

**PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK  
MENGUNAKAN OPELM (*OPTIMALLY PRUNED EXTREME  
LEARNING MACHINE*) PADA SISTEM KELISTRIKAN  
CILEGON, BANTEN**

SKRIPSI

Disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T)



Disusun oleh :

Rama Hasan Hidayatullah

3332160036

**JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS SULTAN AGENG TIRTAYASA  
2022**

## LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Dengan ini ditetapkan bahwa Skripsi berikut

Judul : Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) pada Sistem Kelistrikan Cilegon, Banten.

Nama Mahasiswa : Rama Hasan Hidayatullah

NPM : 3332160036

Fakultas/Jurusan : Teknik/Teknik Elektro

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa Skripsi tersebut di atas adalah benar-benar hasil karya asli saya dan tidak memuat hasil karya orang lain, kecuali dinyatakan melalui rujukan yang benar dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari ditemukan hal-hal yang menunjukkan bahwa sebagian atau seluruh karya ini bukan karya saya, maka saya bersedia dituntut melalui hukum yang berlaku. Saya juga bersedia menanggung segala akibat hukum yang timbul dari pernyataan yang secara sadar dan sengaja saya nyatakan melalui lembar ini.

Cilegon, Februari 2022



Rama Hasan Hidayatullah

NPM.3332160036

## LEMBAR PENGESAHAN

Dengan ini ditetapkan bahwa Skripsi berikut

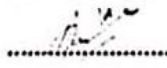

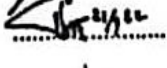

Judul : Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek  
Menggunakan OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) pada Sistem Kelistrikan  
Cilegon, Banten.

Nama Mahasiswa : Rama Hasan Hidayatullah

NPM : 3332160036

Fakultas/Jurusan : Teknik/Teknik Elektro

Telah diuji dan dipertahankan pada tanggal 10 Juni 2022 melalui Sidang Skripsi di Fakultas Teknik Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Cilegon dan dinyatakan LULUS.

	Dewan Penguji	Tanda Tangan
Pembimbing I	: Dr. Ing. M. Iman Santoso, M.Sc.	
Pembimbing II	: Dr. Ir. Wahyuni Martiningsih, M.T.	
Penguji I	: HM. Hartono, S.T., M.T.	
Penguji II	: Cakra Adipura W, S.T., M.T.	

Mengetahui,

Ketua Jurusan



Dr. Romi Wiryadinata, S.T., M.Eng.

NIP.198307032009121006

## **PRAKATA**

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, saya dapat menyelesaikan skripsi ini. Penulisan skripsi ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Teknik Jurusan Teknik Elektro pada Fakultas Teknik Universitas Sultan Ageng Tirtayasa. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan skripsi ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan skripsi ini. Saya mengucapkan terima kasih kepada:

1. Orang tua dan keluarga yang telah memberikan semangat, bantuan materi dan do'anya,
2. Bapak Dr. Romi Wiryadinata, S.T., M. Eng. selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro,
3. Bapak Dr. Ing. M. Iman Santoso, M.Sc. selaku dosen pembimbing 1 yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan saya dalam penyusunan skripsi ini,
4. Ibu Dr. Ir. Wahyuni Martiningsih, M.T. selaku dosen pembimbing 2 yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan saya dalam penyusunan skripsi ini,
5. Bapak Agusutrisno, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan kepada saya selama masa perkuliahan.

Akhir kata, saya berharap Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Semoga skripsi ini bermanfaat bagi pengembangan ilmu.

Cilegon, Februari 2022

Penulis

## **ABSTRAK**

Rama Hasan Hidayatullah  
Teknik Elektro

Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) pada Sistem Kelistrikan Cilegon, Banten

Peramalan beban listrik jangka pendek merupakan faktor yang sangat penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem tenaga listrik. Tujuan dari peramalan beban listrik adalah agar permintaan listrik dan penyediaan listrik dapat seimbang. Karakteristik beban di wilayah Cilegon sangat fluktuatif sehingga pada penelitian ini digunakan metode OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) untuk meramalkan beban listrik. Kelebihan OPELM ada pada *learning speed* yang cepat dan pemilihan model yang tepat meskipun datanya mempunyai pola tidak linier. Keakuratan metode OPELM dapat diketahui dengan menggunakan data aktual. Kriteria keakuratan yang digunakan adalah MAPE (*Mean Absolute Percent Error*). *Error* rata-rata hasil pengujian peramalan paling minimum menunjukkan MAPE sebesar 2,1252%.

Kata Kunci:

Peramalan Beban, OPELM, Sistem Kelistrikan

## **ABSTRACT**

Rama Hasan Hidayatullah  
Electrical Engineering

Short-Term Electricity Load Forecasting Using OPELM (Optimally Pruned Extreme Learning Machine) on the Cilegon, Banten Electricity System

Short-term forecasting of electrical load is a very important factor in the planning and operation of electric power systems. The purpose of forecasting the electricity load is so that the demand for electricity and electricity supply can be balanced. Load characteristics in the Cilegon region are so volatile that the OPELM (Optimally Pruned Extreme Learning Machine) method was used to forecast electrical loads. The advantages of OPELM are in the fast learning speed and selection of the right model even though the data has a non-linear pattern. The accuracy of the OPELM method can be known using actual data. The accuracy criteria used is MAPE (Mean Absolute Percent Error). The average error of the minimum forecasting test results showed MAPE of 2.1252%.

Keywords:

Load Forecasting, OPELM, Electricity System

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI .....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
PRAKATA.....	iv
ABSTRAK .....	v
ABSTRACT.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian .....	4
1.4 Manfaat Penelitian .....	4
1.5 Batasan Masalah .....	5
1.6 Sistematika Penulisan .....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	7
2.1 Peramalan Beban Listrik.....	7
2.2 JST (Jaringan Syaraf Tiruan).....	8
2.3 Arsitektur JST.....	8
2.4 Model JST.....	9
2.5 Regresi Linier .....	10
2.6 ELM ( <i>Extreme Learning Machine</i> ) .....	11
2.7 Normalisasi Data .....	11
2.8 Proses <i>Training</i> .....	12
2.9 Proses <i>Testing</i> .....	13
2.10 Proses Denormalisasi Data .....	14
2.11 MSE ( <i>Mean Square Error</i> ).....	14
2.12 OPELM ( <i>Optimally Pruned Extreme Learning Machine</i> ) .....	14

2.13	Pembentukan SLFN dengan ELM dan Perangkingan <i>Hidden Neuron</i> dengan MRSR.....	15
2.14	Seleksi <i>Neuron</i> dengan LOO .....	15
2.15	Kajian Pustaka .....	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		18
3.1	Diagram Blok Proses Pengolahan Data.....	18
3.2	<i>Flowchart</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan ELM ( <i>Extreme Learning Machine</i> ) .....	19
3.3	<i>Flowchart</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM ( <i>Optimally Pruned Extreme Learning Machine</i> ) .....	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....		24
4.1	Hasil .....	24
4.1.1	Hasil <i>Training</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan .....	24
4.1.2	Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan .....	25
4.2	Pembahasan .....	26
4.2.1	Analisis Data .....	26
4.2.2	Analisis Hasil .....	27
4.2.3	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Senin.....	28
4.2.4	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Selasa.....	29
4.2.5	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Rabu.....	30
4.2.6	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Kamis.....	31
4.2.7	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Jumat .....	32
4.2.6	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Sabtu.....	33
4.2.7	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Minggu .....	34
4.3	Kondisi <i>Data Weekday</i> .....	35
4.3.1	Hasil <i>Training</i> Peramalan Beban Listrik untuk <i>Weekday</i> .....	35
4.3.2	Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik untuk <i>Weekday</i> .....	36
4.3.3	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Senin ( <i>Weekday</i> ).....	37
4.3.4	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Selasa ( <i>Weekday</i> ) .....	38
4.3.5	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Rabu ( <i>Weekday</i> ) .....	38
4.3.6	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Kamis ( <i>Weekday</i> ) .....	39
4.3.7	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Jumat ( <i>Weekday</i> ).....	40
4.4	Kondisi <i>Data Weekend</i> .....	41



4.4.1	Hasil <i>Training</i> Peramalan Beban Listrik untuk <i>Data Weekend</i> .....	42
4.4.2	Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik untuk <i>Data Weekend</i> .....	43
4.4.3	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Sabtu ( <i>Weekend</i> ).....	44
4.4.4	Peramalan Beban Listrik untuk Hari Minggu ( <i>Weekend</i> ) .....	45
4.5	Perbandingan Data Satu Minggu, <i>Weekday</i> dan <i>Weekend</i> .....	46
4.5.1	Perbandingan MAPE <i>Training</i> .....	46
4.5.2	Perbandingan MAPE <i>Testing</i> .....	47
4.5.3	Perbandingan <i>Time Training</i> .....	47
4.5.4	Perbandingan <i>Time Testing</i> .....	48
BAB V PENUTUP.....		50
5.1	Kesimpulan .....	50
5.2	Saran .....	50
DAFTAR PUSTAKA .....		50
LAMPIRAN		
LAMPIRAN A Data Aktual dan <i>Testing</i> Beban Listrik Wilayah Cilegon.....		A-1
LAMPIRAN B <i>Listing</i> Program .....		B-1

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur JST .....	9
Gambar 2.2	Model JST .....	10
Gambar 2.3	Struktur Metode ELM .....	11
Gambar 3.1	Diagram Blok Proses Pengolahan Data .....	18
Gambar 3.2	<i>Flowchart</i> Peramalan Beban Listrik menggunakan ELM.....	19
Gambar 3.3	<i>Flowchart</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM.....	21
Gambar 4.1	<i>Plot</i> Hasil <i>Training</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan .....	24
Gambar 4.2	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Satu Minggu ke Depan .....	25
Gambar 4.3	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Senin.....	28
Gambar 4.4	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Selasa.....	29
Gambar 4.5	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Rabu .....	30
Gambar 4.6	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Kamis .....	31
Gambar 4.7	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Jumat .....	32
Gambar 4.8	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu.....	33
Gambar 4.9	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Minggu .....	34
Gambar 4.10	<i>Plot</i> Hasil <i>Training</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk <i>Weekday</i> .....	35
Gambar 4.11	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk <i>Weekday</i> .....	36
Gambar 4.12	<i>Plot</i> Hasil <i>Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Senin ( <i>Weekday</i> ).....	37

Gambar 4.13	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Selasa ( <i>Weekday</i> ).....	38
Gambar 4.14	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Rabu ( <i>Weekday</i> ) .....	39
Gambar 4.15	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Kamis ( <i>Weekday</i> ) .....	40
Gambar 4.16	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Jumat ( <i>Weekday</i> ) .....	41
Gambar 4.17	<i>Plot Hasil Training</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk <i>Weekend</i> .....	42
Gambar 4.18	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk <i>Weekend</i> .....	43
Gambar 4.19	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu ( <i>Weekend</i> ).....	44
Gambar 4.20	<i>Plot Hasil Testing</i> Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Minggu ( <i>Weekend</i> ) .....	45

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Perbandingan MAPE <i>Training</i> untuk Data Satu minggu, <i>Weekday</i> , dan <i>Weekend</i> .....	46
Tabel 4.2	Perbandingan MAPE <i>Testing</i> untuk Data Satu Minggu, <i>Weekday</i> , dan <i>Weekend</i> .....	47
Tabel 4.3	Perbandingan <i>Time Training</i> untuk Data Satu Minggu, <i>Weekday</i> , dan <i>Weekend</i> .....	48
Tabel 4.4	Perbandingan <i>Time Testing</i> untuk Data Satu Minggu, <i>Weekday</i> , dan <i>Weekend</i> .....	48

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Listrik merupakan salah satu faktor penting bagi kehidupan masyarakat di era *modern* ini [1]. Energi listrik yang harus tersedia saat dibutuhkan mengakibatkan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu dengan kualitas energi yang baik dan harga yang murah. PT.PLN sebagai pemasok utama tenaga listrik dituntut harus menyediakan pasokan listrik yang sesuai dengan kebutuhan listrik pada suatu wilayah, sehingga tidak terjadi kerugian baik pada konsumen maupun PT. PLN sendiri. Besarnya permintaan listrik pada suatu rentang waktu tidak dapat dihitung secara pasti, akibatnya timbul permasalahan, yaitu bagaimana mengoperasikan suatu pembangkit sistem tenaga listrik secara kontinyu agar dapat memenuhi permintaan daya setiap saat [6]. Daya yang dikirim dari pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka timbul pemborosan biaya pembangkitan energi listrik pada perusahaan listrik. Daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau bahkan tidak memenuhi kebutuhan konsumen maka terjadi pemadaman lokal pada beban dan merugikan pihak konsumen.

Peramalan beban listrik adalah suatu ilmu untuk memperkirakan beban listrik di masa datang berdasarkan beban yang telah ada sebelumnya. Jangka waktu, peramalan beban dapat di bagi menjadi tiga kategori jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang [3]. Industri membutuhkan prakiraan pasokan dengan waktu yang berkisar dari jangka pendek (beberapa menit, jam, atau hari kedepan) hingga jangka panjang (sampai 20 tahun kedepan) [4]. Kebutuhan listrik tersebut digunakan hampir di semua sektor, antara lain sektor rumah tangga, industri, usaha komersial, dan tempat layanan umum.

Prakiraan jangka pendek beberapa jam hingga beberapa minggu kedepan, diperlukan untuk penjadwalan ekonomi, kapasitas pembangkit, penjadwalan pembelian bahan bakar, analisis keamanan dan penjadwalan pemeliharaan jangka pendek, dengan merata-ratakan tiga kesalahan utama musiman untuk setiap metode peramalan, diperoleh gambaran umum tentang bagaimana masing-masing model

adil dalam memprediksi beban masa depan. Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) memiliki *error* rata-rata total sebesar 4,92%, *error* fungsi *transfer* sebesar 4,25%, ekstensi tidak linier -3,73%, dan metode konvensional, 5,75% [5]. Peramalan beban listrik jangka pendek oleh sistem pembangkitan setiap saat adalah persyaratan dasar dalam operasi dari sistem tenaga. Kebutuhan listrik tersebut digunakan hampir di semua sektor, antara lain sektor rumah tangga, industri, usaha komersial, dan tempat layanan umum. Sistem kelistrikan di kota Samarinda dipasok dari sistem Mahakam, yang merupakan sistem kelistrikan yang paling besar di wilayah Provinsi Kalimantan Timur. Total pelanggan di area Kota Samarinda sebanyak 330.000, dengan besar daya yang digunakan sebesar 351,5 MW [7]. Karakteristik beban masa lalu *biasanya* dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti: cuaca, waktu, ekonomi, dan gangguan acak. Faktor cuaca termasuk temperatur, kelembaban, kecepatan angin, keadaan awan, dan intensitas cahaya [9].

