dan Dr. Mat Syai'in, S.T., M.T., Ph.D. selaku dosen pembimbing yang telah memberi banyak ilmu dan bimbingan.
3. Teman-teman yang membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

Apabila ada kekurangan dalam penulisan ini, saran serta kritik penulis harapkan. Terimakasih.

Surabaya, 26 Desember 2019

Penulis

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACTix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	1
1.3 Tujuan	2
1.4 Batasan Masalah	2
1.5 Kontribusi	2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	3
2.1 Dasar Teori	4
2.2.1 <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	4
2.2.2 <i>Time Series Modify</i>	5
2.2.3 Sensor Arus ACS712-5A.....	5
2.2.4 <i>Firebase Realtime Database</i>	6
2.2.5 Android.....	6
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	9
3.1 <i>Smart Meter</i> Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal Steady State Menggunakan Metode <i>Neural Network (NN)</i>	10
3.1.1 Pengondisian sinyal Menggunakan Konverter Analog ke Digital	10
3.1.2 Mengidentifikasi Nilai Transien dan Kondisi <i>Steady State</i> dari Peralatan Listrik.....	11
3.1.3 Proses <i>Training</i> menggunakan Metode <i>Neural Network (NN)</i>	12
3.1.4 Simulasi Menggunakan Matlab	16

3.2	<i>Smart Meter Menggunakan Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi Secara Online</i>	21
3.2.1	<i>Desain Hardware Dan Data Sampling.....</i>	22
3.2.2	<i>Proses Merubah Sinyal Arus RMS menjadi data Y-1 Regresi</i>	24
3.2.3	<i>Menentukan Klasifikasi Data Input dan Output</i>	33
3.2.4	<i>Pengambilan Data Training</i>	33
3.2.5	<i>Training.....</i>	35
3.3	<i>Penggunaan Smart Plug berdasarkan Konsumen Elektronik untuk Mendukung Low Power Smart Home</i>	37
3.3.1	<i>Perangkat Keras pada Smart Plug.....</i>	37
3.4	<i>Hybrid Smart Meter dan Smart Plug Menggunakan Metode Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi secara Online Menggunakan Android.</i>	38
3.4.1	<i>Identifikasi Peralatan Listrik yang Mempunyai Karakteristik Sinyal yang Mirip.....</i>	38
3.4.2	<i>Training Menggunakan Neural Network</i>	39
3.5	<i>Integrasi Monitoring Smart Meter berbasis IoT System</i>	41
3.5.1	<i>Data yang diterima oleh NodeMCU ESP8266 dikirimkan ke Firebase</i>	42
BAB 4 HASIL DAN PENGUJIAN	45	
4.1	<i>Hasil dan Pengujian Data Smart Meter Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal Steady State Menggunakan Metode Neural Network</i>	45
4.2	<i>Hasil dan Pengujian Data Smart Meter Menggunakan Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi Secara Online.....</i>	53
4.3	<i>Hasil dan Pengujian Data Penggunaan Smart Plug berdasarkan Konsumen Electronik untuk Mendukung Low Power Smart Home</i>	59
4.4	<i>Hasil dan Pengujian Data Hybrid Smart Meter and Smart Plug menggunakan metode Time Series Modify dan Neural Network untuk monitoring energi secara Online menggunakan Android</i>	60
4.5	<i>Hasil dan Pengujian Data Integrasi Monitoring Smart Meter Berbasis IoT System</i>	66
4.5.1	<i>Monitoring satu peralatan listrik.....</i>	66
4.5.2	<i>Monitoring beberapa peralatan listrik</i>	67

4.5.3 Monitoring peralatan listrik keadaan OFF.....	68
BAB 5 PENUTUP.....	69
5.1 Kesimpulan.....	69
5.2 Saran	69
DAFTAR PUSTAKA.....	71
LAMPIRAN	73

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Fishbone Penelitian <i>Online Smart Meter</i>	9
Gambar 3.2 Desain Sistem <i>Smart-Meter</i>	11
Gambar 3.3 Desain komponen <i>Smart meter</i>	12
Gambar 3.4 Sinyal sementara dari masing-masing peralatan listrik dalam kondisi aktif	12
Gambar 3.5 (3.5a) Grafik data sinyal transient dan (3.5b)Grafik data sinyal steady state ketika satu peralatan listrik menyala (<i>blender</i> dan setrika)	14
Gambar 3.6 (3.6a) Grafik data sinyal transien dan (3.6b) Grafik data sinyal <i>steady state</i> ketika 2 peralatan listrik menyala (<i>blender</i> dengan setrika dan <i>hairdryer</i>).....	14
Gambar 3.7 (3.7a) Grafik data sinyal transien dan (3.7b) Grafik data sinyal <i>steady state</i> ketika 3 peralatan listrik menyala (setrika, <i>blender</i> , kompor listrik dan setrika, <i>hairdryer</i> , <i>blender</i>)	15
Gambar 3.8 (3.8a)Grafik data sinyal transien dan (3.8b) Grafik data sinyal <i>steady state</i> ketika 4 peralatan listrik menyala (<i>hairdryer</i> , <i>blender</i> , <i>magicom</i> , setrika dan kompor listrik, <i>blender</i> , <i>magicom</i> , setrika)	15
Gambar 3.9 Grafik data sinyal transien dan <i>steady state</i> ketika semua peralatan listrik menyala (kompor listrik, <i>hairdryer</i> , <i>magicom</i> , setrika dan <i>blender</i>)	15
Gambar 3.10 Stuktur NN yang ditentukan oleh CBP	16
Gambar 3.11 Diagram alir <i>Smart meter</i> menggunakan NN (<i>Neural Network</i>) dan <i>Time Series Modify</i>	22
Gambar 3.12 Desain <i>hardware Smart meter</i>	23
Gambar 3.13 Grafik penerapan dari sinyal arus rms menjadi sinyal arus y-1	25
Gambar 3.14 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (<i>hairdryer</i>).....	25
Gambar 3.15 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (<i>hairdryer</i>)	26
Gambar 3.16 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (<i>hairdryer</i>)	26

Gambar 3.17 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Kompor Listrik).....	27
Gambar 3.18 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Kompor Listrik).....	27
Gambar 3.19 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Kompor Listrik).....	27
Gambar 3.20 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Blender)	28
Gambar 3.21 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Blender)	28
Gambar 3.22 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Blender)	29
Gambar 3.23 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Magicom).....	29
Gambar 3.24 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Magicom)....	30
Gambar 3.25 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Magicom).....	30
Gambar 3.26 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Setrika).....	31
Gambar 3.27 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Setrika).....	31
Gambar 3.28 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Setrika).....	32
Gambar 3.29 (3.29a) Karakteristik sinyal rms dan (3.29b) karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik secara parallel (Setrika – Magicom – Blender - Hairdryer).....	32
Gambar 3.30 (3.30a) Karakteristik sinyal rms dan (3.30b) karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik secara parallel (Blender – Hairdryer – Magicom - Setrika)	33
Gambar 3.31 Perbandingan (3.31a) sinyal asli dan (3.31b) sinyal y-1 regresi pada salah satu peralatan listrik (blender).....	34
Gambar 3.32 (3.32a) Sinyal asli dari kombinasi 5 alat saat menyala dan (3.32b) sinyal asli dari kombinasi 5 alat saat menyala dengan urutan berbeda	34
Gambar 3.33 (3.33a) Sinyal y-1 regresi dari kombinasi 5 alat saat menyala (3.33b) sinyal y-1 regresi dari kombinasi 5 alat saat menyala dengan urutan berbeda	35
Gambar 3.34 Perbandingan Sinyal (3.34a) Hairdryer dan (3.34b) Kompor Listrik	38

Gambar 3.35 Perbandingan sinyal y-1 dari (3.35a) hairdryer dan (3.35b) kompor listrik.....	39
Gambar 3.36 Perbandingan plotting Sinyal dari (3.36a) Hairdryer dan (3.36b) Kompor Listrik	39
Gambar 3.37 Pemasangan Library NodeMCU.....	42
Gambar 3.38 Library Firebase dan NodeMCU.....	42
Gambar 3.39 Koneksi pada SSID dan <i>password</i> WiFi	43
Gambar 3.40 Pengiriman datra ke <i>firebase</i>	43
Gambar 3.41 Tampilan pada Android	44
Gambar 4.1 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode <i>neural network</i> berdasarkan sinyal transien dan sinyal <i>steady state</i>	46
Gambar 4.2 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state	47
Gambar 4.3 Nilai output neural network dan target output peralatan blender dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state	48
Gambar 4.4 Nilai output neural network dan target output peralatan magicom dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state	49
Gambar 4.5 Nilai output neural network dan target output peralatan setrika dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state	50
Gambar 4.6 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode time series modify (y-1) dan neural netwok	53
Gambar 4.7 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode time series modify (y-1) dan neural netwok	54
Gambar 4.8 Nilai output neural network dan target output peralatan Blender dengan metode time series modify (y-1) dan neural netwok	55

Gambar 4.9 Nilai output neural network dan target output peralatan Magicom dengan metode time series modify (y-1) dan neural netwok	56
Gambar 4.10 Nilai output neural network dan target output peralatan Setrika dengan metode time series modify (y-1) dan neural netwok	57
Gambar 4.11 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid)	60
Gambar 4.12 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid).....	61
Gambar 4.13 Nilai output neural network dan target output peralatan blender dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid).....	62
Gambar 4.14 Nilai output neural network dan target output peralatan magicom dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid).....	63
Gambar 4. 15 Nilai output neural network dan target output peralatan setrika dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid).....	64
Gambar 4.16 Monitoring android untuk satu peralatan (<i>blender, hairdryer, magicom</i>).....	66
Gambar 4.17 Monitoring android untuk satu peralatan (setrika dan kompor listrik)	67
Gambar 4.18 Monitoring android untuk beberapa peralatan listrik	67
Gambar 4.19 Monitoring android untuk beberapa peralatan listrik	68

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Tabel Kombinasi.....	13
Tabel 3.2 Bobot Input Layer untuk Hidden Layer.....	17
Tabel 3.3 Input Weight (IW) dispatch NN	19
Tabel 3.4 Layer Weight (LW) dispatch NN	19
Tabel 3.5 BIW dispatch NN	21
Tabel 3.6 BOW dispatch NN	21
Tabel 3.7 Konversi sinyal arus rms menjadi sinyal arus y-1	24
Tabel 3.8 Bobot Input Layer untuk Hidden Layer.....	35
Tabel 3.9 Input Weight (IW) dispatch NN	36
Tabel 3.10 Layer Weight (LW) dispatch NN	36
Tabel 3.11 Based Input Weight (BIW) dispatch NN.....	36
Tabel 3.12 Based Output Weight (BOW) dispatch NN.....	37
Tabel 3.13 Format data training NN.....	40
Tabel 3.14 Input Weight (IW) dispatch NN	41
Tabel 3.15 Layer Weight (LW) dispatch NN	41
Tabel 3.16 Based Input Weight (BIW) dispatch NN.....	41
Tabel 3.17 Based Output Weight (BOW) dispatch NN.....	41
Tabel 4.1 Hasil pengujian peralatan listrik	51
Tabel 4.2 Hasil pengujian data <i>smart meter</i> menggunakan <i>time series modify</i> dan <i>neural network</i>	58
Tabel 4.3 Hasil pengujian data smart meter penggunaan <i>smart plug</i>	59
Tabel 4.4 Hasil pengujian data <i>hybrid smart meter and smart plug</i>	65

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sistem pencatatan tagihan listrik pada skala rumah tangga maupun perkantoran masih menggunakan pencatatan manual yakni petugas harus mencatat perubahan digit kWh meter, kekurangan pada cara ini adalah adanya kemungkinan kekeliruan dalam proses pencatatan. Selain itu bentuk dari total tagihan listrik juga belum dijelaskan secara rinci berapa biaya pemakaian tiap peralatan listrik. Hal ini akan berdampak buruk pada masyarakat, karena masyarakat akan menggunakan peralatan listrik dengan boros tanpa mengetahui beban biaya dari peralatan tersebut. Tagihan yang tidak terperinci membuat konsumen terkadang menyalahkan PLN saat total biaya yang harus dibayarkan terlalu tinggi.

Oleh sebab itu diperlukan adanya *smart meter* untuk mengetahui peralatan apa saja yang dinyalakan dan mengetahui berapa beban biaya dari masing-masing peralatan secara online menggunakan android serta memudahkan pekerjaan dari proses pecatatan tagihan listrik. *Smart meter* ini tersusun dari sebuah sensor arus yang diolah oleh mikroprosesor dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* untuk mengenali masing-masing peralatan yang sedang menyala.

Adapun peralatan listrik yang akan digunakan dalam penelitian ini merupakan beban linier dan non linier yang terdiri dari :

- Blender
- Setrika
- Kompor Listrik
- *Rice Cooker*
- *Hairdryer*

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah :

1. Bagaimana cara untuk mengambil data beban tiap peralatan listrik.

2. Bagaimana metode untuk membedakan tiap peralatan listrik yang menyala atau tidak.
3. Bagaimana cara untuk memonitoring tiap peralatan listrik secara online menggunakan android.

1.3 Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah :

1. Pengembangan *smart meter* untuk pencatat aktivitas peralatan listrik yang bisa memonitor lebih terperinci pada penggunaan setiap peralatan secara online berbasis Android.
2. Menyederhanakan proses pengambilan data peralatan listrik sehingga lebih efisien.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah :

1. Peralatan listrik yang digunakan merupakan beban linier.
2. Pengenalan tiap peralatan listrik menggunakan metode *Artificial neural network*
3. Monitoring tiap peralatan listrik menggunakan *firebase cloud* secara online berbasis Android
4. Nilai RMS hanya didapatkan dari nilai maksimum nilai arus.

1.5 Kontribusi

Adapun kontribusi yang ingin dicapai pada penelitian ini yaitu :

1. Didapatkan sebuah metode untuk mengukur beban peralatan listrik dengan *Artificial Neural Network* yang hanya menggunakan sebuah sensor arus.
2. Monitoring peralatan listrik dapat dilakukan secara mendetail sesuai penggunaan secara online berbasis Android.
3. Memberikan kemudahan bagi para pengguna listrik agar lebih berhemat.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Sistem monitoring beban klasik pada umumnya masih menggunakan banyak sensor untuk setiap beban sehingga biaya pemasanganya akan mahal serta tidak efisien. Dimasa mendatang, sistem monitoring beban akan fokus pada pengembangan metode untuk meminimalkan jumlah sensor dengan menggunakan sistem *Non Intrusive Load Monitoring* (NILM). Dengan adanya sistem NILM ini, monitoring beban dapat dilakukan secara efisien dan terperinci.

Konsep *Smart meter* yang diusulkan dalam makalah ini adalah bagian dari konsep *Non Intrusive Load Monitoring* (NILM), yang telah dikembangkan oleh banyak peneliti di dunia. Beberapa metode telah digunakan untuk mengidentifikasi beban berdasarkan kondisi transien menggunakan transformasi wavelet [1, 6] dan keadaan tunak menggunakan *neural network* (NN) sebagai metode untuk membuat keputusan sebagai proses identifikasi peralatan yang menyala maupun yang tidak menyala. [2, 7, 8]

Pada penelitian sebelumnya masih ada kekurangan pada saat pembelajaran tiap peralatan listrik menggunakan *neural network* yang mana jumlah data peralatan yang menyala satu per satu ataupun kombinasi dari tiap peralatan harus di ambil seluruhnya. Hal ini akan menimbulkan masalah ketika jumlah peralatan listrik sangat banyak sehingga diperlukan sebuah metode untuk menyelesaikan masalah ini. Selain itu pencatatan penggunaan peralatan listrik masih menggunakan LCD dan SDCard sehingga pengguna tidak bisa memonitor penggunaan listrik secara online [3].

Dalam penelitian ini akan mengembangkan prototipe dari *Smart-Meter* (kWh meter) yang mampu mendeteksi tiap peralatan listrik yang menyala dan peralatan listrik yang mati sehingga konsumen akan mengetahui peralatan listrik apasaja yang menyebabkan pemborosan tagihan listrik menjadi sangat mahal. Hasil dari monitoring akan ditampilkan secara online berbasis android sehingga memberikan kemudahan kepada para pengguna dalam memonitor peralatan listrik.

Pada dasarnya, setiap peralatan listrik memiliki karakteristik yang berbeda dari sinyal transien dan keadaan tunak. Pada penelitian ini metode yang diusulkan

menggunakan *time series modify*, yang merupakan pengambilan sinyal sebagai identitas peralatan dan menggabungkan dengan NN sebagai metode keputusan dan penambahan smartplug pada peralatan yang memiliki karakteristik sinyal yang mirip. Keuntungan dari metode yang diusulkan adalah dapat mendeteksi alat dengan mudah dan membangun jumlah neuron secara otomatis selama proses pembelajaran, dan juga mengurangi proses pengambilan data tiap peralatan sehingga lebih cepat dan efisien.

2.1 Dasar Teori

Beberapa dasar teori pada penelitian ini seperti ANN, *Time Series Modify*, sensor arus ACS712-5A, sensor tegangan ZMPT-B10 dan *firebase* dijelaskan seperti berikut:

2.2.1 Artificial Neural Network (ANN)

Artificial neural network (ANN) merupakan sebuah jaringan yang terdiri dari beberapa set neuron yang saling berhubungan secara dekat. Jaringan neuron mampu melakukan tugas yang sangat kompleks seperti klasifikasi dan pemahaman pola. ANN banyak digunakan untuk melakukan prediksi atau peramalan. [3, 7, 8]

Neural network umumnya dibagi menjadi tiga lapisan, yaitu input, *hidden layer*, dan output. Neuron ini dihubungkan dengan bobot yang telah didapatkan dari pembelajaran untuk memenuhi nilai yang diinginkan antara input dan output neuron. Input, *hidden layer*, dan output dari ANN adalah sebagai berikut :

- a. Input : merupakan masukan yang terdiri dari sensor arus yang diambil dari tiap peralatan.
- b. *Hidden Layer* : Hanya satu *hidden layer* yang digunakan dalam penelitian ini. Beberapa heuristik telah dikembangkan sehingga dapat menentukan jumlah neuron dalam *hidden layer*. Pada umumnya jumlah neuron dalam *hidden layer* adalah jumlah neuron di lapisan input dan output.
- c. Output : Jumlah neuron *output* sama dengan jumlah beban tiap peralatan yang akan diidentifikasi. Setiap bit berfungsi sebagai indikator beban pada saat *ON* atau *OFF*. [2]

2.2.2 Time Series Modify

Time series modify merupakan modifikasi dari *metode time series analysis* dengan menggabungkan analisa data yang dicatat berdasarkan waktu dan peramalan data yang akan dijadikan sebagai output. Metode *time series* adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan dibekirakan dengan variabel waktu. Peramalan suatu data *time series* perlu memperhatikan tipe atau pola data.

Metode ini sering digunakan untuk melakukan peramalan. Peramalan atau *forecasting* adalah suatu kegiatan memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang. Peramalan merupakan salah satu unsur yang sangat penting dalam perencanaan serta pengambilan keputusan, sehingga metode ini sangat cocok untuk pengambilan data identifikasi beban tanpa melakukan banyaknya kombinasi tiap peralatan yang menyala. [5].

Tujuan dalam analisis time series adalah untuk meramalkan nilai masa depan. Tujuan peramalan adalah untuk menghasilkan ramalan optimum yang tidak memiliki galat atau se bisa mungkin galat yang kecil dan ramalannya mengacu pada *Mean Square Deviation* (MSD). Oleh karena itu, setiap model peramalan pasti menghasilkan kesalahan. Jika tingkat kesalahan yang dihasilkan semakin kecil, maka hasil peramalan akan semakin mendekati tepat. Setelah semua tahap dilakukan dan diperoleh model, maka model ini selanjutnya dapat digunakan untuk melakukan peramalan untuk data periode selanjutnya.

2.2.3 Sensor Arus ACS712-5A

Sensor arus adalah perangkat yang mendeteksi arus listrik (AC atau DC) di kawat, dan menghasilkan sinyal sebanding dengan itu. Sinyal yang dihasilkan bisa tegangan analog atau arus atau bahkan digital. Dalam penelitian ini, kami menggunakan ACS712 sebagai sensor arus. Pengukuran arus biasanya membutuhkan sebuah resistor *shunt* yaitu resistor yang dihubungkan secara seri pada beban dan mengubah aliran arus menjadi tegangan. Tegangan tersebut biasanya diumpulkan ke CT terlebih dahulu sebelum masuk ke rangkaian pengkondisi sinyal.

Sensor Arus ACS712-5A yang kita gunakan ini mengukur arus balik arus AC maupun arus DC yang menggunakan teknologi *Hall Effect*, Rentang pengukuran

arusnya -5A sampai dengan 5A. Teknologi *Hall Effect* yang diterapkan oleh Allegro menggantikan fungsi resistor *shunt* dan CT menjadi sebuah sensor dengan ukuran yang relatif jauh lebih kecil. Aliran arus listrik yang mengakibatkan medan magnet yang menginduksi bagian *dynamic offset cancellation* dari ACS712. Bagian ini akan dikuatkan oleh *amplifier* dan melalui filter sebelum dikeluarkan melalui kaki 6 dan 7, modul tersebut membantu penggunaan untuk mempermudah instalasi arus ini ke dalam sistem.

Cara kerja sensor ini adalah arus yang dibaca mengalir melalui kabel tembaga yang terdapat didalamnya yang menghasilkan medan magnet yang ditangkap oleh *Integrated Hall IC* dan diubah menjadi tegangan proporsional. Ketelitian dalam pembacaan sensor dioptimalkan dengan cara pemasangan komponen yang ada didalamnya antara penghantar yang menghasilkan medan magnet dengan *Hall transducer* secara berdekatan. Persisnya, tegangan proporsional yang rendah akan menstabilkan Bi CMOS Hall IC yang didalamnya telah dibuat untuk ketelitian yang tinggi oleh pabrik.

