

**LAPORAN AKHIR
PENELITIAN STRATEGIS NASIONAL**



**RANCANG BANGUN SMART METER BERBASIS *NILM*
UNTUK MEMANTAU PEMAKAIAN ENERGI LISTRIK PADA
SEKTOR RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN HYBRID
PARTICLE SWARM OPTIMIZATION - NEURAL NETWORK
(*PSO-NN*)**

**Dibiayai oleh Direktorat Riset dan Pengabdian, Direktorat Jenderal
Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi, dan
Pendidikan Tinggi sesuai dengan Surat Perjanjian Kontrak Penelitian Tahun
Anggaran 2018**

Nomor : 043/SP2H/LT/DRPM/2018, Tanggal 26 Maret 2018

**Muhammad Yusuf Yunus, S.ST., M. T. / 0020088004
Marhatang, S.ST., M.T. / 0017117409
Ir. Andreas Pangkung, M.T. / 0028086204**

**POLITEKNIK NEGERI UJUNG PANDANG
SEPTEMBER 2018**

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : RANCANG BANGUN SMART METER BERBASIS NILM UNTUK MEMANTAU PEMAKAIAN ENERGI LISTRIK PADA SEKTOR RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN HYBRID PARTICLE SWARM OPTIMIZATION - NEURAL NETWORK (PSO-NN)

Peneliti/Pelaksana
Nama Lengkap : MUHAMMAD YUSUF YUNUS, S.ST, M.T
Perguruan Tinggi : Politeknik Negeri Ujung Pandang
NIDN : 0020088004
Jabatan Fungsional : Lektor
Program Studi : Teknik Konversi Energi
Nomor HP : 082346999002
Alamat surel (e-mail) : yusuf_yunus@poliupg.ac.id

Anggota (1)
Nama Lengkap : MARHATANG S.ST, M.T
NIDN : 0017117409
Perguruan Tinggi : Politeknik Negeri Ujung Pandang

Anggota (2)
Nama Lengkap : Ir ANDREAS PANGKUNG M.T
NIDN : 0028086204
Perguruan Tinggi : Politeknik Negeri Ujung Pandang

Institusi Mitra (jika ada)
Nama Institusi Mitra :
Alamat :
Penanggung Jawab :
Tahun Pelaksanaan : Tahun ke 2 dari rencana 2 tahun
Biaya Tahun Berjalan : Rp 55,000,000
Biaya Keseluruhan : Rp 0

Mengetahui,
Direktur PNUP



(Dr. Ir. Hamzah Yusuf, M.S.)
NIP/NIK 195811011988031001

Kota Makassar, 18 - 9 - 2018
Ketua,



(MUHAMMAD YUSUF YUNUS, S.ST, M.T)
NIP/NIK 196008202005011001

Menyetujui,
Ketua LPPM PNUP



(Ir. Suryanto, M.Sc., Ph.D.)
NIP/NIK 195908261988031002

RINGKASAN

Dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beban listrik rumah tangga, seperti televisi, lampu, pompa air, setrika, kipas angin, dan dispenser. Penggunaan algoritma Neural Network dan Particle Swarm Optimization digunakan sebagai metode identifikasi beban. Dalam penerapannya ada beberapa prosedur/langkah yang dilakukan untuk membuat suatu Syaraf yang dapat mengenali dan memutuskan suatu tindakan. Prosedur tersebut adalah pelatihan dan pengujian syaraf yang akan dibuat. Software Matlab memiliki tool Neural Network, yang dalam penelitian ini akan digunakan. Data sampling beban digunakan untuk sebagai data input untuk pelatihan neural network. Sebagai output/target digunakan klasifikasi beban. Metode klasifikasi beban, yang dimana 1 untuk klasifikasi beban TV, 2 untuk beban kipas, 3 untuk beban setrika, 4 untuk beban pompa air, 5 untuk beban lampu, 6 untuk beban dispenser, dan 7 untuk kombinasi beban setrika kipas. Total beban sebanyak 6 beban tunggal dan 1 beban kombinasi. Dipilih satu kombinasi beban karena, pada karakteristik beban kombinasi setrika kipas memiliki karakteristik yang tidak sama dengan yang lain. Pengambilan sampling data arus masing-masing beban nantinya digunakan sebagai pelatihan neural network. Data beban yang digunakan sebanyak 30 sample atau selama 30 detik, dengan setiap menitnya data tersebut diambil. Dari hasil pelatihan tersebut dapat terlihat, bahwa error pelatihan terbesar terdapat pada data ketujuh, yaitu identifikasi beban pada klasifikasi beban setrika-kipas. Hal tersebut dikarenakan pola arus pada setrika dan kipas dengan setrika atau kipas itu sendiri memiliki karekteristik yang hampir sama. Namun, untuk proses ini akan digunakan networks ini dan selanjutnya digunakan metode optimasi PSO untuk mengurangi error tersebut, pada penelitian berikutnya. Dari hasil identifikasi beban menggunakan algoritma neural network didapatkan error identifikasi terbesar pada beban setrika kipas yaitu sebesar 71.15%, sedangkan dengan menggunakan PSO error identifikasi terbesar yaitu pada beban pompa yaitu 3.1%.

Kata Kunci : *Smart Meter, Neural Network, Particle Swarm Optimization, Neural Network, Monitoring beban*

PRAKATA

Puji syukur dipanjatkan kehadirat Allah SWT atas Rahmat dan hidayat-Nya sehingga laporan kemajuan penelitian produk terapan dengan judul **“RANCANG BANGUN SMART METER BERBASIS NILM UNTUK MEMANTAU PEMAKAIAN ENERGI LISTRIK PADA SEKTOR RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN HYBRID PARTICLE SWARM OPTIMIZATION - NEURAL NETWORK (PSO-NN)”** dapat terselesaikan.

Laporan tahunan penelitian ini dapat terselesaikan atas bantuan berbagai pihak, untuk itu tim penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Direktorat Riset dan Pengabdian, Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi yang telah memberikan dana penelitian produk terapan Melalui DIPA Politeknik Negeri Ujung Pandang dengan nomor kontrak Nomor : 052/SP2H/LT/DRPM/IV/2017, Tanggal 3 April 2017
2. Dr. Ir. Hamzah Yusuf , M.S. selaku Direktur Politeknik Negeri Ujung Pandang.
3. Ibrahim Abduh, S.ST.,M.T. selaku Pembantu Direktur Bidang Akademik.
4. Ir. Suryanto, M.Sc., Ph.D selaku Ketua Unit Penelitian dan Pengabdian Masyarakat.
5. Dr. Jamal, S.T., M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Mesin.
6. Apollo, S.T.,M.Eng. selaku Ketua Program Studi D3 Teknik Konversi Energi.
7. Seluruh tim pemantau dan penguji pelaksanaan penelitian hibah bersaing.
8. Segenap dosen Jurusan Teknik Mesin.
9. Para Staf Pegawai dan Teknisi Program Studi Teknik Konversi Energi.
10. Orang-orang yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu sehingga kegiatan ini dapat terlaksana.

Namun disadari bahwa tulisan ini masih belum sempurna. Untuk itu dengan kerendahan hati diharapkan saran dan kritikan yang membangun untuk perbaikan.

Akhir kata semoga penelitian ini memberi manfaat yang sebesar-besarnya bagi ilmu pengetahuan dan bernilai ibadah di sisi Allah SWT. Amin.

Makassar, Juli 2018

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
RINGKASAN	iii
PRAKATA	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR LAMPIRAN	ix
BAB I. PENDAHULUAN	
1.1.Latar Belakang	1
1.2.Permasalahan	2
1.3.Rencana Target Capaian Tahunan	2
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1.Struktur Umum dan Metode Identifikasi Beban	4
2.2.Neural Network dan Particle Swarm Optimization	6
2.3.Rancangan Desain Smart Meter	8
2.4.Studi Pendahuluan Yang Telah dilaksanakan dan Hasil Yang Sudah Dicapai	8
2.5.Peta Jalan Penelitian	9
BAB 3. TUJUAN & MANFAAT PENELITIAN	
3.1.Tujuan Penelitian	10
3.2.Manfaat Penelitian	10
BAB 4. METODE PENELITIAN	
4.1.Lokasi dan Waktu Penelitian	12
4.2.Desain Smart Meter	12
4.3.Pengumpulan Data	13
4.4.Target/Indikator Keberhasilan	14
4.5.Bagan Alir Penelitian/Fishbone Diagram	15
BAB 5. HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI	
5.1.Desain Hardware	16
5.2.Klasifikasi Beban	20
5.3.Pengujian Software	25
5.4.Pengujian Hardware	38
5.5.Optimasi Particle Swarm Optimization	51
BAB 6. KESIMPULAN DAN SARAN	54
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	56

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Rencana Target Capaian Tahunan	2
Tabel 5.1 Hasil Sampling Beban	24
Tabel 5.2 Klasifikasi Beban	25
Tabel 5.3 Parameter PSO	51

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Struktur umum sistem identifikasi beban	4
Gambar 2.2. Gelombang arus peralatan elektronika	5
Gambar 2.3. Struktur backpropagation neural network	6
Gambar 2.4. Peta Jalan Penelitian	9
Gambar 4.1. Desain Smart Meter	12
Gambar 4.2 Skematik Sensor Arus ACS712 & Rangkaian Pengkondisian Sinyal	13
Gambar 4.3. Bagan Alir Penelitian/Fishbone Diagram	15
Gambar 5.1 Desain Smart Meter	16
Gambar 5.2 Prototype Smart Meter Tampak Luar	16
Gambar 5.3 Skematik Sensor Arus ACS712 & Pengkondisian Sinyal	17
Gambar 5.4 Prototype Power Supply dan Pengkondisian Sinyal	17
Gambar 5.5 Sensor Arus ACS712 & Tegangan ZMPT101B	18
Gambar 5.6 Prototype Sensor Arus dan Tegangan	18
Gambar 5.7 Arduino mega 2560	18
Gambar 5.8 Prototype Arduino	19
Gambar 5.9 Prototype Power Supply Beban	19
Gambar 5.10. Pengujian Beban Televisi	20
Gambar 5.11. Pengujian Beban Lampu	21
Gambar 5.12. Pengujian Pompa Air	21
Gambar 5.13. Pengujian Beban Setrika	22
Gambar 5.14. Pengujian Beban Kipas	22
Gambar 5.15. Pengujian Beban Dispenser	23
Gambar 5.16. Karakteristik Arus masing-masing Beban	24
Gambar 5.17. Inisialisasi data input arus pada matlab	26
Gambar 5.18. Inisialisasi data output/target arus pada matlab	26
Gambar 5.19. Tampilan toolbox nntool pada Matlab	27
Gambar 5.20. Konfigurasi data input dan target	27

Gambar 5.21. Proses inialisasi data input dan target	28
Gambar 5.22. Konfigurasi Network	28
Gambar 5.23. Input networks pada toolbox Neural Network	29
Gambar 5.24. Persiapan untuk proses pelatihan networks	29
Gambar 5.25. Desain neural network	30
Gambar 5.26. Proses iterasi pelatihan networks	30
Gambar 5.27. Mean Squared Error Neural Networks	31
Gambar 5.28. Output Error Neural Networks	31
Gambar 5.29. Gradient & Validation Check Neural Networks	32
Gambar 5.30. Networks output	32
Gambar 5.31. Networks Error	33
Gambar 5.32. Desain neural networks	33
Gambar 5.33. Konversi Networks	34
Gambar 5.34. Block neural networks	34
Gambar 5.35. Desain Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan	35
Gambar 5.36. Pemodelan Input Beban	35
Gambar 5.37. Pemodelan Layer Neural Network	35
Gambar 5.38. Desain Custom Neural Process Input	36
Gambar 5.39. Custom Neural Network Layer 1	36
Gambar 5.40. Custom Neural Network Layer 1 Weight/Bobot	36
Gambar 5.41. Custom Neural Network Layer 2	37
Gambar 5.42. Respon klasifikasi beban	37
Gambar 5.43 Tampilan front panel Menu Home pada Fitur LabVIEW	39
Gambar 5.44 Tampilan Menu Monitoring pada Fitur LabVIEW	39
Gambar 5.45. Tampilan Blok Diagram	40
Gambar 5.46. Tampilan LabView Identifikasi Beban TV	42
Gambar 5.47. Tampilan LabView Monitoring Beban TV	42
Gambar 5.48. Tampilan LCD Beban TV	42
Gambar 5.49. Tampilan LabView Identifikasi Beban Kipas	43
Gambar 5.50. Tampilan LabView Monitoring Beban Kipas	43
Gambar 5.51. Tampilan LCD Beban Kipas	44
Gambar 5.53. Tampilan LabView Monitoring Beban Setrika	45

Gambar 5.54. Tampilan LCD Beban Setrika	45
Gambar 5.55. Tampilan LabView Identifikasi Beban Pompa Air	46
Gambar 5.56. Tampilan LabView Monitoring Beban Pompa Air	46
Gambar 5.57. Tampilan LCD Beban Pompa Air	46
Gambar 5.58. Tampilan LabView Identifikasi Beban Lampu	47
Gambar 5.59. Tampilan LabView Monitoring Beban Lampu	47
Gambar 5.60. Tampilan LCD Beban Lampu	48
Gambar 5.61. Tampilan LabView Identifikasi Beban Dispenser	48
Gambar 5.62. Tampilan LabView Monitoring Beban Dispenser	49
Gambar 5.63. Tampilan LCD Beban Dispenser	49
Gambar 5.64. Tampilan LabView Identifikasi Beban Setrika Kipas	50
Gambar 5.65. Tampilan LabView Monitoring Beban Setrika Kipas	50
Gambar 5.66. Tampilan LCD Beban Setrika Kipas	50
Gambar 5.67. Grafik konvergensi algoritma PSO	51
Gambar 5.68. Grafik error identifikasi beban menggunakan algoritma neural network yang dioptimasi PSO	52

DAFTAR LAMPIRAN

Instrumen	56
Personalia Tenaga Pelaksana	57
Artikel Ilmiah	58

BAB I PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Sering kali terdengar para konsumen energi listrik khususnya konsumen rumah tangga mengeluh dikarenakan tagihan rekening listriknya yang terlalu mahal, tetapi tidak sedikit pula konsumen yang kebingungan karena angka-angka yang tercetak dilembar tagihan rekening listriknya terlalu murah. Hal ini sangat mungkin terjadi apabila sistem penghitungan pemakaian energi listrik masih dilakukan secara manual oleh petugas PLN. Karena dilakukan secara manual, cara ini memiliki kekurangan yaitu kemungkinan terjadinya kekeliruan (Hutoro,2015).

KWH meter analog maupun digital yang masih digunakan oleh konsumen rumah tangga hanya bisa mencatat pemakaian energi listrik pada setiap jamnya dan besarnya pemakaian energi listrik dikalikan dengan tarif dasar listrik (TDL) yang disesuaikan dengan daya yang terpasang diperumahan tersebut. Pada lembar tagihan rekening listrik hanya tertera jumlah nominal tagihan yang harus dibayar oleh konsumen saja tanpa ada perincian yang mencakup penggunaan peralatan-peralatan elektronika selama satu bulan.

Pada penelitian ini, Smart Meter dirancang untuk memantau dan mengidentifikasi pemakaian energi listrik dari penggunaan peralatan–peralatan elektronika di rumah konsumen secara *real time*. Konsumen dapat dengan mudah memperoleh informasi mengenai seberapa banyak pemakaian energi listrik yang telah digunakan. Dengan cara tersebut, konsumen dapat mengetahui dan membedakan peralatan-peralatan elektronika yang boros energi dan hemat energi sehingga konsumen bisa melakukan penghematan efektif. Sistem pemantauan beban berbasis *Non Intrusive Load Monitoring (NILM)* (Hart, 1992), di mana hanya memerlukan sensor tegangan dan arus (Roos,1994).

Smart Meter dirancang menggunakan *hybrid Backpropagation Neural Network* dan *Particle Swarm Optimization*. *Backpropagation Neural Network* merupakan salah satu teknik komputasi berbasis kecerdasan buatan yang dapat mengenali pola, klasifikasi/identifikasi, prediksi, optimisasi, dan pendekatan

fungsi. Kemampuan *backpropagation neural network* dalam mengenali pola dan identifikasi dapat menyelesaikan permasalahan dalam memantau dan mengidentifikasi pemakaian energi listrik dengan hasil akurat.

1.2. Permasalahan

Berdasarkan latar belakang masalah, maka permasalahan dalam penelitian ini adalah, bagaimana membuat *Smart Meter* berbasis *NILM* untuk memantau dan mengidentifikasi pemakaian energi listrik di sektor rumah tangga.

Beberapa pertanyaan penelitian untuk menjawab permasalahan di atas adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana mendesain *Smart Meter* berbasis *NILM* yang mampu memantau pemakaian energi listrik secara *real time*?
2. Bagaimana mengintegrasikan Metode Cerdas *PSO-NN* dengan *Smart Meter* yang dibuat?
3. Bagaimana mengintegrasikan antara *Software* dan *Hardware* dari *Smart Meter* berbasis *NILM* yang didesain?
4. Bagaimana mengimplementasikan *Smart Meter* berbasis *NILM* pada sektor rumah tangga?
5. Bagaimana merancang *Smart Meter* yang mampu menampilkan perincian tagihan dari penggunaan peralatan-peralatan elektronika?
6. Bagaimana mengidentifikasi peralatan-peralatan elektronika yang sedang dalam kondisi on atau off?
7. Bagaimana melakukan manajemen energi yang optimal dari *Smart Meter* berbasis *NILM* yang dibuat?

1.3. Rencana Target Capaian Tahunan

Berikut ditampilkan rencana capaian tahunan pada table 1.1, sesuai luaran yang ditargetkan dan lama penelitian yang dilakukan.

Tabel 1.1 Rencana Target Capaian Tahunan

No	Jenis Luaran		Indikator Capaian		
			TS	TS+1	TS+2
1	Publikasi Ilmiah	Internasional	Submitted	Reviewed	Published
		Nasional Terakreditasi	Submitted	Reviewed	Published

2	Pemakalah dalam pertemuan ilmiah	Internasional	Terdaftar	Sudah Dilaksanakan	Sudah Dilaksanakan
		Nasional Terakreditasi	Terdaftar	Sudah Dilaksanakan	Sudah Dilaksanakan
3	<i>Keynote Speaker</i> dalam pertemuan ilmiah	Internasional	Belum	Belum	Belum
		Nasional Terakreditasi	Belum	Belum	Belum
4	<i>Visiting Lecturer</i>	Internasional	Belum	Belum	Belum
5	Hak Atas Kekayaan Intelektual (HKI)	Paten	Belum	Belum	Belum
		Paten Sederhana	Belum	Belum	Belum
		Hak Cipta	Belum	Belum	Belum
		Merek Dagang	Belum	Belum	Belum
		Rahasia Dagang	Belum	Belum	Belum
		Desain Produk Industri	Belum	Belum	Belum
		Indikasi Geografis	Belum	Belum	Belum
		Perlindungan Varietas Tanaman	Belum	Belum	Belum
		Perlindungan Topografi Sirkuit Terpadu	Belum	Belum	Belum
6	Teknologi Tepat Guna		Produk	Penerapan	Penerapan
7	Model/Purwarupa/Desain/Karya seni/ Rekayasa Sosial		Belum	Belum	Belum
8	Buku Ajar (ISBN)		Belum	Belum	Belum
9	Tingkat Kesiapan Teknologi (TKT)		3	7	8

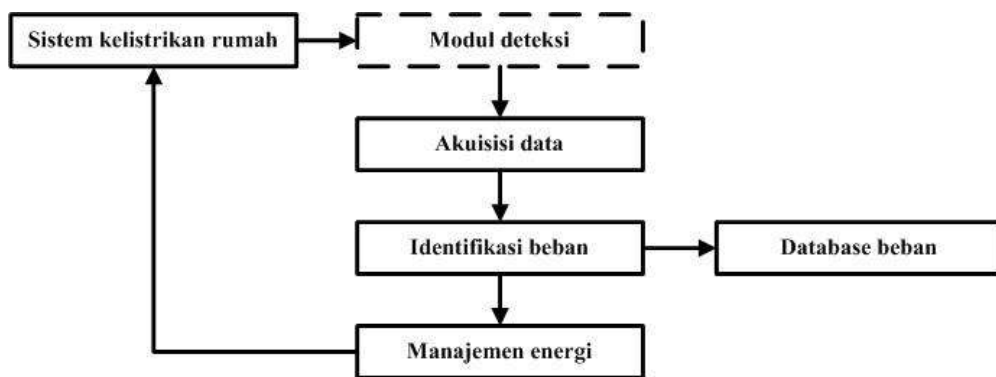
BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Struktur Umum dan Metode Identifikasi Beban

Struktur umum dari sistem identifikasi beban ditunjukkan pada Gambar Parameter utama yang digunakan pada sistem identifikasi beban adalah sampel gelombang tegangan dan arus (Hutoro,2015). Pengukuran arus pada sistem identifikasi beban dapat dilakukan dengan dua cara yaitu :

1. Mengukur arus pada masing-masing beban tunggal secara terpisah. Cara ini membutuhkan biaya yang relatif tinggi karena sensor arus dipasang pada setiap beban.
2. Mengukur arus semua beban pada satu titik sumber listrik.