Prediksi beban listrik berdampak besar dalam operasi sistem tenaga listrik mulai dari perencanaan pembangkitan, analisis aliran daya, unit *commitment*, *hydrothermis*, dan operasi ekonomis sistem tenaga. Kebutuhan energi listrik penyedia energi listrik harus dapat memprediksi kebutuhan beban listrik setiap harinya, ada banyak cara dalam memprediksi beban listrik sehingga sangat diperlukan pemilihan metode dalam memprediksi beban listrik karena dibutuhkan keakuratan yang tepat, sehingga dapat menekan biaya dalam memproduksi energi listrik. Metode ARIMA dan koefisien beban diperoleh persentase absolut kesalahan rata-rata MAPE pada peramalan beban puncak, beban dasar, dan beban harian secara berturut-turut yaitu 0,8011%; 1,0362%; 0,9823%, dan 0,6294%; 0,7876%; 0,7571% [10]. Syarat mutlak yang pertama harus dilaksanakan untuk mencapai tujuan itu adalah pihak perusahaan listrik mengetahui beban atau permintaan daya listrik dimasa depan. Peramalan beban jangka pendek, menengah, dan panjang merupakan tugas yang penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya. Data yang digunakan adalah data saat beban puncak tahun 2010, dengan menggunakan metode AR (*Autoregressive*). Hasil menggunakan metode AR didapatkan model untuk peramalan beban tahun berikutnya. Hasil penelitian

menunjukkan bahwa peramalan untuk lima hari berikutnya pada tahun 2011, adanya penurunan beban listrik dari data aktual saat beban puncak [11].

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) merupakan sistem komputasi dengan arsitektur dan operasi yang diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf di dalam otak manusia. Penggunaan JST untuk peramalan beban listrik jangka pendek dengan cakupan data beban area kecil, sebagai studi kasus beban harian PT. Prismatex Pekalongan, tidak sesuai dengan hipotesis yang diharapkan, karena hasil rata-rata MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) pada penelitian sebesar 7,233% [12]. Bagian terkecil dari otak manusia adalah sel syaraf yang merupakan unit dasar proses informasi. Unit ini sering disebut sebagai *neuron*, ada sekitar 10 miliar *neuron* dalam otak manusia dan sekitar 10 triliun koneksi (disebut *sinapsis*) antar *neuron* dalam otak manusia [13]. Hasil peramalan menggunakan ANN (*Artificial Neural Network*) pada tahun 2011 sampai 2023 seperti jumlah total energi listrik terjual sebesar 55.344.984.342 kWh serta jumlah total daya tersambung 23.058.477.630 kVA. Hasil koefisien beban menunjukkan rata-rata *error* dengan metode JST untuk satu minggu mencapai 0,12% dengan akurasi 99,88% dan rata-rata *error* dengan metode koefisien beban untuk satu minggu mencapai 1,85% dengan akurasi 98,15%. [2].

OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) adalah metodologi yang didasarkan pada ELM (*Extreme Learning Machine*) dimana OPELM meminjam konstruksi jaringan SLFN (*Single Layer Feedforward Neural Network*) yang asli. Mesin pembelajaran ekstrim yang dipangkas secara optimal dan *k-nearest* yang dipangkas secara optimal. Kedua model memiliki waktu pelatihan yang cepat, yang menjadikannya pilihan yang cocok untuk strategi langsung untuk prediksi jangka panjang. Metodologi diuji pada tiga set data yang berbeda dua set data kompetisi deret waktu dan satu set data keuangan [14]. Metode statistik untuk mengukur relevansi setiap simpul tersembunyi dalam berkontribusi pada akurasi prediksi pengklasifikasi, arsitektur yang sesuai dari jaringan klasifikasi kemudian didefinisikan. Studi empiris OPELM pada beberapa masalah *benchmark* klasifikasi yang umum digunakan dan dengan beragam bentuk fungsi simpul tersembunyi menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan mengarah pada pengklasifikasi jaringan kompak yang menghasilkan *respons* cepat dan akurasi prediksi yang kuat

pada data yang tidak terlihat, dibandingkan dengan ELM tradisional dan populer lainnya pendekatan pembelajaran mesin [15]. Keakuratan metode OPELM dapat diketahui dengan menggunakan metode pembandingan yaitu metode ELM. Kriteria keakuratan yang digunakan adalah MAPE. Hasil dari perbandingan kriteria keakuratan menunjukkan bahwa hasil peramalan OPELM lebih baik dari ELM. *Error* rata-rata hasil pengujian peramalan paling minimum menunjukkan MAPE sebesar 1,3579% terjadi pada peramalan hari Jumat, sementara pada hari yang sama dengan metode ELM menghasilkan MAPE sebesar 2,2179% [8].

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan sebelumnya, maka dapat dirumuskan masalah yang melatar belakangi penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana meramalkan beban listrik menggunakan metode OPELM?
2. Bagaimana pola beban listrik harian di wilayah Cilegon?
3. Apakah metode OPELM akurat untuk meramal beban listrik pada sistem kelistrikan Cilegon?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian yang dilakukan ini diantaranya sebagai berikut.

1. Mendapatkan hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM.
2. Mengetahui hasil peramalan beban listrik harian terbaik dalam waktu satu minggu di wilayah Cilegon.
3. Mengetahui faktor-faktor yang membuat hasil peramalan beban listrik yang akurat.

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk perusahaan dalam menentukan rencana penyediaan energi listrik di masa yang akan datang.
2. Memberikan informasi metode yang lebih akurat dari metode yang sudah simulasikan dan dibandingkan pada penelitian ini.



3. Dapat digunakan sebagai perbandingan dan sumber acuan untuk bidang kajian yang sama.

### **1.5 Batasan Masalah**

Penelitian ini dibatasi dengan hal-hal sebagai berikut:

1. Menggunakan metode OPELM.
2. Menggunakan data historis beban listrik 3 Mei 2021 s.d. 20 Juni 2021 sebagai *data training* dan 10 Mei 2021 s.d. 27 Juni 2021 sebagai *data testing* pada wilayah Cilegon yang didapatkan dari PT. PLN (Persero) UPT Cilegon.
3. Simulasi yang digunakan untuk penelitian ini menggunakan *software* MatLab R2016a.
4. Data yang diramal berdasarkan pada hari-hari yang sama (*similar day*).

### **1.6 Sistematika Penulisan**

Penulisan penelitian ini dibagi dalam beberapa bab, maka secara garis besar isi dari masing-masing bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut.

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah dalam penelitian ini, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tinjauan pustaka yang mencakup teori peramalan, penjelasan JST, penjelasan tentang metode ELM, dan penjelasan tentang metode OPELM.

3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang metode yang digunakan dalam inti penelitian ini, meliputi metode pengambilan data, pengolahan data, dan data yang digunakan.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menampilkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan dengan simulasi bantuan aplikasi MatLab R2016a. Data yang ditampilkan berupa *plot*

dan hasil peramalan. Hasil peramalan dibandingkan metodenya antara ELM dan OPELM.

#### 5. BAB V PENUTUP

Bab ini membahas tentang kesimpulan dan saran, dimana kesimpulan diperoleh dari uraian-uraian hasil penjelasan laporan penelitian skripsi yang dipaparkan secara singkat, padat, dan jelas.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Peramalan Beban Listrik**

Metode peramalan merupakan cara memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa depan secara sistematis dan pragmatis atas dasar data yang relevan pada masa yang lalu, sehingga dengan demikian metode peramalan diharapkan dapat memberikan objektivitas yang lebih besar. Metode peramalan dapat memberikan cara pengerjaan yang teratur dan terarah, dengan demikian dapat dimungkinkannya penggunaan teknik penganalisaan yang lebih maju. Penggunaan teknik-teknik tersebut maka diharapkan dapat memberikan tingkat kepercayaan dan keyakinan yang lebih besar karena dapat diuji penyimpangan atau *deviasi* yang terjadi secara ilmiah [16]. Peramalan dapat dibagi menjadi tiga kategori, berdasarkan jangka waktunya jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang.

Beban listrik merupakan pemakaian tenaga listrik dari para pelanggan. Besar kecilnya beban listrik beserta perubahannya tergantung kepada kebutuhan para pelanggan listrik pada suatu saat tertentu. Peramalan beban listrik menjamin kualitas pelayanan para pelanggan tersebut. Peramalan di bidang tenaga listrik dimaksudkan pada perkiraan kebutuhan beban listrik di masa yang akan datang. Beban yang diramalkan mempunyai jangka waktu tertentu yang disesuaikan dengan kebutuhan peramalan. Peramalan beban jangka pendek untuk meramalkan kebutuhan beban harian umumnya tersaji pada beban listrik bertujuan untuk mengenali pola beban dengan mengolah data historis beban listrik yang direpresentasikan dalam kurva beban harian. Model peramalan beban yang akurat sangat penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem tenaga listrik. Pemodelan yang sesuai berdasarkan pada pola beban yang dilakukan sehingga diperoleh parameter-parameter yang diperlukan [8].

Peramalan dibagi menjadi beberapa kategori jangka waktu yaitu jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang sebagai berikut [7]:

1. Peramalan jangka pendek (*short term forecasting*), yaitu peramalan penggunaan daya pada beban dengan jangka waktu beberapa jam sampai dengan 1 minggu ke depan.
2. Peramalan jangka menengah (*mid term forecasting*), yaitu peramalan penggunaan daya beban dengan jangka waktu 1 bulan sampai 1 tahun ke depan.
3. Peramalan jangka panjang (*long term forecasting*), yaitu peramalan penggunaan daya beban untuk jangka waktu di atas 1 tahun.

## 2.2 JST (Jaringan Syaraf Tiruan)

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) merupakan sistem komputasi dengan arsitektur dan operasi yang diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf di dalam otak manusia. Prinsip kerja tersebut menjadikan JST sangat sesuai untuk menyelesaikan berbagai masalah yang mempunyai tipe sama seperti otak manusia dalam menyelesaikan masalah. Keberhasilan penggunaan metode JST ditentukan oleh tiga faktor, yaitu [12]:

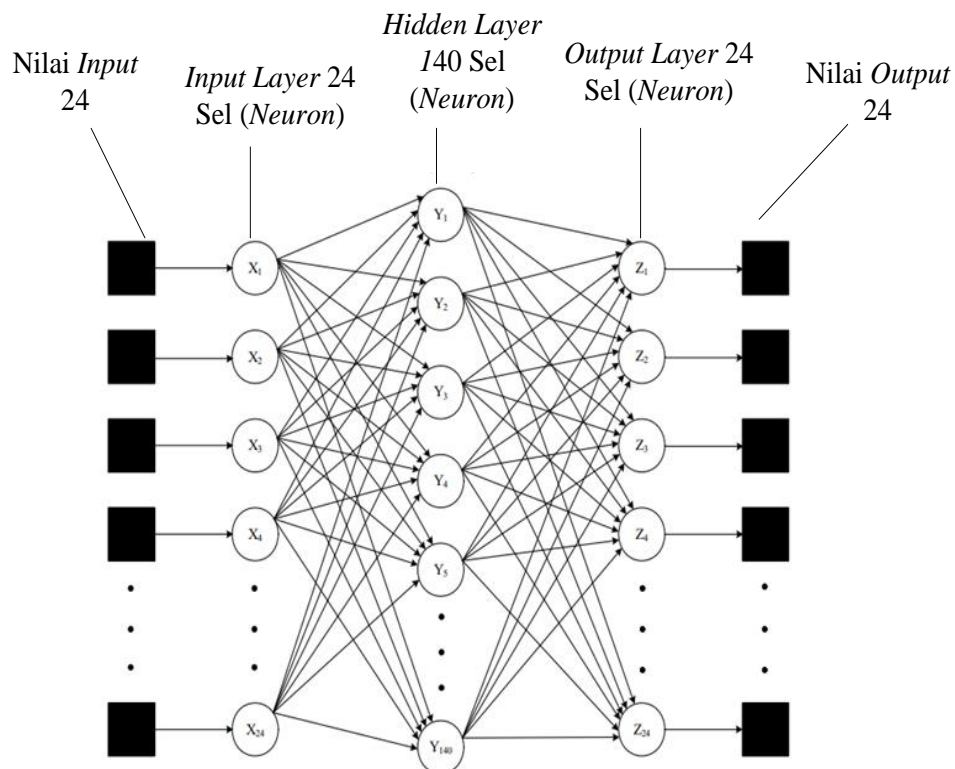
1. Pola-pola hubungan antar *neuron* yang disebut arsitektur jaringan.
2. Metode penentuan bobot penghubung yang disebut metode pembelajaran (*training* atau *learning*).
3. Fungsi aktivasi yang digunakan.

JST mampu mengenali kegiatan dengan berbasis masa lalu. Data masa lalu dipelajari oleh JST sehingga mempunyai kemampuan untuk memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari [17].

## 2.3 Arsitektur JST

Berdasarkan jumlah lapis (*layer*), arsitektur JST dapat mengklasifikasikan menjadi dua kategori yaitu jaringan lapis tunggal (*single layer network*), dimana semua unit *input* dalam jaringan ini dihubungkan dengan semua unit *output*, meskipun dengan bobot yang berbeda-beda dan jaringan lapis jamak (*multi layer*

*network*) yang merupakan perluasan dari *single layer*. Arsitektur JST dapat dilihat pada Gambar 2.1.

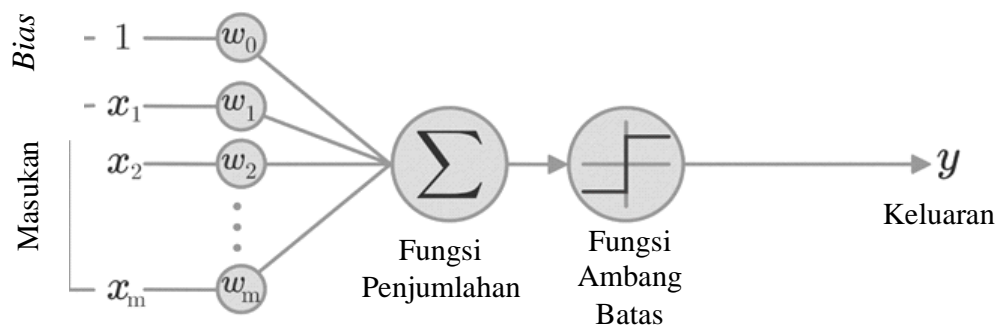


Gambar 2.1 Arsitektur JST [18]

Gambar 2.1 merupakan arsitektur JST jaringan layar jamak, memperkenalkan satu atau lebih *layer* tersembunyi (*hidden layer*) yang mempunyai simpul yang disebut *neuron* tersembunyi. Arah aliran sinyal masukan, arsitektur JST dapat mengklasifikasikan menjadi dua kelas yang berbeda, yaitu jaringan umpan maju (*feedforward network*) dan jaringan dengan umpan balik (*recurrent network*) [12].

#### 2.4 Model JST

Model JST memiliki banyak bagian. Bagian-bagian pada model JST dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Model JST

Gambar 2.2 merupakan model JST. Satu sel syaraf terdiri dari 3 bagian yaitu, fungsi penjumlahan (*summing function*), fungsi aktivasi (*activation function*), dan keluaran (*output*) [17].