2.2.4 Firebase Realtime Database

Firebase merupakan platform pengembang aplikasi mobile dan aplikasi web. *Firebase* menyediakan produk penyimpanan database yang bersifat realtime. Platform *firebase* memiliki banyak *library* yang memungkinkan untuk mengaksesnya melalui layanan Android, IOS, Javascript, Java, dan masih banyak lagi. Untuk menyingkronkan data yang disimpan, *firebase* menyediakan *Application Programming Interface* (API) terdiri dari beberapa fitur yang dapat dikonfigurasi dan disesuaikan dengan masing-masing kebutuhan. API pada *firebase* menggunakan protokol *Server-Sent Event* dengan membuat koneksi HTTP untuk menerima push notifikasi dari server. *Firebase* merupakan platform dibawah perusahaan Google.

2.2.5 Android

Android adalah sebuah sistem operasi untuk perangkat mobile berbasis linux yang mencakup sistem operasi, middleware dan aplikasi. Android menyediakan sistem operasi yang terbuka bagi para pengembang untuk menciptakan aplikasi. Android diluncurkan untuk umum pada musim gugur di tahun 2008. Android sangat

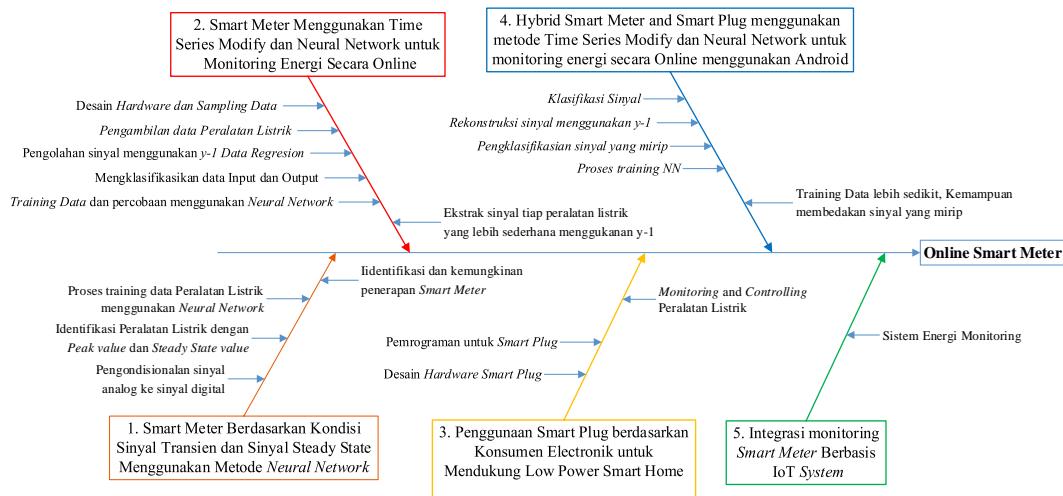
berkembang pesat di industri karena dua aspek utama yaitu bersifat open source dan model arsitekturya. Sebagai sebuah proyek yang bersifat *open source*, memungkinkan android untuk sepenuhnya dipahami dan dianalisis mengenai fitur, penyelesaian pada *bug* program hingga *hardware*.

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

BAB 3

PENELITIAN

Pada tesis ini akan dibuat *ONLINE SMART METER BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN TIME SERIES MODIFY DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*. Alat ini merupakan pengembangan dari 3 alat yang pernah ada sebelumnya yang secara keseluruhan prosesnya dapat dilihat pada gambar *fishbone* berikut ini :



Gambar 3.1 Fishbone Penelitian Online Smart Meter

Berdasarkan *fishbone* tersebut, secara garis besar tesis ini dikerjakan dalam 5 tahap, yaitu sebagai berikut :

- Tahap 1 : Smart Meter Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal *Steady State* Menggunakan Metode *Neural Network* (disajikan secara lengkap pada subbab 3.1).
- Tahap 2 : Smart Meter Menggunakan *Time Series Modify* dan *Neural Network* untuk Monitoring Energi Secara Online (disajikan secara lengkap pada subbab 3.2).
- Tahap 3 : Penggunaan *Smart Plug* berdasarkan Konsumen Elektronik untuk Mendukung *Low Power Smart Home* (disajikan secara lengkap pada subbab 3.3).
- Tahap 4 : *Hybrid Smart Meter* and *Smart Plug* menggunakan metode *Time Series*

Modify dan *Neural Network* untuk monitoring energi secara Online menggunakan Android (disajikan secara lengkap pada subbab 3.4).

Tahap 5 : Integrasi monitoring *Smart Meter* Berbasis IoT System (disajikan secara lengkap pada subbab 3.5)

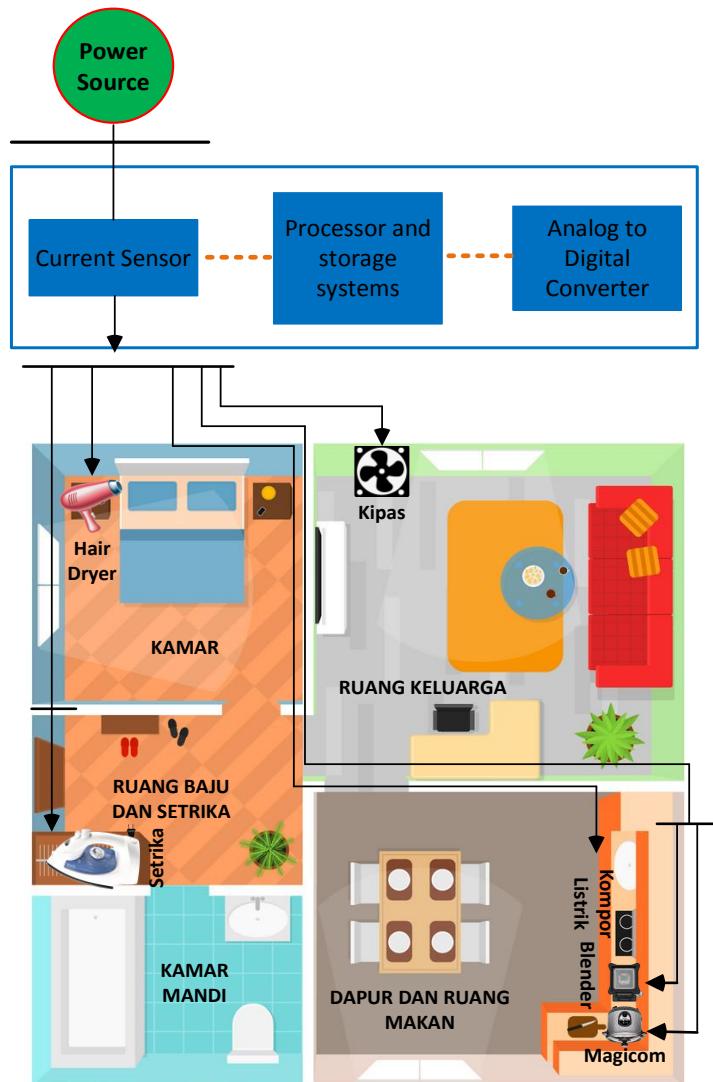
3.1 *Smart Meter* Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal Steady State Menggunakan Metode *Neural Network* (NN).

Metode yang digunakan dalam penelitian ini dijelaskan dalam beberapa langkah sebagai berikut:

1. Langkah pertama adalah pengkondisian sinyal dari sinyal analog ke sinyal digital.
2. Langkah kedua adalah identifikasi nilai puncak transien dan nilai kondisi tunak peralatan.
3. Langkah ketiga adalah proses pelatihan data untuk mengidentifikasi peralatan listrik dengan menggunakan metode *Neural Network* (NN).

3.1.1 Pengondisian sinyal Menggunakan Konverter Analog ke Digital

Prototipe *smart-meter* yang diusulkan dalam penelitian ini hanya menggunakan sensor arus tunggal untuk menggantikan tradisional kWh-meter. Output dari sensor saat ini perlu dikonversi ke sinyal digital. Sehingga dapat diproses oleh mikroprosesor atau komputer pribadi (PC), untuk mengidentifikasi konsumsi daya listrik pada peralatan listrik secara rinci. Akurasi dari sinyal a tergantung pada waktu pengambilan sampel menggunakan konverter analog ke digital. Berikut ini desain sistem *Smart-Meter*.



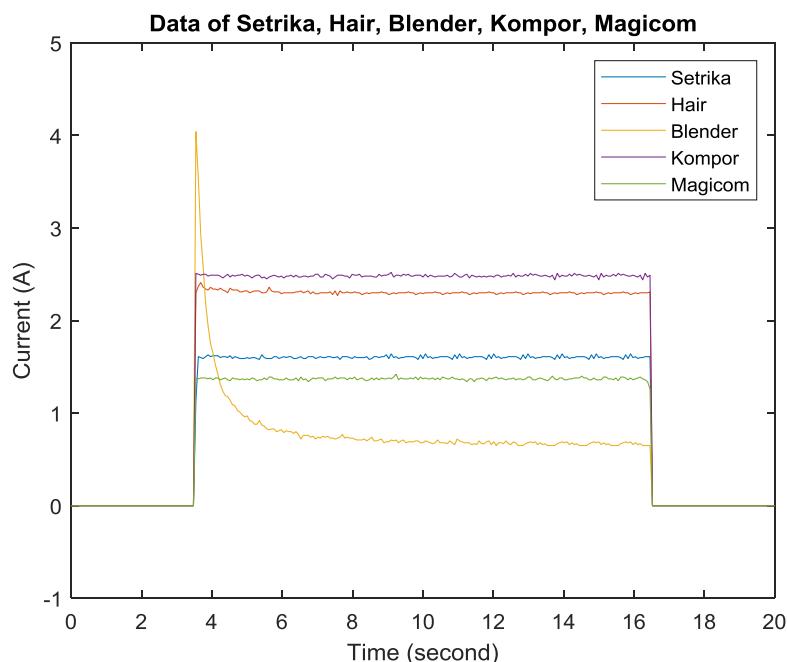
Gambar 3.2 Desain Sistem *Smart-Meter*

3.1.2 Mengidentifikasi Nilai Transien dan Kondisi *Steady State* dari Peralatan Listrik

Mikroprossesor digunakan untuk mengidentifikasi bentuk sinyal dari peralatan listrik untuk menyediakan data. Sinyal yang diidentifikasi adalah sinyal keluaran dari Konverter Analog ke Digital (ADC). Komponen desain *smart-meter* ditunjukkan pada gambar 3.3. Sedangkan Gambar 3.4 menunjukkan bentuk sinyal saat masing-masing peralatan listrik aktif/meyala.



Gambar 3.3 Desain komponen *Smart meter*



Gambar 3.4 Sinyal sementara dari masing-masing peralatan listrik dalam kondisi aktif

3.1.3 Proses *Training* menggunakan Metode *Neural Network* (NN)

Ada dua langkah dalam proses training dengan menggunakan metode *Neural Network* (NN), dijelaskan sebagai berikut:

- **Langkah pertama : menyiapkan data input-output.**

Jumlah data input yang digunakan dalam proses *training* ini adalah nilai puncak transien dan nilai kondisi tunak dari beberapa peralatan listrik. Dan jumlah outputnya

sama dengan jumlah peralatan listrik. Bahkan metode yang digunakan ini juga dapat menangani peralatan listrik dalam jumlah banyak, namun untuk kenyamanan ilustrasi, dalam penelitian ini hanya menggunakan 5 peralatan listrik saja. Contoh input-output data yang digunakan untuk proses *training* NN dapat dilihat pada tabel 3.1. Sebenarnya data dalam tabel 3.1 ditentukan dari bentuk sinyal sementara dari peralatan listrik.

Sebagai informasi data yang diperlukan tanpa memperhitungkan urutan pengoperasian adalah sebanyak 32 kemungkinan, jika memperhitungkan urutan penyalaan alat dengan pengambilan sebanyak 5 data setiap alat adalah 155 data yang akan kami sertakan pada lampiran. Berikut ini merupakan tabel data peralatan listrik beserta sampling grafik arus.

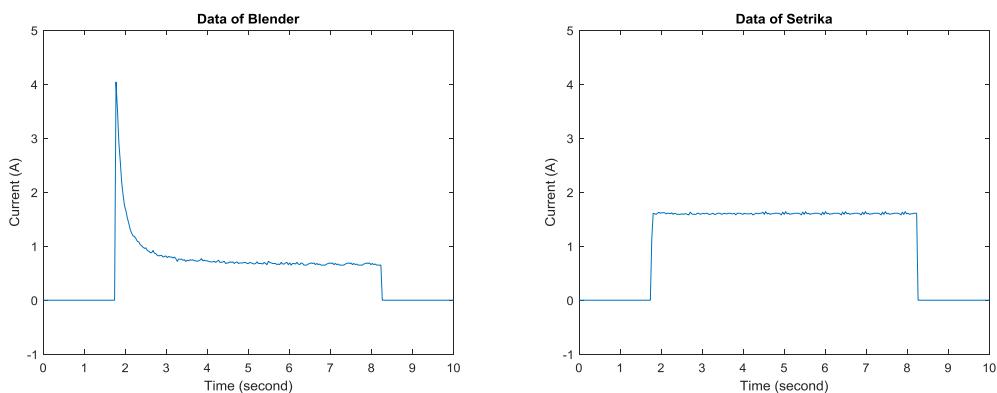
Tabel 3.1 Tabel Kombinasi

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Rice Cooker	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
1	0	0	0	0	1	1.61	1.64
2	0	1	0	0	0	2.19	2.34
3	0	0	1	0	0	3.81	0.72
4	1	0	0	0	0	2.18	2.47
5	0	0	0	1	0	1.11	1.37
6	0	0	1	1	0	4.70	1.95
7	0	1	0	1	0	3.50	3.42
8	1	0	0	1	0	3.61	3.59
9	0	0	0	1	1	2.80	2.77
10	0	0	1	0	1	4.66	2.16
11	0	1	1	1	0	6.28	4.07
12	1	1	0	1	0	5.54	5.50
13	0	1	0	1	1	4.59	4.55
14	1	0	1	1	0	4.88	4.25
15	0	0	1	1	1	4.44	3.42
16	1	1	1	0	1	8.14	6.47
17	1	1	0	1	1	6.98	6.97
18	1	1	1	1	0	7.92	6.09
19	1	0	1	1	1	6.98	5.66
20	0	1	1	1	1	7.05	5.48
21	1	1	1	1	1	8.65	8.11
22	1	1	1	1	1	8.72	8.11
23	1	1	1	1	1	8.59	8.11
24	1	1	1	1	1	8.72	8.11
25	1	1	1	1	1	8.65	8.11

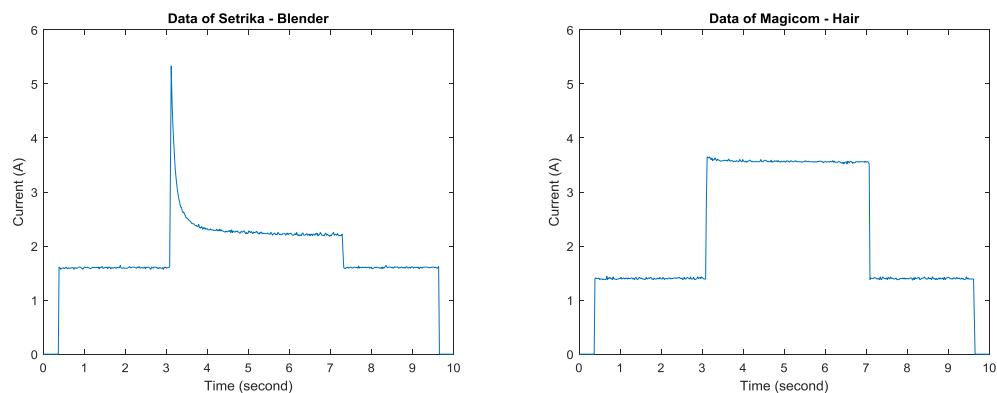
Keterangan :

- | | |
|--------|-------------------------------------|
| Red | 1 buah peralatan elektronik menyala |
| Blue | 2 buah peralatan elektronik menyala |
| Green | 3 buah peralatan elektronik menyala |
| Yellow | 4 buah peralatan elektronik menyala |
| Purple | 5 buah peralatan elektronik menyala |

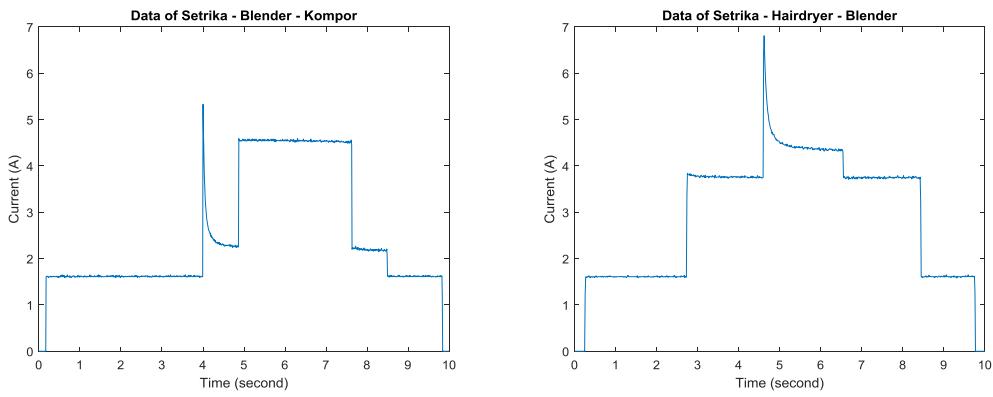
Untuk data training secara lengkap terdapat pada lampiran



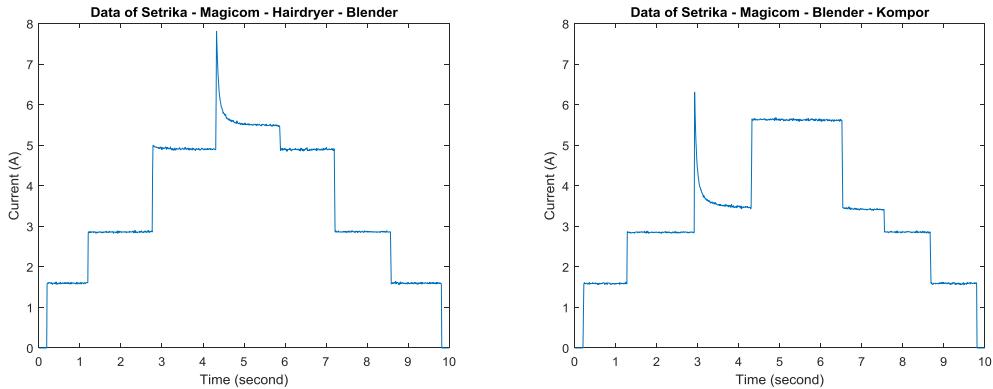
Gambar 3.5 (3.5a) Grafik data sinyal transient dan (3.5b) Grafik data sinyal steady state ketika satu peralatan listrik menyala (*blender* dan *setrika*)



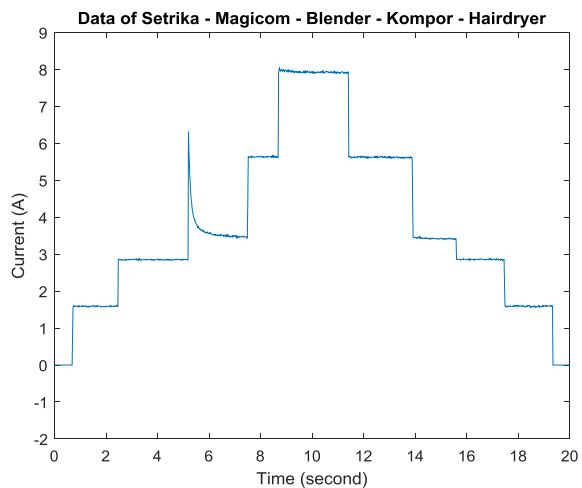
Gambar 3.6 (3.6a) Grafik data sinyal transien dan (3.6b) Grafik data sinyal *steady state* ketika 2 peralatan listrik menyala (*blender* dengan *setrika* dan *hairdryer*)



Gambar 3.7 (3.7a) Grafik data sinyal transien dan (3.7b) Grafik data sinyal *steady state* ketika 3 peralatan listrik menyala (setrika, blender, kompor listrik dan setrika, *hairdryer*, *blender*)



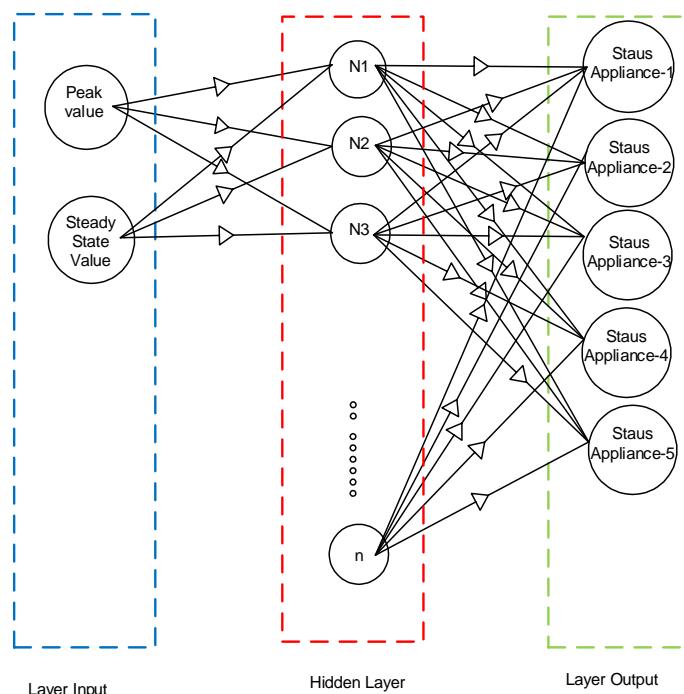
Gambar 3.8 (3.8a)Grafik data sinyal transien dan (3.8b) Grafik data sinyal *steady state* ketika 4 peralatan listrik menyala (*hairdryer*, *blender*, *magicom*, setrika dan kompor listrik, *blender*, *magicom*, setrika)



Gambar 3.9 Grafik data sinyal transien dan *steady state* ketika semua peralatan listrik menyala (kompor listrik, *hairdryer*, *magicom* , setrika dan *blender*)

- **Langkah kedua : menentukan model NN**

Struktur NN dalam penelitian ini dibuat secara otomatis oleh algoritma CBP, mulai dari neuron tunggal, dan *hidden layer*. Karena nilai data input-output yang digunakan di penelitian ini bersifat positif untuk semua kombinasi, sehingga aktivasi fungsi yang digunakan dalam proses training adalah logsig. Dari data percobaan dan simulasi, dalam hal ini jumlah neuron yang ditentukan oleh CBP adalah sebagai berikut :



Gambar 3.10 Stuktur NN yang ditentukan oleh CBP

Struktur ini sangat sederhana sehingga memiliki kemungkinan tinggi menerapkan mikroprosesor yang berdiri sendiri.