Gambar 2.1. Struktur umum sistem identifikasi beban

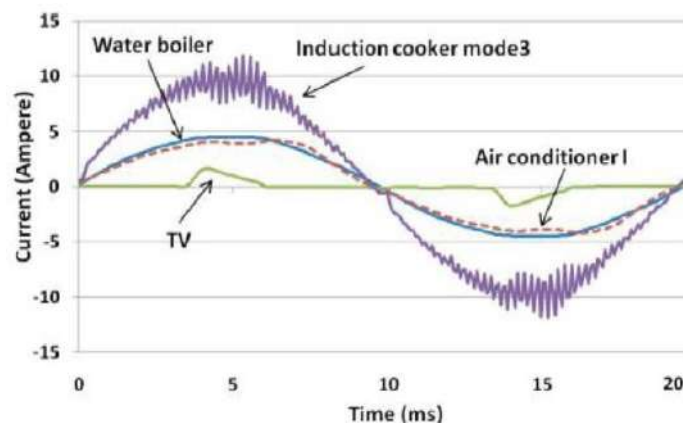
Modul akuisisi data berfungsi untuk mendapatkan sinyal pengukuran pada kondisi steady state dan transien. Frekuensi sampling untuk mendapatkan sinyal pada kondisi steady state dan transien diatur melalui modul akuisisi data. Modul event detection akan mendeteksi apabila ada beban yang sedang aktif atau tidak aktif. Selain itu, modul ini juga diterapkan untuk memutuskan apakah beban disambungkan ke sistem atau dilepaskan dari sistem. Jika beban terhubung, bentuk sampel gelombang tegangan dan arus akan dianalisis dengan modul identifikasi beban. Pada proses selanjutnya, informasi beban yang telah diidentifikasi dikirim ke manajemen energi untuk evaluasi tingkat pemborosan penggunaan energi.

Metode Identifikasi Beban

Metode untuk memantau dan mengidentifikasi beban terbagi menjadi dua kategori yaitu metode pada kondisi steady state dan metode pada kondisi transien. Metode pada kondisi steady state menggunakan parameter sinyal konstan ketika beban listrik beroperasi pada keadaan stabil. Sedangkan metode pada kondisi transien mengandalkan parameter sinyal transisi pensaklaran dari beban. Salah satu metode yang diterapkan untuk mengidentifikasi beban yakni metode berdasarkan karakteristik gelombang arus (Liang,2010).

1. Metode Berdasarkan Karakteristik Gelombang Arus

Bentuk gelombang arus dalam domain waktu yang ditunjukkan pada gambar 2.2 merupakan informasi yang sangat lengkap untuk menggambarkan suatu beban. Selain itu, karakteristik arus puncak, arus rata-rata dan arus rms (root mean square) dapat digunakan sebagai parameter identifikasi beban.

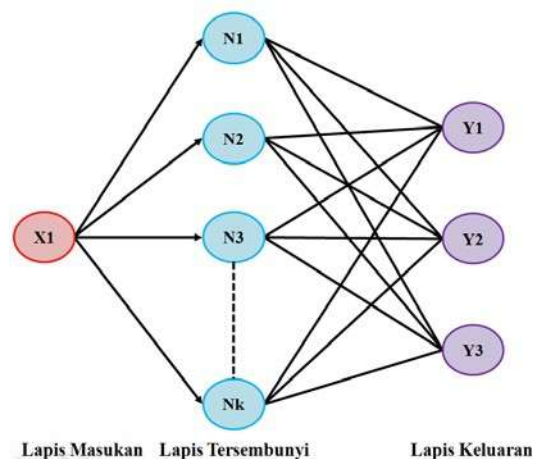


Gambar 2.2. Gelombang arus peralatan elektronika

Gambar menunjukkan gelombang arus dari beberapa jenis peralatan elektronika. Bahwa beberapa peralatan memiliki karakteristik bentuk gelombang arus yang berbeda. Sebagai contoh : boiler air (elemen resistif) memiliki bentuk gelombang sinusoidal, AC (air conditioner) memiliki bentuk sinusoidal sedikit melengkung, televisi memiliki bentuk gelombang non-sinusoidal, dan kompor induksi memiliki harmonik yang tinggi.

2.2. Neural Network dan Particle Swarm Optimization Backpropagation Neural Network (BPNN)

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyi (Kusumadewi,2004). Algoritma backpropagation menggunakan error keluaran untuk mengubah nilai bobot-bobot dalam arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (forward propagation) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan fungsi aktivasi yang dapat dideferensiasikan. Beberapa fungsi aktifasi diantaranya : Persamaan fungsi aktivasi logsig, Persamaan fungsi aktivasi tansig dan Persamaan fungsi aktivasi purelin.



Gambar 2.3. Struktur backpropagation neural network

Arsitektur algoritma backpropagation neural network terdiri dari lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Berikut ini adalah algoritma pemrograman backpropagation neural network (Purnomo,2006). Algoritma pelatihan backpropagation terdiri dari dua tahapan yaitu feedforward dan backpropagation dari galatnya.

Particle Swarm Optimization

Particle swarm optimization, disingkat sebagai PSO, didasarkan pada perilaku sebuah kawanan serangga, seperti semut, rayap, lebah atau burung. Algoritma

PSO meniru perilaku sosial organisme ini. Perilaku sosial terdiri dari tindakan individu dan pengaruh dari individu-individu lain dalam suatu kelompok. Kata partikel menunjukkan, misalnya, seekor burung dalam kawanan burung. Setiap individu atau partikel berperilaku secara terdistribusi dengan cara menggunakan kecerdasannya (intelligence) sendiri dan juga dipengaruhi perilaku kelompok kolektifnya. Dengan demikian, jika satu partikel atau seekor burung menemukan jalan yang tepat atau pendek menuju ke sumber makanan, sisa kelompok yang lain juga akan dapat segera mengikuti jalan tersebut meskipun lokasi mereka jauh di kelompok tersebut.

Setiap partikel bergerak dalam ruang/space tertentu dan mengingat posisi terbaik yang pernah dilalui atau ditemukan terhadap sumber makanan atau nilai fungsi objektif. Setiap partikel menyampaikan informasi atau posisi bagusnya kepada partikel yang lain dan menyesuaikan posisi dan kecepatan masing-masing berdasarkan informasi yang diterima mengenai posisi yang bagus tersebut. Sebagai contoh, misalnya perilaku burung-burung dalam dalam kawanan burung. Meskipun setiap burung mempunyai keterbatasan dalam hal kecerdasan, biasanya ia akan mengikuti kebiasaan (rule) seperti berikut :

- ✓ Seekor burung tidak berada terlalu dekat dengan burung yang lain
- ✓ Burung tersebut akan mengarahkan terbangnya ke arah rata-rata keseluruhan burung
- ✓ Akan memposisikan diri dengan rata-rata posisi burung yang lain dengan menjaga sehingga jarak antar burung dalam kawanan itu tidak terlalu jauh

Dengan demikian perilaku kawanan burung akan didasarkan pada kombinasi dari 3 faktor simpel berikut, Kohesi - terbang bersama, separasi - jangan terlalu dekat, dan penyesuaian (alignment) mengikuti arah bersama. Jadi PSO dikembangkan dengan berdasarkan pada model berikut:

- ✓ Ketika seekor burung mendekati target atau makanan (atau bisa minimum atau maximum suatu fungsi tujuan) secara cepat mengirim informasi kepada burung-burung yang lain dalam kawanan tertentu.
- ✓ Burung yang lain akan mengikuti arah menuju ke makanan tetapi tidak secara langsung

- ✓ Ada komponen yang tergantung pada pikiran setiap burung, yaitu memorinya tentang apa yang sudah dilewati pada waktu sebelumnya.

Model ini akan disimulasikan dalam ruang dengan dimensi tertentu dengan sejumlah iterasi sehingga di setiap iterasi, posisi partikel akan semakin mengarah ke target yang dituju (minimasi atau maksimasi fungsi). Ini dilakukan hingga maksimum iterasi dicapai atau bisa juga digunakan kriteria penghentian yang lain

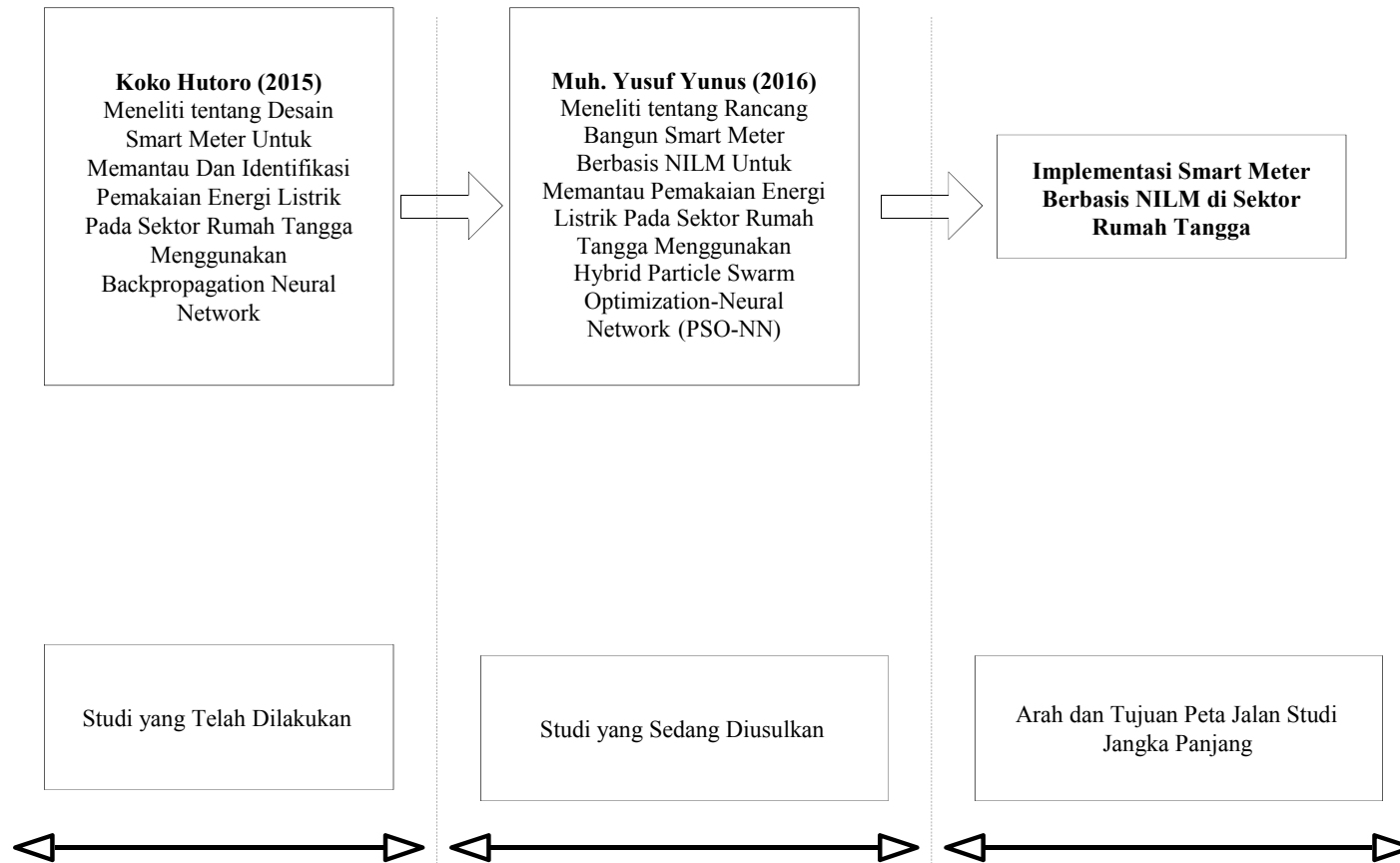
2.3. Rancangan Desain Smart Meter

Rancangan desain smart meter berbasis NILM di sini adalah mencakup desain hardware dan software. Di mana untuk desain hardwarenya mencakup beberapa komponen penunjang diantaranya mulai dari pembacaan data atau pengukuran arus pada masing-masing peralatan listrik rumah tangga dengan menggunakan sensor arus, kemudian hasil pengukuran digunakan untuk pengkondisian sinyal dan hasil tersebut dikonversi menjadi besaran digital menggunakan komponen arduino uno. Serta untuk desain software pada penelitian ini menggunakan hybrid kombinasi antara BPNN dan PSO sehingga pemantauan ini akan diamati secara real time.

2.4. Studi Pendahuluan Yang Telah Dilaksanakan dan Hasil Yang Sudah Dicapai

Kajian tentang penelitian tentang smart meter ini merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan satu algoritma saja, yaitu menggunakan BPNN, sementara bobot bias hasil BPNN tidak dioptimasi, sehingga masih terdapat beberapa kekurangan dalam mengamati penggunaan beban. Melalui penelitian ini dilakukan beberapa pengembangan yang terbaru diantaranya dengan menggunakan kombinasi dua metode BPNN dan PSO secara bersamaan. Di mana PSO di sini akan mengoptimasi bobot BPNN sehingga akan didapatkan hasil yang lebih optimal dari penelitian sebelumnya.

2.5. Peta Jalan Penelitian



Gambar 2.4. Peta Jalan Penelitian

BAB 3

TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN

3.1. Tujuan Penelitian

Secara umum penelitian bertujuan untuk membuat *Smart Meter* berbasis *NILM* untuk keperluan identifikasi dan pemantauan energi pada sektor rumah tangga. Secara rinci tujuan tersebut diurutkan sebagai berikut :

1. Mendesain *Smart Meter* berbasis *NILM* yang mampu memantau pemakaian energi listrik secara *real time*?
2. Mengintegrasikan Metode Cerdas *PSO-NN* dengan *Smart Meter* yang dibuat?
3. Mengintegrasikan antara *Software* dan *Hardware* dari *Smart Meter* berbasis *NILM* yang didesain?
4. Mengimplementasikan *Smart Meter* berbasis *NILM* pada sektor rumah tangga?
5. Merancang *Smart Meter* yang mampu menampilkan perincian tagihan dari penggunaan peralatan-peralatan elektronika?
6. Mengidentifikasi peralatan-peralatan elektronika yang sedang dalam kondisi *on* atau *off*?
7. Melakukan manajemen energy yang optimal dari *Smart Meter* yang dibuat?

3.2. Manfaat Penelitian

Konservasi energi merupakan isu yang menantang karena secara eksponensial meningkatkan kebutuhan energi. Sumber daya energi fosil yang terbatas dan diperkirakan kebutuhan energi global akan meningkat dua kali lipat pada akhir tahun 2030 (Uteley,2008). Hal ini akan menimbulkan dampak negatif terhadap lingkungan yakni menghasilkan emisi karbon dioksida, nitrogen oksida, dan sulfur dioksida. Perekonomian, perubahan iklim dan krisis energi pada suatu negara secara langsung dipengaruhi oleh pertumbuhan konsumsi energi. Salah satu contoh langkah untuk menurunkan pemborosan energi listrik dapat dicapai melalui pemantauan konsumsi energi listrik dan menyampaikan informasi ini kembali (umpan balik) kepada konsumen (Martinez,2010). Beberapa studi menunjukkan bahwa penghematan energi listrik maksimum dapat

dicapai dengan menggunakan mekanisme umpan balik langsung yaitu memberikan informasi penggunaan energi listrik secara real time (Hutoro,2015).

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap perkembangan sistem *Non Intrusive Load Monitoring (NILM)* pada sektor rumah tangga (Laughman & Yong, 2012) , khusus pada permasalahan yang berkaitan dengan memantau dan identifikasi pemakaian energi listrik pada sektor rumah tangga secara *real time*. Melalui penerapan metode yang diusulkan, diharapkan akan dapat mempercepat proses perancangan dan komputasi dengan hasil yang optimal, sehingga dapat menjadi manajemen energi yang handal.

Sebagai wujud kepedulian dalam implementasi penghematan energi listrik, maka Politeknik Negeri Ujung Pandang sebagai perpanjangan tangan Pemerintah melalui Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, dengan adanya penelitian ini memberikan peluang bagi penghematan energi disektor konsumen.

Berdasarkan hal tersebut, maka sangat dianggap penting untuk melakukan suatu kajian dalam bentuk penelitian tentang implementasi Smart Meter berbasis NILM untuk pemantauan dan identifikasi beban di sektor rumah tangga menggunakan metode cerdas *PSO-NN*.

BAB 4

METODE PENELITIAN

4.1. Lokasi dan Waktu Penelitian

Lokasi Penelitian akan dilaksanakan di sektor rumah tangga dalam hal ini rumah penulis untuk mendapatkan karakteristik beban yang sesuai serta waktu penelitian akan dilaksanakan selama Maret - Oktober 2018.

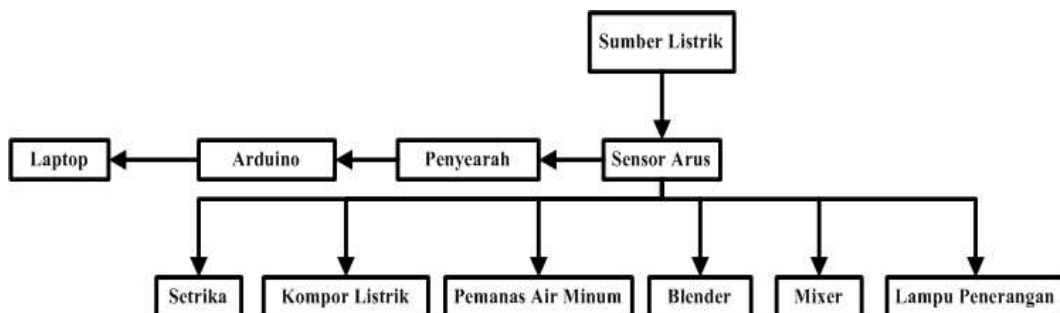
4.2. Desain Smart Meter

4.2.1. Survei Hardware

Mencakup pengumpulan hardware yang dibutuhkan untuk perancangan Smart Meter yang akan dirancang.

4.2.2. Desain Hardware

Smart Meter ini terdiri dari satu sumber listrik satu fasa (1ϕ), 1 buah sensor arus, rangkaian penkondisian sinyal (penyearah), perangkat interface arduino uno, sebuah laptop dan enam buah peralatan elektronika sebagai beban yang terdiri dari setrika, kompor listrik, pemanas air minum (dispenser), blender, mixer dan lampu penerangan. Gambar 4.1 menunjukkan desain smart meter yang digunakan untuk memantau bentuk gelombang arus.