## 2.5 Regresi Linier

Analisis regresi adalah studi mengenai ketergantungan variabel *dependent* (terikat) dengan satu atau lebih *variabel independent* dengan tujuan untuk mengestimasi atau memprediksi rata-rata populasi atau nilai rata-rata variabel *dependent* berdasarkan nilai *variabel independent* yang diketahui [19]. Analisis regresi dapat dibedakan menjadi dua berdasarkan banyak dan jenis data [20]:

1. Regresi linier, yaitu regresi yang membuat diagram pencar membentuk garis lurus. Regresi linier terdiri atas regresi linier sederhana (1 variabel bebas) dan regresi linier berganda (lebih dari 1 variabel bebas).
2. Regresi tidak linier, regresi yang membuat *plot* diagram tidak membentuk garis lurus tetapi membentuk pola tertentu, meliputi parabolik, eksponen, geometrik, logistik, dan hiperbolik.

Persamaan dari regresi linier sederhana dinyatakan seperti persamaan yang ada pada persamaan (2.1).

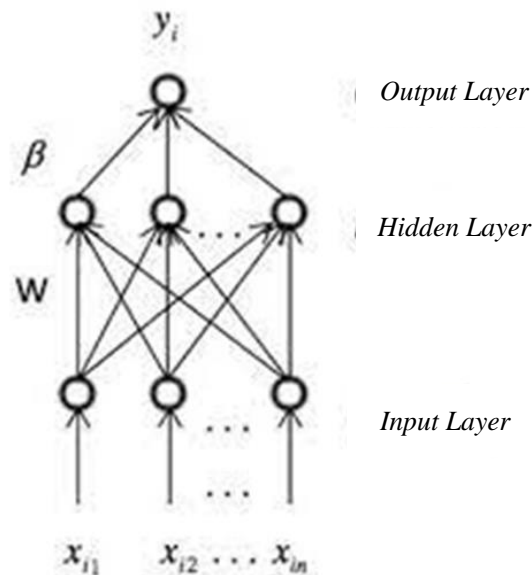
$$Y = a + bX \quad (2.1)$$

Persamaan (2.1) merupakan regresi linier sederhana, dimana  $Y$  adalah variabel akibat (*dependent*),  $a$  adalah konstanta,  $b$  adalah besaran respon yang ditimbulkan oleh *predictor*, dan  $X$  adalah variabel penyebab (*independent*).

## 2.6 ELM (*Extreme Learning Machine*)

ELM (*Extreme Learning Machine*) merupakan JST *feed-forward* dengan satu *hidden layer* atau lebih dikenal dengan istilah SLFN (*Single Layer Feedforward Neural*). Metode ELM mempunyai kelebihan dalam *learning speed*, serta mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dibandingkan dengan metode konvensional seperti *moving average* dan *exponential smoothing* [21].

Jaringan *feed-forward* menggunakan parameter-parameter yang ditentukan secara manual seperti *input weight* dan *bias*. *Input weight* dan *bias* ini dibangkitkan secara acak dalam suatu rentang tertentu. Nilai yang diacak tersebut, bisa menghindari hasil prediksi yang tidak stabil. Struktur metode ELM secara umum dapat dilihat pada Gambar 2.3



Gambar 2.2 Struktur Metode ELM

Gambar 2.3 menampilkan langkah-langkah perhitungan dengan metode ELM yaitu adalah normalisasi data kemudian data diproses pada langkah proses *training* dan proses *testing*.

## 2.7 Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan karena *range* nilai *input* tidak sama, yaitu bernilai puluhan hingga ribuan. *Input* diproses ke nilai *output* yang kecil sehingga data yang

digunakan harus disesuaikan agar dapat diproses untuk mendapatkan nilai normalisasi yang kecil. Proses normalisasi data menggunakan metode *min-max Normalization* dapat dilihat pada persamaan (2.2).

$$d' = \frac{d - \min}{\max - \min} \quad (2.2)$$

Persamaan (2.2) merupakan proses normalisasi data menggunakan *min-max normalization*, dimana  $d'$  adalah nilai dari hasil normalisasi data,  $d$  adalah nilai asli data,  $\min$  adalah nilai minimum pada data *set* fitur X, dan  $\max$  adalah nilai maksimal pada data *set* fitur X.

## 2.8 Proses Training

Proses *training* harus dilalui sebelum melakukan proses prediksi. Tujuannya adalah untuk mendapatkan nilai *output weight*. Langkah-langkah proses *training* yaitu sebagai berikut [22]:

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan *bias*. Nilai ini diinisialisasi secara acak dengan *range* antara -1 hingga 1.
2. Keluaran di *hidden layer* dihitung menggunakan fungsi aktivasi. Langkah pertama adalah menghitung keluaran *hidden layer* ( $H_{init}$ ), setelah nilai  $H_{init}$  didapatkan kemudian dihitung menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Persamaan untuk menghitung keluaran di *hidden layer* dapat dilihat pada persamaan (2.3).

$$H_{init\ ij} = (\sum_{k=1}^n w_{jk} \cdot x_{ik}) + b_j \quad (2.3)$$

Persamaan (2.3) merupakan persamaan untuk menghitung keluaran *hidden layer*, dimana  $H_{init}$  adalah matrik keluaran *hidden layer*,  $i$  adalah  $[1, 2, \dots, N]$ , dimana  $N$  adalah keseluruhan jumlah data,  $j$  adalah  $[1, 2, \dots, N]$ , dimana  $N$  adalah keseluruhan jumlah *hidden neuron*,  $n$  adalah jumlah *input neuron*,  $w$  adalah bobot *input*,  $x$  adalah *input* data yang digunakan, dan  $b$  adalah nilai *bias*.

3. Menghitung *output weight* dapat dilakukan dengan cara, langkah pertama yang harus dilakukan adalah melakukan *transpose* matrik hasil keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi. Setelah dilakukan *transpose*, matrik *transpose* tersebut dikalikan dengan matrik hasil keluaran *hidden layer*



dengan fungsi aktivasi *biasa* disebut matrik  $H$ . Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai invers dari matrik  $H$  tersebut. Setelah itu menghitung matrik *Moore-Penrose Generalized Invers* dari hasil keluaran *hidden layer* dengan fungsi aktivasi. Persamaan untuk menghitung nilai *output weight* dapat dilihat pada persamaan (2.4).

$$\beta = H^+T \quad (2.4)$$

Persamaan (2.4) merupakan persamaan untuk menghitung nilai *output weight*, dimana  $\beta$  adalah matrik *output weight*,  $H^+$  adalah matrik *Moore-Penrose Generalized Invers* dari matrik  $H$ , dan  $T$  adalah matrik target.

## 2.9 Proses Testing

Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi metode ELM dari hasil proses *training* sebelumnya. Proses *testing* digunakan menggunakan *input weight*, *bias* dan *output weight* yang didapatkan dari proses *training*. Langkah-langkah proses *testing* adalah sebagai berikut [22]:

1. Langkah pertama adalah menginisialisasi *input weight* dan *bias* yang telah didapatkan dari proses *training*.
2. Keluaran di *hidden layer* dihitung menggunakan fungsi aktivasi. Pilih salah satu fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi aktivasi *sigmoid*, *sin*, *hardlim*.
3. Nilai *output weight* yang telah didapatkan pada proses *training* digunakan untuk menghitung keluaran *output layer* yang merupakan hasil prediksi. Persamaan untuk menghitung nilai *output layer* dapat dilihat pada persamaan (2.5).

$$y = H\beta \quad (2.5)$$

Persamaan (2.5) merupakan persamaan untuk menghitung nilai *output layer*, dimana  $y$  adalah *output layer* yang merupakan hasil prediksi,  $H$  adalah keluaran di *hidden layer* dihitung dengan fungsi aktivasi, dan  $\beta$  nilai *output weight* didapatkan dari proses *training*.

4. Langkah terakhir adalah menghitung nilai *error* semua *output layer*. Nilai *error* ini menunjukkan nilai kesalahan dari hasil prediksi yang didapatkan.

### 2.10 Proses Denormalisasi Data

Proses ini berfungsi untuk membangkitkan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai asli. Persamaan untuk denormalisasi data dapat dilihat pada persamaan (2.6).

$$d = d'(max - min) + min \quad (2.6)$$

Persamaan (2.6) merupakan persamaan untuk denormalisasi data, dimana  $d'$  adalah nilai hasil prediksi sebelum di denormalisasi,  $d$  adalah nilai hasil asli setelah di denormalisasi,  $min$  adalah nilai minimum pada data *set* fitur X dan  $max$  adalah nilai maksimum pada data *set* fitur X.

### 2.11 MSE (Mean Square Error)

MSE (*Mean Square Error*) digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi [22]. Persamaan untuk menghitung nilai *error* pada hasil prediksi dapat dilihat pada persamaan (2.7).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2}{n} \quad (2.7)$$

Persamaan (2.7) merupakan persamaan untuk menghitung nilai *error* pada hasil prediksi, dimana  $n$  adalah jumlah data,  $e$  adalah *error*,  $y_i$  adalah nilai *output* (prediksi), dan  $t_i$  adalah nilai aktual.

### 2.12 OPELM (Optimally Pruned Extreme Learning Machine)

OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) merupakan sebuah metode yang berdasarkan pada ELM aslinya. OPELM ditunjukkan untuk mengatasi kelemahan yang ada pada ELM ketika terdapat variabel yang tidak relevan atau tidak berkorelasi. Alasan tersebut, diperkenalkan metode OPELM untuk pemangkasan variabel yang tidak relevan dengan memangkas *neuron* tidak penting dari SLFN (*Single Hidden Layer Feedforwar Neural Network*) yang dibangun oleh ELM. Langkah pertama dari metode OPELM adalah membangun struktur SLFN menggunakan algoritma ELM. Perangkingan *neuron* dilakukan pada lapisan tersembunyi dengan algoritma MRSR (*Multi Response Spare Regression*) dan akhirnya penentu banyaknya *neuron* yang dipangkas dibuat berdasarkan metode estimasi *error* LOO (*Leave One Out*). Algoritma OPELM menggunakan kombinasi

tiga jenis *kernel*, *linear*, *sigmoid*, dan *gaussian*. ELM hanya menggunakan satu *kernel* saja, misalnya *sigmoid* [8].

### 2.13 Pembentukan SLFN dengan ELM dan Perangkingan *Hidden Neuron* dengan MRSR

Langkah ini dilakukan menggunakan algoritma standar ELM dengan sejumlah *neuron* yang cukup besar. ELM aslinya menggunakan *kernel sigmoid* dan model ELM ini *biasanya* dirumuskan berdasarkan satu jenis fungsi aktivasi atau *kernel* saja. Metode OPELM digunakan kombinasi dari tiga jenis *kernel* yaitu, *linear*, *sigmoid* dan *gaussian*. *Input weight* dan *bias* ditentukan secara acak. Matrik *output hidden layer* didapat dari kombinasi inisialisasi parameter secara acak dari ketiga fungsi tersebut.

Langkah kedua dalam metode OPELM, MRSR diterapkan untuk perangkingan *hidden neuron* berdasarkan keakurasiannya. Ide utama dari algoritma ini adalah menambahkan setiap kolom dari matrik *regressor* satu per satu ke dalam model  $Y^k = X W^k$ , dimana  $Y^k = [y_1^k \dots y_p^k]$  adalah pendekatan target model  $T$ , dimana  $X = [x_1 \dots x_m]$  merupakan  $n \times m$  matrik *regressor*,  $T = [t_1 \dots t_p]$   $n \times p$  matrik target dan  $W^k$  *weight matrix* memiliki  $k$  baris tidak nol dan sebuah kolom baru pada matrik *regressor* ditambahkan ke model [8].

### 2.14 Seleksi *Neuron* dengan LOO

Perangkingan *neuron* dari *hidden layer* telah diperoleh jumlah *neuron* terbaik untuk model yang dipilih, digunakan LOO untuk memvalidasi. Menghitung LOO *error* bisa sangat memakan waktu ketika kumpulan data cenderung memiliki sampel *neuron* penting. PRESS (*PREDiction Sum of Squares*) memberikan formula langsung dan tepat untuk perhitungan kesalahan ini pada persamaan model linier [8]. Persamaan model linier dapat dilihat pada persamaan (2.8).

$$\mathcal{E}^{\text{PRESS}} = \frac{y_i - h_i b}{1 - h_i P h_i^t} \quad (2.8)$$

Persamaan (2.8) merupakan perhitungan kesalahan pada mode linier, dimana  $i$  dinotasikan sebagai *hidden node* ke- $i$ ,  $P$  di definisikan sebagai  $P = (H^T H)^{-1}$ ,  $H$  adalah *hidden layer output matrix* yang didefinisikan sebelumnya, dan  $h_i$  adalah

kolom pada keluaran matrik lapisan tersembunyi. Jumlah *neuron* yang optimal didapat dari estimasi LOO *error* pada jumlah *node-node* (yang telah diranking berdasarkan akurasi) dan menyeleksi jumlah *neuron* dari minimum *error* nya. *Neuron* hasil pemangkasan tersebut digunakan untuk menghitung *output weight* yang didapat dari hasil *invers* dari matrik *hidden layer* dan target *output*. Mengetahui performa algoritma dari tiap metode maka dihitung nilai *fitness* yang menunjukkan MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) dari tiap perhitungan fungsi objektif *training* dan *testing*, yaitu *error* rata-rata dari pemodelan OPELM dan ELM [8]. Persamaan untuk mengetahui performa algoritma dapat dilihat pada persamaan (2.9).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_{\text{prediksi}} - Y_{\text{target}}}{Y_{\text{target}}} \right| \cdot 100\% \quad (2.9)$$

Persamaan (2.9) merupakan persamaan untuk mengetahui performa algoritma, dimana  $Y_{\text{prediksi}}$  adalah nilai prediksi dan  $Y_{\text{target}}$  adalah nilai target. Nilai MAPE makin mendekati nol, maka kinerja hasil peramalan semakin baik [8].

### 2.15 Kajian Pustaka

Penelitian tentang Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan OPELM pada Sistem Kelistrikan Cilegon, Banten sudah dilakukan sebelumnya pada penelitian-penelitian serupa. Kajian pustaka yang berkaitan pada beberapa referensi sebagai acuan atau penunjang pada penelitian yang dilakukan berikut:

1. Penelitian pertama membahas tentang perbandingan peramalan beban listrik menggunakan OPELM dengan ELM. Hasil yang didapatkan adalah metode OPELM lebih akurat dibandingkan dengan metode ELM [8].
2. Penelitian kedua membahas tentang peramalan beban listrik harian menggunakan JST. Hasil yang didapatkan dari metode tersebut adalah MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) terkecil adalah 0%, sedangkan MAPE terbesar adalah 28,71%, sehingga rata-rata MAPE pada penelitian menggunakan JST ini adalah 7,233% [12].
3. Penelitian ketiga membahas tentang peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode AR (*Autoregressive*). Model matematis yang

didapatkan dari berbagai uji yang telah dilakukan dapat dilihat pada persamaan (2.6).

$$y_t = 502,452 + 0,7268y_{t-1} + a_t \quad (2.6)$$

Persamaan (2.6) merupakan model matematis yang dapat digunakan untuk peramalan satu minggu berikutnya di tahun tersebut [11].