3.1.4 Simulasi Menggunakan Matlab

Setelah mengumpulkan data input-output, seperti yang ditunjukkan pada table sebelumnya. Kemudian proses training NN dilakukan menggunakan program Matlab. Setelah proses training berhasil, jumlah neuron yang dihasilkan oleh NN adalah 5 neuron dengan 1 *hidden layer*. *Activation fuction* yang digunakan dalam penelitian ini adalah logsig karena semua data yang digunakan dalam simulasi

Tabel 3.2 Bobot *Input Layer* untuk *Hidden Layer* (Lanjutan)

No	INPUT (Ampere)		OUTPUT					No	INPUT (Ampere)		OUTPUT				
	Peak	SS	K	H	B	M	S		Peak	SS	K	H	B	M	S
42	5,81	2,83	0	1	1	0	0	117	7,13	5,48	0	1	1	1	1
43	5,72	2,83	0	1	1	0	0	118	7,08	5,48	0	1	1	1	1
44	5,81	2,83	0	1	1	0	0	119	7,04	5,48	0	1	1	1	1
45	5,72	2,83	0	1	1	0	0	120	7,03	5,48	0	1	1	1	1
46	5,52	3,04	1	0	1	0	0	121	5,54	5,5	1	1	0	1	0
47	5,4	3,04	1	0	1	0	0	122	5,53	5,5	1	1	0	1	0
48	5,36	3,04	1	0	1	0	0	123	5,54	5,5	1	1	0	1	0
49	5,4	3,04	1	0	1	0	0	124	5,52	5,5	1	1	0	1	0
50	5,36	3,04	1	0	1	0	0	125	5,54	5,5	1	1	0	1	0
51	3,5	3,42	0	1	0	1	0	126	6,98	5,66	1	0	1	1	1
52	3,52	3,42	0	1	0	1	0	127	6,89	5,66	1	0	1	1	1
53	3,52	3,42	0	1	0	1	0	128	6,95	5,66	1	0	1	1	1
54	3,5	3,42	0	1	0	1	0	129	6,96	5,66	1	0	1	1	1
55	3,52	3,42	0	1	0	1	0	130	6,97	5,66	1	0	1	1	1
56	4,44	3,42	0	0	1	1	1	131	5,98	5,93	1	1	0	0	1
57	4,51	3,42	0	0	1	1	1	132	5,99	5,93	1	1	0	0	1
58	4,49	3,42	0	0	1	1	1	133	5,97	5,93	1	1	0	0	1
59	4,46	3,42	0	0	1	1	1	134	5,96	5,93	1	1	0	0	1
60	4,39	3,42	0	0	1	1	1	135	5,99	5,93	1	1	0	0	1
61	3,61	3,59	1	0	0	1	0	136	7,92	6,09	1	1	1	1	0
62	3,6	3,59	1	0	0	1	0	137	7,83	6,09	1	1	1	1	0
63	3,62	3,59	1	0	0	1	0	138	7,86	6,09	1	1	1	1	0
64	3,61	3,59	1	0	0	1	0	139	7,88	6,09	1	1	1	1	0
65	3,6	3,59	1	0	0	1	0	140	7,9	6,09	1	1	1	1	0
66	3,74	3,63	0	1	0	0	1	141	8,14	6,47	1	1	1	0	1
67	3,7	3,63	0	1	0	0	1	142	8,09	6,47	1	1	1	0	1
68	3,71	3,63	0	1	0	0	1	143	8,2	6,47	1	1	1	0	1
69	3,74	3,63	0	1	0	0	1	144	8,17	6,47	1	1	1	0	1
70	3,7	3,63	0	1	0	0	1	145	8,15	6,47	1	1	1	0	1
71	3,82	3,8	1	0	0	0	1	146	6,98	6,97	1	1	0	1	1
72	3,84	3,8	1	0	0	0	1	147	6,99	6,97	1	1	0	1	1
73	3,8	3,8	1	0	0	0	1	148	6,99	6,97	1	1	0	1	1
74	3,82	3,8	1	0	0	0	1	149	6,98	6,97	1	1	0	1	1
75	3,84	3,8	1	0	0	0	1	150	6,99	6,97	1	1	0	1	1

Tabel 3.3 Input Weight (IW) dispatch NN

No	IW	
1	48,58526	29,98809
2	-49,4053	-26,9238
3	32,47399	-51,4449
4	49,76347	-28,7072
5	-60,245	0,516609
6	-43,5179	-44,3782
7	60,25392	-19,3156
8	-58,9073	11,94556
9	13,32142	64,88123
10	58,02798	-13,1819
11	11,01785	65,6282
12	-48,9397	27,56477
13	-11,0823	-73,5817
14	50,28978	35,78025
15	-30,7681	55,97529
16	61,61924	-12,9308
17	-34,3238	-56,2146
18	-52,9053	-6,31026
19	-55,7772	-40,1079
20	64,23091	27,17125
21	70,38797	4,99489
22	15,81131	-71,0927
23	-62,3492	-20,0159
24	58,85633	59,86431
25	-10,7309	-80,3586
26	40,59408	82,94674
27	55,70147	26,91773
28	-62,1198	32,48423
29	32,37445	-94,4544
30	-71,1335	85,86237
31	-108,54	-13,5243
32	108,3723	85,75144
33	3,05763	-70,8053
34	91,6453	-10,6106
35	-30,8853	-65,3056
36	26,86486	-59,4659
37	-92,5206	-88,8104
38	39,33427	-51,7961
39	-44,8984	40,25822
40	58,95276	9,769171
41	51,86452	39,54623
42	67,16404	29,49418
43	-16,7933	-75,0481
44	-12,8152	-69,7972
45	-42,3381	41,32039
46	-7,9572	69,85333
47	39,78126	56,32471
48	43,83546	-39,2599
49	-12,9725	64,32656
50	34,84355	49,91009

Tabel 3.4 Layer Weight (LW) dispatch NN

NO	1	2	3	4	5	6
LW	1,2397	2,616151	1,318377	-0,63578	3,293269	-11,63
	4,180897	20,99197	-0,50004	-0,42838	-7,3241	13,33816
	-1,73509	5,295958	0,513978	0,706474	-1,54562	2,345119
	10,54482	12,80151	-1,69306	-0,13687	10,26708	-2,77828
	-1,93048	-18,7018	-0,46517	-1,2258	9,948447	1,213597

NO	7	8	9	10	11	12
LW	7,294146	1,33066	6,19925	-7,67404	3,691915	5,202672
	-0,11178	-15,5002	-6,77711	6,419841	-9,13	-4,40828
	3,237215	-2,5354	-2,62409	3,822932	1,005803	1,879216
	6,191605	-3,45231	-5,02197	-4,94407	1,772509	-3,32925
	-11,7752	-0,2146	5,296203	0,031165	3,711871	-4,91554

NO	13	14	15	16	17	18
LW	8,367135	-2,61238	-20,3047	-3,10813	-10,3028	6,022287
	-24,5543	3,550225	-2,57872	7,466611	20,66423	5,94346
	5,468186	-2,44397	2,43971	-1,63935	9,378007	-2,03775
	-27,9331	-18,3407	17,14005	-1,45261	-1,64017	-6,78395
	-5,90287	5,763754	-4,86368	8,19212	-5,72787	9,709922

Tabel 3.5 BIW dispatch NN

No	BIW								
1	-53,5614	11	-42,4213	21	-38,896	31	45,23078	41	-25,3441
2	55,68748	12	20,3144	22	22,59528	32	-70,7711	42	-30,6774
3	-13,9507	13	44,67929	23	38,79131	33	34,33695	43	22,97759
4	-29,5716	14	-49,0035	24	-49,6083	34	-28,5541	44	18,03621
5	44,77873	15	-4,12273	25	40,8986	35	29,50271	45	-11,9306
6	55,33035	16	-30,1491	26	-46,7158	36	17,69425	46	-8,85786
7	-35,5252	17	46,57144	27	-33,3451	37	64,36116	47	-23,9459
8	39,61889	18	36,05474	28	14,68376	38	7,537625	48	12,86714
9	-44,6485	19	46,91642	29	23,70134	39	0,25319	49	-34,5868
10	-33,2198	20	-42,4652	30	-6,77406	40	-13,9418	50	-16,7146

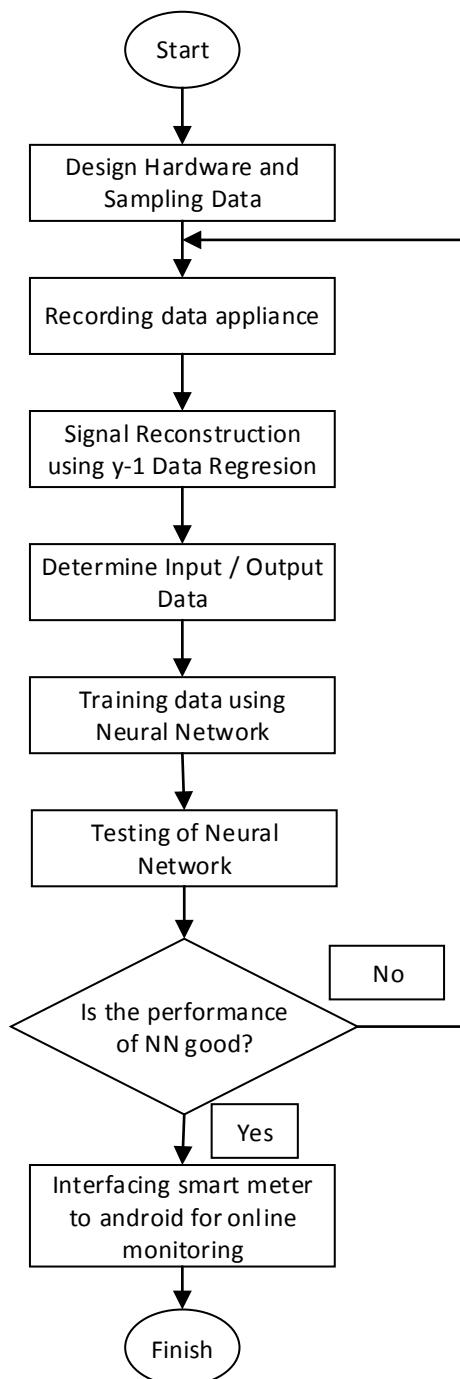
Tabel 3.6 BOW dispatch NN

No	BOW
1	1,123623
2	-8,68936
3	-4,06175
4	1,52337
5	7,622105

Karena data yang dibutuhkan untuk *training* pada 3.1 sangat banyak dan sangat menguras waktu. Untuk 5 peralatan listrik saja membutuhkan 32 data, data tersebut belum termasuk dari data apakah urutan pengoperasiannya diperhitungkan. Sehingga pada 3.2 akan dibahas bagaimana cara meminimalisasi data *training* tersebut.

3.2 Smart Meter Menggunakan Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi Secara Online

Dikarenakan jumlah data yang diperlukan sangat banyak untuk identifikasi peralatan dengan metode pada 3.1, maka pada 3.2 ini dikembangkan metode y-1 regresi untuk meminimalisasi data *training* menggunakan metode NN dan data y-1 regresi dengan langkah-langkah sebagai berikut :



Gambar 3.11 Diagram alir *Smart meter* menggunakan NN (*Neural Network*) dan *Time Series Modify*

3.2.1 Desain *Hardware Dan Data Sampling*

Langkah pertama dari desain identifikasi dengan y-1 adalah proses perakitan. Komponen-komponen yang digunakan pada perakitan *Smart meter* adalah : Intel Galileo, Sensor Arus DTsense ACS712, LCD 16X4, I2C LCD, Modul WiFi ESP8266, dan Modul SDCard.



Gambar 3.12 Desain *hardware Smart meter*

Proses kedua dalam mendesain identifikasi dengan y-1 adalah mengintegrasikan setiap komponen menggunakan perangkat lunak/*software*. *Software* yang digunakan pada dasarnya adalah C++. Sinyal utama yang dianalisis pada desain identifikasi dengan y-1 adalah sinyal arus yang sudah dimodifikasi kedalam nilai RMS dalam satuan waktu menggunakan rumus :

$$I_{(t)} = I_m \sin \omega_t \quad (1)$$

$$I_{RMS} = \frac{I_m}{\sqrt{2}} \quad (2)$$

$I_{(t)}$ = Arus sesaat

I_m = Arus maksimum

I_{RMS} = Arus RMS (*Root Mean Square*)

Data sampling pada alat elektronik menggabungkan *hardware* dengan pemrograman Matlab menggunakan komunikasi serial. Pada kasus ini, kita tidak memerlukan nilai sampel kecepatan yang tinggi karena data y-1 regresi memiliki metode khusus menggunakan *hardware* yang rendah biaya.

3.2.2 Proses Merubah Sinyal Arus RMS menjadi data Y-1 Regresi

Pada tahap ini setelah diperoleh data sinyal arus rms kemudian dirubah menjadi data y-1 dengan cara mengurangi data sebelumnya dengan data berikutnya yang bisa dilakukan dengan rumus sebagai berikut :

$$I_{(y-1)} = I_n - I_{n+1} \quad (3)$$

$I_{(y-1)}$ = Arus y-1

I_n = Arus ke n (data sebelumnya)

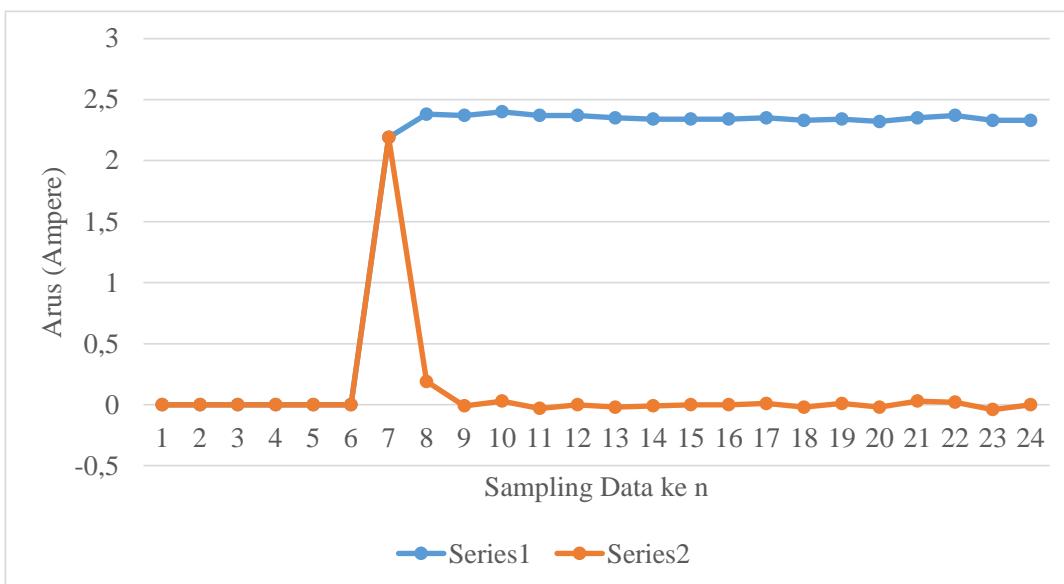
I_{n+1} = Arus ke n+1 (data selanjutnya)

Berikut merupakan contoh persamaan diatas yang merubah data sinyal arus rms menjadi data arus y-1 :

Tabel 3.7 Konversi sinyal arus rms menjadi sinyal arus y-1

No	I_{RMS}	$I_{(y-1)}$
1	0	0
2	0	0
3	0	0
4	0	0
5	0	0
6	0	0
7	2,19	2,19
8	2,38	0,19
9	2,37	-0,01
10	2,4	0,03
11	2,37	-0,03
12	2,37	0
13	2,35	-0,02
14	2,34	-0,01
15	2,34	0
16	2,34	0
17	2,35	0,01
18	2,33	-0,02
19	2,34	0,01
20	2,32	-0,02
21	2,35	0,03
22	2,37	0,02
23	2,33	-0,04
24	2,33	0

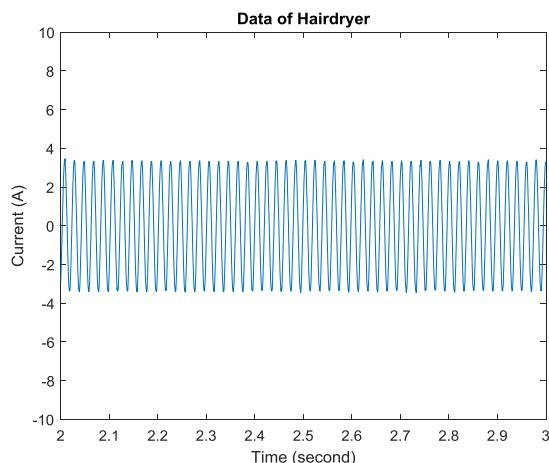
Untuk mengetahui bentuk sinyal y-1 gambar berikut merupakan grafik dari hasil konversi arus rms ke arus y-1. Arus rms ditunjukkan pada garis warna biru dan arus y-1 ditunjukkan pada garis warna oranye.



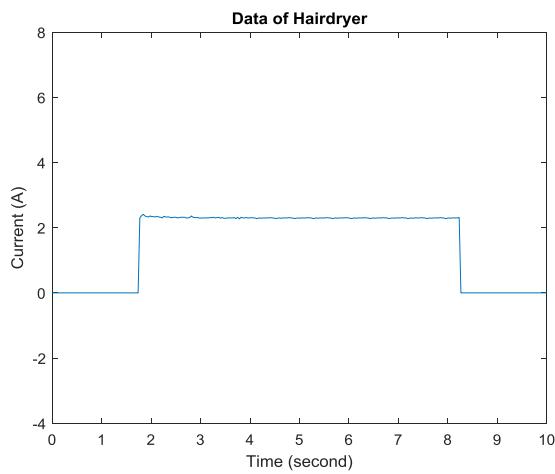
Gambar 3.13 Grafik penerapan dari sinyal arus rms menjadi sinyal arus y-1

Tujuan digunakannya metode ini adalah untuk merekonstruksi data asli, sehingga data yang dikombinasikan pada peralatan elektronik dapat diprediksi secara bersamaan dan sistem dapat mengambil data secara singkat tanpa ada kombinasi dari peralatan elektronik. Spektrum data setiap perangkat dan data setelah regresi dapat ditunjukkan sebagai berikut:

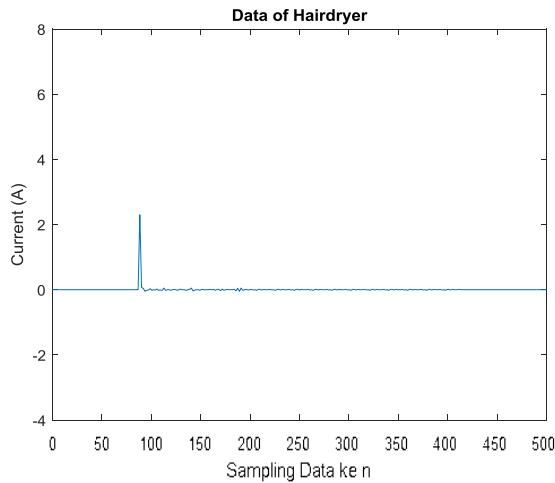
1) Sinyal pada Hairdryer



Gambar 3.14 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (hairdryer)



Gambar 3.15 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (hairdryer)

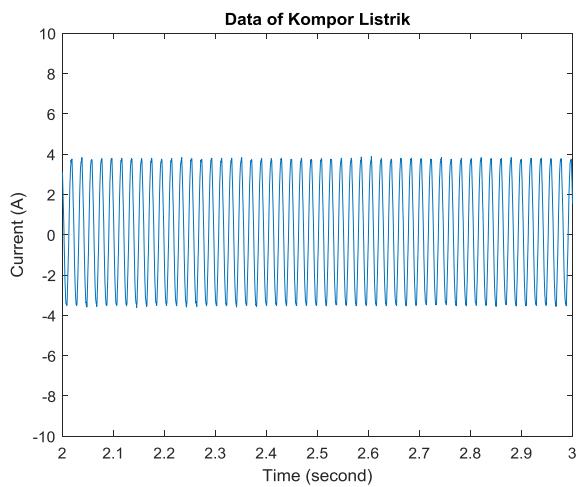


Gambar 3.16 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (hairdryer)

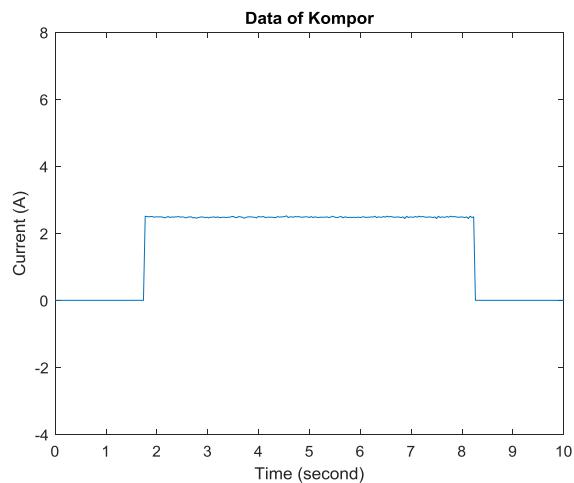
Dari gambar 3.13 dapat dilihat karakteristik pada sinyal arus memiliki kondisi *steady state* di seberang 2.34 A pada detik 2 hingga 8, dan karakteristik sinyal arus blender memiliki arus transien yang besar sekitar 2.30 A ketika menyala, dan 2.1 A ketika blender dimatikan.