Gambar 4.1. Desain Smart Meter

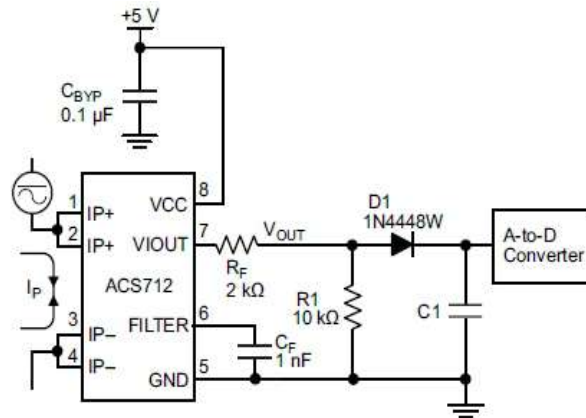
4.2.3. Desain Software

Smart Meter dirancang menggunakan *Backpropagation Neural Network (BPNN)* dan bobot *BPNN* akan dioptimasi oleh *Particle Swarm Optimization (PSO)*. *BNN* merupakan salah satu teknik komputasi berbasis kecerdasan buatan

yang dapat mengenali pola, klasifikasi/identifikasi, prediksi, optimisasi, dan pendekatan fungsi. Kemampuan *backpropagation neural network* dalam mengenali pola dan identifikasi dapat menyelesaikan permasalahan dalam memantau dan mengidentifikasi pemakaian energi listrik dengan hasil akurat.

4.2.4. Pengkondisian Sinyal

Sinyal arus yang terukur oleh sensor arus ACS712 pada penelitian ini adalah sinyal arus AC. Sinyal arus harus dikonversikan menjadi sinyal arus DC terlebih dahulu. Hal ini bertujuan agar sinyal arus yang diterima oleh arduino uno stabil atau tidak mengandung banyak noise.



Gambar 4.2 Skematik Sensor Arus ACS712 & Rangkaian Pengkondisian Sinyal

4.3 Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan pada penelitian ini meliputi data pengukuran arus dari peralatan-peralatan elektronika rumah tangga. Peralatan-peralatan elektronika yang digunakan adalah sebagai berikut:

- a. Setrika.
- b. Kompor Listrik.
- c. Pemanas Air Minum (dispenser).
- d. Blender.
- e. Mixer.
- f. Lampu penerangan.

4.4 Target/Indikator Keberhasilan

Penelitian ini merupakan penelitian yang berorientasi pada pengembangan keilmuan sekaligus sebagai peran peneliti dalam upaya penghematan energi listrik, yang dalam perkembangannya semakin mengkhawatirkan. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki target yang dihasilkan yaitu Perancangan Smart Meter Berbasis NILM untuk pemantauan pemakaian energi listrik pada sektor rumah tangga.

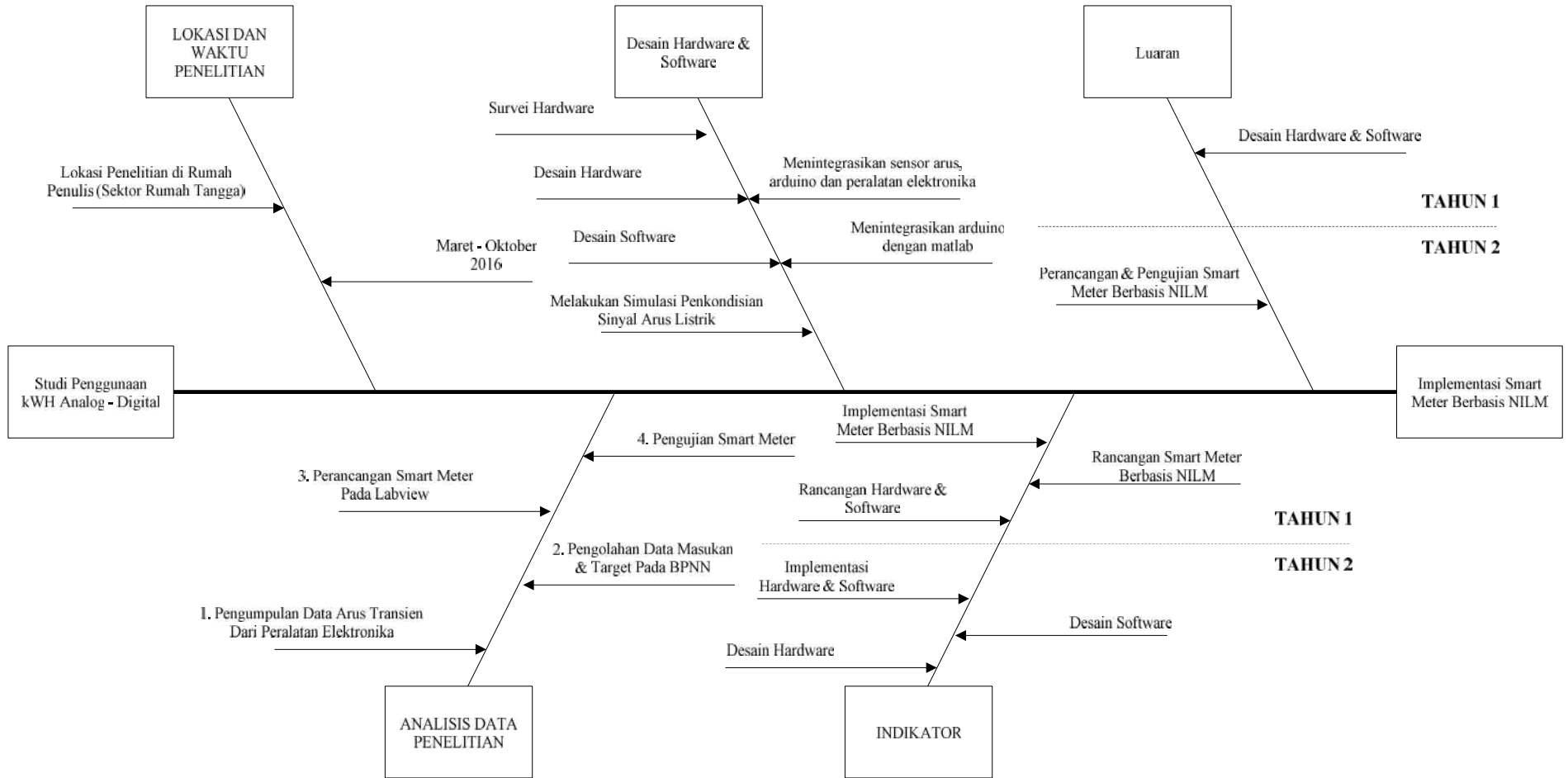
4.4.1. Indikator Penelitian Tahun Pertama

Pada tahun pertama penelitian ini dilakukan desain hardware yang mencakup beberapa komponen penunjang Smart Meter di antaranya : Sensor Arus, Rangkaian Pengkondisian Sinyal, dan konversi pengukuran arus dengan memanfaatkan komponen arduino uno. Serta desain software yang diperlukan untuk pemantauan secara real time dengan menggunakan BPNN dan PSO. Selanjutnya setelah kedua desain ini selesai dilakukan pengintegrasian antara desain hardware dan software untuk melihat respon yang dihasilkan dari hasil desain.

4.4.2. Indikator Penelitian Tahun Kedua

Pada tahun kedua penelitian ini dilakukan melalui analisis data lapangan atau implementasi hasil desain dengan kondisi real untuk pemantauan beban di sektor rumah tangga. Pada tahun kedua ini juga akan dilihat seberapa optimal hasil perancangan yang sudah didesain dalam hal penghematan energi listrik.

4.5 Bagan Alir Penelitian/Fishbone Diagram



Gambar 4.3. Bagan Alir Penelitian/Fishbone Diagram

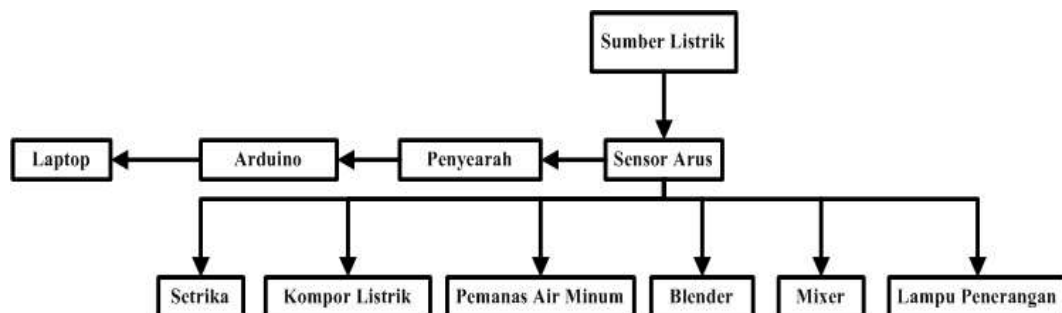
BAB 5

HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI

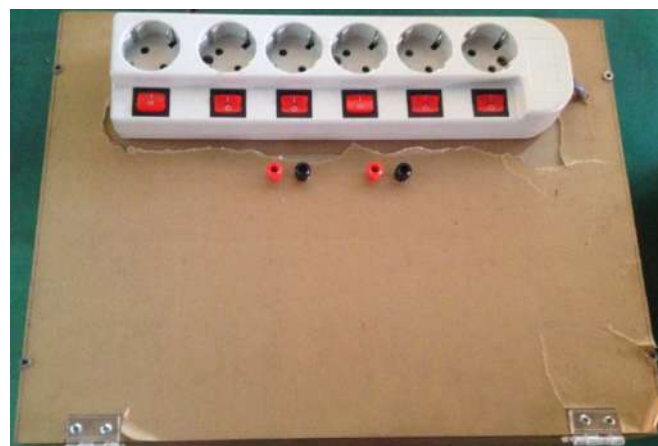
Beberapa hasil yang sudah dicapai pada penelitian ini, dibagi menjadi 2 yaitu desain hardware dan software. Untuk desain hardware akan dijelaskan kembali prosedur kerja diantaranya : survey alat dan bahan, pembuatan hardware, desain software.

5.1. Desain Hardware

Smart Meter ini terdiri dari satu sumber listrik satu fasa ($1\emptyset$), 1 buah sensor arus, rangkaian penkondisian sinyal (penyearah), perangkat interface arduino uno, sebuah laptop dan enam buah peralatan elektronika sebagai beban yang terdiri dari setrika, kompor listrik, pemanas air minum (dispenser), blender, mixer dan lampu penerangan. Gambar 5.1 menunjukkan desain smart meter yang digunakan untuk memantau bentuk gelombang arus.



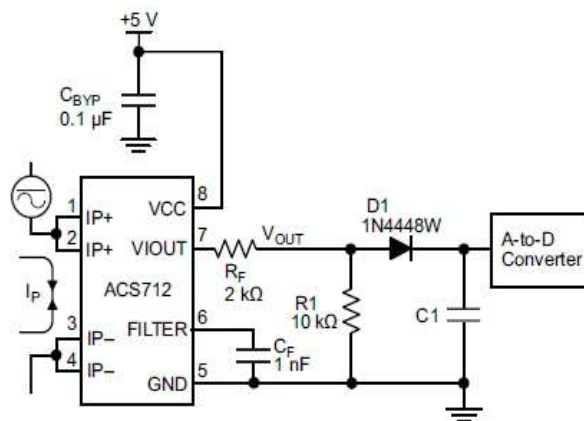
Gambar 5.1 Desain Smart Meter



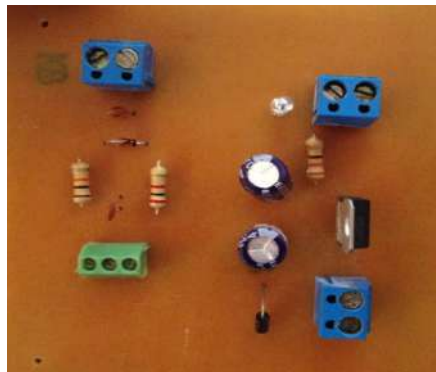
Gambar 5.2 Prototype Smart Meter Tampak Luar

5.1.1. Rangkaian Power Supply dan Pengkondisian Sinyal

Sinyal arus yang terukur oleh sensor arus ACS712 pada penelitian ini adalah sinyal arus AC. Sinyal arus harus dikonversikan menjadi sinyal arus DC terlebih dahulu. Hal ini bertujuan agar sinyal arus yang diterima oleh arduino uno stabil atau tidak mengandung banyak noise. Power supply didesain pada penelitian ini akan mengeluarkan tegangan konstan 5 volt.



Gambar 5.3 Skematik Sensor Arus ACS712 & Pengkondisian Sinyal



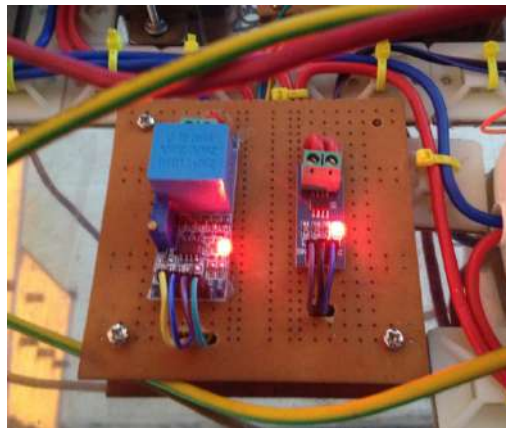
Gambar 5.4 Prototype Power Supply dan Pengkondisian Sinyal

5.1.3. Modul Sensor Tegangan dan Arus

Sensor arus yang digunakan di sini adalah ACS712 dengan maksimum arus 20 Ampere dan Sensor tegangan ZMPT101B. Sensor arus dan tegangan digunakan untuk mendeteksi pemakaian arus pada beban.



Gambar 5.5 Sensor Arus ACS712 & Tegangan ZMPT101B



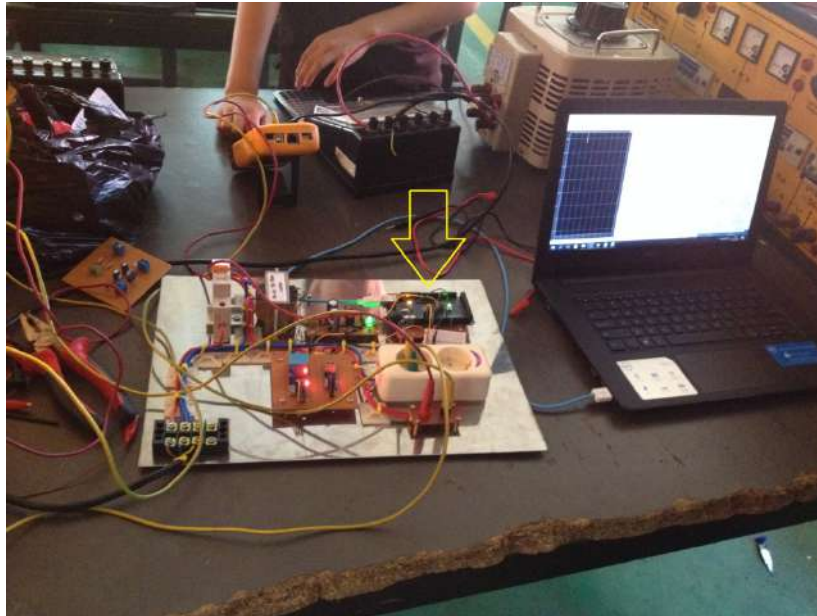
Gambar 5.6 Prototype Sensor Arus dan Tegangan

5.1.4. Modul Arduino

Sinyal hasil keluaran sensor arus merupakan sinyal analog, oleh karena itu dibutuhkan sebuah converter untuk mengubah sinyal ini menjadi digital. Pada penelitian ini akan digunakan modul arduino mega 2560 sebagai pengubah sinyal analog ke digital (ADC).



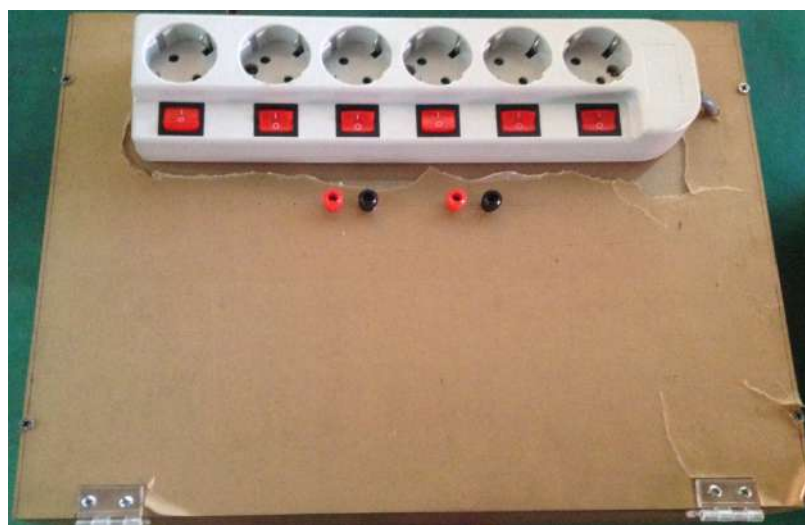
Gambar 5.7 Arduino mega 2560



Gambar 5.8 Prototype Arduino

5.1.5. Modul Power Supply Beban

Desain power supply untuk beban ditampilkan seperti berikut ini, di mana masing-masing stop kontak mempunyai switch untuk menghidupkan dan memutuskan pemakaian beban. Selain itu modul ini nantinya berguna untuk memvariasikan pola arus dari kombinasi masing-masing beban konsumen agar dapat dikenali oleh Neural Network.



Gambar 5.9 Prototype Power Supply Beban

5.2. Klasifikasi Beban

Dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beban listrik rumah tangga, seperti televisi, lampu, pompa air, setrika, kipas angin, dan dispenser. Adapun spesifikasi masing-masing beban sebagai berikut.

1. Beban Televisi

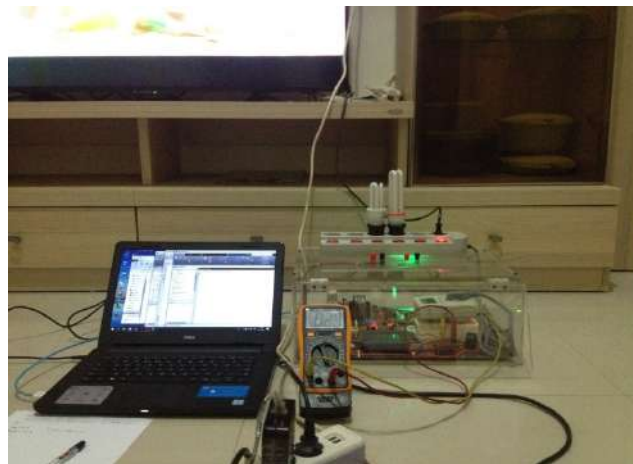
Spesifikasi televisi sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban televisi untuk sampling algoritma Neural Network.

Sharp LED Backlight TV

Model LC-50LE275X

110-240V~50/60Hz

68 Watt



Gambar 5.10. Pengujian Beban Televisi

2. Beban Lampu

Lampu yang digunakan sebanyak 2 buah, spesifikasi ditampilkan sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban lampu untuk sampling algoritma Neural Network.

Lampu Omi

2U-20 Watt

170V-240V

50Hz/60Hz

Lampu Visalux

3U 11 Watt

220-240V

50-60Hz



Gambar 5.11. Pengujian Beban Lampu

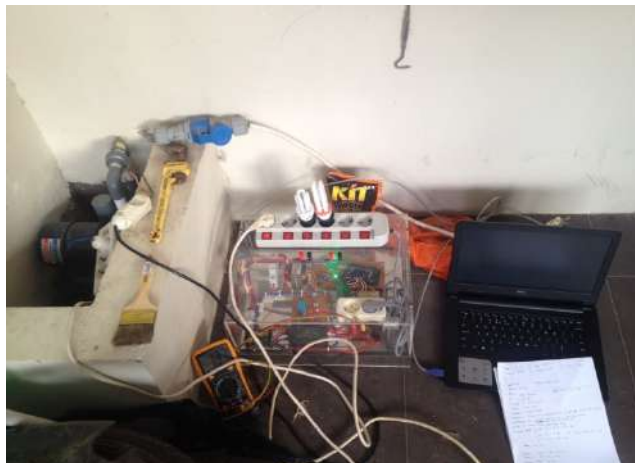
3. Beban Pompa Air

Spesifikasi pompa air ditampilkan sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban pompa air untuk sampling algoritma Neural Network.