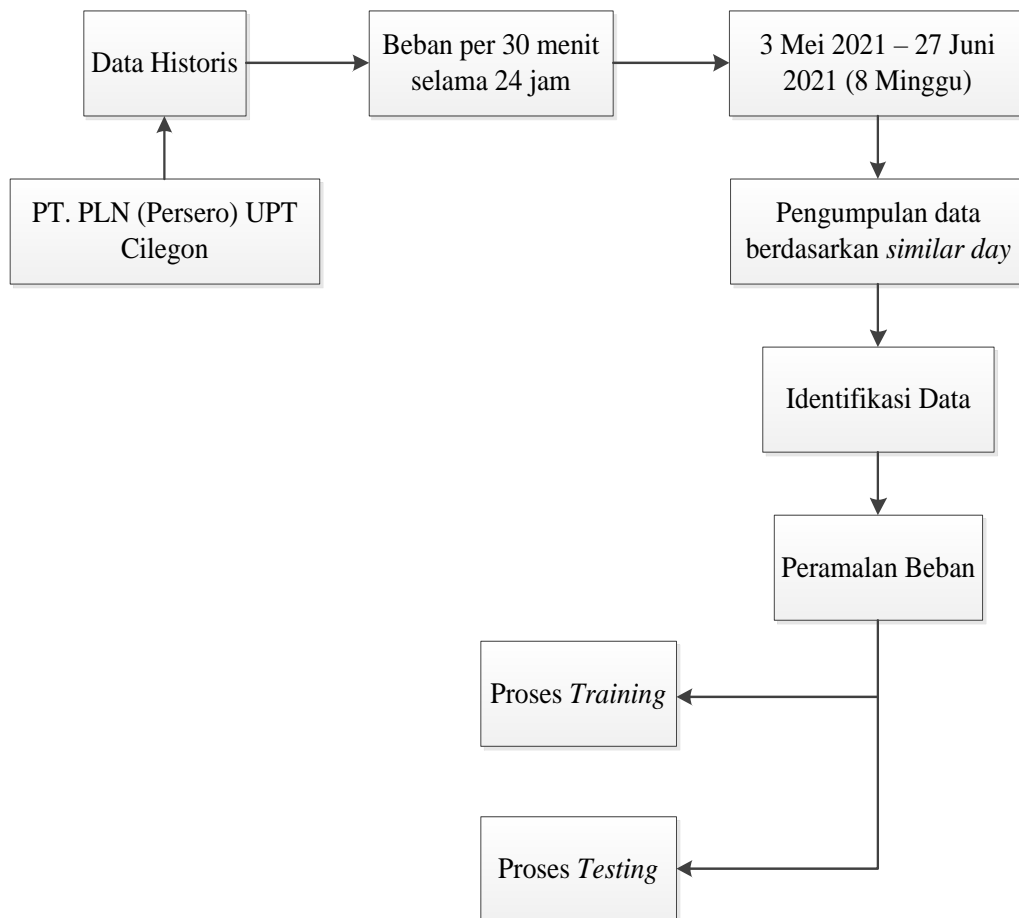
4. Penelitian keempat membahas tentang pengaplikasian logika *fuzzy* untuk peramalan beban listrik jangka pendek. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah model logika *fuzzy* yang dikembangkan untuk peramalan beban listrik jangka pendek ini yaitu terdiri dari 2 *input*, yaitu beban historis dan suhu. Nilai persentase kesalahan logika *fuzzy* berkisar antara 10,78% sampai dengan 16,98% [9].
5. Penelitian kelima membahas tentang prediksi penjualan mi menggunakan ELM. Hasil yang didapatkan berdasarkan pengujian yang telah dilakukan jumlah *neuron* berpengaruh pada hasil perhitungan. Hal ini terbukti dengan menghasilkan nilai *error* yang kecil sebesar 0,0176% dengan jumlah *neuron* sebanyak 7 [22].

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Diagram Blok Proses Pengolahan Data

Diagram blok proses pengolahan data yang dilakukan dalam penelitian skripsi ini, diagram blok proses pengolahan data dapat dilihat pada Gambar 3.1.



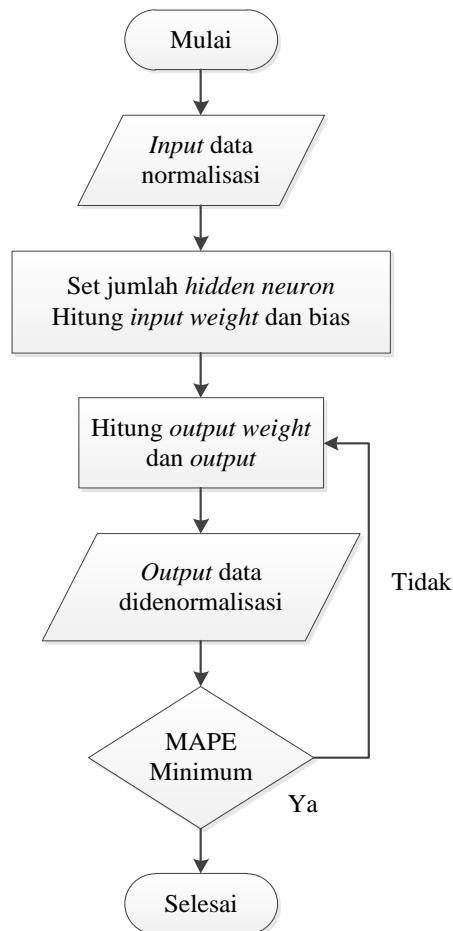
Gambar 3.1 Diagram Blok Proses Pengolahan Data

Gambar 3.1 merupakan Diagram blok proses pengolahan data, dimana data didapatkan dari PT. PLN (Persero) UPT Cilegon yang berupa data historis beban listrik per 30 menit selama 24 jam. Data beban listrik yang diambil dalam rentang waktu 3 Mei 2021-27 Juni 2021. Langkah selanjutnya melakukan pengumpulan data berdasarkan *similar day* (Senin, Selasa, Rabu, Kamis, Jumat, Sabtu, Minggu)

dan setelah data dikumpulkan, dilakukan pengidentifikasian data. Langkah selanjutnya setelah identifikasi data adalah melakukan peramalan beban listrik di aplikasi *MatLab* dan dilakukan 2 proses yaitu, proses *training* dan proses *testing*.

### 3.2 *Flowchart* Peramalan Beban Listrik Menggunakan ELM (*Extreme Learning Machine*)

*Flowchart* peramalan beban listrik menggunakan ELM (*Extreme Learning Machine*) bertujuan untuk memudahkan peneliti dalam melaksanakan penelitian skripsi ini. *Flowchart* peramalan beban listrik menggunakan ELM dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 *Flowchart* Peramalan Beban Listrik menggunakan ELM

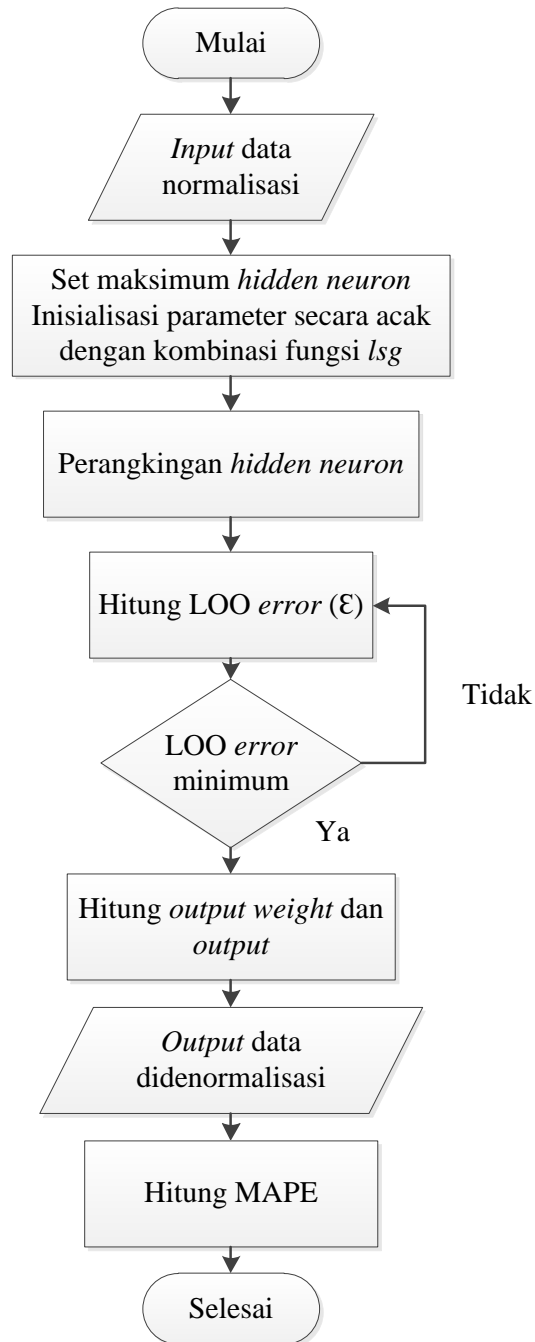
Gambar 3.2 merupakan proses peramalan menggunakan ELM terbagi menjadi beberapa tahapan yang dilakukan berdasarkan urutan melakukan kegiatan. Tahapannya yaitu, sebagai berikut :

1. Normalisasi data *training* dan *testing*.  
*Data training* dan *testing* dinormalisasi sehingga didapatkan nilai dengan range [-1,1].
2. Menentukan fungsi aktivasi dan maksimum jumlah *hidden neuron*.  
ELM menggunakan satu fungsi aktivasi, yaitu *sigmoid*. Jumlah *hidden neuron* kemudian ditentukan secara *trial* dan *error* karena parameter ELM belum dioptimasi dengan menggunakan MRSR (*Multi Response Sparse Regression*) dan validasi LOO (*Leave One Out*).
3. Inisialisasi parameter secara acak.  
Inisialisasi parameter secara acak dengan menggunakan satu fungsi aktivasi *sigomoid* untuk mendapatkan *input weight*, *bias* dan *hidden layer output*.
4. Menghitung *Output weight* dan target *Output*.  
*Neuron* hasil pemangkasan digunakan untuk menghitung *output weight* yang didapat dari hasil *invers* dari matrik *hidden layer output* dan target *output*.
5. Denormalisasi *Output*  
*Output* yang dihasilkan dari proses *training* didenormalisasi sehingga didapatkan data prediksi dari proses *training* ELM.
6. Menghitung MAPE (*Mean Absolute Percent Error*)  
MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) digunakan untuk mengetahui *error* hasil ramalan ELM. Nilai MAPE makin mendekati nol maka kinerja hasil peramalan semakin baik.
7. Menggunakan model yang telah diperoleh pada proses *training* untuk menghasilkan nilai ramalan pada *data testing*. Proses ini menggunakan *input* berupa *data testing*, matrik *kernel*, jumlah *hidden neuron* hasil optimasi, dan *output weight*. Proses ini, data dinormalisasi terlebih dahulu ke range [-1,1] dan *outputnya* didenormalisasi untuk mendapatkan nilai sebenarnya. Langkah terakhir menghitung MAPE untuk nilai keakurasian.



### 3.3 *Flowchart* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*)

*Flowchart* peramalan beban listrik menggunakan OPELM (*Optimally Pruned Extreme Learning Machine*) bertujuan untuk memudahkan dalam melaksanakan penelitian skripsi ini, *flowchart* peramalan beban listrik menggunakan OPELM dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 *Flowchart* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM

Gambar 3.3 merupakan proses peramalan menggunakan OPELM terbagi menjadi beberapa tahapan yang dilakukan berdasarkan urutan melakukan kegiatan. Tahapannya yaitu, sebagai berikut :

1. Normalisasi *data training* dan testing.  
*Data training* dan *testing* dinormalisasi sehingga didapatkan nilai dengan *range* [-1,1].
2. Menentukan fungsi aktivasi dan maksimum jumlah *hidden neuron*.  
Berbeda dengan ELM *original* yang menggunakan satu fungsi aktivasi saja (misalnya *sigmoid*), pada OPELM digunakan kombinasi dari tiga fungsi aktivasi, yaitu *linear*, *sigmoid*, dan *gaussian*. Jumlah *hidden neuron* tidak ditentukan secara *trial and error* seperti yang dilakukan pada ELM, karena parameter ELM sudah dioptimasi dengan menggunakan MRSR dan validasi LOO. OPELM ini hanya menetapkan maksimum jumlah *hidden neuron* saja sebanyak 25.
3. Inisialisasi parameter secara acak.  
Inisialisasi parameter secara acak dengan menggunakan kombinasi fungsi *lsg* (*linear*, *sigmoid*, dan *gaussian*) untuk mendapatkan *input weight*, *bias* dan *hidden layer output*.
4. Perangkingan dan pemangkasan *neuron* dengan MRSR  
MRSR diterapkan untuk perangkingan *hidden neuron* berdasarkan keakurasiannya. Perangkingan *neuron* dari *hidden layer* telah diperoleh jumlah *neuron* terbaik untuk model yang dipilih, digunakan LOO untuk memvalidasi. Jumlah *neuron* yang optimal didapat dari estimasi LOO *error* pada jumlah *node-node* yang telah dirangking berdasarkan akurasi dan menyeleksi jumlah *neuron* dari minimum *error*-nya.
5. Menghitung *output weight* dan target *output*.  
*Neuron* hasil pemangkasan digunakan untuk menghitung *output weight* yang didapat dari hasil *invers* dari matrik *hidden layer output* dan target *output*.
6. Denormalisasi *output*  
*Output* yang dihasilkan dari proses *training* didenormalisasi sehingga didapatkan data prediksi dari proses *training* OPELM.

7. Menghitung MAPE  
MAPE digunakan untuk mengetahui *error* hasil ramalan OPELM. Nilai MAPE yang makin mendekati nol maka kinerja hasil peramalan semakin baik.
8. Menggunakan model yang telah diperoleh pada proses *training* untuk menghasilkan nilai ramalan pada *data testing*. Proses ini menggunakan *input* berupa *data testing*, matrik *kernel*, jumlah *hidden neuron* hasil optimasi, dan *output weight*. Proses ini, data dinormalisasi terlebih dahulu ke *range* [-1,1] dan *outputnya* didenormalisasi untuk mendapatkan nilai sebenarnya. Langkah terakhir yaitu, menghitung MAPE untuk nilai keakurasian.