Dari gambar 3.13 dapat dilihat bahwa karakteristik dari sinyal arus memiliki steady state pada detik ke 2 hingga 10, dan sinyal hairdryer pada gambar 3.13 menghasilkan karakteristik dari sinyal data lag-1 yang memiliki transien ketika dinyalakan.

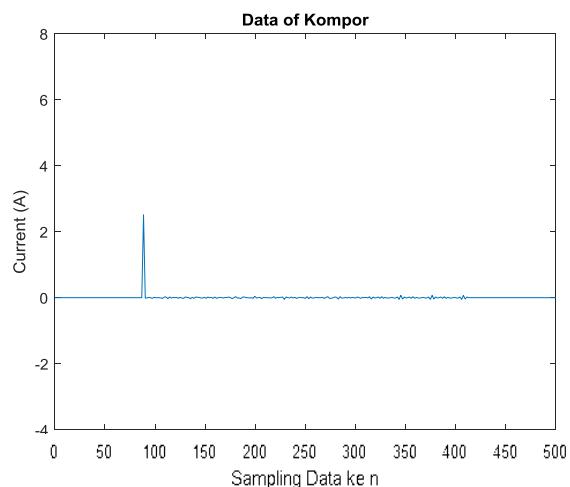
2) Sinyal pada Kompor listrik



Gambar 3.17 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Kompor Listrik)



Gambar 3.18 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Kompor Listrik)

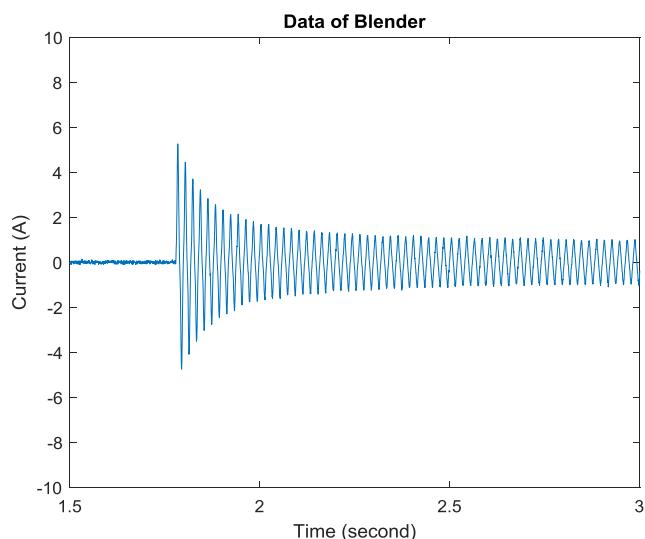


Gambar 3.19 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Kompor Listrik)

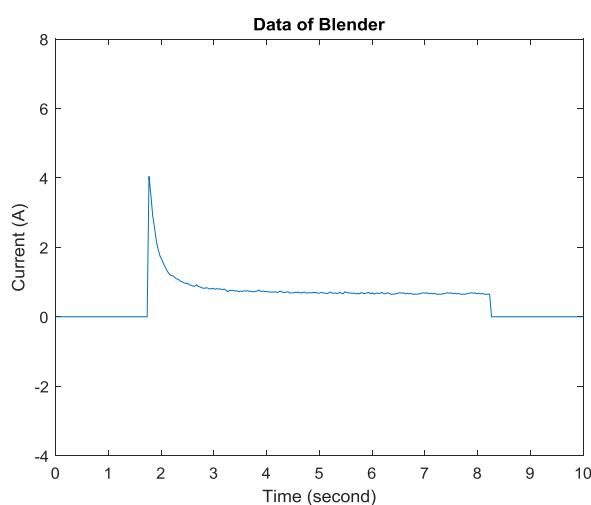
Dari gambar 3.14 dapat dilihat karakteristik pada sinyal arus memiliki kondisi steady state di seberang 2.47 A pada detik 2 hingga 8, dan karakteristik sinyal arus blender memiliki arus transien yang besar sekitar 2.51 A ketika menyala, dan 2.3 A ketika blender dimatikan.

Dari gambar 3.14 dapat dilihat bahwa karakteristik dari sinyal arus memiliki steady state pada detik ke 2 hingga 10, dan sinyal Kompor Listrik pada gambar 3.14 menghasilkan karakteristik dari sinyal data lag-1 yang memiliki transien ketika dinyalakan.

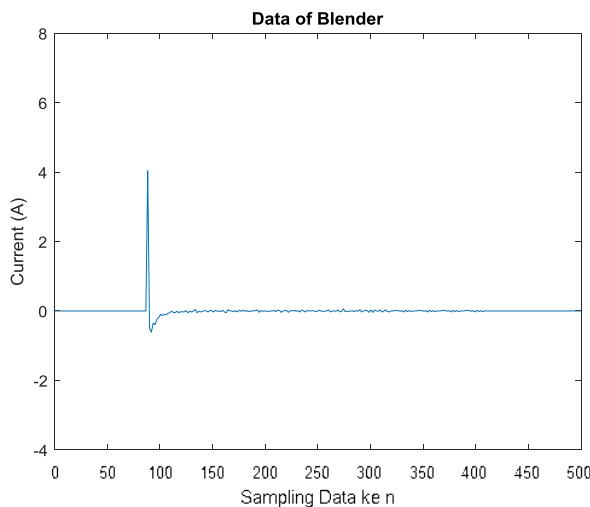
3) Sinyal pada Blender



Gambar 3.20 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Blender)



Gambar 3.21 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Blender)

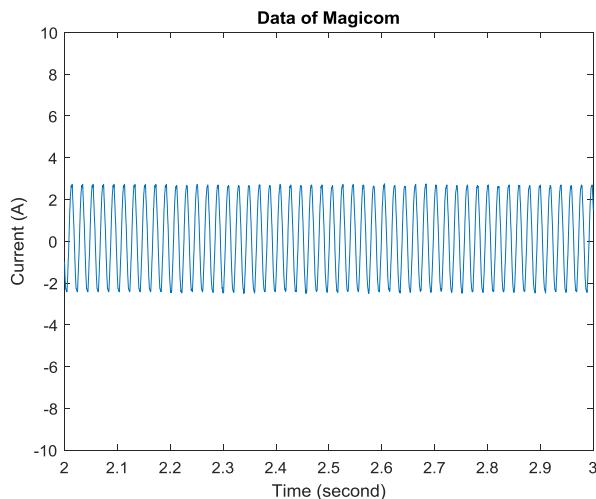


Gambar 3.22 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Blender)

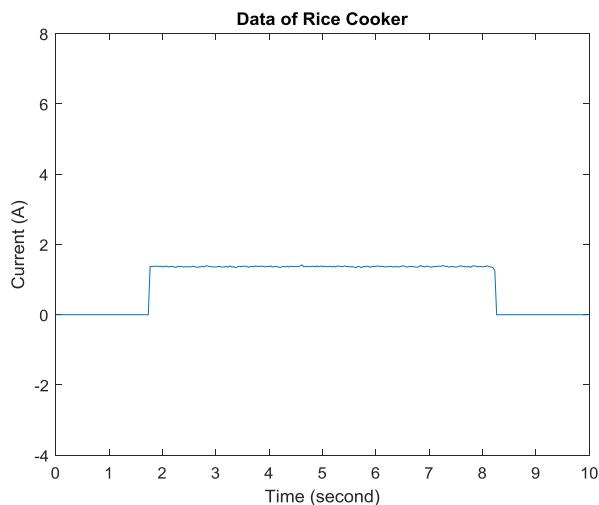
Dari gambar 3.15 dapat dilihat karakteristik pada sinyal arus memiliki kondisi steady state di seberang 0.7 A pada detik 2 hingga 8, dan karakteristik sinyal arus blender memiliki arus transien yang besar sekitar 4 A ketika menyala.

Dari gambar 3.15 dapat dilihat bahwa karakteristik dari sinyal arus memiliki steady state pada detik ke 2 hingga 10, dan sinyal Blender pada gambar 3.9 menghasilkan karakteristik dari sinyal data lag-1 yang memiliki transien ketika dinyalakan.

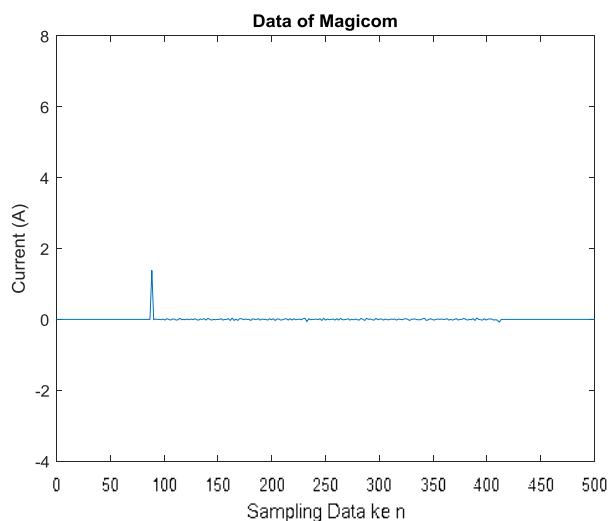
4) Sinyal pada *Rice Cooker*



Gambar 3.23 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Magicom)



Gambar 3.24 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Magicom)

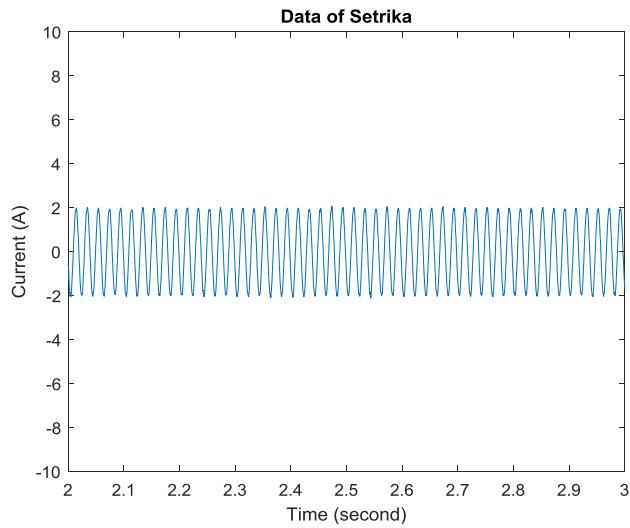


Gambar 3.25 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Magicom)

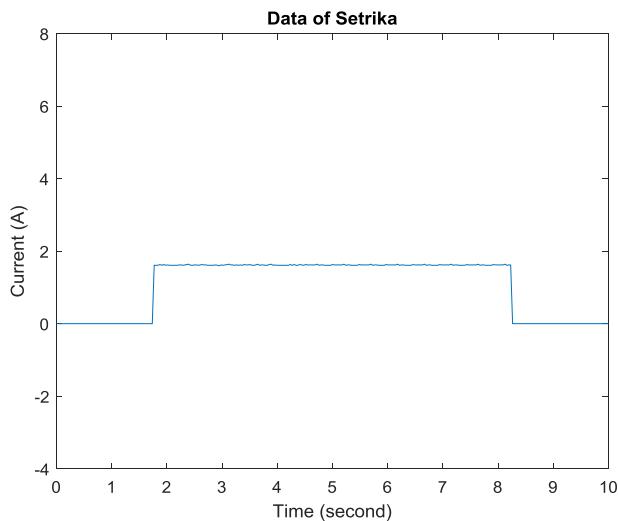
Dari gambar 3.16 dapat dilihat karakteristik pada sinyal arus memiliki kondisi steady state di seberang 1.37 A pada detik 2 hingga 8, dan karakteristik sinyal arus magicom memiliki arus transien yang besar sekitar 1.38 A ketika menyala.

Dari gambar 3.16 dapat dilihat bahwa karakteristik dari sinyal arus memiliki steady state pada detik ke 2 hingga 10, dan sinyal Rice Cooker pada gambar 3.16 menghasilkan karakteristik dari sinyal data lag-1 yang memiliki transien ketika dinyalakan.

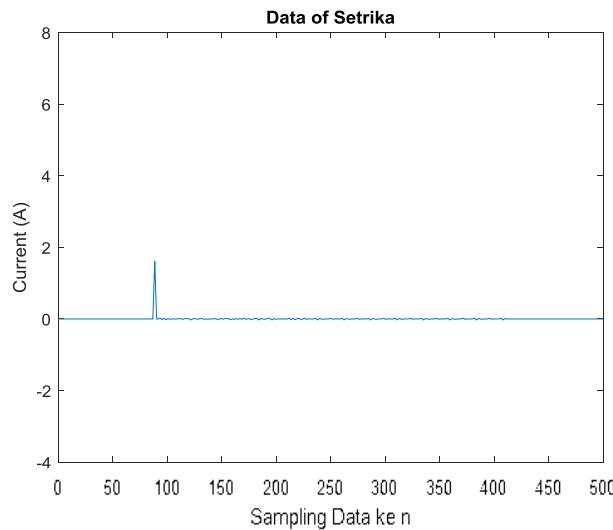
5) Sinyal pada Setrika



Gambar 3.26 Karakteristik sinyal asli pada peralatan elektronik (Setrika)



Gambar 3.27 Karakteristik sinyal RMS pada peralatan elektronik (Setrika)

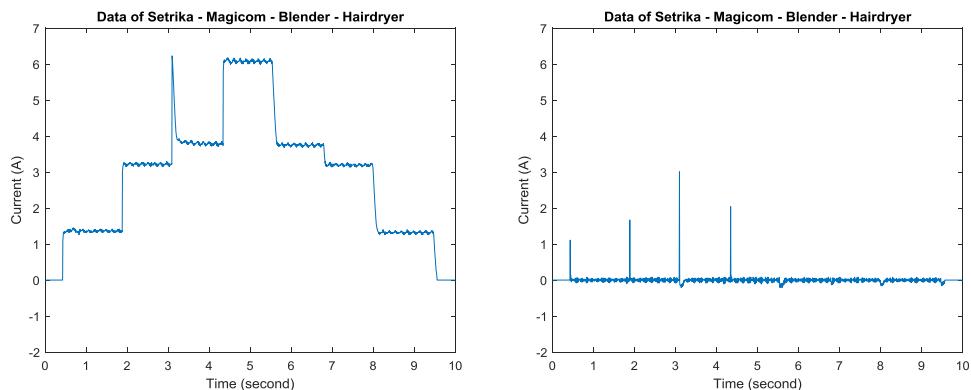


Gambar 3.28 Karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik (Setrika)

Dari gambar 3.17 dapat dilihat karakteristik pada sinyal arus memiliki kondisi steady state di seberang 1.77 A pada detik 2 hingga 8, dan karakteristik sinyal arus setrika memiliki arus transien yang besar sekitar 1.88 A ketika menyala.

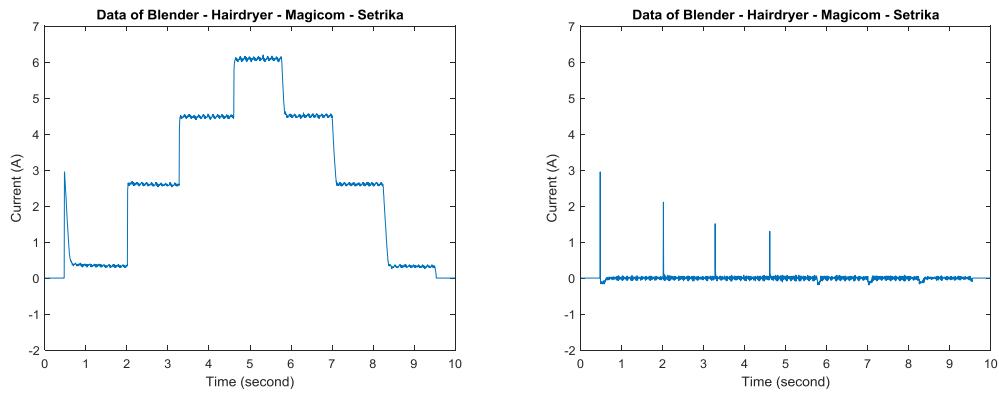
Dari gambar 3.17 dapat dilihat bahwa karakteristik dari sinyal arus memiliki steady state pada detik ke 2 hingga 10, dan sinyal Setrika pada gambar 3.17 menghasilkan karakteristik dari sinyal data lag-1 yang memiliki transien ketika dinyalakan dan dimatikan.

6) Alat-alat yang dioperasikan secara paralel (Skenario 1)



Gambar 3.29 (3.29a) Karakteristik sinyal rms dan (3.29b) karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik secara parallel (Setrika – Magicom – Blender - Hairdryer)

7) Alat-alat yang dioperasikan secara paralel (Skenario 2)



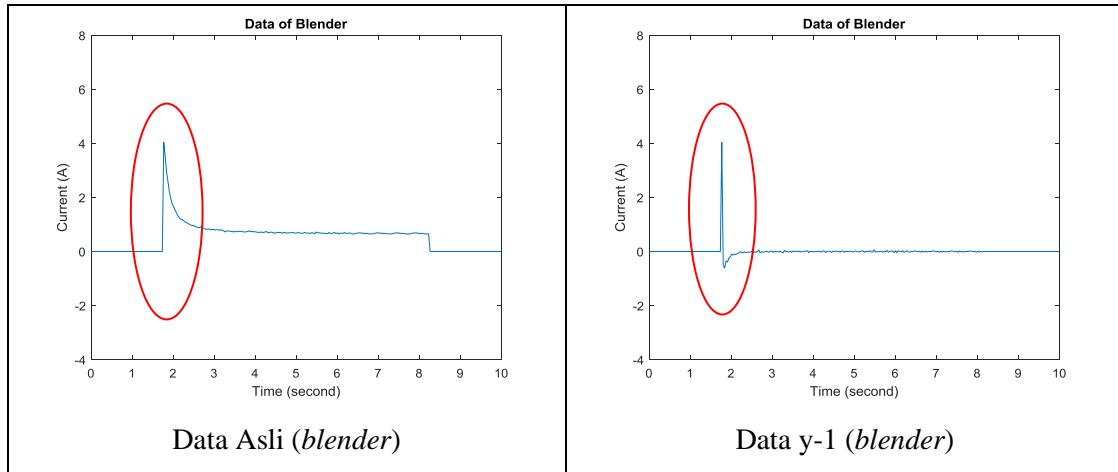
Gambar 3.30 (3.30a) Karakteristik sinyal rms dan (3.30b) karakteristik sinyal y-1 pada peralatan elektronik secara parallel (Blender – Hairdryer – Magicom - Setrika)

3.2.3 Menentukan Klasifikasi Data Input dan Output

Klasifikasi data input dan output digunakan untuk mengidentifikasi sinyal setiap alat, data input berupa overshoot maksimum pada sinyal data lag-1 dan setling time sinyal data lag-1. Data output berupa nilai 1 dan dimana untuk kondisi on bernilai 1, sedangkan pada saat kondisi off bernilai 0. Gambar dapat dilihat pada gambar sekian (gambar sebelumnya).

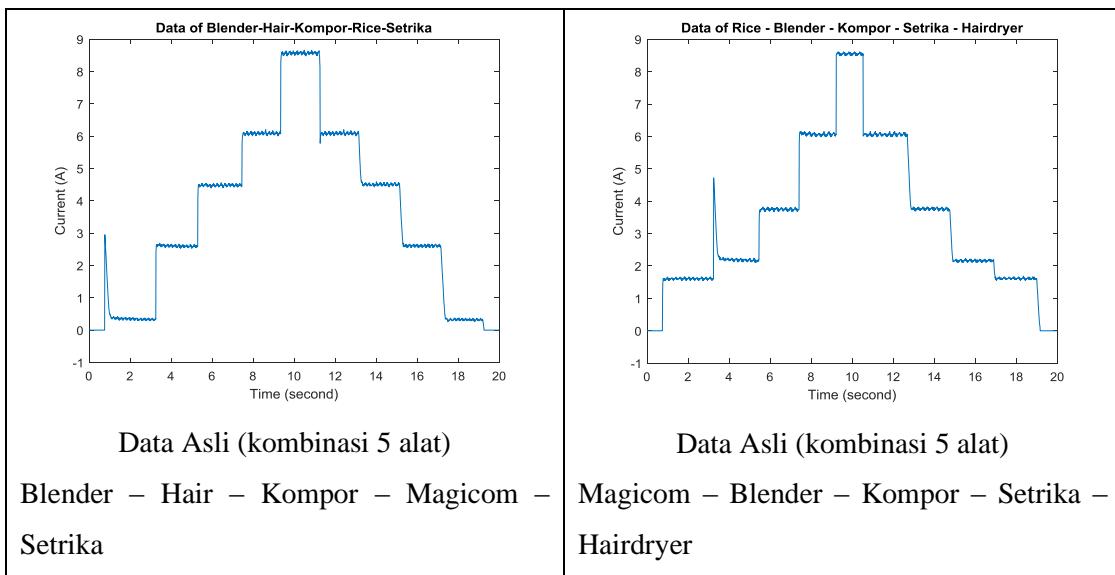
3.2.4 Pengambilan Data *Training*

Sebelum memasuki proses *training*, berikut ini merupakan perbandingan sinyal antara data asli dengan sinyal data y-1 regresi. Sehingga akan memudahkan untuk memahami perbedaan proses *training* dan output pada subbab ini dengan subbab sebelumnya.