Pompa Air Shimizu

Model : PS-135E

220V, 50Hz, 1,3A, 8uF/370V~2900rpm



Gambar 5.12. Pengujian Pompa Air

4. Beban Setrika

Spesifikasi beban setrika ditampilkan sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban setrika untuk sampling algoritma

Neural Network.

Setrika Listrik Miyako

Daya 410 Watt, AC 200-220V~50Hz



Gambar 5.13. Pengujian Beban Setrika

5. Beban Kipas

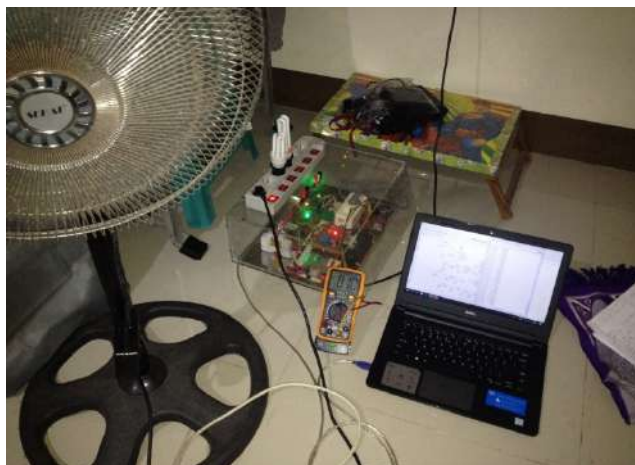
Spesifikasi beban kipas ditampilkan sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban kipas untuk sampling algoritma Neural Network.

Kipas Angin Sekai

Model HSN 1837 RI

Ukuran 45cm (18")

Daya 80 Watt, Tegangan 220V AC, Frekuensi 50Hz



Gambar 5.14. Pengujian Beban Kipas

6. Beban Dispenser

Spesifikasi beban dispenser ditampilkan sebagai berikut, gambar berikut menunjukkan pengujian beban dispenser untuk sampling algoritma Neural Network.

Dispenser Sharp

AC 220V~50Hz

Max Input Power 485 Watt, Heating Power 385 Watt

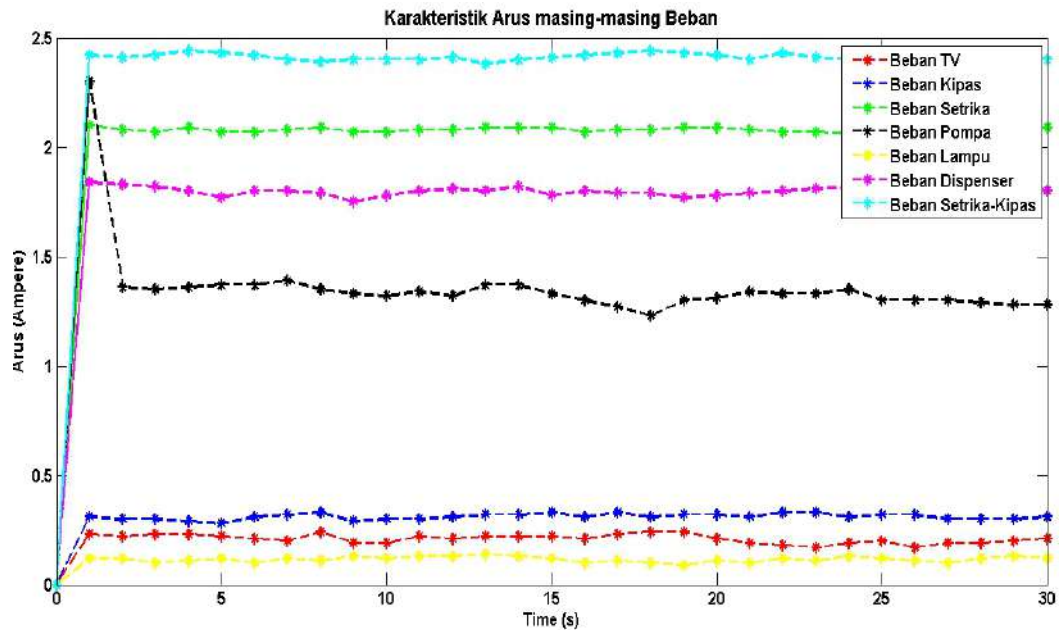
Max Cooling Power 100 Watt

Max Rating Current 2,5A



Gambar 5.15. Pengujian Beban Dispenser

Karakteristik arus masing-masing beban ditampilkan pada gambar berikut. Total beban sebanyak 6 beban tunggal dan 1 beban kombinasi. Dipilih satu kombinasi beban karena, pada karakteristik beban kombinasi setika kipas memiliki karakteristik yang tidak sama dengan yang lain. Pengambilan sampling data arus masing-masing beban nantinya digunakan sebagai pelatihan neural network. Data beban yang digunakan sebanyak 30 sample atau selama 30 detik, dengan setiap menitnya data tersebut diambil. Tabel 5.1. menunjukkan hasil sampling beban selama 30detik. Tabel 5.2 menunjukkan klasifikasi beban, yang dimana 1 untuk klasifikasi beban TV, 2 untuk beban kipas, 3 untuk beban setrika, 4 untuk beban pompa air, 5 untuk beban lampu, 6 untuk beban dispenser, dan 7 untuk kombinasi beban setrika kipas.



Gambar 5.16. Karakteristik Arus masing-masing Beban

Tabel 5.1. Hasil Sampling Beban

Data	TV	Kipas	Setrika	Pompa	Lampu	Dispenser	Set-Kip
1	0.23	0.31	2.1	2.3	0.12	1.84	2.42
2	0.22	0.3	2.08	1.36	0.12	1.83	2.41
3	0.23	0.3	2.07	1.35	0.1	1.82	2.42
4	0.23	0.29	2.09	1.36	0.11	1.8	2.44
5	0.22	0.28	2.07	1.37	0.12	1.77	2.43
6	0.21	0.31	2.07	1.37	0.1	1.8	2.42
7	0.2	0.32	2.08	1.39	0.12	1.8	2.4
8	0.24	0.33	2.09	1.35	0.11	1.79	2.39
9	0.19	0.29	2.07	1.33	0.13	1.75	2.4
10	0.19	0.3	2.07	1.32	0.12	1.78	2.4
11	0.22	0.3	2.08	1.34	0.13	1.8	2.4
12	0.21	0.31	2.08	1.32	0.13	1.81	2.41
13	0.22	0.32	2.09	1.37	0.14	1.8	2.38
14	0.22	0.32	2.09	1.37	0.13	1.82	2.4
15	0.22	0.33	2.09	1.33	0.12	1.78	2.41
16	0.21	0.31	2.07	1.3	0.1	1.8	2.42
17	0.23	0.33	2.08	1.27	0.11	1.79	2.43
18	0.24	0.31	2.08	1.23	0.1	1.79	2.44
19	0.24	0.32	2.09	1.3	0.09	1.77	2.43
20	0.21	0.32	2.09	1.31	0.11	1.78	2.42
21	0.19	0.31	2.08	1.34	0.1	1.79	2.4
22	0.18	0.33	2.07	1.33	0.12	1.8	2.43

23	0.17	0.33	2.07	1.33	0.11	1.81	2.41
24	0.19	0.31	2.06	1.35	0.13	1.82	2.4
25	0.2	0.32	2.09	1.3	0.12	1.82	2.4
26	0.17	0.32	2.1	1.3	0.11	1.83	2.4
27	0.19	0.3	2.09	1.3	0.1	1.83	2.41
28	0.19	0.3	2.08	1.29	0.12	1.82	2.42
29	0.2	0.3	2.08	1.28	0.13	1.82	2.42
30	0.21	0.31	2.09	1.28	0.12	1.8	2.4

Tabel 5.2. Klasifikasi Beban

No	Jenis Beban	Klasifikasi
1	Televisi	1
2	Kipas	2
3	Setrika	3
4	Pompa Air	4
5	Lampu	5
6	Dispenser	6
7	Setrika - Kipas	7

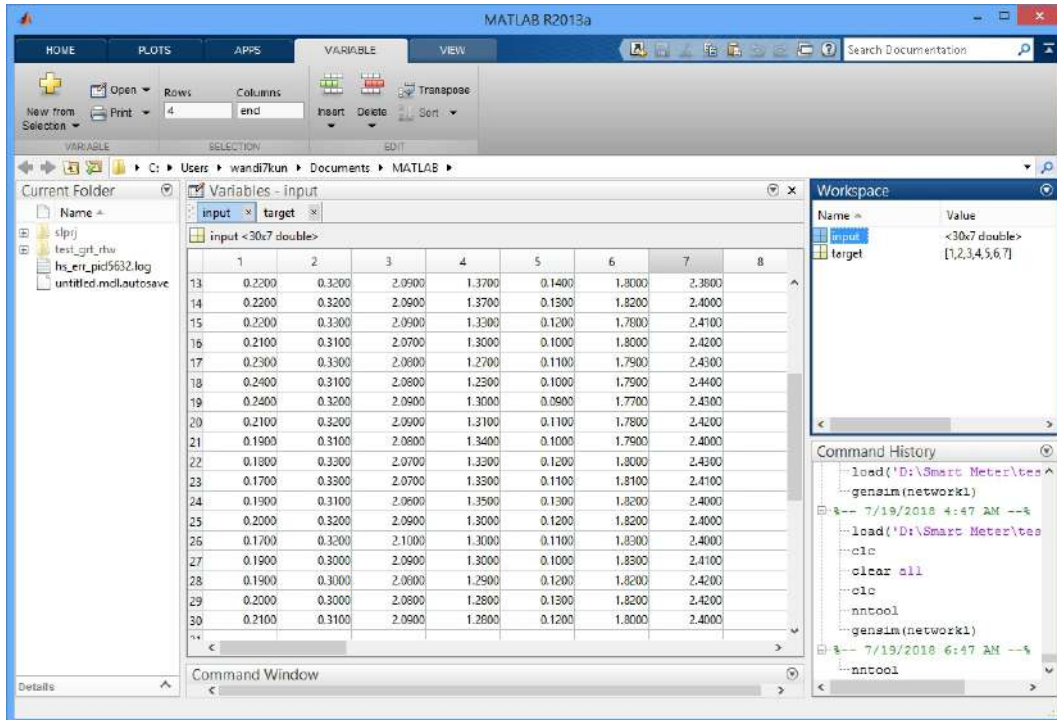
5.3. Pengujian Software

Dalam penelitian ini penggunaan algoritma Neural Network digunakan sebagai metode identifikasi beban. Dalam penerapannya ada beberapa prosedur/langkah yang dilakukan untuk membuat suatu Syaraf yang dapat mengenali dan memutuskan suatu tindakan. Prosedur tersebut adalah pelatihan dan pengujian syaraf yang akan dibuat. Software Matlab memiliki tool Neural Network, yang dalam penelitian ini akan digunakan. Data sampling beban pada table 5.1 untuk masing-masing pola akan digunakan sebagai data input untuk pelatihan neural network. Sebagai output/target digunakan table 5.2 dalam melakukan identifikasi beban. Berikut akan dijelaskan beberapa tahapan atau prosedur dalam membuat syaraf untuk mengidentifikasi beban pada penelitian ini.

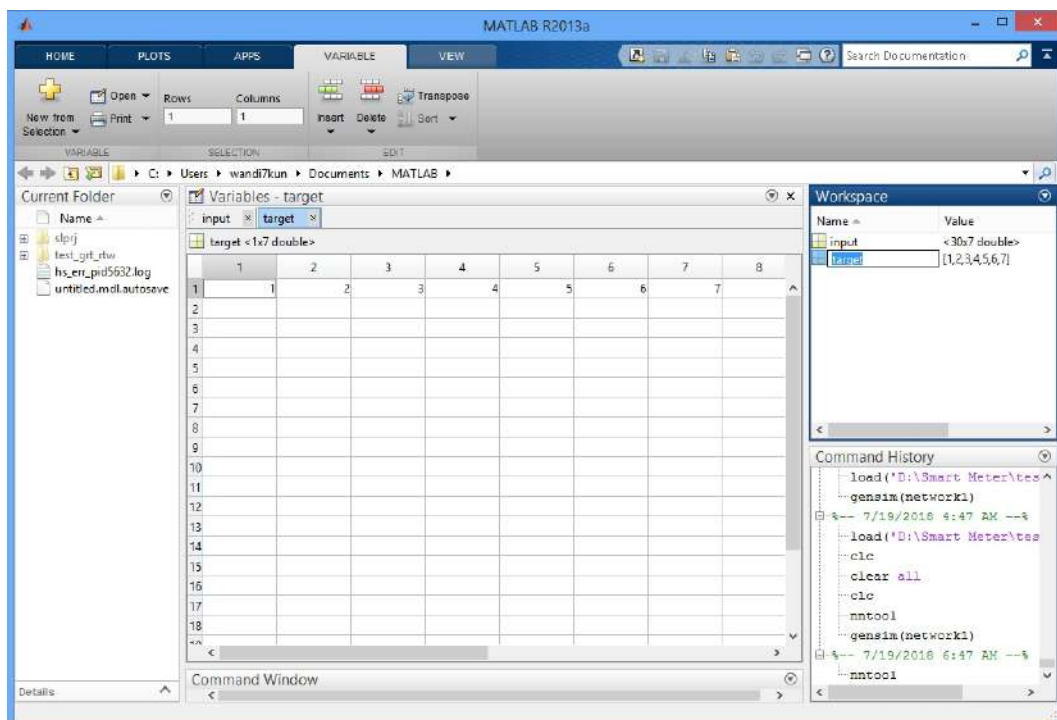
5.3.1. Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Pelatihan jaringan syaraf tiruan bertujuan untuk mengenali pola beban, tahapan pertama adalah memasukkan data input arus pada matlab, dengan cara

membuat suatu variable input pada kolom workspace, demikian pula dengan data output/target, ditunjukkan pada gambar .

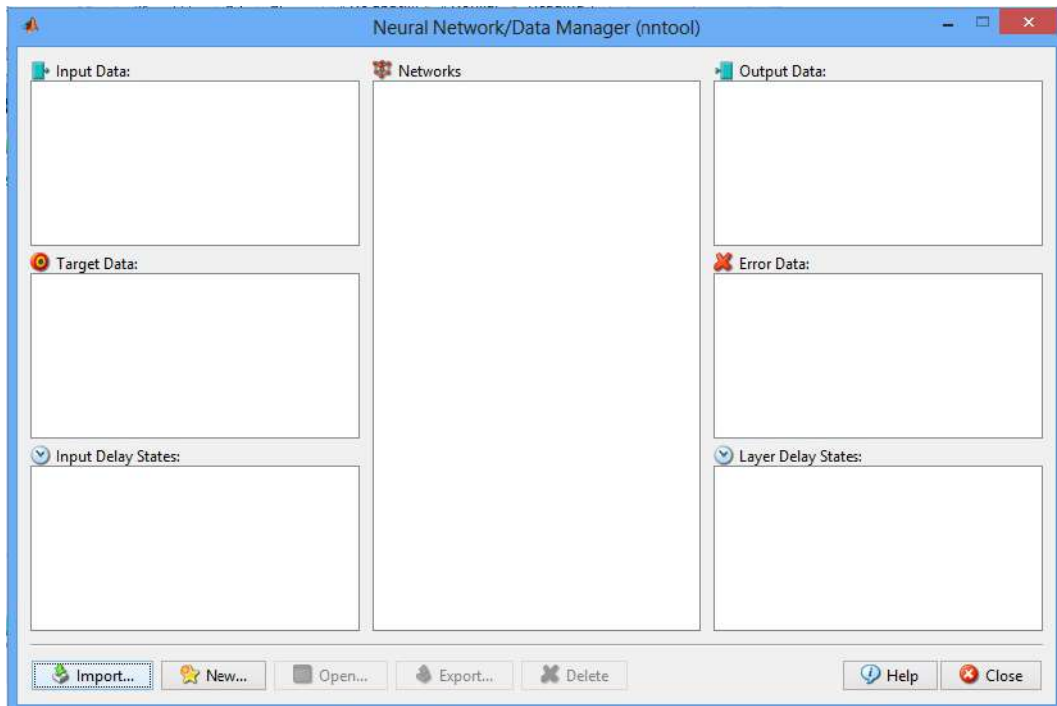


Gambar 5.17. Inisialisasi data input arus pada matlab



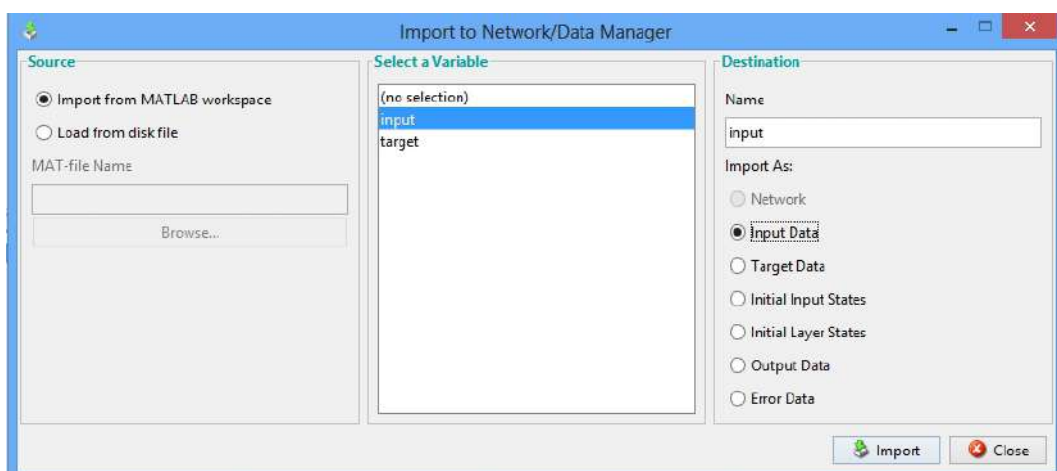
Gambar 5.18. Inisialisasi data output/target arus pada matlab

Prosedur berikutnya adalah memanggil toolbox neural network, dengan mengetikkan perintah “*nntool*” pada kolom *command window*. Berikut tampilan *nntool*.

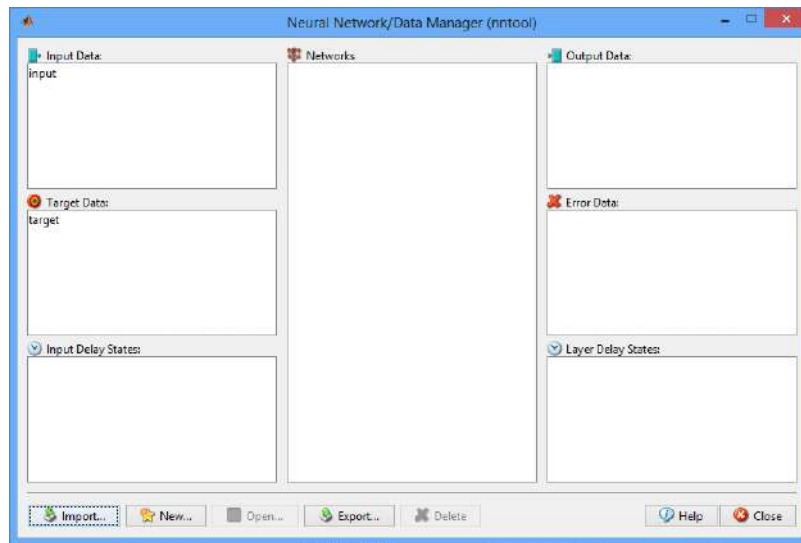


Gambar 5.19. Tampilan toolbox *nntool* pada Matlab

Prosedur berikutnya adalah memasukkan data input dan target pada *nntool*, dengan memilih tombol *import*. Kemudian memasukkan data input dan target yang sudah diinisialisasi.