## BAB IV

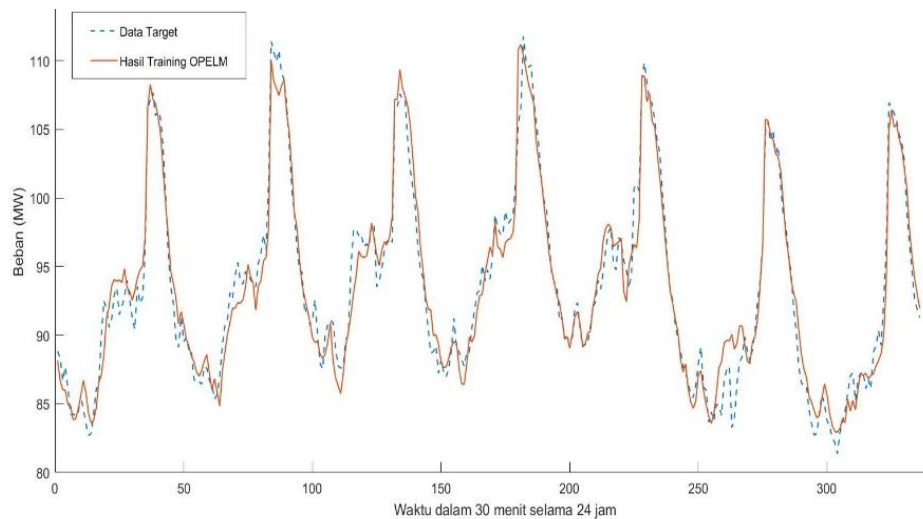
### ANALISA DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Hasil

Sub bab ini menjelaskan hasil *training* dan hasil *testing* peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan OPELM (*Optimally Prunde Extreme Learning Machine*) untuk satu minggu ke depan. Hasil *training* menjelaskan MAPE (*Mean Average Percent Error*) *training* menggunakan OPELM untuk satu minggu ke depan dan *plot* hasil *training*. Hasil *testing* menjelaskan MAPE *testing* menggunakan OPELM untuk satu minggu ke depan dan *plot* hasil *testing*.

##### 4.1.1 Hasil *Training* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan

Peramalan untuk satu minggu ke depan menggunakan OPELM, *plot* hasil *training* menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan dapat dilihat pada Gambar 4.1.



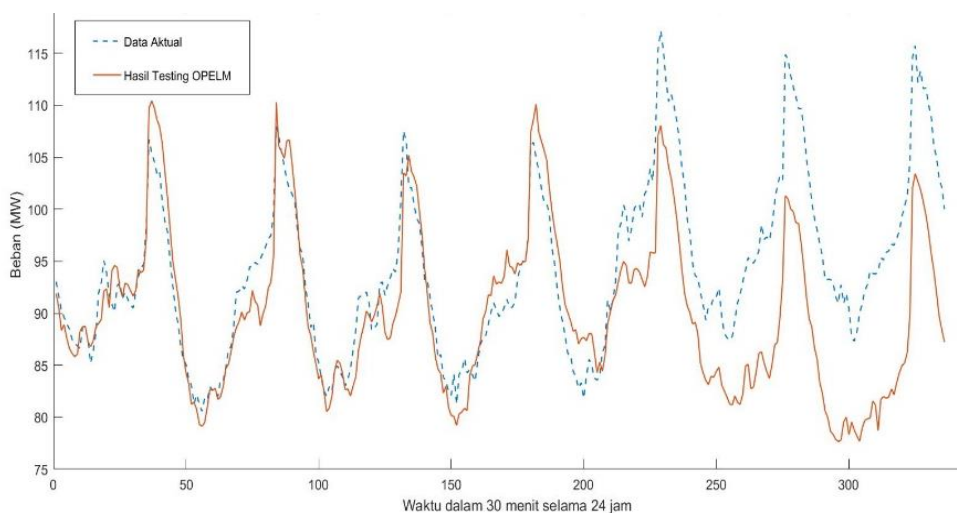
Gambar 4. 1 *Plot* Hasil *Training* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan

Gambar 4.1 merupakan *plot* hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk satu minggu ke depan. Hasil *training* peramalan

beban listrik menggunakan OPELM untuk satu minggu ke depan memiliki nilai MAPE *training* 1,288%. *Input weight*, *bias of hidden neuron*, dan *output weight* yang diperoleh pada proses *training* kemudian digunakan sebagai *input* pada proses *testing* untuk meramalkan beban listrik. Hasil peramalan menggunakan OPELM kemudian dibandingkan dengan data aktual yang sudah didapatkan. Waktu yang diperlukan untuk *training* OPELM untuk satu minggu ke depan adalah 0,6875 sekon.

#### 4.1.2 Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Satu Minggu ke Depan

Melihat seberapa baik model yang terbentuk, dilakukan validasi model dengan *data testing* dengan cara melakukan perbandingan keakuratan hasil ramalan dari metode OPELM. Hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan memiliki nilai MAPE *training* sebesar 1,288% dan MAPE *testing* sebesar 5,5195%. Hasil *testing* metode OPELM memiliki tingkat keakuratan yang cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Satu Minggu ke Depan

Gambar 4.2 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual tetapi memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual tetapi memiliki *error* lebih kecil dibandingkan hasil peramalan dengan metode OPELM. Waktu yang diperlukan untuk *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan adalah 0,0313 sekon.

## 4.2 Pembahasan

Sub bab ini membahas tentang analisis data, analisis hasil dan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Senin s.d. Minggu. Analisis data menjelaskan data yang digunakan untuk peramalan beban listrik menggunakan OPELM dan pengidentifikasian karakteristik atau pola konsumsi beban. Analisis hasil membahas analisis data hasil *training* dan hasil *testing* yang sudah dilakukan. Peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Senin s.d. Minggu membahas analisis hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Senin s.d. Minggu.

### 4.2.1 Analisis Data

Data historis beban listrik harian diperoleh dari PT. PLN (Persero) Unit Pelaksana Transmisi (UPT) Cilegon. Data yang digunakan sebagai *input* adalah data beban listrik harian per 30 menit selama tanggal 3 Mei 2021 sampai 27 Juni 2021. Data diolah menggunakan *software MatLab R2016a* menggunakan OPELM. Sistem peramalan ini berdasarkan *similar day* untuk meramalkan beban listrik untuk satu minggu ke depan, misalnya pola beban hari Senin pada minggu ini mempunyai pola yang sama dengan hari Senin pada minggu yang akan datang. Skripsi ini menggunakan data beban listrik harian pada hari kerja (*weekday*) hari Senin sampai dengan hari Jumat dan data beban listrik harian untuk akhir minggu (*weekend*) hari Sabtu dan Minggu.

Pengidentifikasian karakteristik atau pola konsumsi beban perlu dilakukan sebelum melakukan peramalan. Kecenderungan pola aktivitas konsumen listrik

berulang dengan tren yang meningkat. Data akhir minggu yang dipilih memperhatikan korelasinya terhadap data aktual yang diramalkan sehingga proses pengenalan pola beban memperoleh hasil yang akurat. Proses *testing* dari hasil *training* terbaik tidak selalu memberikan hasil yang baik pula, tergantung pada korelasi data yang digunakan sebagai masukan. Data yang digunakan untuk *testing* mempunyai korelasi yang hampir sama antara data-data masukan yang digunakan maka hasil *testing* memberikan hasil yang bagus, dan sebaliknya.

#### 4.2.2 Analisis Hasil

Peramalan beban listrik dimulai dengan proses *training* menggunakan metode OPELM untuk pengenalan pola beban dan diharapkan memperoleh hasil yang akurat yang menyerupai data target pelatihan. Pemodelan yang diperoleh dari proses *training* digunakan untuk proses *testing* untuk meramalkan beban listrik di masa yang datang. Data yang digunakan dalam proses *training* dan *testing* adalah sebagai berikut:

*Data training:*

$$(y_{14Jun}, y_{15Jun}, y_{16Jun}, \dots, y_{20Jun}) = f(y_{3Mei}, y_{4Mei}, y_{5Mei}, \dots, y_{13Jun})$$

*Data testing:*

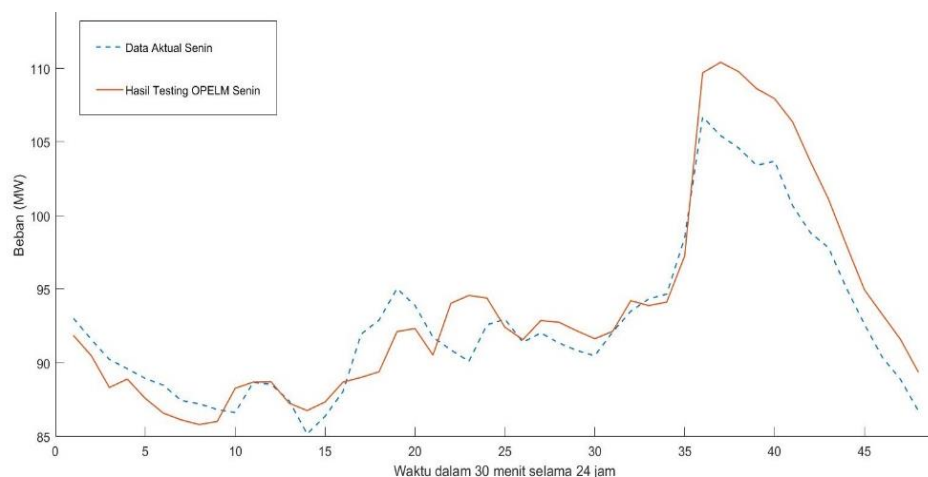
$$(y_{21Jun}, y_{22Jun}, y_{23Jun}, \dots, y_{27Jun}) = f(y_{10Mei}, y_{11Mei}, y_{12Mei}, \dots, y_{20Jun})$$

Hasil peramalan untuk satu minggu ke depan menggunakan OPELM adalah nilai keakuratan pada *data training* menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan. Metode OPELM tidak dilakukan *trial* dan *error* seperti pada metode ELM sehingga tidak perlu dilakukan percobaan berkali-kali untuk mendapatkan hasil *training* yang bagus. OPELM memiliki parameter ELM yang sudah dioptimasi dengan menggunakan MRSR dan validasi LOO untuk perankingan dan pemangkasan *neuron*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah kombinasi antara *linear*, *sigmoid*, dan *gaussian* dengan maksimum jumlah *hidden neuron* ditetapkan sebanyak 25. Hasil optimasi menghasilkan jumlah *hidden neuron* yang lebih kecil, yaitu sebanyak 8 *hidden neuron*. ELM menggunakan fungsi *linear* karena data yang diramalkan bersifat *stationer* dengan jumlah *hidden neuron* sama dengan yang digunakan OPELM.

Hasil pengujian peramalan direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per harinya dan ditunjukkan MAPE *error*. Nilai MAPE didapatkan dari proses *testing* dari metode OPELM, MAPE *testing* terkecil dengan metode OPELM yang menunjukkan bahwa hasil peramalan terbaik ditunjukkan pada peramalan pada hari Senin sebesar 2,1252%, sedangkan MAPE *testing* terbesar dengan metode OPELM yang menunjukkan hasil peramalan paling tidak akurat terjadi pada peramalan hari Minggu sebesar 13,203%. Hasil keseluruhan dari hasil *error* MAPE yang didapat, peramalan menggunakan metode OPELM memiliki nilai keakuratan cukup baik. Hasil *testing* sangat dipengaruhi oleh pemilihan data serta pola beban yang sangat fluktuatif dan cenderung memiliki tran meningkat, serta tidak dapat dipastikan. Hasil peramalan ini merupakan suatu perkiraan dalam usaha untuk mengurangi ketidakpastian tersebut.

#### 4.2.3 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Senin

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,13%. Hasil ini menunjukkan metode OPELM memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Senin

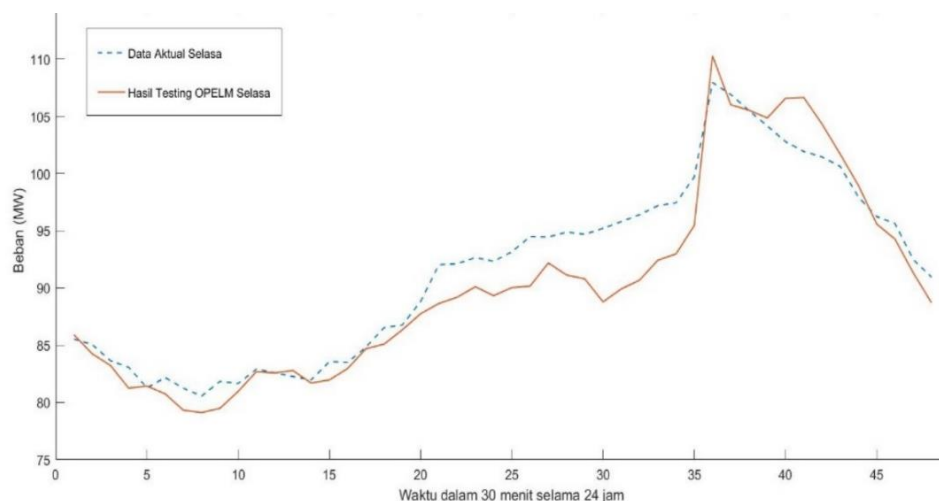
Gambar 4.3 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin. *Plot* hasil *testing* peramalan beban



listrik untuk hari Senin memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditampilkan *error* per 30 menitnya. Beban puncak pada peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Senin yaitu sebesar 110,41268 MW pada pukul 18.30 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.00 sebesar 106,698256 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 5,65% pada beban pukul 20.30, *minimum error* sebesar 0,002% pada pukul 05.30 dan *average error* sebesar 2,13%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Senin memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik untuk hari Senin menggunakan OPELM dapat dilihat pada (lampiran A-8 dan A-9).

#### 4.2.4 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Selasa

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,25%. Metode OPELM memiliki keakuratan yang cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa dapat dilihat pada Gambar 4.4.



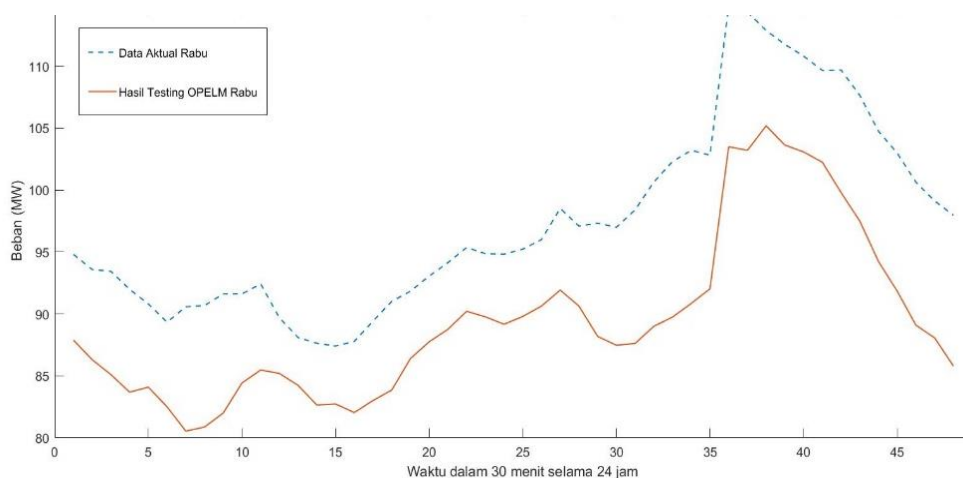
Gambar 4.4 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Selasa

Gambar 4.4 merupakan *plot* hasil peramalan beban listrik dengan metode OPELM. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik untuk hari Selasa memiliki pola

beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya. Beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 110,283 MW pada pukul 18.00 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.00 sebesar 107,956 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 6,75% pada beban pukul 15.00, *minimum error* sebesar 0,02% pada pukul 06.00 dan *average error* sebesar 2,25%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Selasa memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Selasa dapat di lihat pada (lampiran A-10 dan A-11).