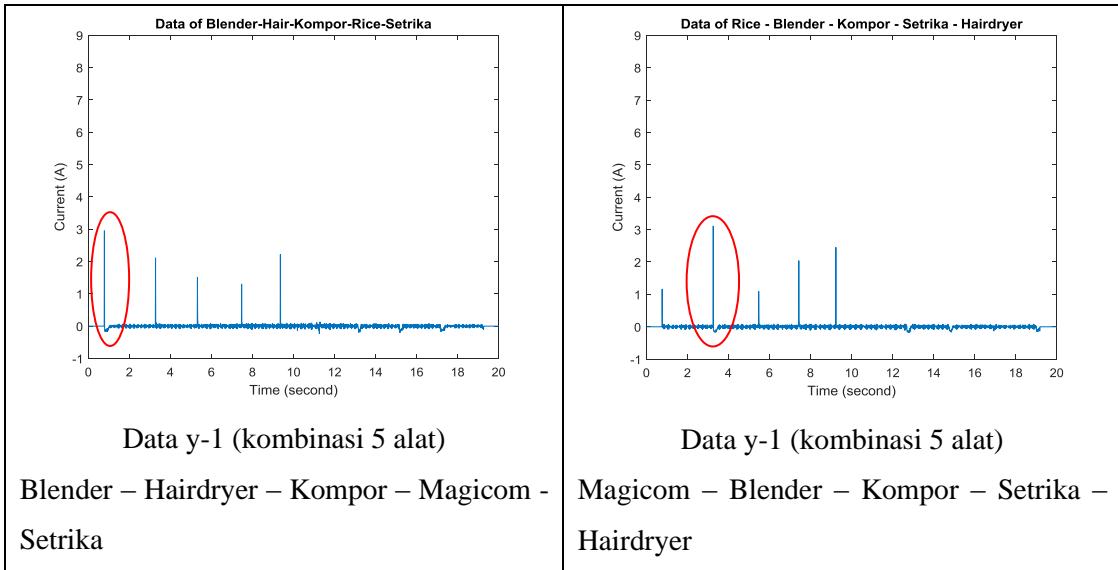
Gambar 3.31 Perbandingan (3.31a) sinyal asli dan (3.31b) sinyal y-1 regresi pada salah satu peralatan listrik (blender)

Pengoperasian paralel untuk *blender*, setrika, kompor listrik, *rice cooker* dan *hairdryer* ditunjukkan pada gambar berikut :



Gambar 3.32 (3.32a) Sinyal asli dari kombinasi 5 alat saat menyala dan (3.32b) sinyal asli dari kombinasi 5 alat saat menyala dengan urutan berbeda

Pada Gambar 3.21 dapat dilihat bahwa jenis dan jumlah alat yang digunakan sama tetapi urutan pengoperasian berbeda sehingga hasil sinyalnya berbeda. Namun karakteristik sinyal dari masing-masing alatnya sama.



Gambar 3.33 (3.33a) Sinyal y-1 regresi dari kombinasi 5 alat saat menyala (3.33b)
sinyal y-1 regresi dari kombinasi 5 alat saat menyala dengan urutan berbeda

Sedangkan pada Gambar 3.22 dapat dilihat bahwa sinyal y-1 regresi pada setiap alat tetap konsisten meskipun urutan pengoperasiannya berbeda. Sehingga dengan demikian urutan pengoperasian bisa diabaikan, untuk 5 peralatan hanya dibutuhkan 5 data.

3.2.5 Training

Training dilakukan menggunakan metode NN dengan 10 *hidden layer* menggunakan 25 data input dengan 5 macam output.

Tabel 3.8 Bobot Input Layer untuk Hidden Layer

INPUT		OUTPUT				
Settling Time (millisecond)	Steady State (Ampere)	Setrika	Hairdryer	Blender	Kompor	Rice Cooker
5	1,11	0	0	0	1	0
5	1,11	0	0	0	1	0
7	1,13	0	0	0	0	1
7	1,19	0	0	0	0	1
5	1,36	0	0	0	1	0
5	1,38	0	0	0	1	0
5	1,38	0	0	0	1	0
7	1,44	0	0	0	0	1
7	1,52	0	0	0	0	1
7	1,61	0	0	0	0	1
10	2,16	1	0	0	0	0
10	2,18	1	0	0	0	0
8	2,19	0	1	0	0	0

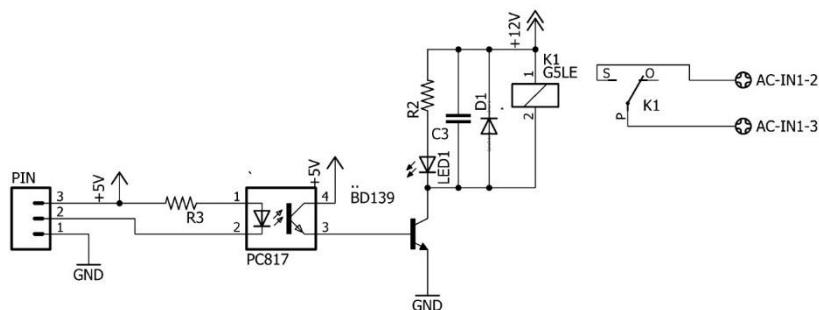
Tabel 3.12 Based Output Weight (BOW) dispatch NN

No	BOW
1	-3,27
2	-4,09
3	-2,80
4	-2,64
5	-2,52

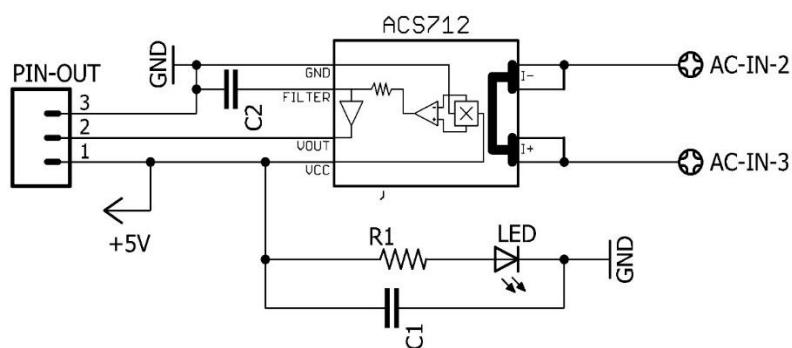
3.3 Penggunaan *Smart Plug* berdasarkan Konsumen Elektronik untuk Mendukung *Low Power Smart Home*

3.3.1 Perangkat Keras pada *Smart Plug*

Pada subbab ini, ruang lingkup pengembangan produk terbatas pada implementasi fungsi on/off, sama seperti lampu dan terminal konvensional. Berdasarkan ruang lingkup yang telah ditentukan, struktur perangkat keras dari relay sebagai sakelar dirancang sebagai modul on/off. Penambahan sensor arus digunakan untuk mendeteksi peralatan yang sedang menyala, jika peralatan listrik di rumah sangat banyak maka di perlukan smart plug untuk tiap peralatan listrik sehingga dapat mengetahui peralatan apa saja yang sedang digunakan atau tidak.



Gambar 3.23 Rangkaian driver



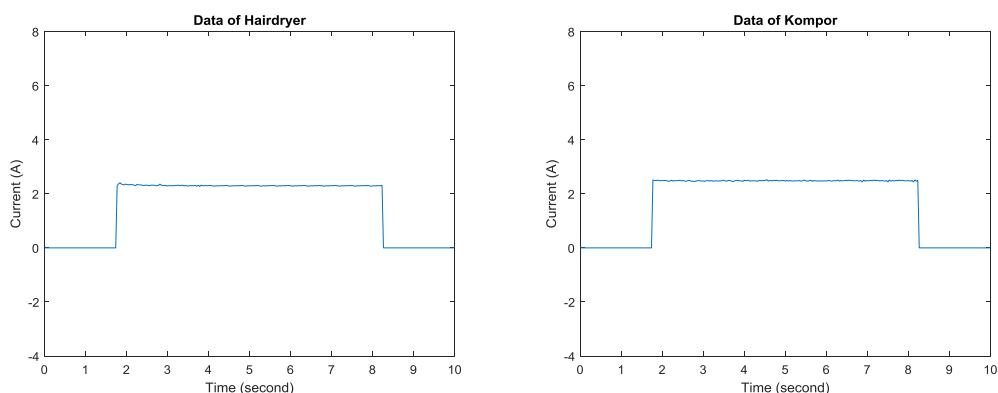
Gambar 3.24 Rangkaian sensor arus

3.4 Hybrid Smart Meter dan Smart Plug Menggunakan Metode Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi secara Online Menggunakan Android.

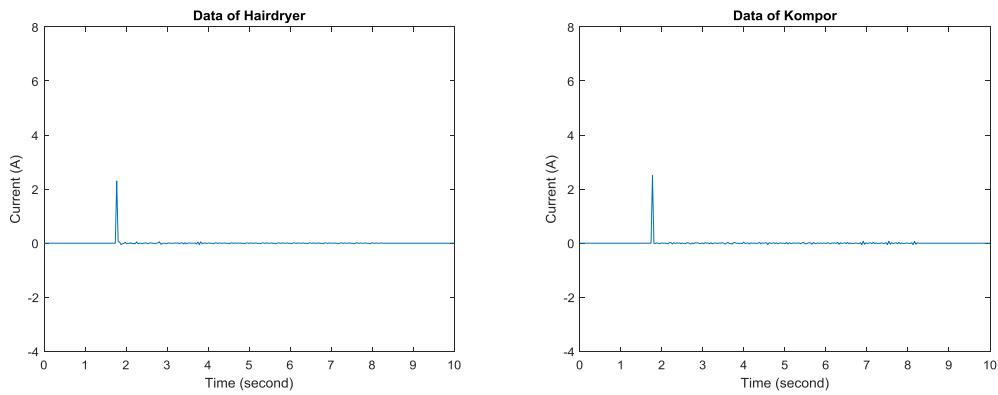
Pada proses ini dilakukan penggabungan antara *Smart meter* dan *Smart plug* yang bertujuan untuk peralatan listrik yang mempunyai karakteristik sinyal yang mirip perlu di pasang sensor *Smart plug* sebagai identifikasi tambahan sehingga pendeksi peralatan pada *Smart meter* lebih akurat. Berikut ini merupakan langkah – langkah dan prosesnya :

3.4.1 Identifikasi Peralatan Listrik yang Mempunyai Karakteristik Sinyal yang Mirip

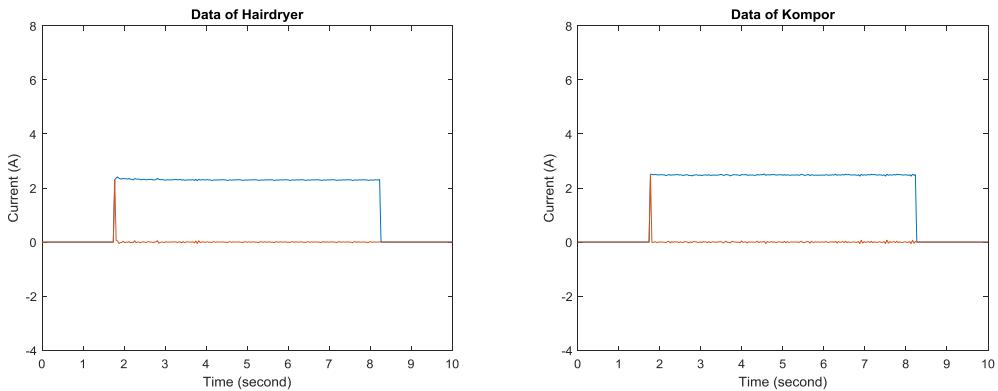
Berikut adalah hasil dari $y - 1$ regresi dengan menggunakan data yang telah ada dan di deteksi ada beberapa peralatan yang memiliki sinyal yang hampir sama. yaitu *hairdryer* dan kompor.



Gambar 3.34 Perbandingan Sinyal (3.34a) Hairdryer dan (3.34b) Kompor Listrik



Gambar 3.35 Perbandingan sinyal y-1 dari (3.35a) hairdryer dan (3.35b) kompor listrik



Gambar 3.36 Perbandingan plotting Sinyal dari (3.36a) Hairdryer dan (3.36b) Kompor Listrik

3.4.2 Training Menggunakan Neural Network

Pada bagian ini *hybrid* smart meter dan smart plug dengan lima peralatan listrik menggunakan metode *time series modify* (*y-1*), *neural network*, dan logika *smart plug* dengan inputan berupa *settling time*, *y-1 overshoot*, dan kondisi logika dari *smart plug*. *Settling time* merupakan waktu dari keadaan arus transien sampai keadaan arus menjadi steady state. *y-1 overshoot* merupakan inputan dimana arus rms dirubah menjadi arus *y-1*. Perbedaan dari penelitian sebelumnya adalah terdapat penambahan sensor sebagai inputan yang diletakkan pada peralatan listrik yang mempunyai karakteristik mirip dengan peralatan lainnya, dalam hal ini kami

letakkan sensor pada peralatan kompor listrik yang berupa kondisi logika 1 (jika kompor listrik menyala) dan kondisi logika 0 (jika kompor listrik mati). Setelah dilakukannya klasifikasi berdasarkan nilai sinyal yang sama kemudian dilakukan *training* NN dengan format seperti pada tabel berikut.

Tabel 3.13 Format data training NN

INPUT			OUTPUT				
<i>Setting Time (millisecond)</i>	<i>y-I Overshoot (Ampere)</i>	<i>Smart Plug (kondisi)</i>	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Magicom	Setrika
5	1,11	0	0	0	0	1	0
5	1,11	0	0	0	0	1	0
7	1,13	0	0	0	0	0	1
7	1,19	0	0	0	0	0	1
5	1,36	0	0	0	0	1	0
5	1,38	0	0	0	0	1	0
5	1,38	0	0	0	0	1	0
7	1,44	0	0	0	0	0	1
7	1,52	0	0	0	0	0	1
7	1,61	0	0	0	0	0	1
10	2,16	1	1	0	0	0	0
10	2,18	1	1	0	0	0	0
8	2,19	0	0	1	0	0	0
8	2,22	0	0	1	0	0	0
8	2,3	0	0	1	0	0	0
8	2,35	0	0	1	0	0	0
8	2,37	0	0	1	0	0	0
10	2,46	1	1	0	0	0	0
10	2,47	1	1	0	0	0	0
10	2,51	1	1	0	0	0	0
9	3,81	0	0	0	1	0	0
9	4,03	0	0	0	1	0	0
9	4,04	0	0	0	1	0	0
9	4,04	0	0	0	1	0	0
9	4,05	0	0	0	1	0	0

Setelah dilakukan *training* data pana *neural network*, tabel berikut merupakan data bobot yang dihasilkan dengan menggunakan 10 neuron.

Tabel 3.14 Input Weight (IW) dispatch NN

No	IW		
1	18,61	-7,45	73,75
2	4,13	-39,89	-27,68
3	-4,87	33,20	-62,27
4	0,86	42,10	-25,69
5	-5,74	-0,91	-117,20
6	-19,27	-0,44	-79,06
7	-12,97	-12,78	98,97
8	-13,83	22,67	76,93
9	-22,80	-14,65	25,93
10	-10,86	-26,09	-82,69

Tabel 3.15 Layer Weight (LW) dispatch NN

No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
LW	1,87	-0,36	-2,73	-4,43	1,51	-6,89	-6,40	2,24	-2,75	-4,19
	-5,22	-4,47	-3,01	-8,30	0,73	6,26	1,78	3,89	-0,96	-9,90
	0,41	-0,52	0,25	6,46	0,18	-0,07	0,26	0,14	-0,27	-3,86
	-3,97	-4,64	-4,37	-0,12	-2,55	4,94	-0,16	0,86	5,52	2,23
	-3,64	2,67	-1,36	-11,33	-2,61	5,01	-2,63	0,69	-6,10	-0,91

Tabel 3.16 Based Input Weight (BIW) dispatch NN

No	BIW	No	BIW
1	-21,93	6	16,69
2	5,61	7	5,23
3	6,11	8	-4,94
4	-11,24	9	15,04
5	11,01	10	12,32

Tabel 3.17 Based Output Weight (BOW) dispatch NN

No	BOW
1	0,78
2	0,56
3	-9,05
4	-2,81
5	-4,43

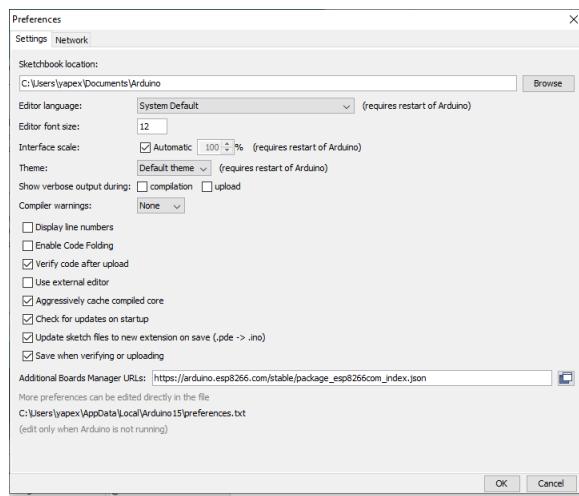
3.5 Integrasi Monitoring *Smart Meter* berbasis IoT System

Pada proses ini dilakukan integrasi *Smart meter* secara IoT menggunakan *database firebase* google dan dapat dimonitoring secara online menggunakan Android. Berikut ini merupakan langkah – langkah dan prosesnya :

3.5.1 Data yang diterima oleh NodeMCU ESP8266 dikirimkan ke *Firebase*

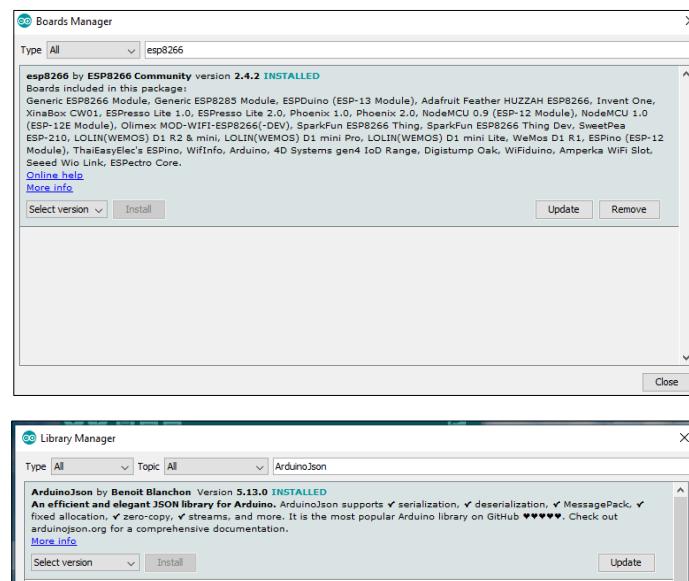
Pada pengiriman data pada modul WiFi ada beberapa library yang harus dipasang terlebih dahulu pada Arduino IDE, diantaranya adalah library NodeMCU, Firebase, dan board Galileo. Diantaranya adalah :

1. *Library NodeMCU* : Klik pada menu “File”, lalu pilih “Preference” , “http://arduino.esp8266.com/stable/packageesp8266com_index.json” Masukkan pada additional board seperti gambar berikut :



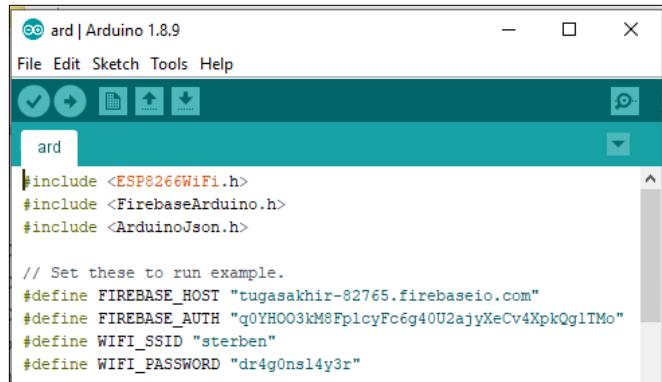
Gambar 3.37 Pemasangan *Library* NodeMCU

2. *Library Firebase* dan NodeMCU : Klik “Sketch” pilih “Include Library”, dan Klik “Manage Library” seperti berikut :



Gambar 3.38 *Library* Firebase dan NodeMCU

3. Selain menginstal *Library*, ada beberapa langkah untuk menyambungkan modul WiFi dengan WiFi sehingga mendapatkan jaringan internet, yaitu dengan cara mengkoneksikan kepada SSID dan *password* WiFi seperti gambar berikut :

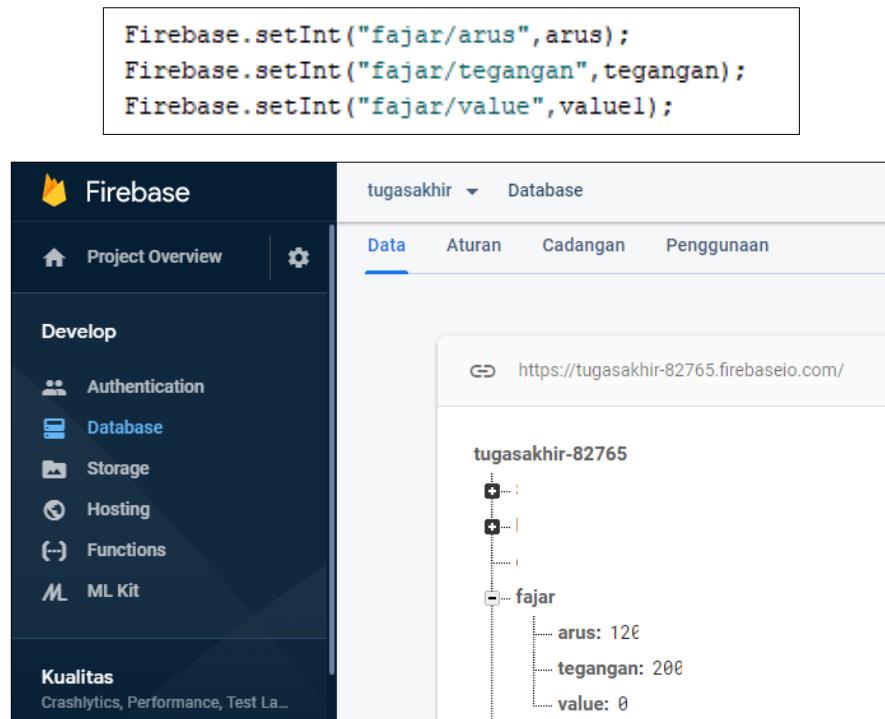


```
#include <ESP8266WiFi.h>
#include <FirebaseArduino.h>
#include <ArduinoJson.h>

// Set these to run example.
#define FIREBASE_HOST "tugasakhir-82765.firebaseio.com"
#define FIREBASE_AUTH "qOYH003kM8FplcyFc6g40U2ajyXeCv4XpkQglTMo"
#define WIFI_SSID "sterben"
#define WIFI_PASSWORD "dr4g0ns14y3r"
```

Gambar 3.39 Koneksi pada SSID dan *password* WiFi

Setelah mengkoneksi dengan WiFi, langkah selanjutnya adalah dengan mengirimkan data ke database online (*firebase*) seperti gambar berikut:

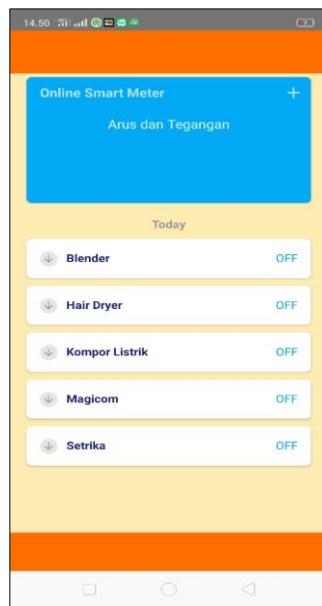


```
Firebase.setInt("fajar/arus", arus);
Firebase.setInt("fajar/tegangan", tegangan);
Firebase.setInt("fajar/value", value);
```

The screenshot shows the Firebase console interface. On the left, there's a sidebar with 'Project Overview' and sections for 'Develop' (Authentication, Database, Storage, Hosting, Functions, ML Kit) and 'Kualitas' (Crashlytics, Performance, Test Lab). The main area shows a database structure under 'tugasakhir-82765'. A 'Data' tab is selected, showing a tree view with a '+' sign at the top level, a '-' sign at the 'tugasakhir-82765' level, and a minus sign at the 'fajar' level. Under 'fajar', there are three child nodes: 'arus: 120', 'tegangan: 200', and 'value: 0'. To the right of the tree view, there's a URL: <https://tugasakhir-82765.firebaseio.com/>.