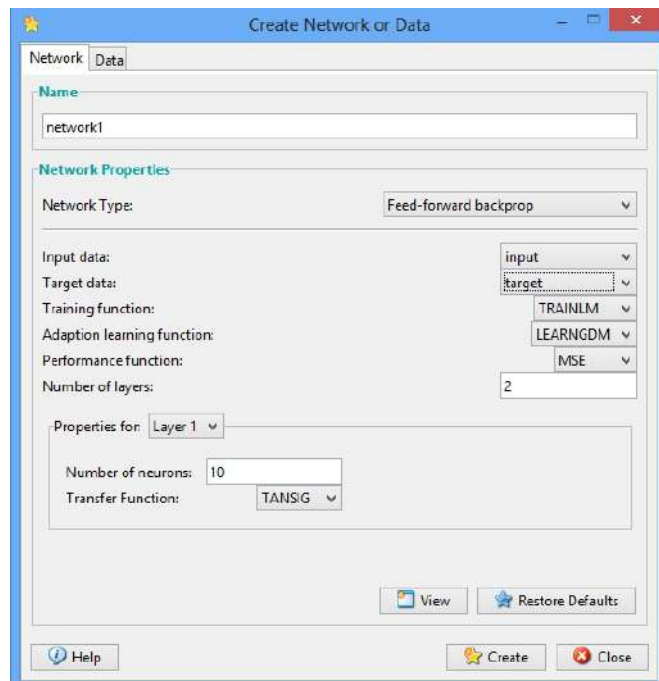


Gambar 5.20. Konfigurasi data input dan target



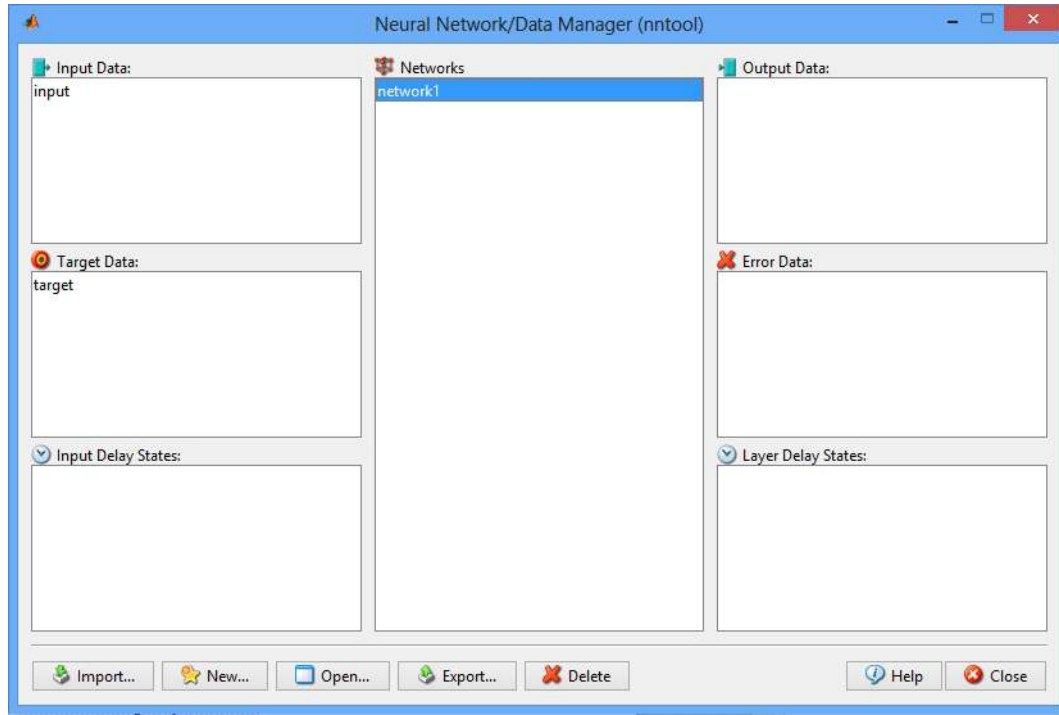
Gambar 5.21. Proses inisialisasi data input dan target

Prosedur berikutnya adalah membuat sebuah networks yang baru, dan melakukan beberapa konfigurasi yang ditunjukkan seperti gambar berikut. Beberapa konfigurasi tersebut diantaranya, training function yang digunakan adalah dengan metode *Lavenberg Marquard (LM)*, jumlah layer sebanyak 2, transfer function menggunakan fungsi *tansig* dan jumlah neuron sebanyak 10. Berikut ditunjukkan tampilan konfigurasi network.



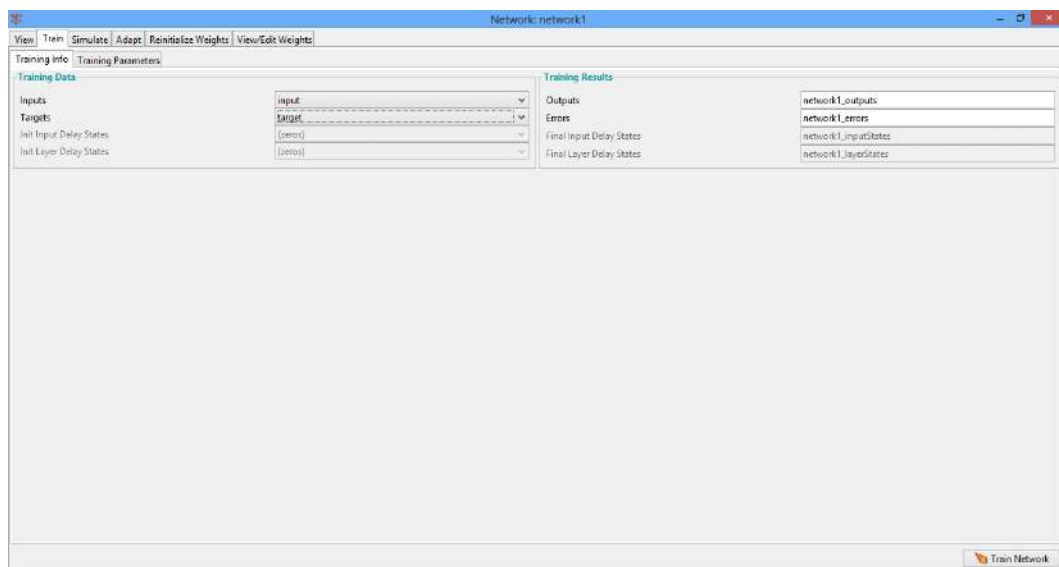
Gambar 5.22. Konfigurasi Network

Tampilan berikut menunjukkan toolbox yang sudah dibuat networks dan siap untuk dilakukan pelatihan.



Gambar 5.23. Input networks pada toolbox Neural Network

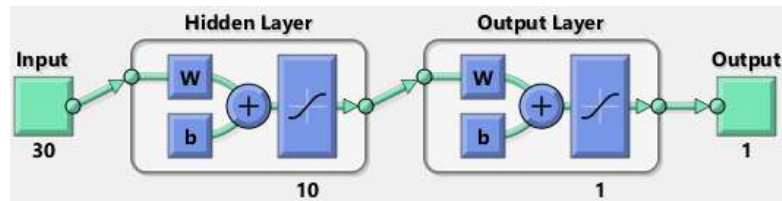
Prosedur berikutnya adalah melakukan pelatihan pada networks yang sudah dibuat, tujuannya adalah agar networks ini mampu mengelola data beban pada penelitian ini. Gambar berikut menunjukkan proses pelatihan networks.



Gambar 5.24. Persiapan untuk proses pelatihan networks

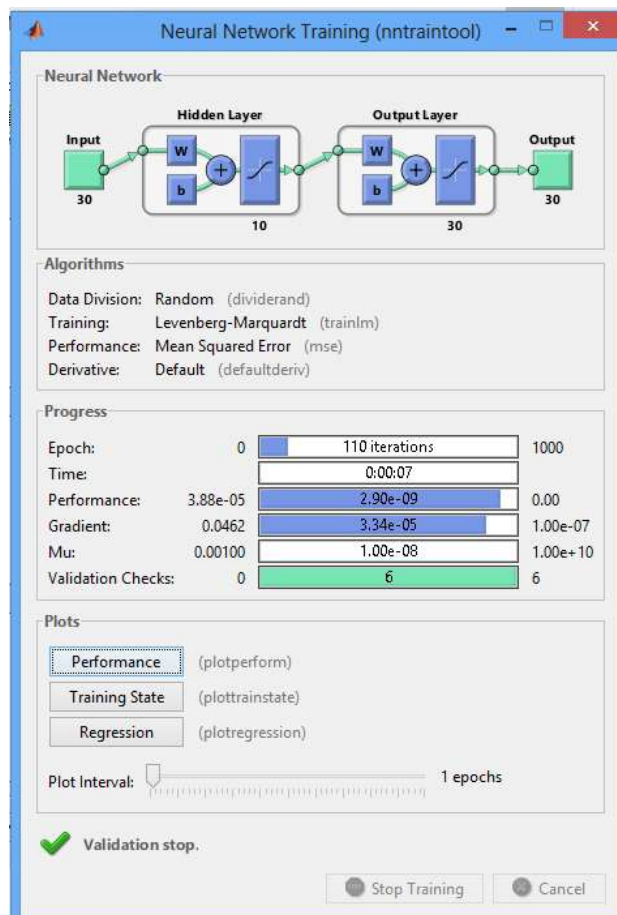
5.3.2. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Prosedur berikutnya pelatihan networks yang sudah dibuat, prosedur ini akan memerlukan waktu, karena diperlukan beberapa kali training atau percobaan dalam melakukan pelatihan, sampai error yang didapatkan kecil. Berikut tampilan jaringan keseluruhan yang akan dibuat.



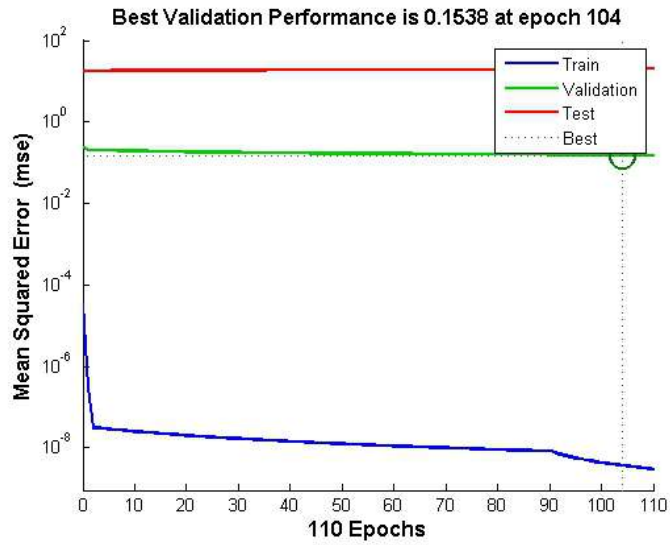
Gambar 5.25. Desain neural network

Gambar berikut menunjukkan proses pelatihan yang terbaik yang sudah dilakukan dengan beberapa kali percobaan. Dari hasil percobaan didapatkan proses iterasi/perulangan dilakukan sebanyak 110 kali iterasi.

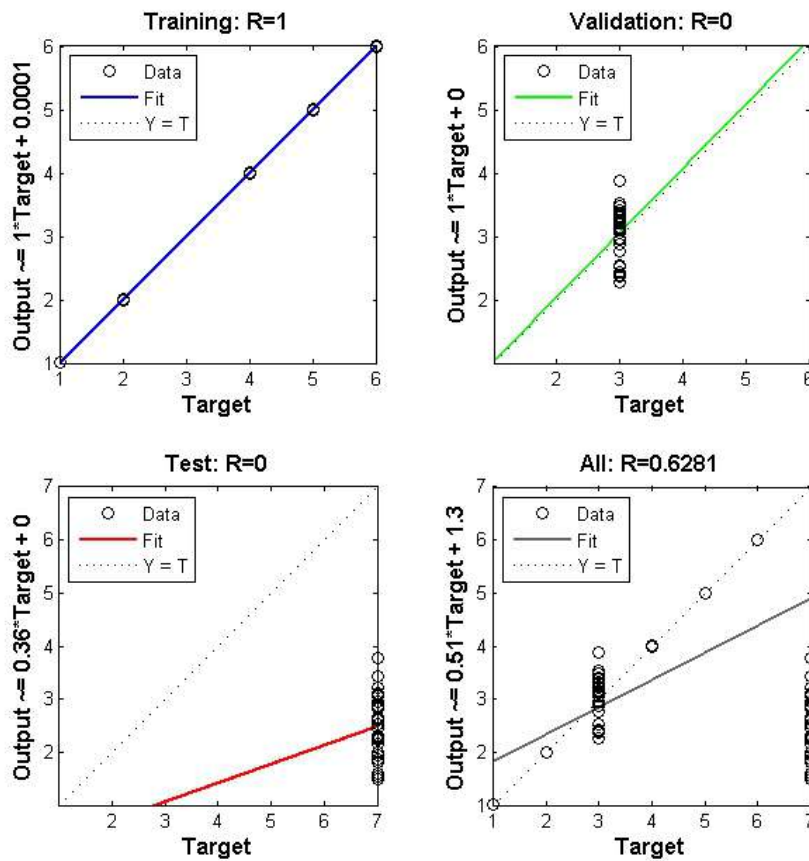


Gambar 5.26. Proses iterasi pelatihan networks

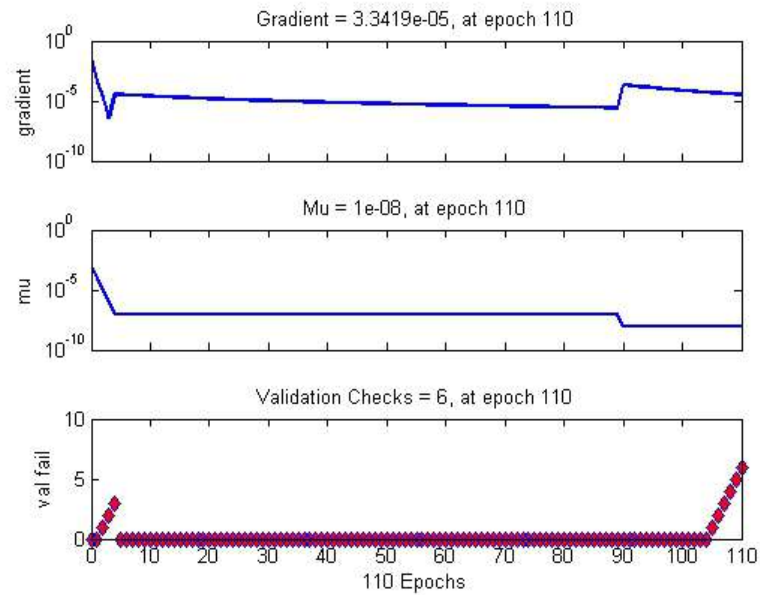
Gambar berikut menunjukkan beberapa parameter hasil pelatihan.



Gambar 5.27. Mean Squared Error Neural Networks

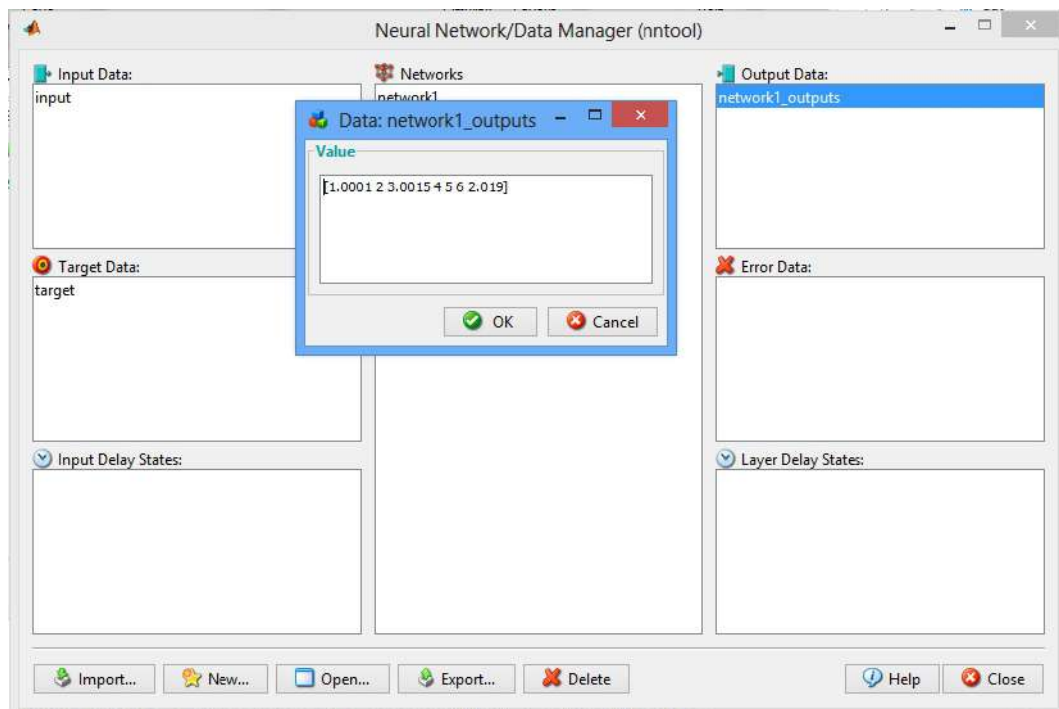


Gambar 5.28. Output Error Neural Networks

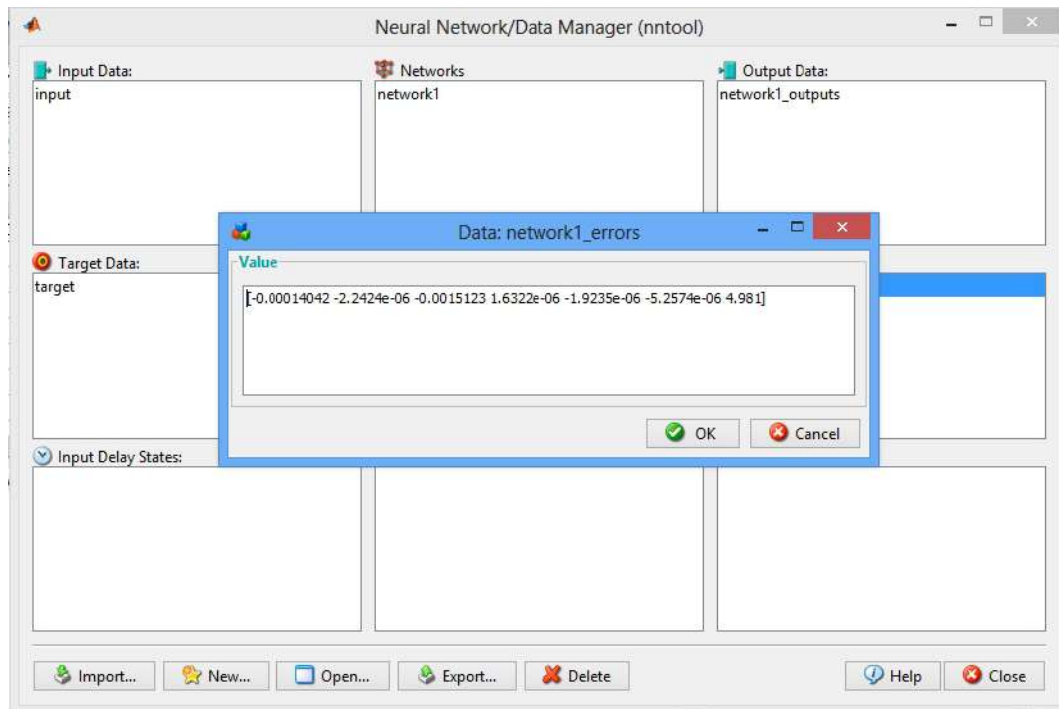


Gambar 5.29. Gradient & Validation Check Neural Networks

Hasil pelatihan tersebut disimpan untuk keperluan pemodelan jaringan syaraf tiruan pada Simulink. Gambar berikut menunjukkan hasil pelatihan berupa Networks dan error pelatihan Networks.