#### 4.2.5 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Rabu

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,55%. Metode OPELM memiliki nilai keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu dapat dilihat pada Gambar 4.5.



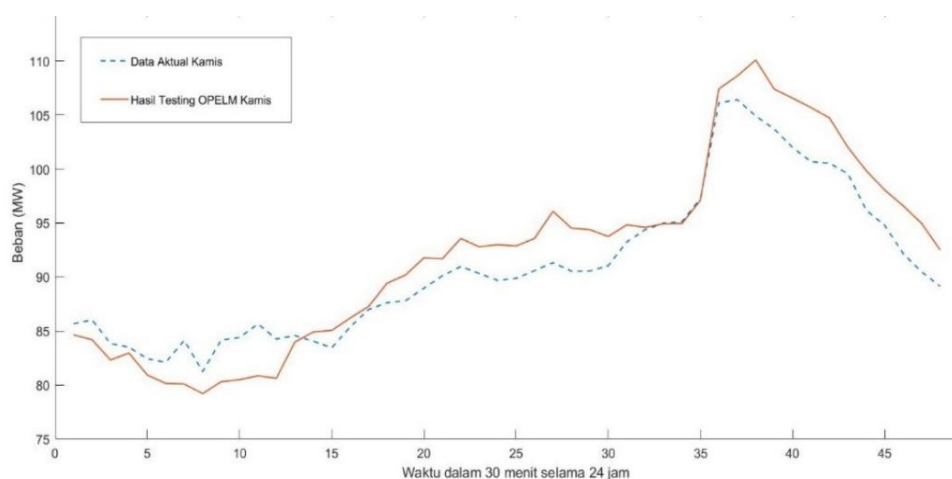
Gambar 4.5 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Rabu

Gambar 4.5 merupakan *plot* hasil testing peramalan dengan metode OPELM. *Plot* hasil *testing* menggunakan OPELM untuk hari Rabu memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30

menitnya. Beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 105,182 MW pada pukul 19.00 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.00 sebesar 107,52756 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 8,73% pada beban pukul 17.30, *minimum error* sebesar 0,04% pada pukul 03.00 dan *average error* sebesar 2,55%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Rabu memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Rabu dapat dilihat pada (lampiran A-12 dan A-13).

#### 4.2.6 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Kamis

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,8082%. Metode OPELM memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis dapat dilihat pada Gambar 4.6.



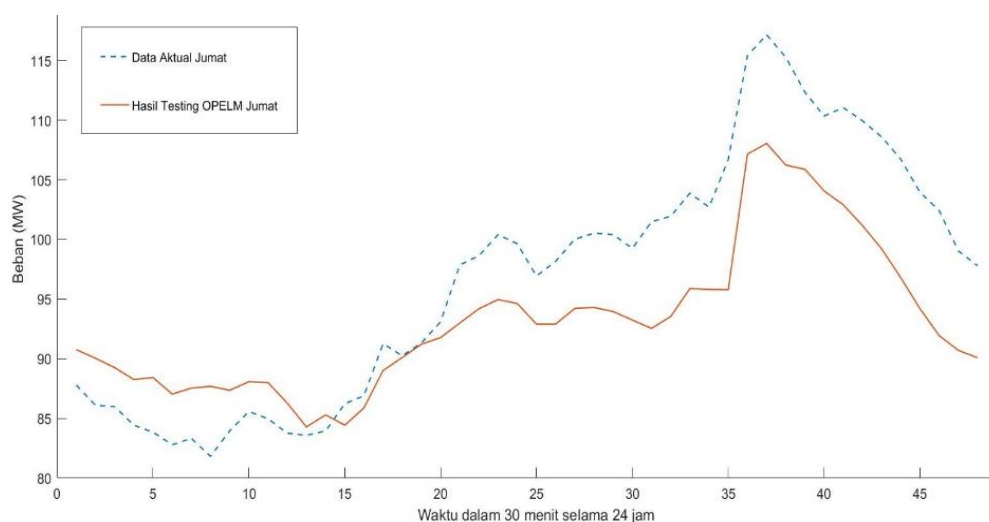
Gambar 4.6 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk Hari Kamis

Gambar 4.6 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik untuk hari Kamis memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya. Beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 110,0977 MW pada pukul 19.00 dan

pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.30 sebesar 106,4181 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 5,60% pada beban pukul 05.30, *minimum error* sebesar 0,05% pada pukul 16.30 dan *average error* sebesar 2,81%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Kamis memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik Menggunakan OPELM untuk hari Kamis dapat dilihat pada (lampiran A-14 dan A-15).

#### 4.2.7 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Jumat

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 5,45%. Metode OPELM memiliki keakuratan yang cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat dapat dilihat pada Gambar 4.7.



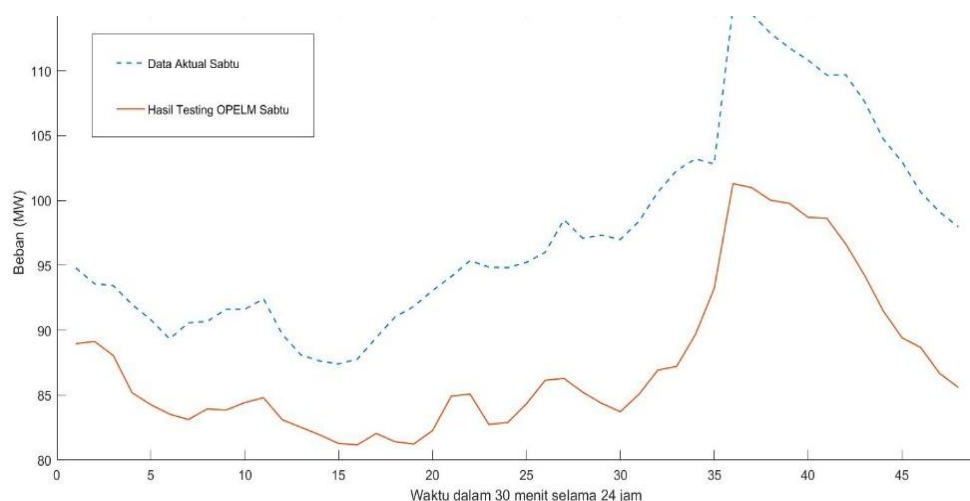
Gambar 4. 7 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Jumat

Gambar 4.7 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Jumat memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya. Beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 108,0465

MW pada pukul 18.30 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.30 sebesar 117,1591 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 10,24% pada beban pukul 23.00, *minimum error* sebesar 0,12% pada pukul 09.30 dan *average error* sebesar 5,45%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Jumat memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat dapat dilihat pada (lampiran A-16 dan A-17).

#### 4.2.6 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Sabtu

Hasil peramalan beban listrik dengan metode OPELM untuk hari Sabtu memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,53. Metode OPELM untuk hari Sabtu memiliki keakuratan yang kurang cukup baik dibandingkan dengan peramalan di hari lain. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dapat dilihat pada Gambar 4.8.



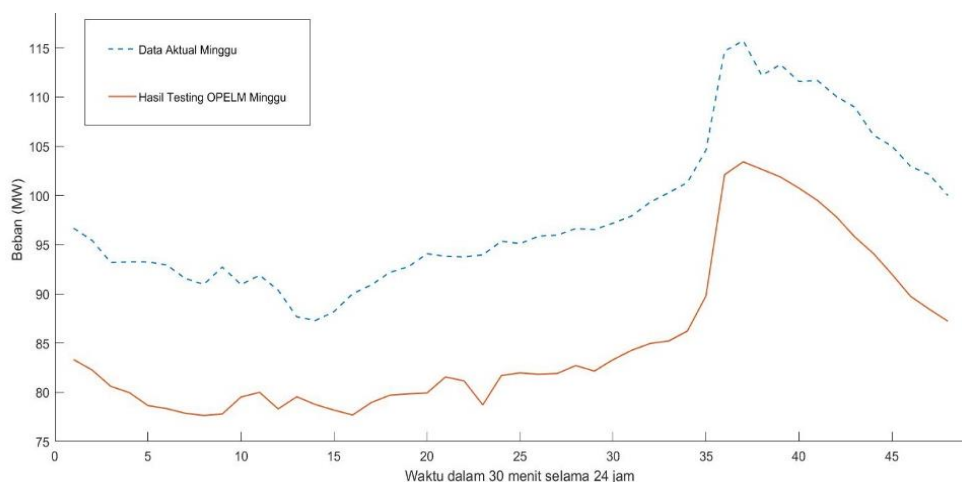
Gambar 4. 8 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu

Gambar 4.8 merupakan *plot* hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Sabtu memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

Beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 112,60051 MW pada pukul 18.30 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.00 sebesar 114,8715 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 8,25% pada beban pukul 16.30, *minimum error* sebesar 0,01% pada pukul 08.30 dan *average error* sebesar 2,53%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Sabtu memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Sabtu dapat dilihat pada (lampiran A-18 dan A-19).

#### 4.2.7 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Minggu

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 4,34%. Metode OPELM untuk hari Minggu memiliki keakuratan yang kurang cukup baik dibandingkan dengan peramalan di hari lain. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4. 9 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Minggu

Gambar 4.9 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Minggu memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error*

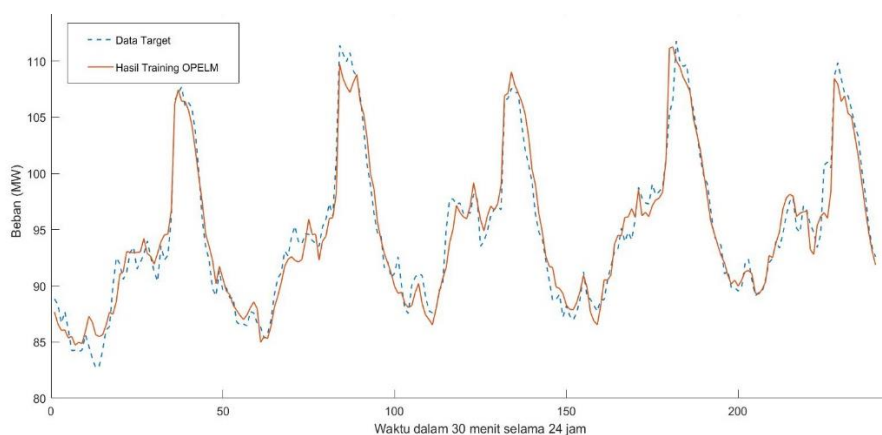
per 30 menitnya. Lampiran A-20 dan A-21 Tabel 14 menunjukkan, beban puncak pada peramalan OPELM yaitu sebesar 112,3592 MW pada pukul 19.00 dan pada data aktual beban puncak terjadi pada pukul 18.30 sebesar 115,7151 MW. Hasil OPELM memiliki *maximum error* sebesar 7,80% pada beban pukul 10.00, *minimum error* sebesar 0,16% pada pukul 19.00 dan *average error* sebesar 4,34%, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Minggu memberikan hasil yang baik. Data hasil *testing* menggunakan OPELM untuk hari Minggu dapat dilihat pada (lampiran A-20 dan A-21).

### 4.3 Kondisi Data Weekday

Sub bab berikut ini merupakan penjelasan untuk kondisi *data weekday*. *Data weekday* merupakan data yang berisi data beban listrik dari hari Senin sampai hari Jumat dan untuk melakukan *training* dan *testing* nya menggunakan *listing program* yang berbeda dengan *listing program* yang digunakan untuk melakukan peramalan selama satu minggu. Hasil peramalan yang dihasilkan berbeda dengan hasil peramalan yang dilakukan untuk peramalan selama satu minggu.

#### 4.3.1 Hasil Training Peramalan Beban Listrik untuk Weekday

Hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin sampai hari Jumat (*weekday*). *Plot* hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin sampai hari Jumat (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.10.

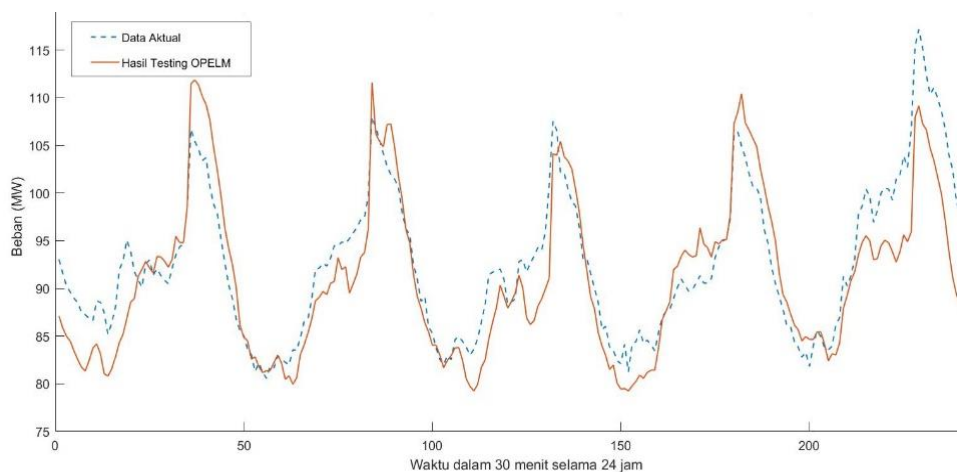


Gambar 4.10 *Plot* Hasil *Training* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk *Weekday*

Gambar 4.10 merupakan *plot* hasil *training* menggunakan metode OPELM untuk *weekday*. Hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk *weekday* memiliki nilai MAPE *training* sebesar 1,2315%. *Input weight*, *bias of hidden neuron*, dan *output weight* yang diperoleh pada proses *training* kemudian digunakan sebagai *input* pada proses *testing* untuk meramalkan beban listrik. Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM kemudian dibandingkan dengan data aktual yang sudah didapatkan. Waktu yang diperlukan untuk proses *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin sampai hari Jumat (*weekday*) adalah 0,2344 sekon.