Gambar 3.40 Pengiriman datra ke *firebase*

4. Tampilan Monitoring pada Aplikasi Android



Gambar 3.41 Tampilan pada Android

BAB 4

HASIL DAN PENGUJIAN

Pada penelitian ini telah dilakukan pengujian yang terdiri dari beberapa subbab sebagai berikut :

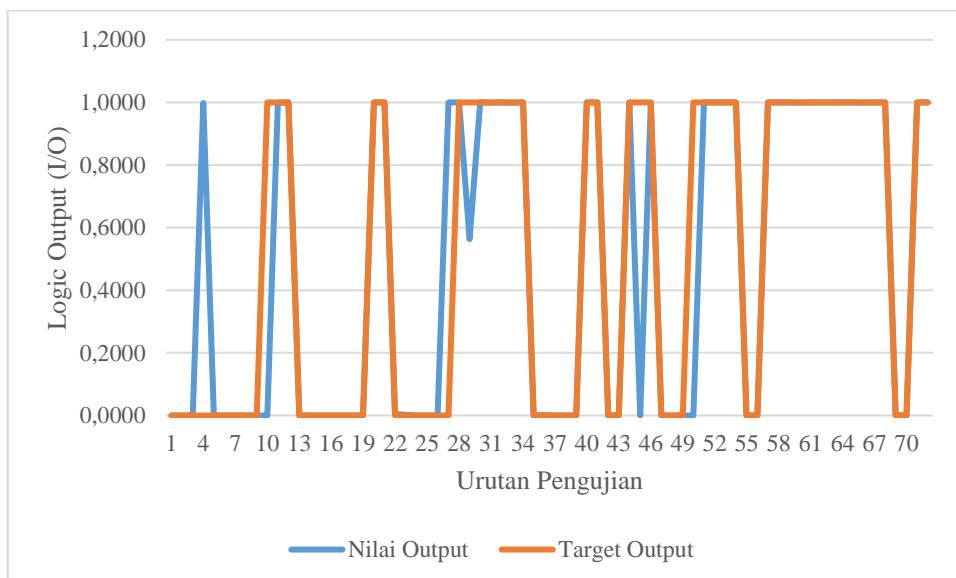
- Tahap 1 : *Smart Meter* Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal *Steady State* Menggunakan Metode *Neural Network* (disajikan secara lengkap pada subbab 4.1)
- Tahap 2 : *Smart Meter* Menggunakan *Time Series Modify* dan *Neural Network* untuk Monitoring Energi Secara Online (disajikan secara lengkap pada subbab 4.2)
- Tahap 3 : Penggunaan *Smart Plug* berdasarkan Konsumen Elektronik untuk Mendukung *Low Power Smart Home* (disajikan secara lengkap pada subbab 4.3)
- Tahap 4 : *Hybrid Smart Meter and Smart Plug* menggunakan metode *Time Series Modify* dan *Neural Network* untuk monitoring energi secara Online menggunakan Android (disajikan secara lengkap pada subbab 4.4)
- Tahap 5 : Integrasi monitoring *Smart Meter* Berbasis IoT *System* (disajikan secara lengkap pada subbab 4.5)

4.1 Hasil dan Pengujian Data *Smart Meter* Berdasarkan Kondisi Sinyal Transien dan Sinyal *Steady State* Menggunakan Metode *Neural Network*

Pada bagian ini dilakukan percobaan pada smart meter dengan lima peralatan listrik menggunakan metode *neural network* berdasarkan kondisi sinyal transien dan sinyal *steady state* dengan pengujian data sebanyak 72 percobaan. Berikut ini merupakan hasil percobaan tiap peralatan listrik dengan perbandingan antara nilai output dan target output

4.1.1 Pengujian peralatan Kompor Listrik

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan kompor listrik yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

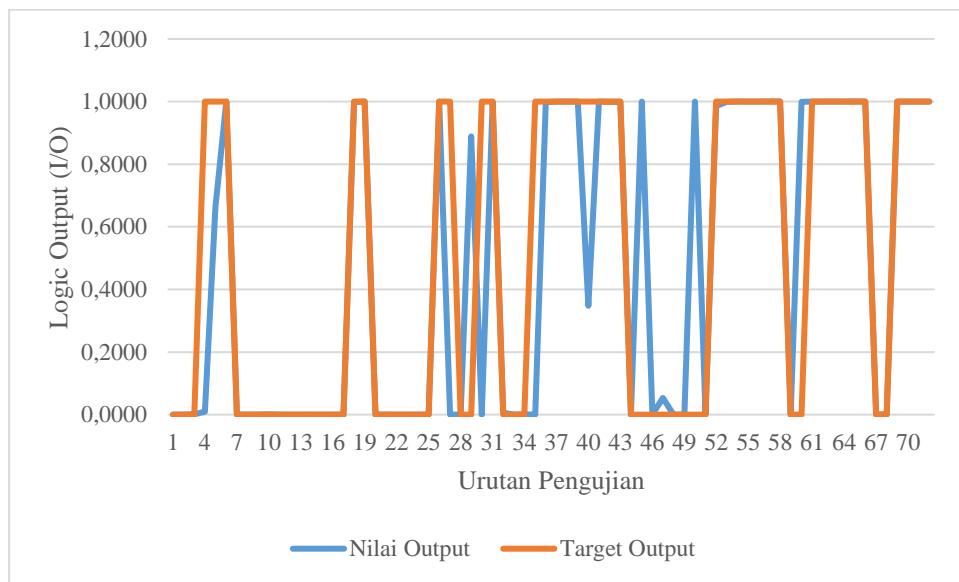


Gambar 4.1 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode *neural network* berdasarkan sinyal transien dan sinyal *steady state*

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 72 percobaan untuk peralatan kompor listrik yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 4, 27, 45, 50 sedangkan pada percobaan 29 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 4 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan kompor listrik baik dari nilai transien maupun nilai *steady state* memiliki kemiripan dengan peralatan lainnya sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.1.2 Pengujian peralatan Hairdryer

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan hairdryer yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

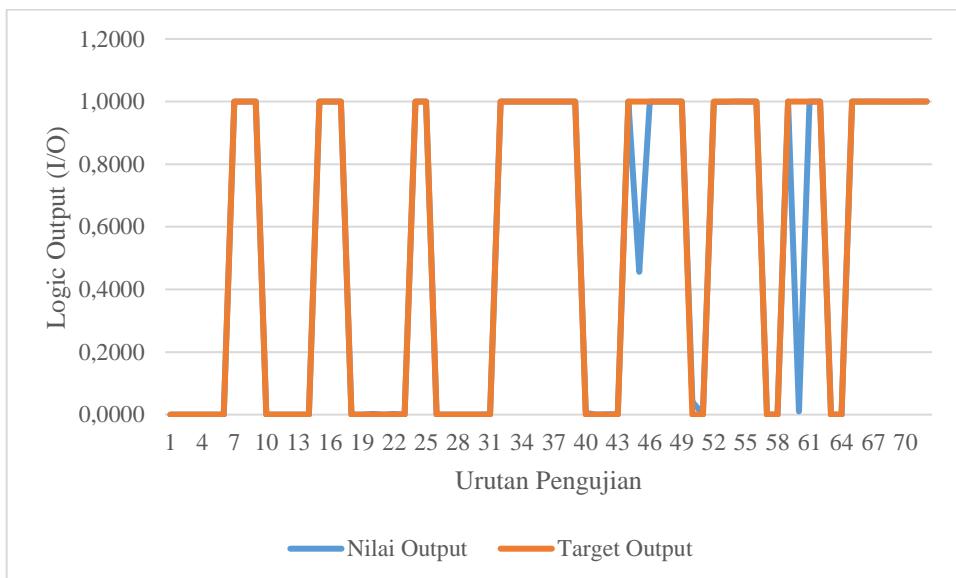


Gambar 4.2 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 72 percobaan untuk peralatan hairdryer yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 4, 27, 29, 30, 35, 40, 45, 50, 59 sedangkan pada percobaan 5, 29, 47 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 9 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan hairdryer baik dari nilai transien maupun nilai *steady state* memiliki kemiripan dengan peralatan lainnya sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.1.3 Pengujian peralatan Blender

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan blender yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

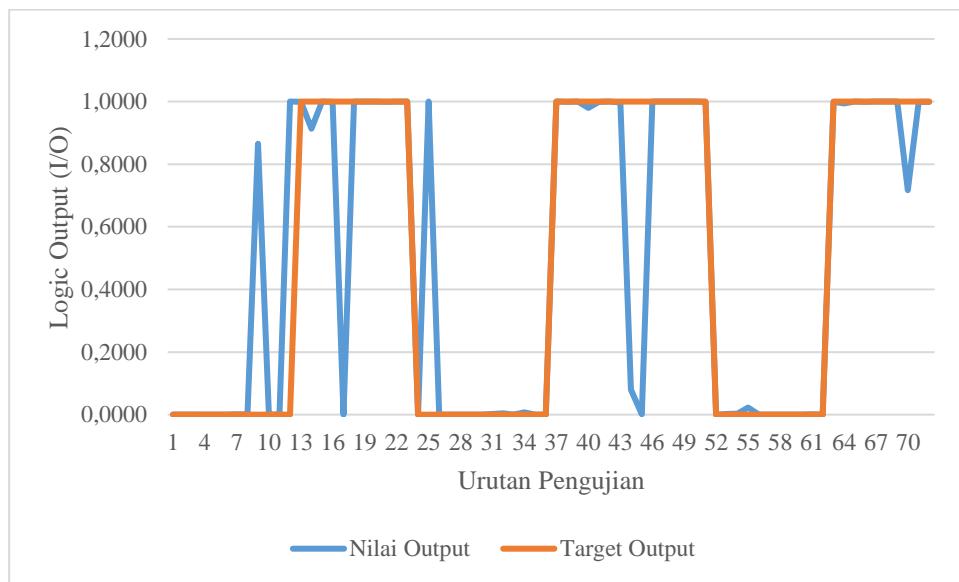


Gambar 4.3 Nilai output neural network dan target output peralatan blender dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 72 percobaan untuk peralatan blender yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 60 sedangkan pada percobaan 45 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 1 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan blender baik dari nilai transien maupun nilai *steady state* memiliki kemiripan dengan peralatan lainnya sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.1.4 Pengujian peralatan Magicom

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan magicom yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

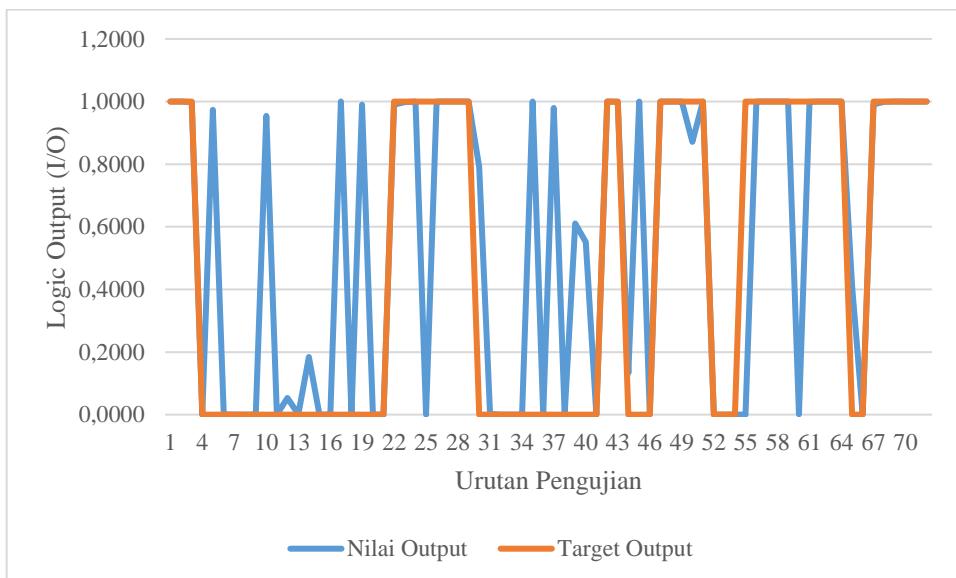


Gambar 4.4 Nilai output neural network dan target output peralatan magicom dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 72 percobaan untuk peralatan blender yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 60 sedangkan pada percobaan 45 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 1 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan blender baik dari nilai transien maupun nilai *steady state* memiliki kemiripan dengan peralatan lainnya sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.1.5 Pengujian peralatan Setrika

Pengujian dilakukan dengan cara menyalaikan dan mematikan magicom yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



Gambar 4.5 Nilai output neural network dan target output peralatan setrika dengan metode neural network berdasarkan sinyal transien dan sinyal steady state

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 72 percobaan untuk peralatan setrika yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 5, 10, 17, 19, 25, 30, 35, 37, 40, 45, 55, 60 sedangkan pada percobaan 12, 14, 39, 50 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 12 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan setrika baik dari nilai transien maupun nilai *steady state* memiliki kemiripan dengan peralatan lainnya sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.1.6 Nilai Error dari keseluruhan Peralatan Listrik

Setelah dilakukan percobaan sebanyak 72x, terdapat kegagalan sebanyak 12x sehingga presentase error pada percobaan ini sebesar 16,6%. Nilai error disebabkan dari pengoperasian peralatan baik penyalaan secara individu maupun secara bersamaan terdapat kemiripan kondisi sinyal sehingga *neural network* memutuskan nilai output yang tidak sesuai dengan target yang diinginkan. Untuk hasil yang lebih lengkap dan data yang kami gunakan untuk testing dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 4.1 Hasil pengujian peralatan listrik dan data tes input

No	Input		Error NN (%)				
	Transient (Ampere)	Steady State (Ampere)	KL	H	B	M	S
1	1,13	1,64	0	0	0	0	0,01
2	1,54	1,84	0	0	0	0	0
3	1,61	1,64	0	0	0	0	0,15
4	2,34	2,44	0	99,04	0	0	0
5	1,8	2,04	0	33,66	0	0	0
6	2,37	2,3	0	0	0	0	0
7	3,91	0,92	0	0	0	0	0
8	4,03	0,73	0	0	0	0	0
9	4,2	0,86	0	0	0	0	0
10	1,66	2,17	100,00	0	0	0	0
11	2,47	2,47	0,04	0	0	0	0
12	2,61	2,67	0,03	0	0	0	0
13	1,11	1,37	0	0	0	0,10	0
14	1,53	1,47	0	0	0	8,62	0
15	4	1,65	0	0	0	0	0
16	4,7	1,95	0	0	0	0,07	0
17	4,94	2,15	0	0	0	100,00	0
18	3,5	3,42	0	0,22	0	0	0
19	3,67	3,52	0	0	0	0	0
20	3,12	3,29	0	0	0	0	0
21	3,6	3,59	0	0	0	0,11	0
22	2,9	2,97	0	0	0	0	1,03
23	2,76	2,77	0	0	0	0	0,19
24	4,81	2,26	0	0	0	0	0
25	4,78	1,86	0	0	0	0	100,00
26	3,74	3,63	0	0	0	0	0
27	3,8	3,83	0	100	0	0	0,01
28	3,8	3,8	0	0	0	0	0
29	3,99	3,9	43,64	0	0	0	0
30	3,98	4,1	0	100,00	0	0	0
31	4,5	4,4	0,12	0,12	0	0	0
32	5,62	3,24	0	0	0	0	0
33	5,4	3,04	0,07	0	0	0	0
34	5,51	3,14	0,01	0	0	0	0
35	5,31	2,53	0	100,00	0	0	0
36	5,72	2,83	0	0,14	0	0	0
37	6,36	4,27	0	0	0	0	0
38	6,33	4,07	0	0	0	0,05	0
39	6,51	4,17	0	0	0	0,01	0

Tabel 4.1 Hasil pengujian peralatan listrik dan data tes input (lanjutan)

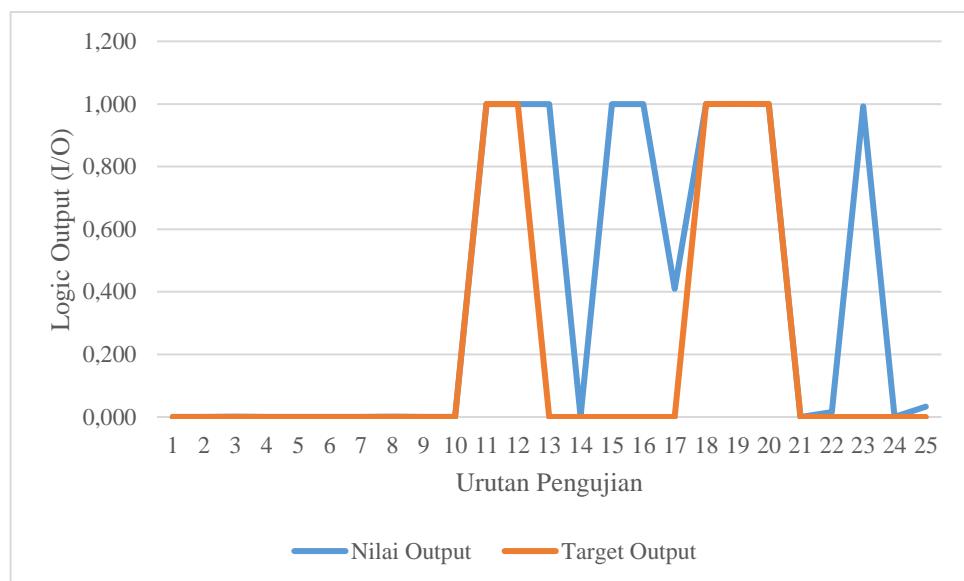
No	Input		Error NN (%)				
	Transient (Ampere)	Steady State (Ampere)	KL	H	B	M	S
40	5,03	5,2	0	65,23	0	2,00	0
41	5,54	5,5	0	0	0	0,13	0
42	4,69	4,75	0	0,09	0	0	0
43	4,61	4,55	0	0,05	0	0,25	0,09
44	4,91	4,35	0,00	0	0,00	92,02	0
45	4,34	3,95	100,00	0	54,33	99,93	0
46	4,88	4,25	0,08	0	0,00	0,02	0
47	4,49	3,62	0	0	0,00	0	0
48	4,46	3,42	0	0	0,00	0,02	0
49	4,66	3,52	0	0	0	0	0
50	4,48	4,7	99,98	0	0	0	12,86
51	5,02	5	0,03	0	0	0,09	0
52	4,71	5,26	0	1,43	0,05	0	0
53	5,48	5,06	0	0,11	0,10	0	0
54	5,7	5,16	0	0,00	0,00	0	0
55	6,48	3,81	0	0	0	0	100,00
56	7,01	4,11	0	0	0	0	0,01
57	6,06	6,13	0	0	0	0	0
58	5,99	5,93	0	0	0	0	0
59	4,97	4,58	0	0	0,00	0	0
60	4,43	4,18	0,06	0	98,97	0	99,89
61	8,09	6,47	0	0	0	0	0,11
62	8,3	6,67	0	0	0	0	0
63	6,98	6,97	0	0	0	0,05	0
64	7,14	7,07	0	0	0	0,64	0
65	7,33	5,79	0	0	0	0	0
66	7,92	6,09	0,09	0	0	0,07	0
67	6,99	5,86	0	0	0	0	0,85
68	6,98	5,66	0	0	0	0,02	0,08
69	7,18	5,58	0	0	0	0	0,03
70	6,63	5,18	0	0	0	28,27	0
71	8,59	8,11	0	0	0,01	0,05	0
72	8,82	8,31	0	0	0	0,04	0

4.2 Hasil dan Pengujian Data Smart Meter Menggunakan Time Series Modify dan Neural Network untuk Monitoring Energi Secara Online

Pada bagian ini dilakukan percobaan pada smart meter dengan lima peralatan listrik menggunakan metode *time series modify* ($y-1$) dan *neural netwok* dengan pengujian data sebanyak 25 percobaan. Berikut ini merupakan hasil percobaan tiap peralatan listrik dengan perbandingan antara nilai output dan target output