Gambar 5.30. Networks output

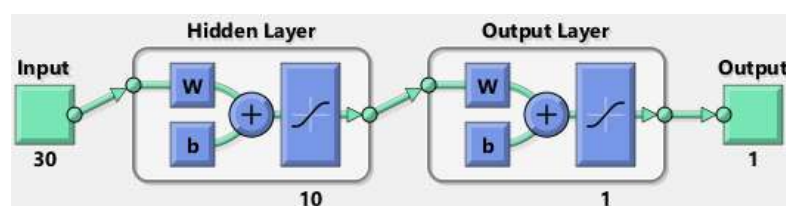


Gambar 5.31. Networks Error

Dari hasil pelatihan tersebut dapat terlihat, bahwa error pelatihan terbesar terdapat pada data ketujuh, yaitu identifikasi beban pada klasifikasi beban setrika- kipas. Hal tersebut dikarenakan pola arus pada setrika dan kipas dengan setrika atau kipas itu sendiri memiliki karekteristik yang hampir sama. Namun, untuk proses ini akan digunakan networks ini dan selanjutnya digunakan metode optimasi PSO untuk mengurangi error tersebut, pada penelitian berikutnya.

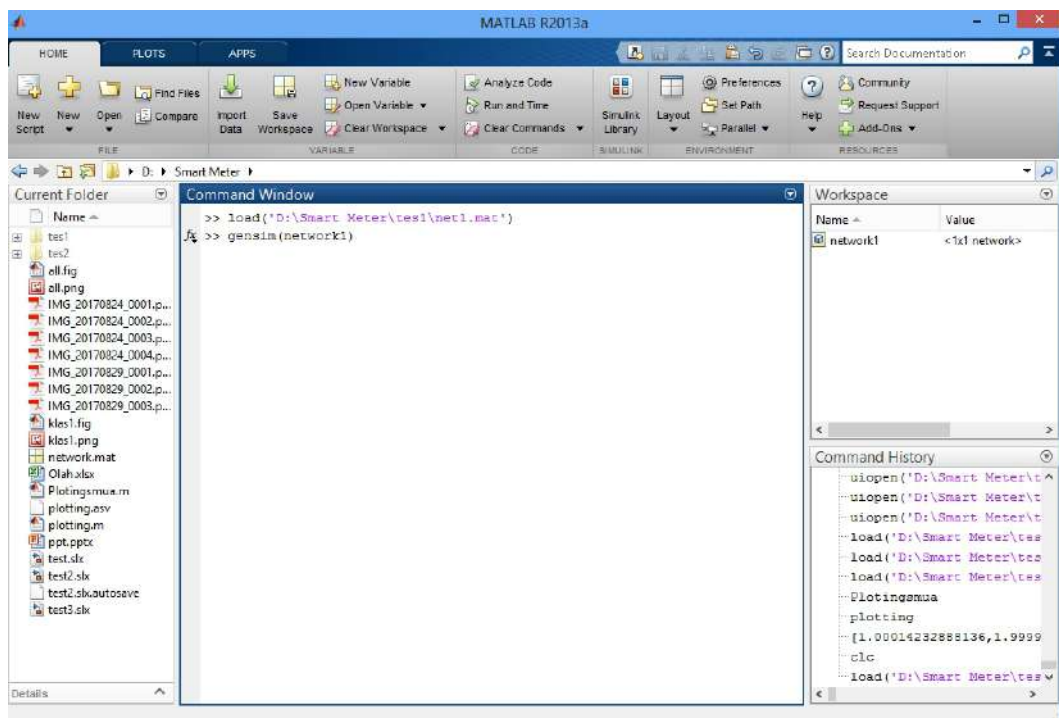
5.3.3. Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf yang sudah dibuat selanjutnya dimodelkan agar dapat dilihat respon system dalam mengenali pola beban atau identifikasi beban. Gambar berikut adalah desain awal networks yang akan dimodelkan pada Simulink.



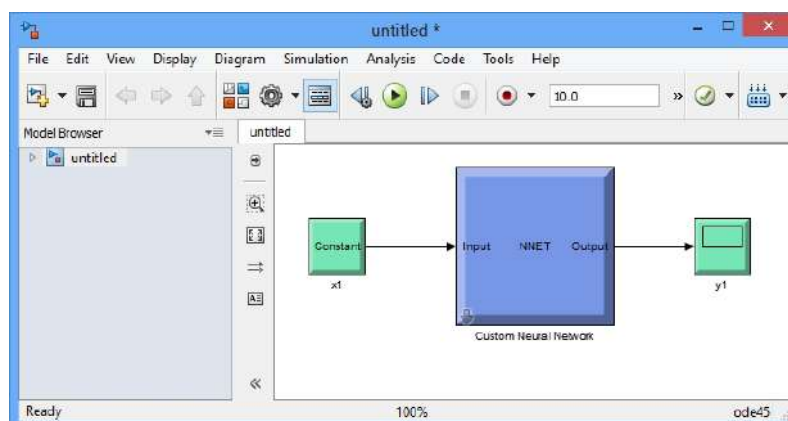
Gambar 5.32. Desain neural networks

Prosedur pertama pemodelan adalah mengubah Networks yang dibuat tadi menjadi sebuah block. Untuk mengubahnya dilakukan dengan fungsi perintah “*gensim(nama_networks)*”.



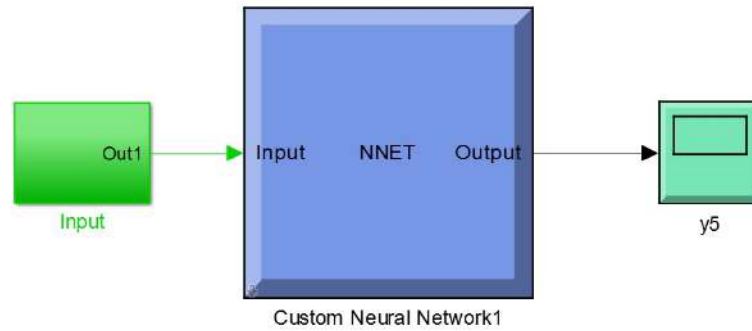
Gambar 5.33. Konversi Networks

Gambar berikut menunjukkan networks yang sudah dikonversi menjadi sebuah block.



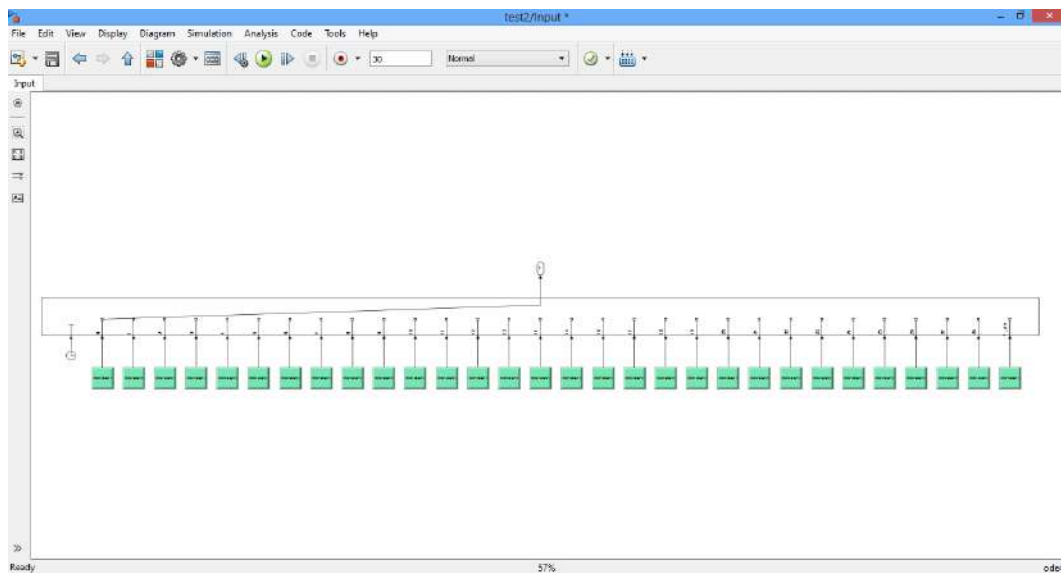
Gambar 5.34. Block neural networks

Hasil pemodelan neural networks ditunjukkan pada gambar berikut.



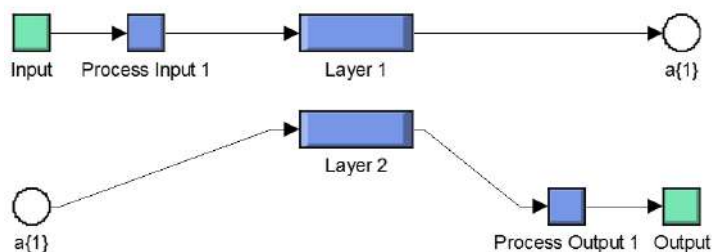
Gambar 5.35. Desain Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan

Berikutnya adalah membuat block untuk input data arus, ditunjukkan pada gambar berikut.

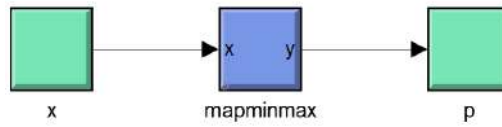


Gambar 5.36. Pemodelan Input Beban

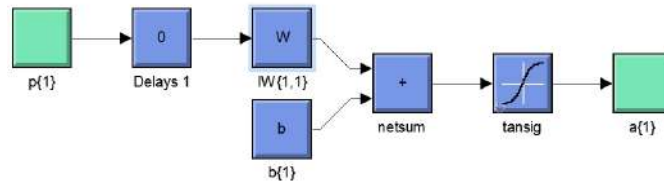
Gambar berikut menunjukkan sub bagian neural networks yang sudah dibuat, dengan dua layer.



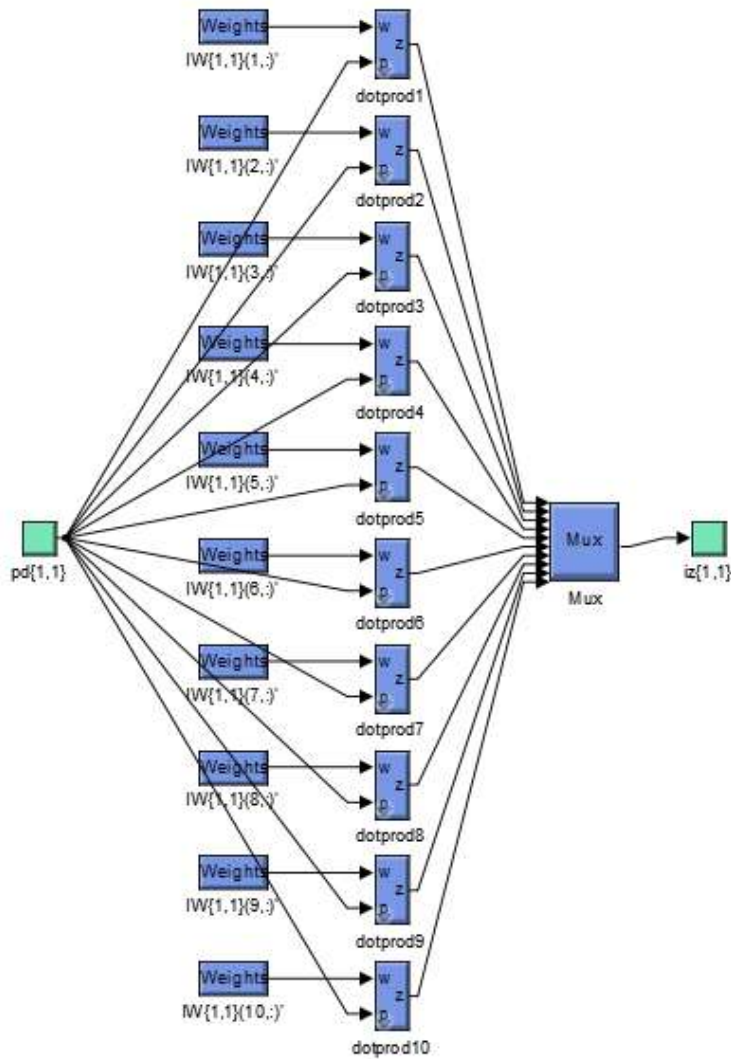
Gambar 5.37. Pemodelan Layer Neural Network



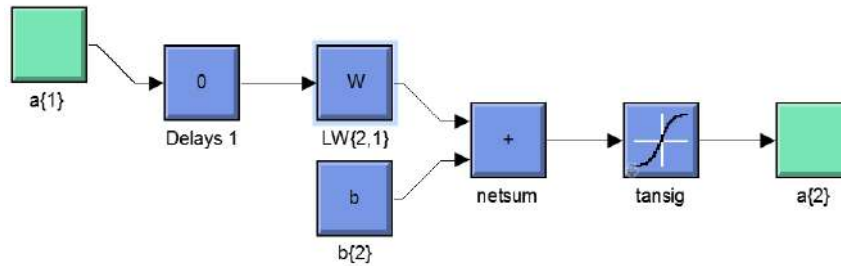
Gambar 5.38. Desain Custom Neural Process Input



Gambar 5.39. Custom Neural Network Layer 1



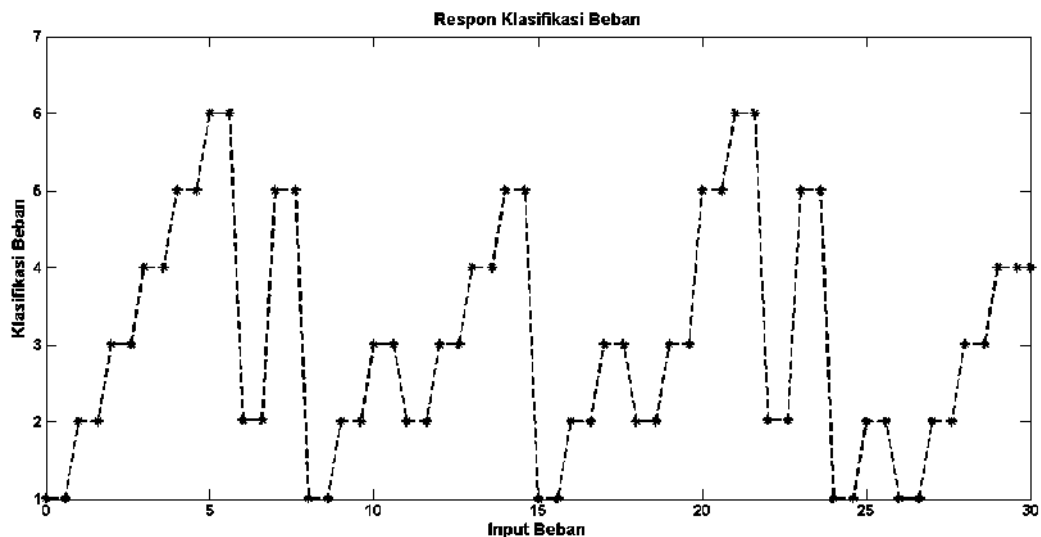
Gambar 5.40. Custom Neural Network Layer 1 Weight/Bobot



Gambar 5.41. Custom Neural Network Layer 2

5.3.4. Hasil Identifikasi

Setelah pemodelan dibuat pada simulink, berikutnya melakukan pengujian pada pemodelan yang sudah dibuat.



Gambar 5.42. Respon klasifikasi beban

Dari hasil ditunjukkan bahwa dengan memvariasikan data input arus masing-masing beban, networks sudah dapat mengidentifikasi dengan baik, meskipun pada klasifikasi data beban 7, yaitu beban kombinasi setrika-kipas masih terdapat error yang cukup besar yaitu 71,15% dengan pembacaan nilai arus sebesar 2.019. Analisis selanjutnya, identifikasi dengan optimasi algoritma *Particle Swarm Optimization (PSO)*.

5.4. Pengujian Hardware

Untuk menampilkan informasi identifikasi beban pada smart meter, pada panel alat ditambahkan layar LCD untuk menampilkan informasi identifikasi beban. Berikut ditunjukkan hasil identifikasi dengan menggunakan LabView dan LCD. Tampilan pemantauan energi listrik pada LabVIEW terdiri dari beberapa menu, meliputi menu Home dan Monitoring. Selanjutnya akan dibahas fungsi dari masing-masing menu tersebut.

1. Menu Home

Tampilan menu Home dapat dilihat pada Gambar 5.43 dimana menu ini berisi beberapa perintah yang digunakan dalam mengatur sistem pemantauan energi listrik. Terdapat beberapa fungsi dalam menu ini diantaranya:

- Fungsi blok *VISA resource name* digunakan sebagai saluran untuk komunikasi *serial port*, Pada komponen tersebut Visa Serial akan men-scan COM Serial mana yang sedang aktif dengan cara melihat inputan COM Arduino pada panel *divice manager* pada computer atau laptop.
- Fungsi *baud rate* (kecepatan komunikasi) mengindikasikan seberapa cepat data dikirim melalui komunikasi serial dengan satuan bps (*bit per second*) ini mengartikan bahwa **berapa bit data dapat ditransfer setiap detiknya.** “**Untuk mengurangi error maka digunakan** kecepatan standar yaitu **9.600 bps. Karena** Semakin besar nilai baud rate, semakin tinggi kecepatan transfer. Namun demikian, karena komunikasi yang melibatkan sinyal elektrik dan proses sinkronisasi data sangat rentan dengan *error* dan derau, maka disarankan untuk tidak melebihi kecepatan 115.200 bps untuk komunikasi pada Arduino.

Kecepatan komunikasi (*baud rate*) dari sisi arduino maupun LabVIEW haruslah sama yaitu sebesar 9.600 bps (*bit per second*).

- Fungsi data *bits* merupakan kapasitas data (digit biner), jumlah informasi yang bisa dikirim oleh arduino ke LabVIEW.
- Fungsi Port digunakan sebagai sinyal pembacaan ADC dengan nilai 511, namun nilai ini akan berubah-ubah ketika diberi beban.

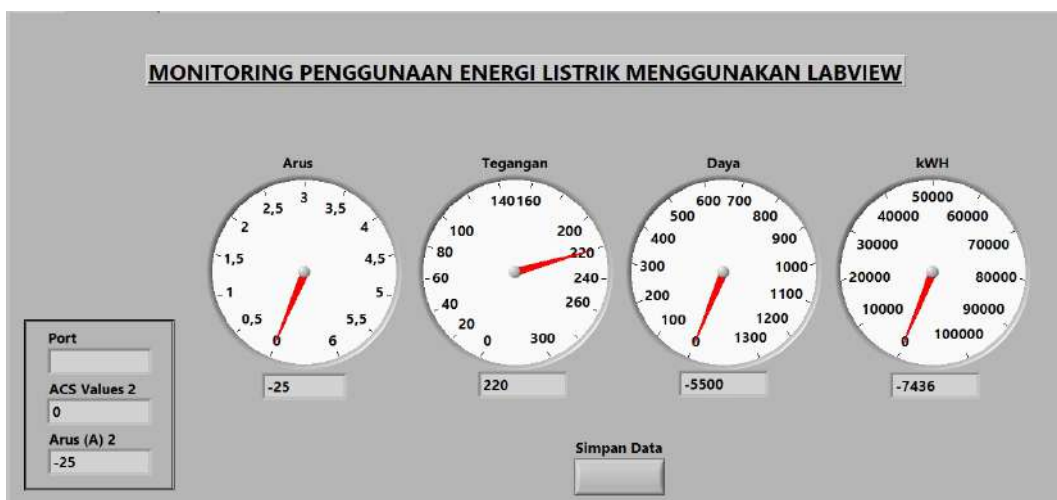
- Fungsi ACS Values digunakan untuk Fungsi Arus digunakan untuk pembacaan nilai arus.