#### 4.3.2 Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik untuk *Weekday*

Melihat seberapa baik model yang terbentuk, dilakukan validasi model dengan *data testing*. Hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk *weekday* memiliki nilai MAPE *training* sebesar 1,2315% dan MAPE *testing* sebesar 3,5320%. Hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk *weekday* memiliki tingkat keakuratan yang cukup baik. *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk *weekday* dapat dilihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan OPELM untuk *Weekday*

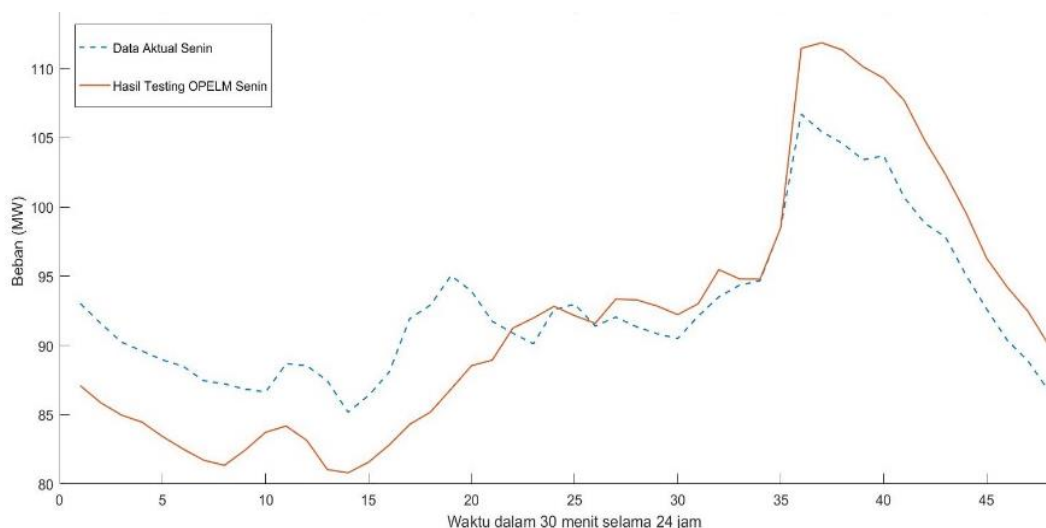
Gambar 4.11 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk *weekday*. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik



menggunakan metode OPELM untuk *weekday* memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Waktu yang diperlukan untuk proses *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk satu minggu ke depan (*weekday*) adalah 0,0313 sekon.

### 4.3.3 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Senin (*Weekday*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin (*weekday*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 4,3876%. Hasil ini menunjukkan Peramalan Beban Listrik untuk hari Senin (*weekday*) menggunakan metode OPELM memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.12.

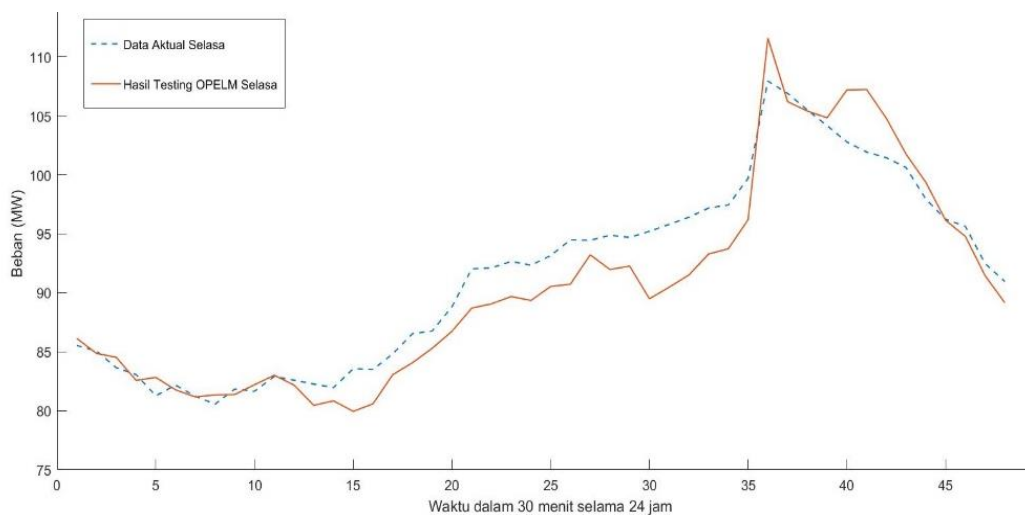


Gambar 4.12 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Senin (*Weekday*)

Gambar 4.12 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin (*weekday*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Senin (*weekday*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

#### 4.3.4 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Selasa (*Weekday*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa (*weekday*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 2,2398%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa (*weekday*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.13.



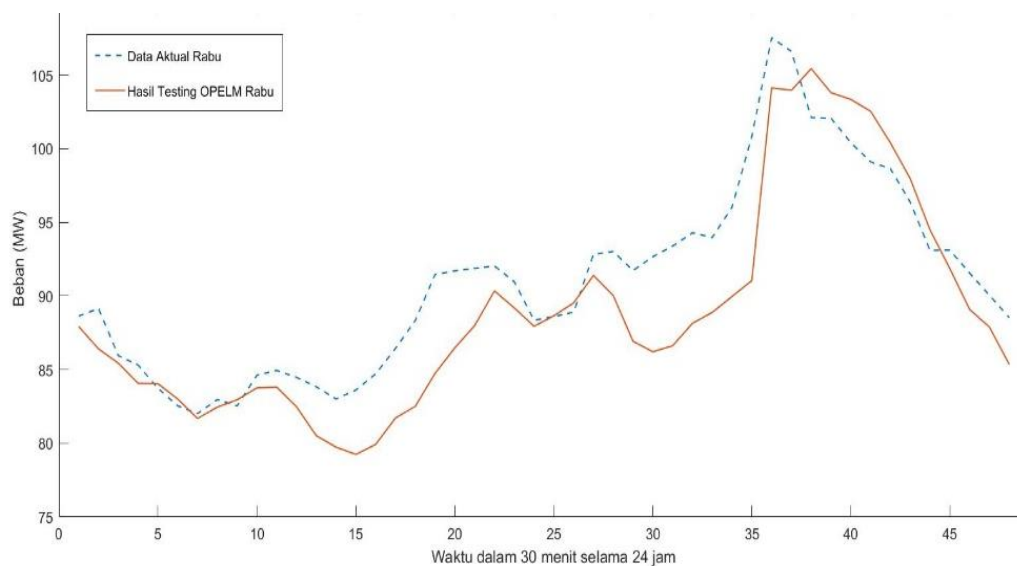
Gambar 4.13 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Selasa (*Weekday*)

Gambar 4.13 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa (*weekday*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Selasa (*weekday*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

#### 4.3.5 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Rabu (*Weekday*)

Hasil peramalan beban listrik dengan metode OPELM untuk hari Rabu (*weekday*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 3,1318%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu (*weekday*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik

menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.14.

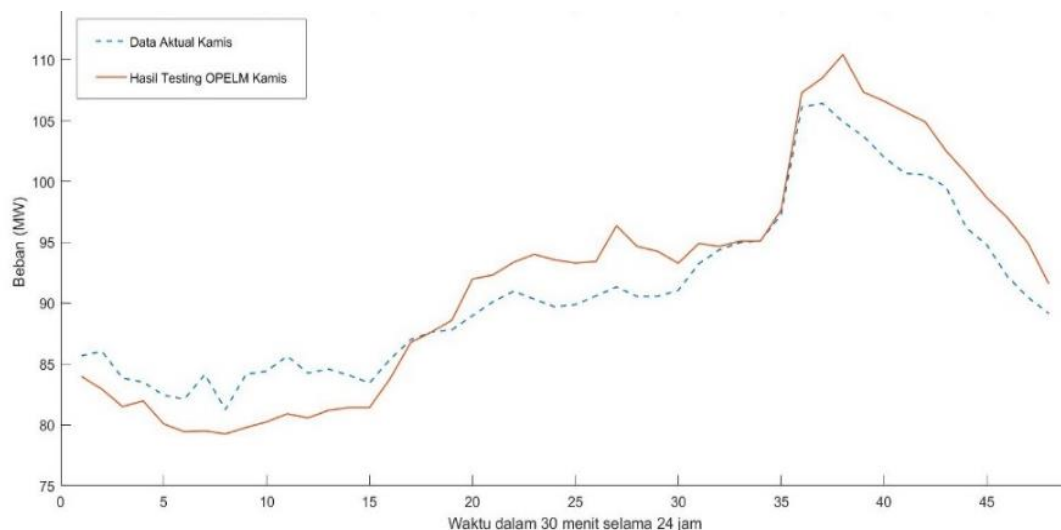


Gambar 4. 14 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Rabu (*Weekday*)

Gambar 4.14 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu (*weekday*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Rabu (*weekday*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

#### 4.3.6 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Kamis (*Weekday*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis (*weekday*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 3,1308%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis (*weekday*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.15.

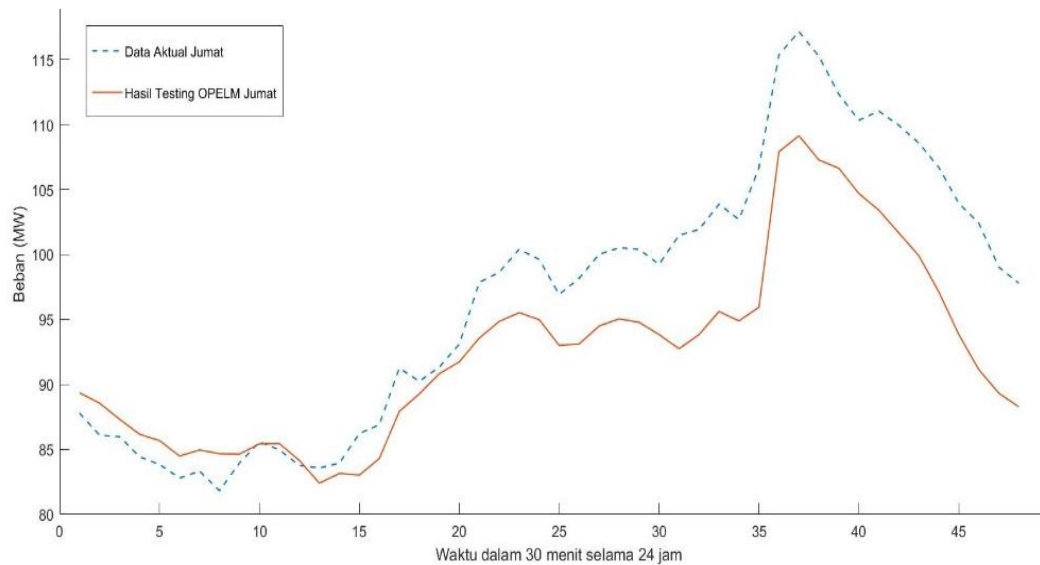


Gambar 4.15 *Plot Hasil Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Kamis (*Weekday*)

Gambar 4.15 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis (*weekday*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Kamis (*weekday*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

#### 4.3.7 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Jumat (*Weekday*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat (*weekday*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 4,770%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat (*weekday*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat (*weekday*) dapat dilihat pada Gambar 4.16.



Gambar 4.16 *Plot Hasil Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Jumat (*Weekday*)

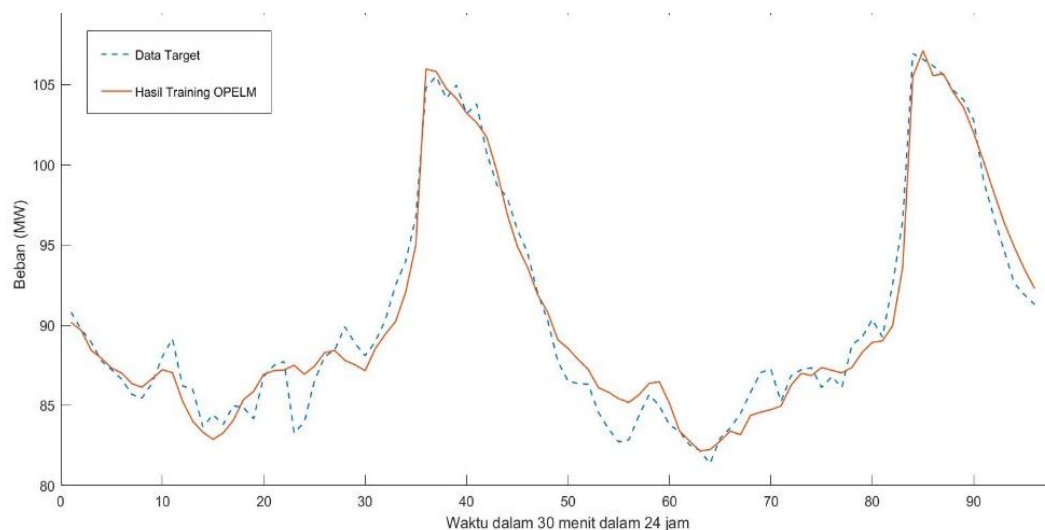
Gambar 4.16 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat (*weekday*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Jumat (*weekday*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya.

#### 4.4 Kondisi Data Weekend

Sub bab berikut ini merupakan penjelasan untuk kondisi *data weekend*. *Data weekend* merupakan data yang berisi data hari Sabtu dan hari Minggu saja, untuk melakukan *training* dan *testing* nya menggunakan *listing program* yang berbeda dengan *listing program* yang digunakan untuk melakukan peramalan satu minggu dan *weekday*. Hasil peramalan yang dihasilkanpun berbeda dengan hasil peramalan yang dilakukan untuk peramalan satu minggu dan *weekday*.

#### 4.4.1 Hasil *Training* Peramalan Beban Listrik untuk Data *Weekend*

Hasil peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) menggunakan OPELM. *Plot* hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) dapat dilihat pada Gambar 4.17.

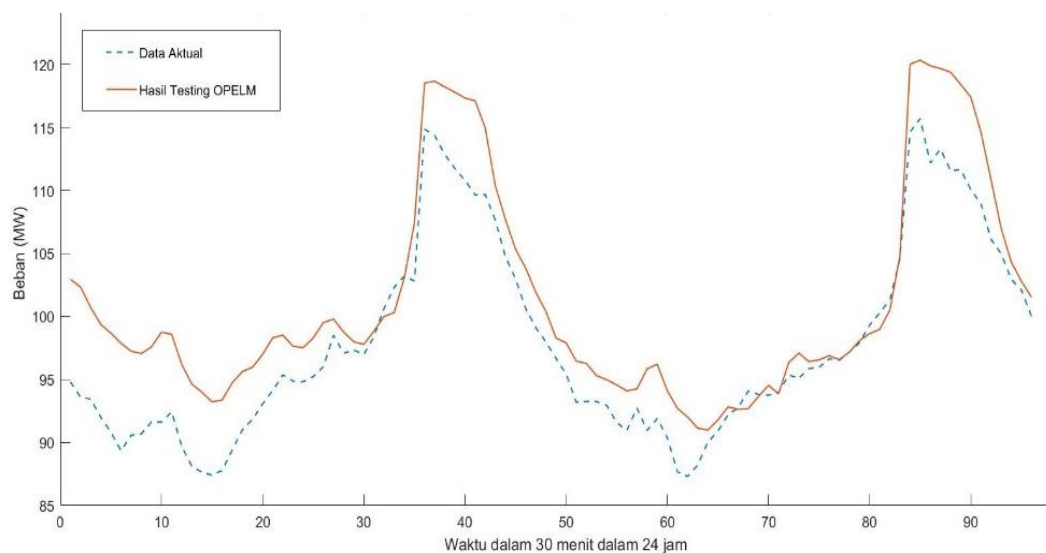


Gambar 4.17 *Plot* Hasil *Training* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu dan Hari Minggu (*Weekend*)

Gambar 4.17 merupakan *plot* hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*). Hasil *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) memiliki nilai MAPE *training* 1,373. *Input weight*, *bias of hidden neuron*, dan *output weight* yang diperoleh pada proses *training* kemudian digunakan sebagai *input* pada proses *testing* untuk meramalkan beban listrik. Hasil *training* menggunakan metode OPELM untuk *weekend* kemudian dibandingkan dengan data target yang sudah didapatkan. Waktu yang diperlukan untuk *training* OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) adalah 0,2031 sekon.