4.2.1 Pengujian Peralatan Kompor Listrik

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan kompor listrik yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

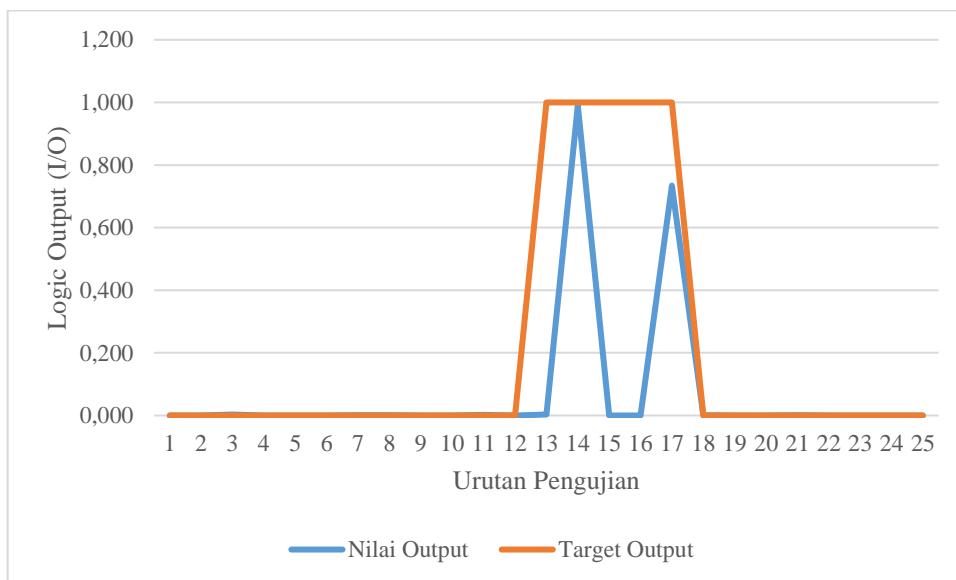


Gambar 4.6 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode time series modify ($y-1$) dan neural netwok

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan kompor listrik yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 13, 15, 16, 23, sedangkan pada percobaan 17 dan 25 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 4 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan kompor listrik baik dari nilai *settling time* maupun nilai $y-1$ *overshoot* memiliki kemiripan dengan peralatan hairdryer sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.2.2 Pengujian Peralatan Hairdryer

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan hairdryer yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

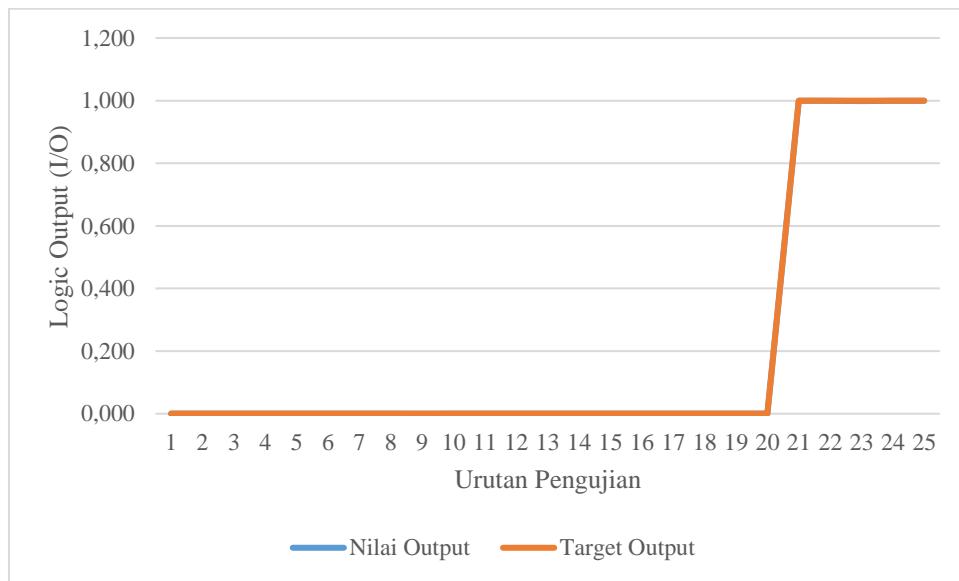


Gambar 4.7 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode time series modify ($y-1$) dan neural netwok

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan hairdryer yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 14, 15, 16, sedangkan pada percobaan 17 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 3 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan hairdryer baik dari nilai *settling time* maupun nilai $y-1$ *overshoot* memiliki kemiripan dengan peralatan kompor listrik sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target.

4.2.3 Pengujian Peralatan Blender

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan hairdryer yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

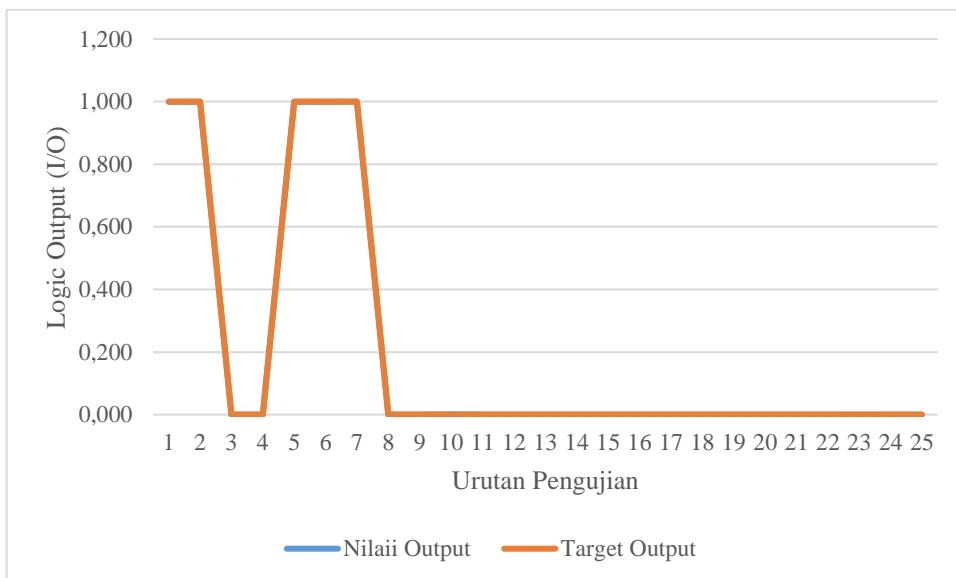


Gambar 4.8 Nilai output neural network dan target output peralatan Blender dengan metode time series modify ($y-1$) dan neural network

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan blender yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dan target output dari 25 kali percobaan sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan blender baik dari nilai *settling time* maupun nilai $y-1$ *overshoot* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan blender.

4.2.4 Pengujian Peralatan Magicom

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan magicom yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

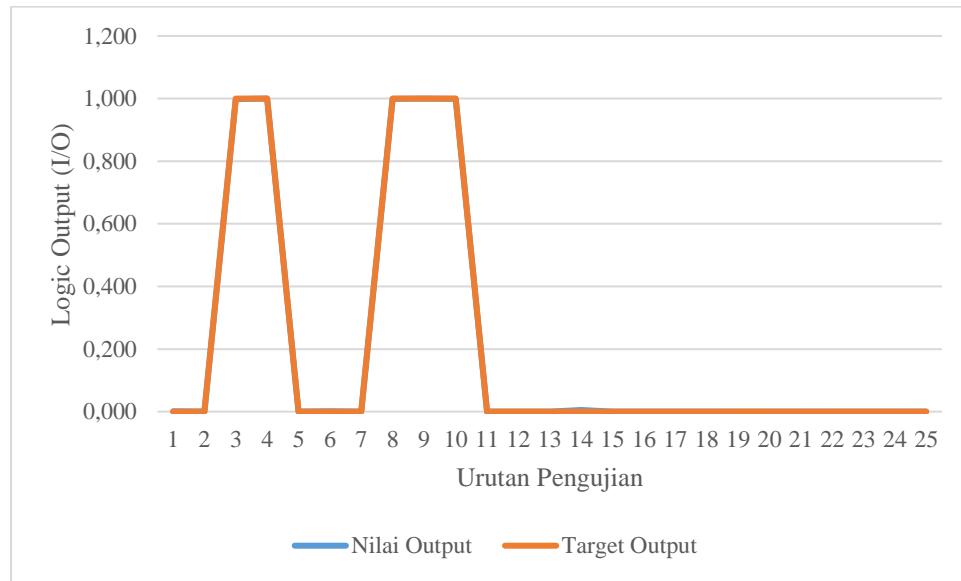


Gambar 4.9 Nilai output neural network dan target output peralatan Magicom dengan metode time series modify ($y-1$) dan neural netwok

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan magicom yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan magicom baik dari nilai *settling time* maupun nilai $y-1$ *overshoot* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan magicom.

4.2.5 Pengujian Peralatan Setrika

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan setrika yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



Gambar 4.10 Nilai output neural network dan target output peralatan Setrika dengan metode time series modify ($y-1$) dan neural netwok

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan setrika yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan setrika baik dari nilai *settling time* maupun nilai $y-1$ *overshoot* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan setrika.

4.2.6 Nilai Error dari keseluruhan Peralatan Listrik

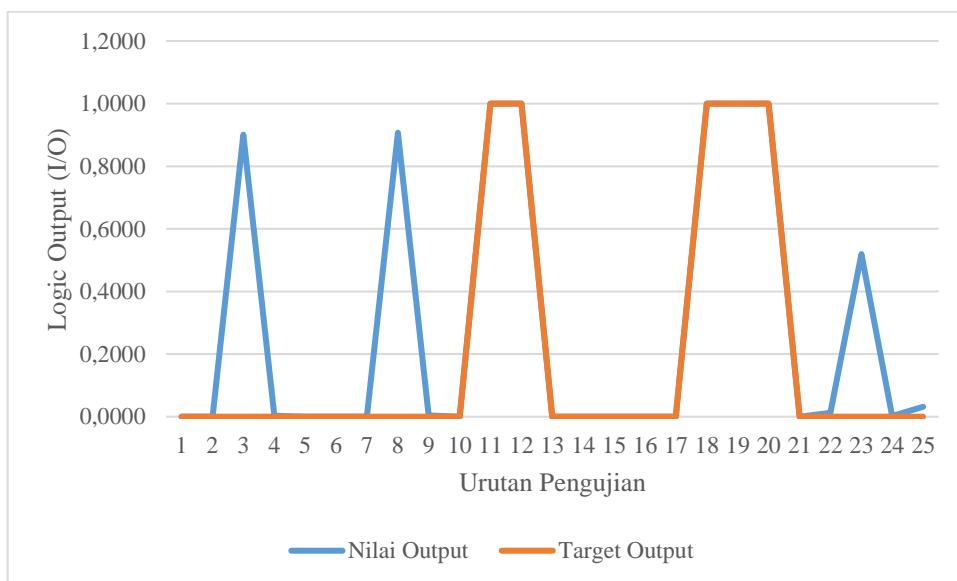
Setelah dilakukan penambahan metode $y-1$ terdapat peningkatan performa dari penelitian yang sebelumnya sehingga dari percobaan sebanyak 25x, terdapat kegagalan sebanyak 4x, maka presentase error pada percobaan ini sebesar 16%. Nilai error disebabkan dari pengoperasian peralatan baik penyalaan secara individu maupun secara bersamaan terdapat kemiripan kondisi sinyal sehingga NN memutuskan nilai output yang tidak sesuai dengan target yang diinginkan. Untuk hasil yang lebih lengkap dan data yang kami gunakan untuk testing dapat dilihat pada tabel berikut :

4.4 Hasil dan Pengujian Data Hybrid Smart Meter and Smart Plug menggunakan metode Time Series Modify dan Neural Network untuk monitoring energi secara Online menggunakan Android

Pada bagian ini dilakukan percobaan pada *hybrid* smart meter dan smart plug dengan lima peralatan listrik menggunakan metode *time series modify* (y-1), *neural netwok*, dan logika *smart plug* dengan pengujian data sebanyak 25 percobaan. Berikut ini merupakan hasil percobaan tiap peralatan listrik dengan perbandingan antara nilai output dan target output.

4.4.1. Pengujian Peralatan Kompor Listrik

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan kompor listrik yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



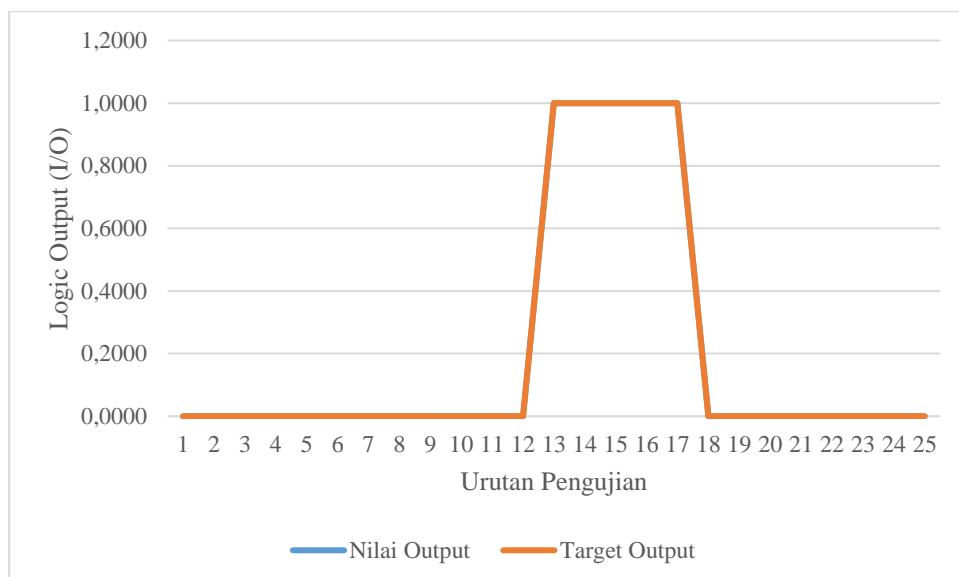
Gambar 4.11 Nilai output neural network dan target output peralatan kompor listrik dengan metode time series modify (y-1), neural netwok, dan logika smart plug (*Hybrid*)

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan kompor listrik yang mana untuk nilai output dan target output terdapat perbedaan hasil sehingga dapat disebut sebagai *error* yang terdapat pada percobaan ke 3 dan 8, sedangkan pada percobaan ke 23 masih dalam toleransi batasan nilai output sehingga

dianggap masih sesuai dengan target sehingga error percobaan sebanyak 2 kali, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan kompor listrik baik dari nilai *settling time* maupun nilai *y-1 overshoot* memiliki kemiripan dengan peralatan hairdryer sehingga ketika melakukan percobaan neural network mendefinisikan nilai output yang berbeda dengan nilai target, namun untuk tambahan logika *smart plug* berhasil mengurangi nilai error dari metode sebelumnya.

4.4.2. Pengujian Peralatan Hairdryer

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan hairdryer yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



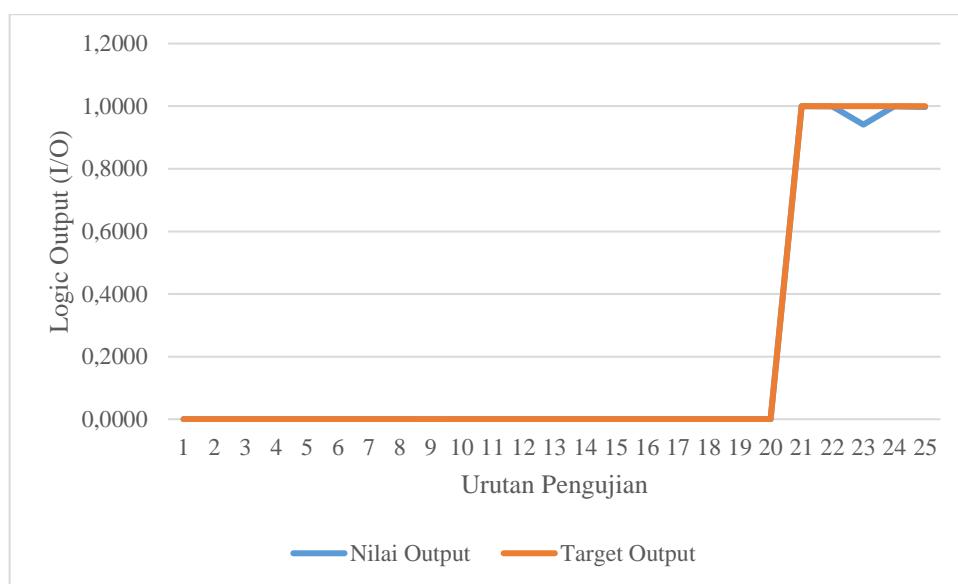
Gambar 4.12 Nilai output neural network dan target output peralatan hairdryer dengan metode time series modify (*y-1*), neural network, dan logika smart plug (Hybrid)

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan hairdryer yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan hairdryer baik dari nilai *settling time*, nilai *y-1 overshoot*, dan nilai logika *smart plug* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya

sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan hairdryer.

4.4.3. Pengujian Peralatan Blender

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan blender yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



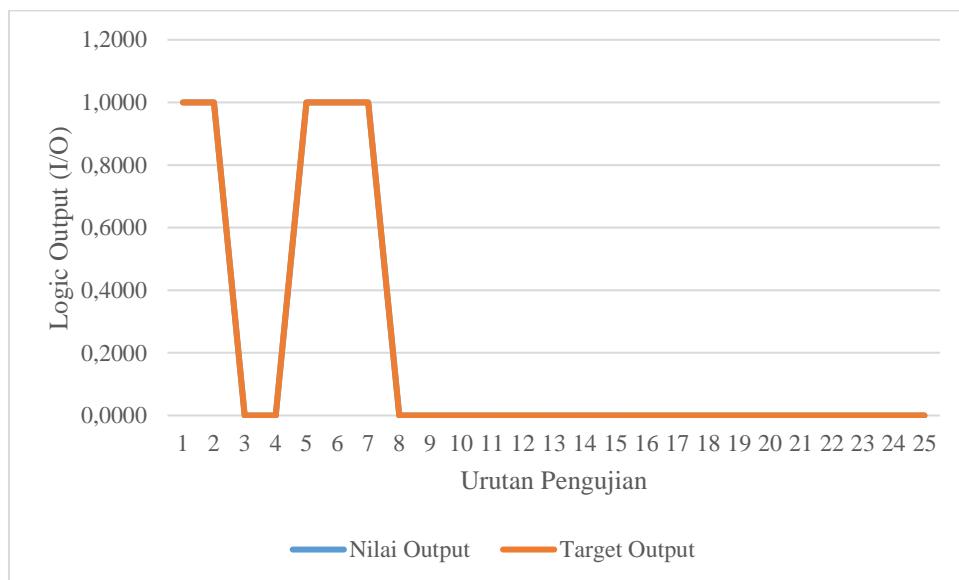
Gambar 4.13 Nilai output neural network dan target output peralatan blender

dengan metode time series modify ($y-1$), neural network, dan logika smart plug (Hybrid)

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan blender yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan ada 1x percobaan yang hasilnya berbeda dengan target output namun masih dalam batas toleransi dan dianggap sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan blender baik dari nilai *settling time*, nilai $y-1$ *overshoot*, dan nilai logika *smart plug* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan blender.

4.4.4. Pengujian Peralatan Magicom

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan magicom yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :

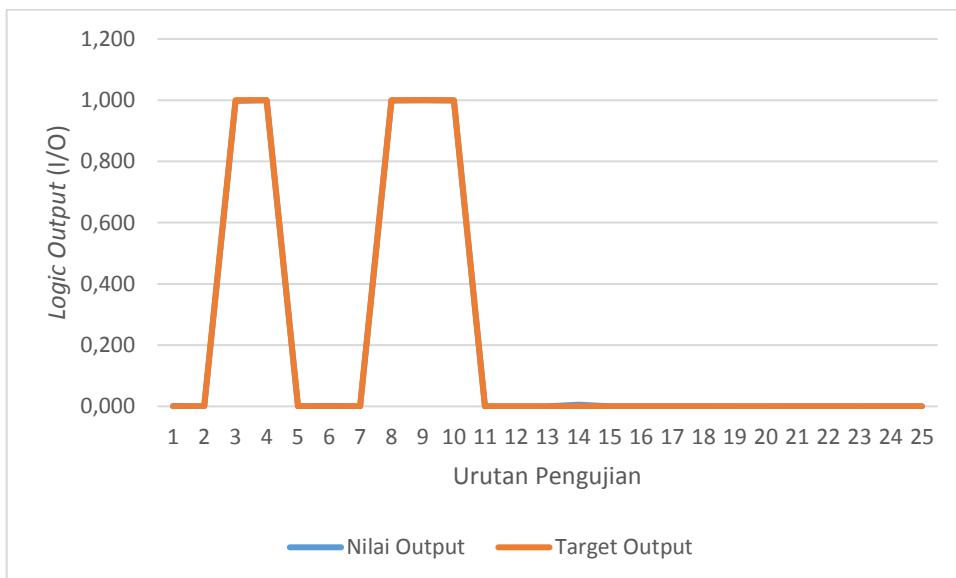


Gambar 4.14 Nilai output neural network dan target output peralatan magicom dengan metode time series modify ($y-1$), neural network, dan logika smart plug (Hybrid)

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan magicom yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan magicom baik dari nilai *settling time*, nilai $y-1$ *overshoot*, dan nilai logika *smart plug* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan magicom.