Gambar 5.43 Tampilan *front panel* Menu Home pada Fitur LabVIEW

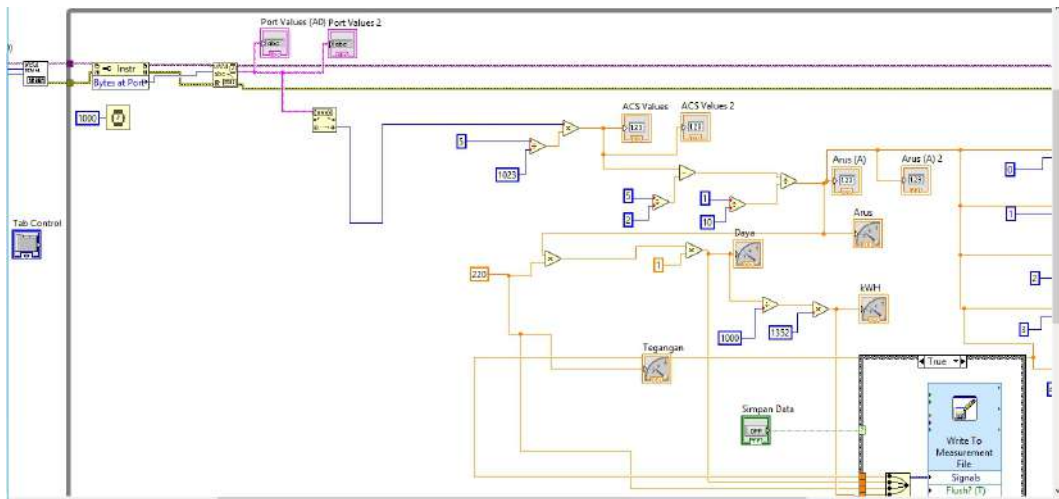
2. Menu Monitoring

Menu ini berisi beberapa fitur yang berfungsi untuk memantau penggunaan energi listrik. Sistem pemantauan terdiri dari beberapa alat ukur yang ditampilkan dalam bentuk analog maupun digital. Alat ukur tersebut diantaranya, alat ukur arus, tegangan, daya, dan kWh. Tampilan dari menu monitoring dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 5.44 Tampilan Menu Monitoring pada Fitur LabVIEW

Adapun tampilan *Block diagram* dari LabVIEW dapat dilihat pada Gambar 5.45. *Block diagram* adalah jendela tempat menuliskan perintah dan fungsi, berisikan *source code* berupa simbol-simbol, *node* dan garis sebagai *dataflow* untuk mengeksekusi program, termasuk kode dari *front panel*.



Gambar 5.45. Tampilan Blok Diagram

Untuk membaca input data serial melalui Port USB maka digunakan fungsi atau komponen VISA Serial. Dimana pada komponen tersebut VISA Serial akan men-scan COM Serial mana yang sedang aktif dengan cara melihat inputan COM Arduino pada panel device manager pada computer atau laptop. Untuk konfigurasi komunikasi serial antara arduino dengan LabVIEW maka digunakan *source code* sebagai berikut:

- VISA Configure Serial Port
- VISA Flush I/O Buffer
- VISA Bytes at Serial Port
- VISA Read
- VISA Close

Jika pada saat proses *connecting* data dari Arduino dengan *User Interface* pada Lab View tidak terjadi *error* maka data selanjutnya akan dibaca dan diubah ke dalam bilangan decimal biasa dari bilangan decimal string agar data tersebut bisa dimasukkan ke dalam buffer data. Pada proses buffer data akan diperoleh nilai arus,

karena nilai data arus adalah nilai ADC 8 bit, maka untuk menghasilkan nilai arus dalam satuan ampere, disisipkan perhitungan :

$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A} \times \left(\frac{5}{1} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

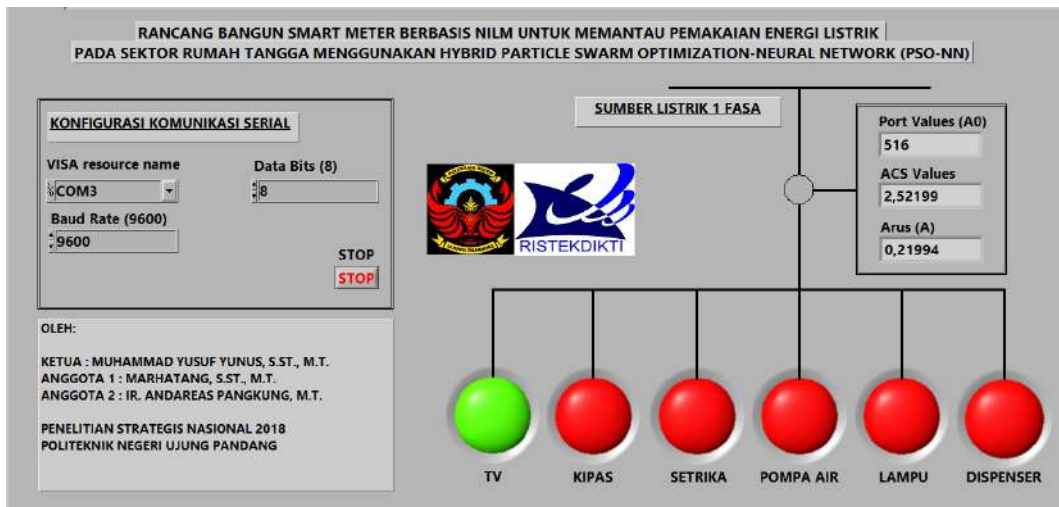
kemudian hasil perhitungan arus akan ditampilkan dengan menggunakan *icon decimal string to number*. Nilai arus tersebut akan dikalikan dengan nilai tegangan konstan sebesar 220 V sehingga akan diperoleh nilai daya dan biaya pemakaian energi listrik akan diperoleh dengan mengalikan nilai daya dengan nilai tarif 1 kWh pada golongan 1300 VA. Sedangkan, untuk menampilkan beban yang sedang aktif maka digunakan *icon boolean*. *Case Structure* digunakan untuk membuat program hanya akan membaca bila ada data di *Serial Port*. Hasil pembacaan data akan disimpan dalam format *excel* menggunakan *icon write to measurement file*. Untuk membuat program terus menerus membaca instruksi yang diterima maka digunakan *icon While Loop*

5.5.1. Beban TV

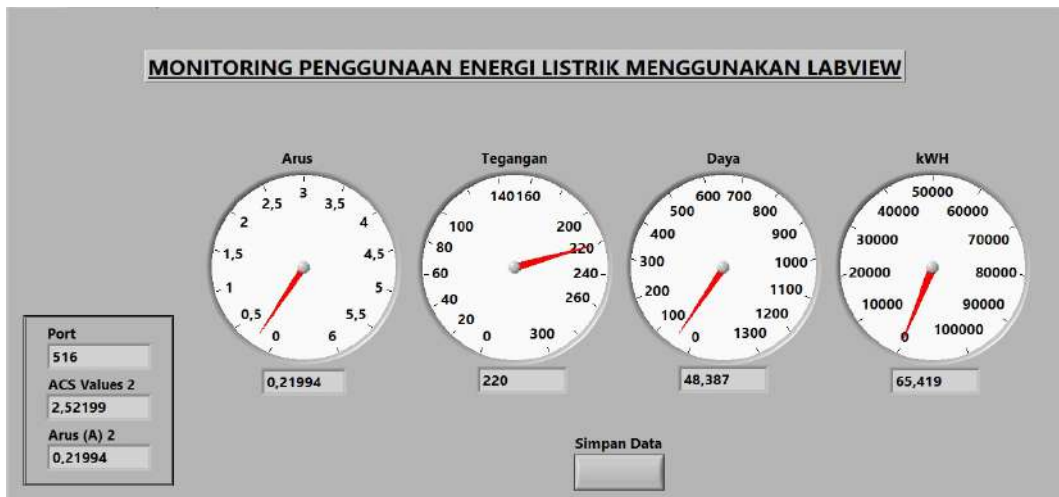
Untuk pengujian beban TV, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 516 dan ACS value sebesar 2,521994135, sehingga:

$$\begin{aligned} \text{Arus} &= \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(516 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) \\ &= 0,219941 \text{ A} \end{aligned}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban TV.



Gambar 5.46. Tampilan LabView Identifikasi Beban TV



Gambar 5.47. Tampilan LabView Monitoring Beban TV



Gambar 5.48. Tampilan LCD Beban TV

5.5.2. Beban Kipas

Untuk pengujian beban kipas, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 518 dan ACS value sebesar 2,531769306, sehingga:

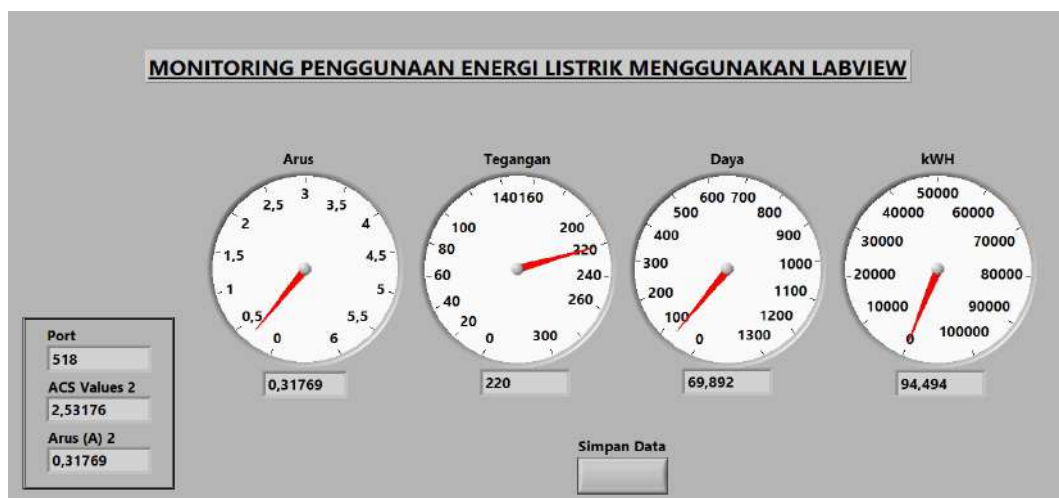
$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(518 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

$$= 0,31769306 \text{ A}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban kipas.



Gambar 5.49. Tampilan LabView Identifikasi Beban Kipas



Gambar 5.50. Tampilan LabView Monitoring Beban Kipas



Gambar 5.51. Tampilan LCD Beban Kipas

5.5.3. Beban Setrika

Untuk pengujian beban setrika, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 554 dan ACS value sebesar 2,707722385, sehingga:

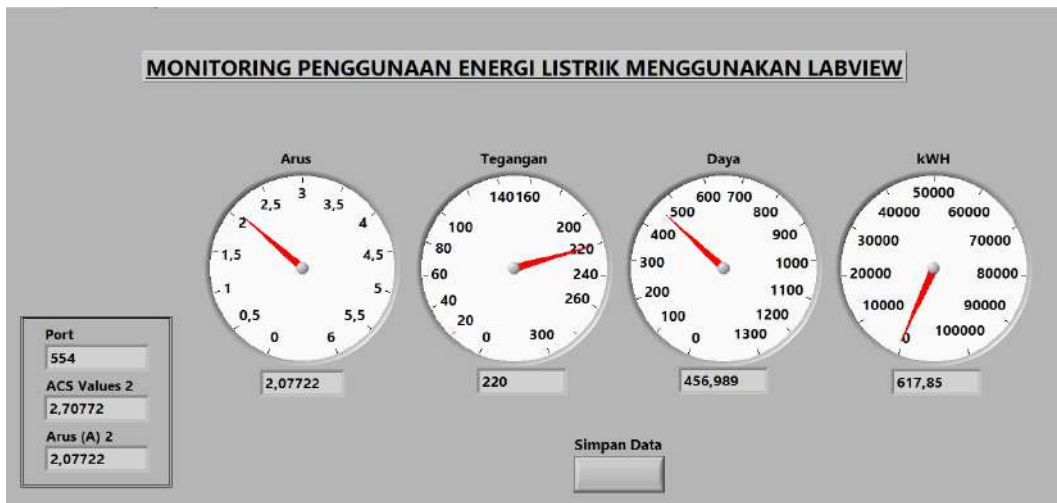
$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(554 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

$$= 2,077223851 \text{ A}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban setrika.



Gambar 5.52. Tampilan LabView Identifikasi Beban Setrika



Gambar 5.53. Tampilan LabView Monitoring Beban Setrika



Gambar 5.54. Tampilan LCD Beban Setrika

5.5.4. Beban Pompa Air

Untuk pengujian beban pompa air, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 539 dan ACS value sebesar 2,634408602, sehingga:

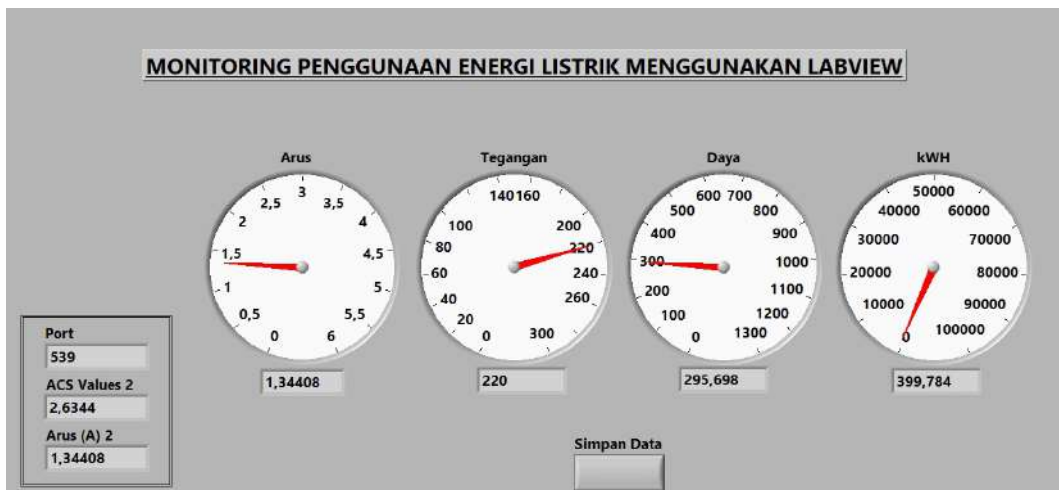
$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(518 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

$$= 1,344086022 \text{ A}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban pompa air.



Gambar 5.55. Tampilan LabView Identifikasi Beban Pompa Air



Gambar 5.56. Tampilan LabView Monitoring Beban Pompa Air



Gambar 5.57. Tampilan LCD Beban Pompa Air

5.5.5. Beban Lampu

Untuk pengujian beban lampu, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 514 dan ACS value sebesar 2,512218964, sehingga:

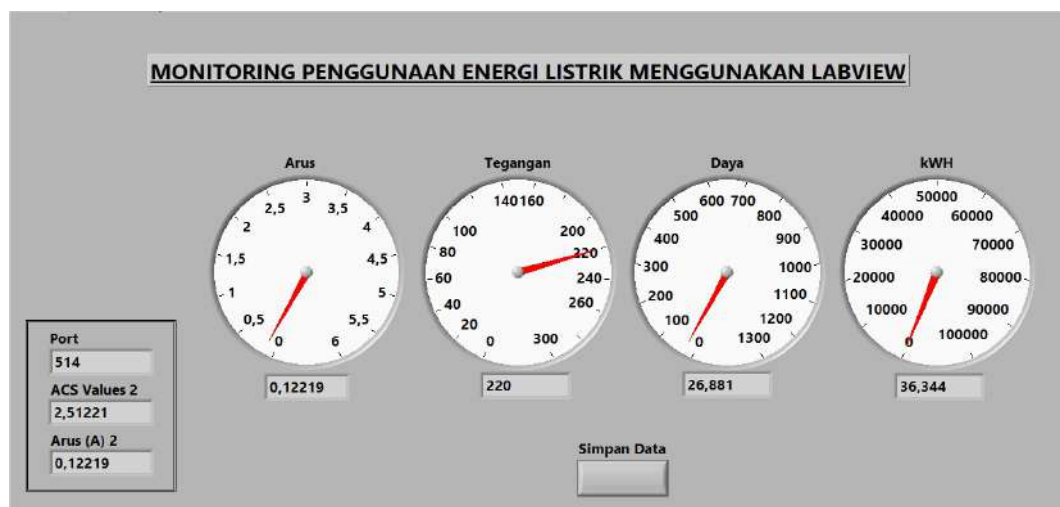
$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(514 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

$$= 0,122189638 \text{ A}$$

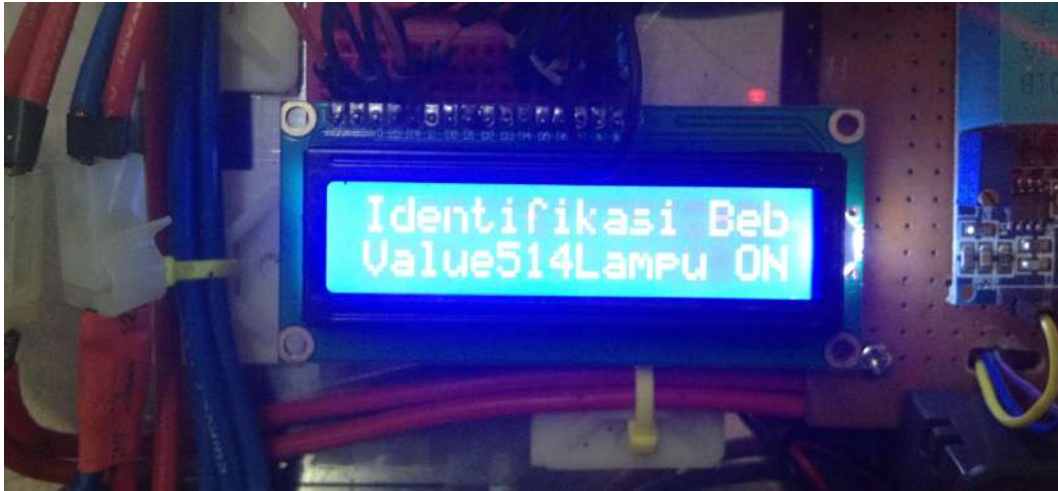
Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban lampu.



Gambar 5.58. Tampilan LabView Identifikasi Beban Lampu



Gambar 5.59. Tampilan LabView Monitoring Beban Lampu



Gambar 5.60. Tampilan LCD Beban Lampu

5.5.6. Beban Dispenser

Untuk pengujian beban dispenser, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 549 dan ACS value sebesar 2,683284457, sehingga:

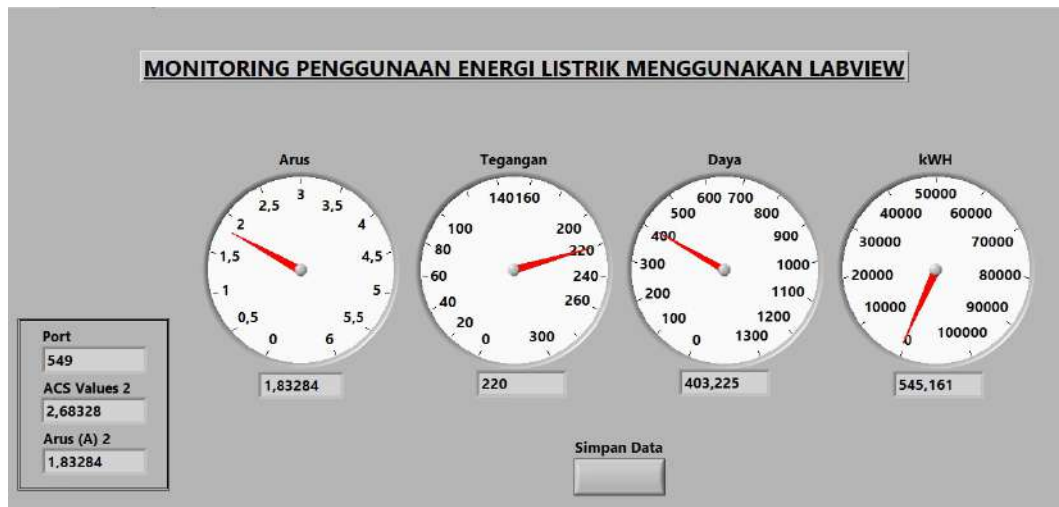
$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(549 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

$$= 1,832844575 \text{ A}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban dispenser.