4.4.5. Pengujian Peralatan Setrika

Pengujian dilakukan dengan cara menyalakan dan mematikan setrika yang mana pada grafik sebagai berikut merupakan komparasi nilai output dari neural network dan target output :



Gambar 4. 15 Nilai output neural network dan target output peralatan setrika dengan metode time series modify ($y-1$), neural netwok, dan logika smart plug (Hybrid)

Pada grafik diatas dilakukan sebanyak 25 percobaan untuk peralatan setrika yang mana untuk nilai output dan target output tidak terdapat perbedaan hasil. Nilai output dari 25 kali percobaan ada 2x percobaan yang hasilnya berbeda dengan target output namun masih dalam batas toleransi dan dianggap sesuai dengan target output sehingga nilai error sebanyak 0%, hal ini disebabkan nilai input pada neural network untuk peralatan setrika baik dari nilai *settling time*, nilai $y-1$ *overshoot*, dan nilai logika *smart plug* memiliki perbedaan yang cukup signifikan dengan nilai input peralatan lainnya sehingga neural network dapat menghasilkan nilai output yang akurat untuk peralatan setrika.

4.4.6. Nilai Error dari keseluruhan Peralatan Listrik

Dari percobaan diatas dapat diketahui bahwa kombinasi metode NN, $y-1$ membutuhkan data training yang lebih sedikit dan penambahan *smart plug* dapat meningkatkan performa smart meter ketika ada kemiripan sinyal yang mana dari 25 percobaan terdapat 2 percobaan yang gagal sehingga presentase error sebanyak 8% sehingga menurut peneliti dapat disimpulkan bahwa sampai saat ini cara ini yang sangat efektif untuk smart meter. Untuk hasil yang lebih lengkap dan data yang kami gunakan untuk testing dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 4.4 Hasil pengujian data *hybrid smart meter and smart plug* dan data tes input

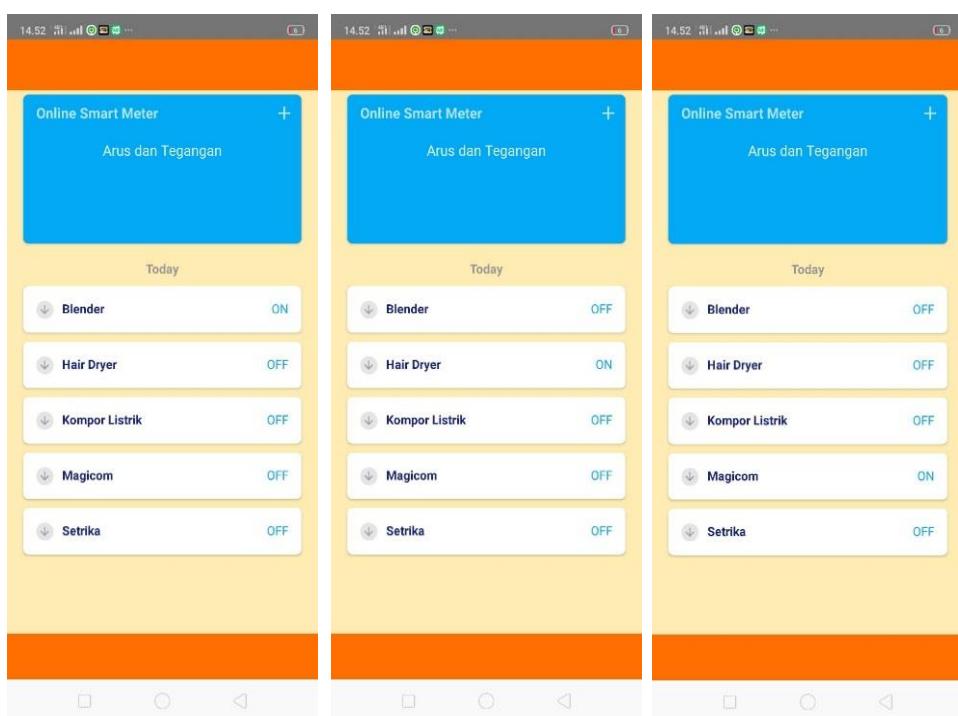
No	Input			Error NN (%)				
	Setling Time (millisecond)	y-1 Overshoot (Ampere)	Smart Plug (kondisi)	KL	H	B	M	S
1	100	1,37	0	0	0	0	0,017	0
2	80	1,43	0	0	0	0	0,000	0
3	170	1,77	0	0	0	0	0	27,356
4	150	1,43	0	0	0	0	0	0,234
5	100	1,46	0	0	0	0	0,018	0
6	100	1,38	0	0	0	0	0,017	0
7	80	1,48	0	0	0	0	0,000	0
8	170	1,74	0	0	0	0	0	27,480
9	150	1,32	0	0	0	0	0	0,298
10	140	1,51	0	0	0	0	0	0,274
11	200	2,45	0	0,021	0	0	0	0
12	210	2,54	0	0,012	0	0	0	0
13	200	2,5	1	0	0,001	0	0	0
14	180	2,27	1	0	0,001	0	0	0
15	200	2,34	1	0	0,001	0	0	0
16	200	2,35	1	0	0,001	0	0	0
17	190	2,45	1	0	0,001	0	0	0
18	200	2,42	0	0,020	0	0	0	0
19	210	2,4	0	0,011	0	0	0	0
20	205	2,41	0	0,014	0	0	0	0
21	180	3,81	0	0	0	0,007	0	0
22	200	3,95	0	0	0	0,092	0	0
23	210	3,89	0	0	0	5,856	0	0
24	190	3,74	0	0	0	0,052	0	0
25	200	3,85	0	0	0	0,279	0	0

4.5 Hasil dan Pengujian Data Integrasi Monitoring *Smart Meter* Berbasis IoT System

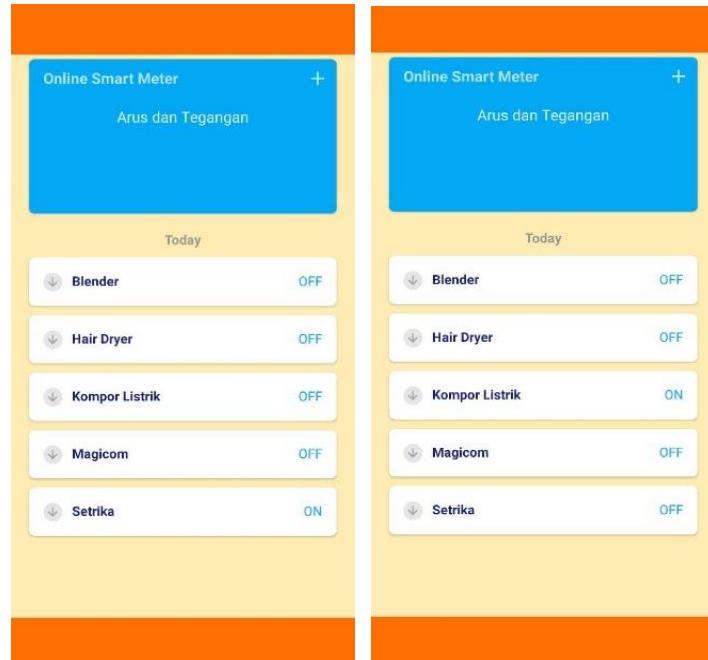
Pada subbab 4.5 dilakukan uji coba monitoring penyalaan peralatan listrik via android sebagai berikut :

4.5.1 Monitoring satu peralatan listrik

Berikut ini merupakan hasil monitoring peralatan listrik via android, pada gambar 4.1 dapat diketahui bahwa penyalaan secara individu dari blender, hair dryer, dan magicom, sedangkan pada gambar 4.2 dapat diketahui bahwa penyalaan secara individu dari setrika dan kompor listrik.

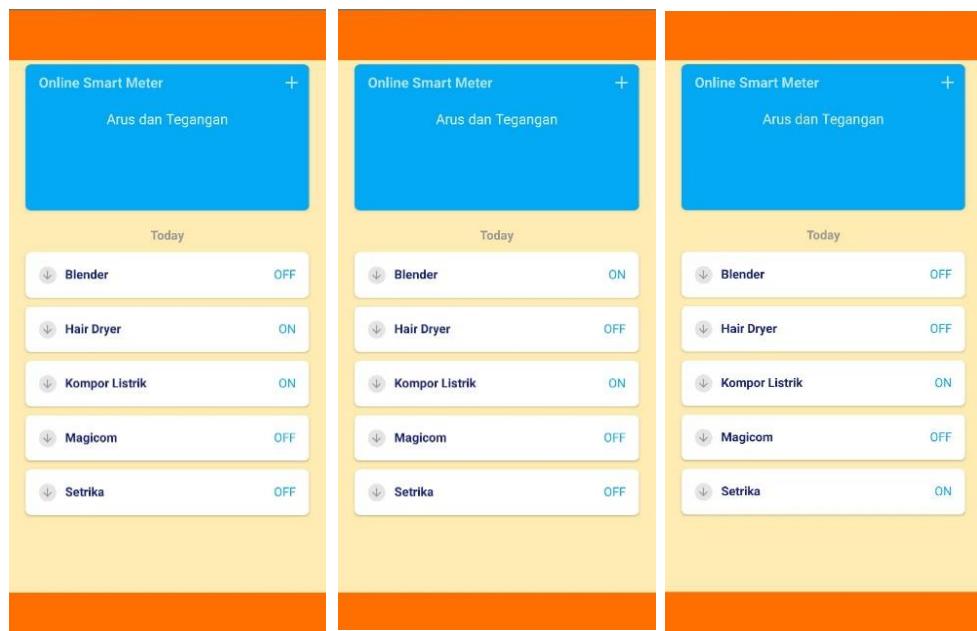


Gambar 4.16 Monitoring android untuk satu peralatan (4.16a) blender, (4.16b) *hairdryer*, (4.16c) *magicom*.



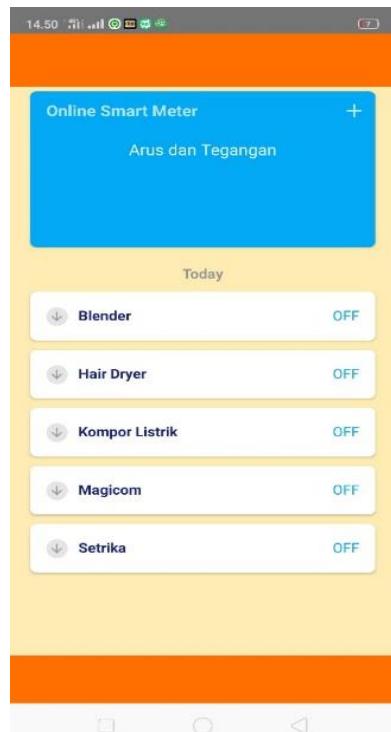
Gambar 4.17 Monitoring android untuk satu peralatan (4.17a) setrika dan (4.17b) kompor listrik

4.5.2 Monitoring beberapa peralatan listrik



Gambar 4.18 Monitoring android untuk beberapa peralatan listrik (4.18a) hairdryer dan kompor listrik ON, (4.18b) blender dan kompor listrik ON, dan (4.18c) kompor listrik dan setrika ON.

4.5.3 Monitoring peralatan listrik keadaan OFF



Gambar 4.19 Monitoring android untuk beberapa peralatan listrik

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari hasil eksperimen yang telah dilakukan, menunjukkan bahwa penerapan Neural Network (NN) metode pengambilan keputusan dan y-1 regresion dan tambahan smart plug berhasil meningkatkan performansi Smart-Meter, terutama dalam mengidentifikasi jenis peralatan listrik yang tidak memerlukan pengambilan data berulang kali. Penggunaan mikroprosesor dengan spesifikasi yang lebih tinggi dan integrasi dengan sistem online mampu meningkatkan kemampuan pada smart meter baik dari segi pendekripsi peralatan maupun kemudahan pengguna untuk memonitoring peralatan listrik. Error ratarata yang terjadi pada saat identifikasi menunjukkan hasil yang akurat dengan error kurang dari 5%. Smart-Meter yang dibangun pada penelitian ini telah mampu mengidentifikasi beberapa peralatan listrik dengan baik, baik dari jenis yang berbeda maupun jenis yang sama. Akan tetapi jumlah total peralatan yang didentifikasi masih terbatas.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya perlu ditambah jumlah sample peralatan yang akan diidentifikasi, serta meningkatkan fasilitas dan menu monitoring yang berbasis Android untuk memudahkan proses Audit Energi.

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chang , Hsueh-Hsien., Lian, Kuo-Lung., Su, Yi-Ching. dan Lee, Wei-Jen. (2014),"Power Spectrum Based Wavelet Transform for Nonintrusive Demand Monitoring and Load Identification", *IEEE Transaction on Industry Application* , Vol. 50, No. 3, hal. 2081-2085.
- [2] Chang, Hsueh-Hsien., Lin, Lung-Shu., Chen, Nanming. Dan Lee, Wei-Jen. (2013), "Particle Swarm Optimization Based Nonintrusive Demand Monitoring and Load Identification in Smart Meters", *IEEE Transaction on Industry Application*, Vol. 49, No. 5, hal. 2229-2233.
- [3] Syai'in, Mat., Adiatmoko, M.F., Rachman, Isa., Subiyanto, L., Hutoro, Koko., Penangsang, Ontoseno., dan Soeprijanto, Adi. (2014), "Smart-Meter based on current transient signal signature and constructive backpropagation method", *1st International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering (ICITACEE)*, hal. 142-144.
- [4] Basua, Kaustav., Debusschere, Vincent., Douzal-Chouakriab, Ahlame., dan Bachaaa, Seddik. (2015), "Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings", *ELSEVIER Energy and Buildings*, No. 96, hal. 113-115.
- [5] Shumway, Robert H., dan Stoffer, David S., (2010), *Time Series Analysis and Its Applications*, 3rd Edition, Springer, Pittsburgh PA.
- [6] Parson, O., et al., An Unsupervised Training Method for Non-intrusive Appliance Load Monitoring. *Artificial Intelligence*, 2014. 217.
- [7] Farinaccio, L. and R. Zmeureanu, Using pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses. *Energy and Buildings*, 1999. 30: p. 245-259.
- [8] Syai, M., A. Soeprijanto, and E.m. Yuniarno, New Algorithm for Neural Network Optimal Power Flow (NN-OPF) including Generator Capability Curve Constraint and Statistic-fuzzy Load Clustering. 2020.

- [9] Chang, H., et al., A New Measurement Method for Power Signatures of Nonintrusive Demand Monitoring and Load Identification. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2012. 48(2): p. 764-771.
- [10] Liao, C., H. Yang, and H. Chang, Denoising Techniques With a Spatial Noise-Suppression Method for Wavelet-Based Power Quality Monitoring. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011. 60(6): p. 1986-1996.

LAMPIRAN

Lampiran Data Peralatan Listrik

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Magicom	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
1	0	0	0	0	1	1.61	1.64
2	0	0	0	0	1	1.19	1.64
3	0	0	0	0	1	1.13	1.64
4	0	0	0	0	1	1.52	1.64
5	0	0	0	0	1	1.44	1.64
6	0	1	0	0	0	2.19	2.34
7	0	1	0	0	0	2.22	2.34
8	0	1	0	0	0	2.30	2.34
9	0	1	0	0	0	2.35	2.32
10	0	1	0	0	0	2.37	2.30
11	0	0	1	0	0	3.81	0.72
12	0	0	1	0	0	4.03	0.73
13	0	0	1	0	0	4.04	0.74
14	0	0	1	0	0	4.04	0.75
15	0	0	1	0	0	4.05	0.76
16	1	0	0	0	0	2.18	2.47
17	1	0	0	0	0	2.46	2.47
18	1	0	0	0	0	2.51	2.47
19	1	0	0	0	0	2.47	2.47
20	1	0	0	0	0	2.16	2.47
21	0	0	0	1	0	1.11	1.37
22	0	0	0	1	0	1.38	1.37
23	0	0	0	1	0	1.38	1.37
24	0	0	0	1	0	1.36	1.37
25	0	0	0	1	0	1.11	1.37
26	0	0	1	1	0	4.70	1.95
27	0	0	1	1	0	4.54	1.95
28	0	0	1	1	0	4.84	1.95
29	0	0	1	1	0	4.50	1.95
30	0	0	1	1	0	4.54	1.95
31	0	1	0	1	0	3.50	3.42
32	0	1	0	1	0	3.52	3.42
33	0	1	0	1	0	3.52	3.42
34	0	1	0	1	0	3.50	3.42

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Rice Cooker	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
35	0	1	0	1	0	3.52	3.42
36	1	0	0	1	0	3.61	3.59
37	1	0	0	1	0	3.60	3.59
38	1	0	0	1	0	3.62	3.59
39	1	0	0	1	0	3.61	3.59
40	1	0	0	1	0	3.60	3.59
41	0	0	0	1	1	2.80	2.77
42	0	0	0	1	1	2.76	2.77
43	0	0	0	1	1	2.78	2.77
44	0	0	0	1	1	2.80	2.77
45	0	0	0	1	1	2.76	2.77
46	0	0	1	0	1	4.66	2.16
47	0	0	1	0	1	5.28	2.16
48	0	0	1	0	1	4.78	2.16
49	0	0	1	0	1	5.28	2.16
50	0	0	1	0	1	4.78	2.16
51	0	1	0	0	1	3.74	3.63
52	0	1	0	0	1	3.70	3.63
53	0	1	0	0	1	3.71	3.63
54	0	1	0	0	1	3.74	3.63
55	0	1	0	0	1	3.70	3.63
56	1	0	0	0	1	3.82	3.80
57	1	0	0	0	1	3.84	3.80
58	1	0	0	0	1	3.80	3.80
59	1	0	0	0	1	3.82	3.80
60	1	0	0	0	1	3.84	3.80
61	1	1	0	0	0	4.48	4.40
62	1	1	0	0	0	4.50	4.40
63	1	1	0	0	0	4.54	4.40
64	1	1	0	0	0	4.50	4.40
65	1	1	0	0	0	4.54	4.40
66	1	0	1	0	0	5.52	3.04
67	1	0	1	0	0	5.40	3.04
68	1	0	1	0	0	5.36	3.04
69	1	0	1	0	0	5.40	3.04
70	1	0	1	0	0	5.36	3.04
71	0	1	1	0	0	5.73	2.83
72	0	1	1	0	0	5.81	2.83

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Rice Cooker	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
73	0	1	1	0	0	5.72	2.83
74	0	1	1	0	0	5.81	2.83
75	0	1	1	0	0	5.72	2.83
76	0	1	1	1	0	6.28	4.07
77	0	1	1	1	0	6.31	4.07
78	0	1	1	1	0	6.26	4.07
79	0	1	1	1	0	6.33	4.07
80	0	1	1	1	0	6.36	4.07
81	1	1	0	1	0	5.54	5.50
82	1	1	0	1	0	5.53	5.50
83	1	1	0	1	0	5.54	5.50
84	1	1	0	1	0	5.52	5.50
85	1	1	0	1	0	5.54	5.50
86	0	1	0	1	1	4.59	4.55
87	0	1	0	1	1	4.60	4.55
88	0	1	0	1	1	4.61	4.55
89	0	1	0	1	1	4.59	4.55
90	0	1	0	1	1	4.61	4.55
91	1	0	1	1	0	4.88	4.25
92	1	0	1	1	0	4.76	4.25
93	1	0	1	1	0	4.79	4.25
94	1	0	1	1	0	4.84	4.25
95	1	0	1	1	0	4.86	4.25
96	0	0	1	1	1	4.44	3.42
97	0	0	1	1	1	4.51	3.42
98	0	0	1	1	1	4.49	3.42
99	0	0	1	1	1	4.46	3.42
100	0	0	1	1	1	4.39	3.42
101	1	0	0	1	1	4.98	5.00
102	1	0	0	1	1	5.02	5.00
103	1	0	0	1	1	5.01	5.00
104	1	0	0	1	1	4.99	5.00
105	1	0	0	1	1	5.01	5.00
106	1	1	1	0	0	5.55	5.06
107	1	1	1	0	0	5.48	5.06
108	1	1	1	0	0	4.61	5.06
109	1	1	1	0	0	5.53	5.06
110	1	1	1	0	0	5.50	5.06

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Rice Cooker	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
111	0	1	1	0	1	7.00	4.11
112	0	1	1	0	1	6.98	4.11
113	0	1	1	0	1	7.01	4.11
114	0	1	1	0	1	6.99	4.11
115	0	1	1	0	1	7.00	4.11
116	1	1	0	0	1	5.98	5.93
117	1	1	0	0	1	5.99	5.93
118	1	1	0	0	1	5.97	5.93
119	1	1	0	0	1	5.96	5.93
120	1	1	0	0	1	5.99	5.93
121	1	0	1	0	1	4.82	4.48
122	1	0	1	0	1	4.93	4.48
123	1	0	1	0	1	4.86	4.48
124	1	0	1	0	1	4.89	4.48
125	1	0	1	0	1	4.85	4.48
126	1	1	1	0	1	8.14	6.47
127	1	1	1	0	1	8.09	6.47
128	1	1	1	0	1	8.20	6.47
129	1	1	1	0	1	8.17	6.47
130	1	1	1	0	1	8.15	6.47
131	1	1	0	1	1	6.98	6.97
132	1	1	0	1	1	6.99	6.97
133	1	1	0	1	1	6.99	6.97
134	1	1	0	1	1	6.98	6.97
135	1	1	0	1	1	6.99	6.97
136	1	1	1	1	0	7.92	6.09
137	1	1	1	1	0	7.83	6.09
138	1	1	1	1	0	7.86	6.09
139	1	1	1	1	0	7.88	6.09
140	1	1	1	1	0	7.90	6.09
141	1	0	1	1	1	6.98	5.66
142	1	0	1	1	1	6.89	5.66
143	1	0	1	1	1	6.95	5.66
144	1	0	1	1	1	6.96	5.66
145	1	0	1	1	1	6.97	5.66
146	0	1	1	1	1	7.05	5.48
147	0	1	1	1	1	7.13	5.48
148	0	1	1	1	1	7.08	5.48

No	Kompor Listrik	Hairdryer	Blender	Rice Cooker	Setrika	Peak Value (Ampere)	Steady State (Ampere)
149	0	1	1	1	1	7,04	5,48
150	0	1	1	1	1	7,03	5,48
151	1	1	1	1	1	8,59	8,11
152	1	1	1	1	1	8,72	8,11
153	1	1	1	1	1	8,65	8,11
154	1	1	1	1	1	8,6	8,11
155	1	1	1	1	1	8,73	8,11