Gambar 5.61. Tampilan LabView Identifikasi Beban Dispenser



Gambar 5.62. Tampilan LabView Monitoring Beban Dispenser



Gambar 5.63. Tampilan LCD Beban Dispenser

5.5.7. Beban Kombinasi Setrika Kipas

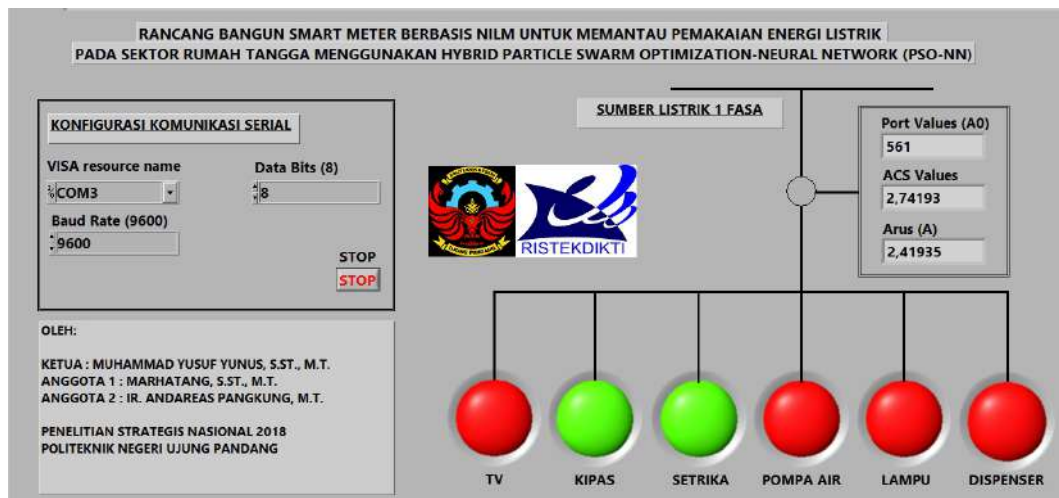
Untuk pengujian beban kombinasi setrika kipas, dari hasil pengujian didapatkan nilai port value sebesar 561 dan ACS value sebesar 2,741935484, sehingga:

$$\text{Arus} = \left(\frac{\left(\text{port A0} \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right) = \left(\frac{\left(561 \times \left(\frac{5}{1023} \right) \right) - 2,5}{0,1} \right)$$

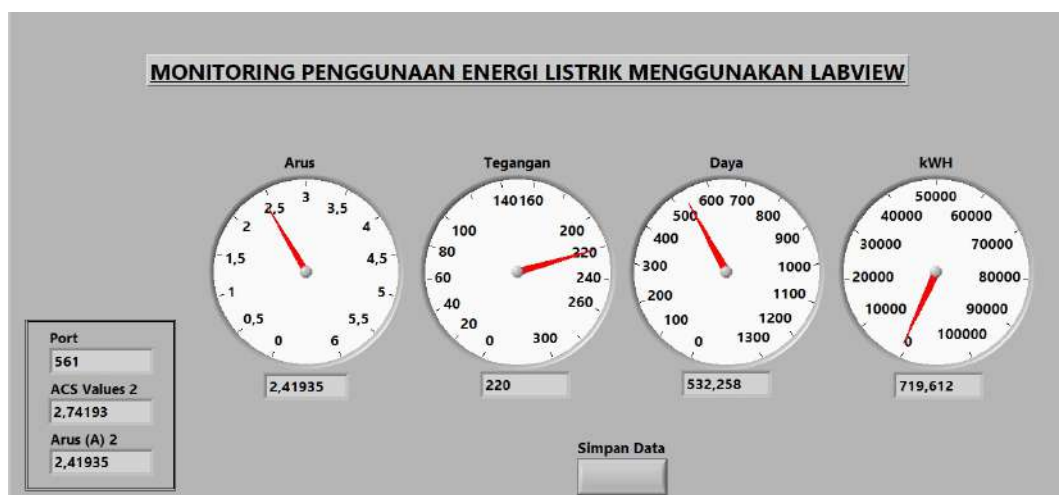
$$= 2,419354839 \text{ A}$$

Hasil perhitungan diatas sama dengan hasil pengukuran pada LabVIEW. Berikut

adalah tampilan menu monitoring pada pengujian beban setrika kipas.



Gambar 5.64. Tampilan LabView Identifikasi Beban Setrika Kipas



Gambar 5.65. Tampilan LabView Monitoring Beban Setrika Kipas



Gambar 5.66. Tampilan LCD Beban Setrika Kipas

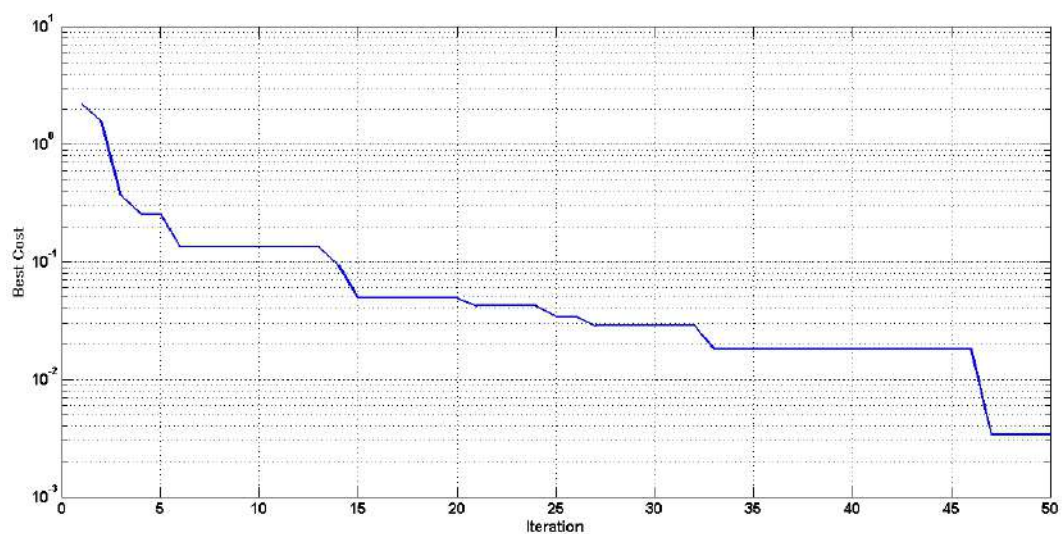
5.5. Optimasi Particle Swarm Optimization

Berikutnya identifikasi beban menggunakan optimasi algoritma neural network - particle swarm optimization (PSO). Dari hasil identifikasi beban didapatkan error yang cukup besar. Berikut parameter algoritma PSO dalam melakukan optimasi neural network dan identifikasi beban.

Tabel 5.3. Parameter PSO

No	Parameter	Nilai
1	Batas Atas	-5 -
2	Batas Bawah	5
3	Maksimal Iterasi	50
4	Population Size	50
5	Inertia Weight	1
6	Inertia Weight Damping Ratio	0,99
7	Personal Learning Coefficient	1,5
8	Global Learning Coefficient	2

Berikut hasil optimasi algoritma PSO, di mana menunjukkan proses komputasi selama 50 kali iterasi untuk mencari nilai optimal. Dari hasil menunjukkan pada iterasi 47 didapatkan nilai yang paling optimal.



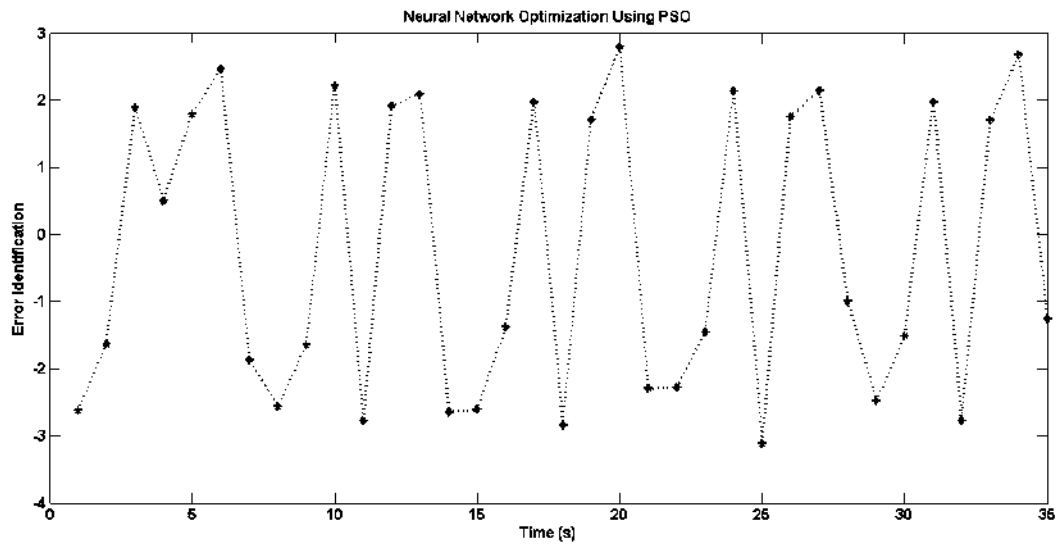
Gambar 5.67. Grafik konvergensi algoritma PSO

Tabel 5.4 berikut menunjukkan data input untuk optimasi dengan menggunakan PSO. Sedangkan gambar 5.58 hasil identifikasi.

Tabel 5.4 Data input arus PSO

No	Data 1	Data 2	Keterangan
1	0.23	0.22	TV
2	0.31	0.3	Kipas
3	2.1	2.08	Setrika
4	2.3	1.36	Pompa
5	0.12	0.12	Lampu
6	1.84	1.83	Dispenser
7	2.42	2.41	Set-Kip
8	0.23	0.23	TV
9	0.3	0.29	Kipas
10	2.07	2.09	Setrika
11	1.35	1.36	Pompa
12	0.1	0.11	Lampu
13	1.82	1.8	Dispenser
14	2.42	2.44	Set-Kip
15	0.22	0.21	TV
16	0.28	0.31	Kipas
17	2.07	2.07	Setrika
18	1.37	1.37	Pompa
19	0.12	0.1	Lampu
20	1.77	1.8	Dispenser
21	2.43	2.42	Set-Kip
22	0.2	0.24	TV
23	0.32	0.33	Kipas
24	2.08	2.09	Setrika
25	1.39	1.35	Pompa
26	0.12	0.11	Lampu
27	1.8	1.79	Dispenser
28	2.4	2.39	Set-Kip
29	0.19	0.19	TV
30	0.29	0.3	Kipas
31	2.07	2.07	Setrika
32	1.33	1.32	Pompa
33	0.13	0.12	Lampu
34	1.75	1.78	Dispenser
35	2.4	2.4	Set-Kip

Tabel 5 menunjukkan pola input masing-masing beban, data ini dijadikan sebagai input untuk PSO. Gambar 5.68 menunjukkan error hasil identifikasi beban.



Gambar 5.68. Grafik error identifikasi beban menggunakan algoritma neural network yang dioptimasi PSO

Dari hasil pengujian dengan PSO, dengan input data arus pembacaan beban listrik untuk masing-masing klasifikasi beban, error identifikasi beban dapat diperbaiki. Error terbesar terdapat pada identifikasi beban pompa pada data ke 25, yaitu sebesar 3.1%.

BAB 6

KESIMPULAN & SARAN

6.1. Kesimpulan

Dari hasil yang sudah dicapai, monitoring dan identifikasi pemakaian beban listrik telah dengan baik dilakukan. Monitoring beban dilakukan dengan mengamati parameter arus, tegangan dan daya. Serta identifikasi pemakaian beban untuk mengklasifikasi jenis beban yang sedang digunakan dengan menggunakan algoritma neural network dan particle swarm optimization. Serta penambahan sistem informasi dengan LCD yang menampilkan informasi identifikasi beban yang digunakan.

Dari hasil identifikasi beban menggunakan algoritma neural network didapatkan error identifikasi terbesar pada beban setrika kipas yaitu sebesar 71.15%, sedangkan dengan menggunakan PSO error identifikasi terbesar yaitu pada beban pompa yaitu 3.1%.

6.2. Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut tentang penelitian ini, adalah menggunakan metode optimasi yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

Hutoro Koko (2015), “Desain Smart Meter Untuk Memantau Dan Identifikasi Pemakaian Energi Listrik Pada Sektor Rumah Tangga Menggunakan Backpropagation Neural Network”. ITS Surabaya.

J. Uteley, and L. Shorrock (2008), “Domestic Energy Fact File 2008”, Technical Report for Building Research Establishment : Garston, UK.

K.E Martinez, K.A Donnelly, and J.A Laitner (2010), “Advanced Metering Initiatives and Residential Feedback Programs: A Meta-Review for Households Electricity-Saving Opportunities”, Technical Report E105 for American Council for an Energy-Efficient Economy (ACEE), USA.

Energy Consumption in United Kingdom, Technical Report for Department of Energy & Climate Change (2010), London.

G. W. Hart (1992), “Nonintrusive Appliance Load Monitoring”, Proceedings IEEE, Vol. 80, No. 12.

J. G. Roos, I. E. Lane, E. C. Lane, and G. P. Hanché (1994), “Using neural networks for non-intrusive monitoring of industrial electrical loads,” in Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference.

Jian Liang, Simon K. K. Ng, Gail Kendall, and John W. M. Cheng (2010),” Load Signature Study—Part I: Basic Concept, Structure, and Methodology,” IEEE Transactions On Power Delivery, Vol 25.

Kusumadewi, S (2004), ”Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK”, Graha Ilmu.

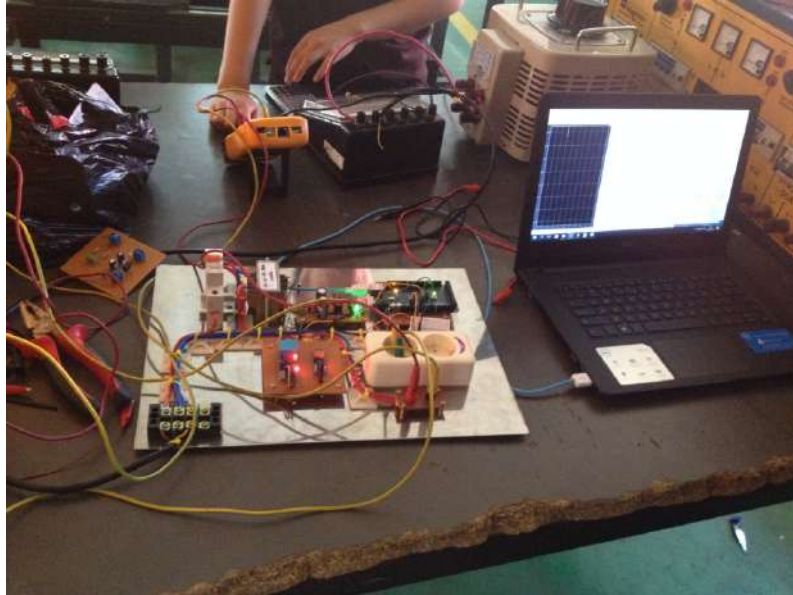
Purnomo, M.H, dan Kurniawan, A (2006), “Supervised Neural Networks dan Aplikasinya”, Graha Ilmu

C. Laughman, K. Lee, R. Cox, S. Shaw, S. B. Leeb, L. Norford, and P. Armstrong (2003), “Power Signature Analysis”. IEEE Power & Energy Magazine.

Y.Y Hong, and J.H Chou (2012), “Nonintrusive Energy Monitoring for Microgrids Using Hybrid Self-Organizing Feature-Mapping Networks,” Energies, 2012.

LAMPIRAN

Instrumen



Instrumen Penelitian Tahun Pertama



Instrumen Penelitian Tahun Kedua

Personalia Tenaga Pelaksana

No	N a m a / NIDN Jabatan/Instansi Asal	Bidang Ilmu	Alokasi Waktu (jam/minggu)	Uraian Tugas
1	<p style="text-align: center;">Muh. Yusuf Yunus S.S.T., M.T. NIDN 0020088004</p> <p style="text-align: center;">Ketua Peneliti (Politeknik Neg.U.P.)</p>	Teknik Konversi Energi	4jam/minggu, 4 minggu/bln, 8 bln	<ul style="list-style-type: none"> • Koordinator pelaksana kegiatan • Melakukan verifikasi data lapangan • Merancang proses desain Smart Meter • Merancang Desain Hardware • Merancang Desain Software • Melakukan pengambilan data kinerja Smart Meter • Pembuatan laporan hasil • Seminar Hasil Penelitian
2	<p style="text-align: center;">Marhatang, S.ST.,M.T. NIDN 0017117409</p> <p style="text-align: center;">Anggota Peneliti 1 (Politeknik Neg.U.P.)</p>	Teknik Konversi Energi	4jam/minggu, 3 minggu/bln, 8 bln	<ul style="list-style-type: none"> • Melakukan Percancangan Smart Meter • Merancang Desain Software • Menguji unjuk kerja Smart Meter
3	<p style="text-align: center;">Ir. Andreas Pangkung, M.T. / NIDN 0028086204</p> <p style="text-align: center;">Anggota Peneliti 2 (Politeknik Neg.U.P.)</p>	Teknik Pembangkit Energi	4jam/minggu, 3 minggu/bln, 8 bln	<ul style="list-style-type: none"> • Melakukan Percancangan Smart Meter • Merancang Desain Software • Menguji unjuk kerja Smart Meter
4	<p style="text-align: center;">Rahmat,S.T. NIP.196912221991031003</p> <p style="text-align: center;">Teknisi (Politeknik Neg.U.P.)</p>	Teknik Konversi Energi	4jam/minggu,3 minggu/bln, 8 bln	<ul style="list-style-type: none"> • Menyiapkan peralatan yang diperlukan • Melakukan pengadaan bahan dan peralatan yang digunakan • Merancang Pengujian Peralatan

Artikel Ilmiah

NO	JUDUL	PENYELENGGARA	KET
1	Optimal Design Power System Stabilizer Using Firefly Algorithm In Interconnected 150 kV Suselrabar System, Indonesia	International Review of Electrical Engineering (IREE)	Published
2	Aplikasi Metode Cerdas Untuk Optimasi Controller PID Motor DC Berbasis Firefly Algorithm	Jurnal Nasional Teknik Elektro (JNTE) Universitas Andalas, Padang	Published
3	Implementasi Algoritma Penyerbukan Bunga Untuk Tuning PID Controller Pada Pengontrolan Kecepatan Motor Induksi	JETri Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Universitas Trisakti, Jakarta	Published
4	Application of Smart Bats Algorithm for Optimal Design of Power Stabilizer System at Sengkang Power Plant	International Journal of artificial intelligence research	Published
5	Optimal Design of Power System Stabilizer in Bakaru Power Plant using Bat Algorithm	Journal of Electrical and Electronic Engineering (JEEE-U), Universitas Muhammadiyah Sidoarjo	Published
6	Capacitive Energy Storage (CES) Optimization For Load Frequency Control in Micro Hydro Power Plant Using Imperialist Competitive Algorithm (ICA)	EMITTER INTERNATIONAL JOURNAL PENS	Published
7	Modal Analysis and Stability Enhancement of 150 kV Suselrabar Electrical System using PSS and RFB based on Cuckoo Search Algorithm	International Journal on Electrical Engineering and Informatics	Published
8	Implementation of Cuckoo Search Algorithm for Small Signal Stability Enhancement in Multi-Machine Power System	Makara Journal of Technology UI	Published
9	Capacitive Energy Storage Optimization for Load Frequency Control in Wind-Diesel Hybrid Power Plant Using Imperialist Competitive Algorithm	Journal Of Engineering And Technology	Published
10	Superconducting Magnetic Energy Storage (SMES) Optimization For Load Frequency Control In Micro Hydro Power Plant Using Imperialist Competitive Algorithm (ICA)	International Journal of Engineering and Manufacturing(IJEM)	Published
11	Design of NILM-based Smart Meters to Monitor Electricity Usage in the Household Sector Using Hybrid Particle Swarm Optimization - Neural Network	The 2nd EPI International Conference on Science and Engineering, Universitas Hasanuddin, Makassar	Published
12	Rancang Bangun Smart Meter Berbasis NILM Untuk Memantau Pemakaian Energi Listrik Pada Sektor Rumah Tangga Menggunakan Hybrid Neural Network	Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (SNP2M) Tahun 2018 10-11 November 2018	Draft