#### 4.4.2 Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik untuk *Data Weekend*

Hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) dapat dilihat pada Gambar 4.18.

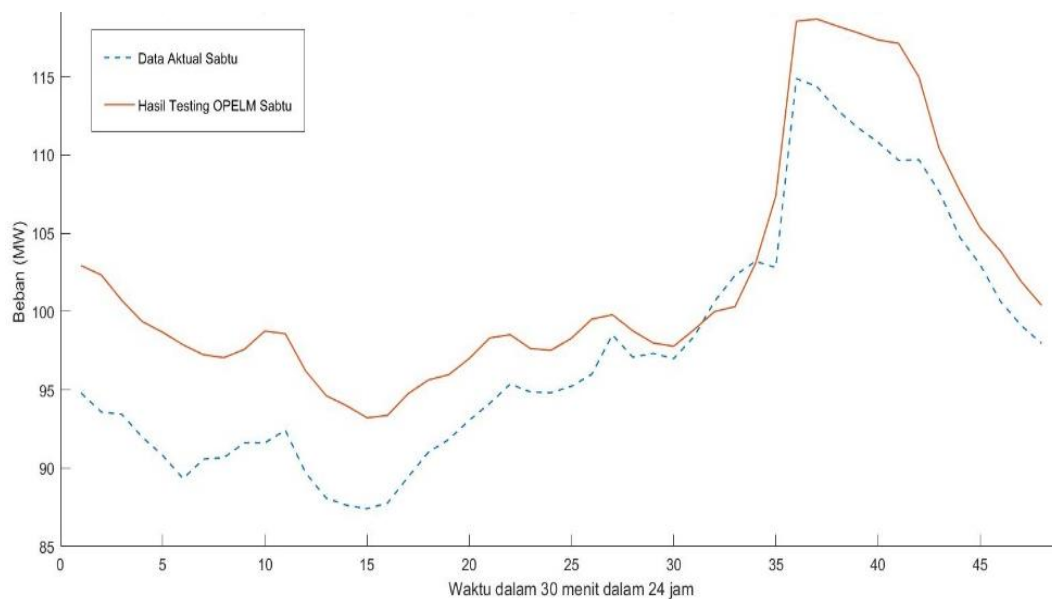


Gambar 4.18 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu dan Minggu (*Weekend*)

Gambar 4.18 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*). Hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan OPELM untuk hari Sabtu dan Minggu (*weekend*) memiliki nilai MAPE *testing* 3,1474%. *Input weight*, *bias of hidden neuron*, dan *output weight* yang diperoleh pada proses *training* kemudian digunakan sebagai *input* pada proses *testing* untuk meramalkan beban listrik. Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan Minggu (*weekend*) kemudian dibandingkan dengan data aktual yang sudah didapatkan. Waktu yang diperlukan untuk *training* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan hari Minggu (*weekend*) adalah 0,0001 sekon. Keseluruhan hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu dan Minggu (*weekend*) memberikan hasil yang baik.

#### 4.4.3 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Sabtu (*Weekend*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 4,3756%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*) dapat dilihat pada Gambar 4.19.



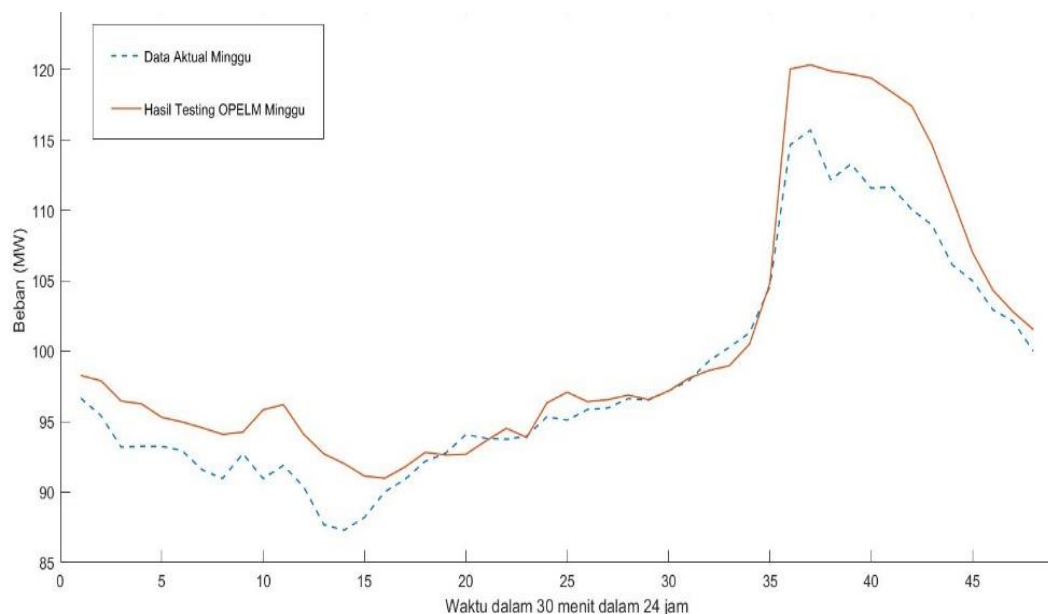
Gambar 4. 19 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Sabtu (*Weekend*)

Gambar 4.19 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Sabtu (*weekend*) memberikan hasil yang baik.



#### 4.4.4 Peramalan Beban Listrik untuk Hari Minggu (*Weekend*)

Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*) memiliki nilai MAPE *testing* sebesar 1,9191%. Hasil ini menunjukkan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*) memiliki keakuratan cukup baik. *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*) dapat dilihat pada Gambar 4.20.



Gambar 4. 20 *Plot* Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode OPELM untuk Hari Minggu (*Weekend*)

Gambar 4.20 merupakan *plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*). *Plot* hasil *testing* peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*) memiliki pola beban yang sama dengan pola beban data aktual. Hasil pengujian peramalan beban listrik direpresentasikan dalam jumlah beban (MW) per 30 menit dan ditunjukkan *error* per 30 menitnya, keseluruhan peramalan beban listrik menggunakan metode OPELM untuk hari Minggu (*weekend*) memberikan hasil yang baik.

#### 4.5 Perbandingan Data Satu Minggu, *Weekday* dan *Weekend*

Sub bab ini merupakan perbandingan hasil peramalan metode OPELM untuk Data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Hasil *testing* sangat dipengaruhi oleh pemilihan data serta pola beban yang sangat fluktuatif dan cenderung memiliki tren meningkat, serta tidak dapat dipastikan. Hasil peramalan ini merupakan suatu perkiraan dalam usaha untuk mengurangi ketidakpastian tersebut.

Sub bab dibawah ini menjelaskan perbandingan hasil pengujian peramalan untuk satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Perbandingannya meliputi MAPE *training*, MAPE *testing*, *time training*, dan *time testing*.

##### 4.5.1 Perbandingan MAPE *Training*

Sub bab berikut ini menjelaskan perbandingan MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel perbandingan MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend* dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Perbandingan MAPE Hasil *Training* untuk Data Satu minggu, *Weekday*, dan *Weekend*.

Data	MAPE <i>Training</i> (%)
Satu Minggu	1,288
<i>Weekday</i>	1,2315
<i>Weekend</i>	1,373

Tabel 4.1 merupakan perbandingan MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel 4.1 menunjukkan bahwa MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu sebesar 1,288%, MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk *data weekday* sebesar 1,2315% dan MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM untuk *weekend* sebesar 1,373%. Hasil *training* pengujian metode OPELM untuk *data weekday* mendapatkan hasil yang terbaik dengan MAPE *training* hasil pengujian metode OPELM sebesar 1,2315% dan hasil *training* hasil pengujian

metode OPELM untuk data *weekend* mendapatkan hasil yang terburuk dengan MAPE *training* sebesar 1,373%.

#### 4.5.2 Perbandingan MAPE *Testing*

Sub bab berikut ini menjelaskan perbandingan MAPE *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel perbandingan MAPE hasil *testing* untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend* dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Perbandingan MAPE Hasil *Testing* Pengujian Metode OPELM untuk Data Satu Minggu, *Weekday*, dan *Weekend*

Data	MAPE <i>Testing</i> (%)
Satu Minggu	5,5195
<i>Weekday</i>	3,5320
<i>Weekend</i>	3,1474

Tabel 4.2 merupakan perbandingan MAPE hasil *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel 4.2 menunjukkan bahwa MAPE *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu sebesar 5,5195%, MAPE *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk *data weekday* sebesar 3,5320% dan MAPE *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk *weekend* sebesar 3,1474%. Hasil *testing* hasil pengujian metode OPELM untuk data *weekend* mendapatkan hasil yang terbaik dengan MAPE *testing* sebesar 3,1474% dan hasil *testing* pengujian metode OPELM untuk data satu minggu mendapatkan hasil yang terburuk dengan MAPE *testing* sebesar 5,5195%.

#### 4.5.3 Perbandingan *Time Training*

Sub bab berikut ini menjelaskan perbandingan *time training* ketika melakukan pengujian OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Perbandingan *time training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend* dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Perbandingan *Time Training* Pengujian Metode OPELM untuk Data Satu Minggu, *Weekday*, dan *Weekend*

Data	<i>Time Training</i> (sekon)
Satu Minggu	0,6875
<i>Weekday</i>	0,2344
<i>Weekend</i>	0,2031

Tabel 4.3 merupakan perbandingan *time training* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel 4.3 menunjukkan bahwa *time training* pengujian metode OPELM untuk data satu minggu selama 0,6875 sekon, untuk *data weekday* selama 0,2344 sekon dan untuk data *weekend* selama 0,2031 sekon. Hasil *time training* hasil pengujian metode OPELM untuk data *weekend* mendapatkan hasil yang tercepat dengan *time training* selama 0,2031 sekon dan *time training* pengujian metode OPELM untuk data satu minggu mendapatkan hasil yang terlama dengan *time training* selama 0,6875 sekon.

#### 4.5.4 Perbandingan *Time Testing*

Sub bab berikut ini menjelaskan perbandingan *time testing* ketika melakukan pengujian OPELM untuk data satu minggu, *weekday* dan *weekend*. Perbandingan *time testing* hasil pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend* dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Perbandingan *Time Testing* Pengujian Metode OPELM untuk Data Satu Minggu, *Weekday* dan *Weekend*

Data	<i>Time Testing</i> (s)
Satu Minggu	0,0313
<i>Weekday</i>	0,0313
<i>Weekend</i>	0,0001

Tabel 4.4 merupakan perbandingan *time testing* pengujian metode OPELM untuk data satu minggu, *weekday*, dan *weekend*. Tabel 4.4 menunjukkan bahwa hasil *time testing* untuk data satu minggu selama 0,0313 sekon, untuk *data weekday* selama 0,0313 sekon dan untuk data *weekend* selama 0,0001 sekon. Hasil *time*

*testing* pengujian metode OPELM untuk data *weekend* mendapatkan hasil yang tercepat dengan *time testing* selama 0,0001 sekon dan *time testing* pengujian metode OPELM untuk data satu minggu dan *weekend* mendapatkan hasil yang terlama dengan *time training* selama 0,0313 sekon.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Kesimpulan yang dapat diambil dari skripsi ini adalah sebagai berikut.

1. Peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode OPELM memperoleh hasil peramalan yang cukup akurat.
2. Hasil peramalan beban listrik terbaik pada wilayah Cilegon menggunakan OPELM untuk satu minggu ditunjukkan pada peramalan beban listrik hari Senin dengan MAPE *testing* sebesar 2,1252%.
3. Pengidentifikasian karakteristik atau pola beban perlu dilakukan sebelum melakukan peramalan. Hal ini terkait dengan korelasi antara data yang menjadi masukan dengan data aktual. Semakin besar nilai korelasinya (kemiripan pola) maka *error* yang didapat semakin kecil. Faktor-faktor lain yang mempengaruhi pola konsumsi listrik, yaitu pengaruh cuaca dan tingkat perekonomian masyarakat setempat.

#### **5.2 Saran**

Dari kesimpulan yang telah diperoleh, maka dapat diberikan saran untuk kedepannya sebagai berikut.

1. Metode OPELM perlu dicoba untuk melakukan peramalan untuk jangka menengah atau jangka panjang.
2. Perlu pertimbangkan untuk menambahkan variabel prediktor lain agar dapat mendapatkan hasil peramalan yang lebih baik, yaitu cuaca dan tingkat perekonomian masyarakat setempat.
3. Sebaiknya data yang digunakan sebagai masukan untuk proses *training* dan *testing* diolah terlebih dahulu dengan metode dan analisis statistika sehingga diperoleh informasi mengenai kondisi data dan dipilih data berdasarkan analisis tersebut.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Maju B., Y. Kristiawan, “Peramalan Energi Listrik Yang Terjual Dan Daya Listrik Tersambung Pada Sistem Ketenaglistrikan Untuk Jangka Panjang Di Solo Menggunakan Model *Artificial Neural Network*” *Prosiding SNATIF Ke -2*, pp. 235–242, 2015.
- [2] Yayu T., N. Hariyanto, S. Anwari, “Peramalan Beban Puncak Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan,” *J. Reka Elkomika ©TeknikElektro / Itenas J. Online Inst. Teknol. Nas. J. Reka Elkomika*, vol. 1, no. 4, pp. 2337–439, 2013.
- [3] Pramono D. U., H. Kuswanto, S. Suhartono, “Penerapan model DSARFIMA untuk peramalan beban konsumsi listrik jangka pendek di Jawa Timur dan Bali,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 1, no. 1, pp. D242–D247, 2012.
- [4] Henrique. S. H., C. E. Pedreira, R. C. Souza, “*Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation*” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 1, pp. 44–55, 2001, doi: 10.1109/59.910780.
- [5] Martin T. H., S. M. Behr, “*The Time Series Approach to Short Term Load Forecasting*” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 2, no. 3, pp. 785–791, 1987, doi: 10.1109/TPWRS.1987.4335210.
- [6] George G., F. D. Galiana, “*Short-Term Load Forecasting*” *Proc. IEEE*, vol. 75, no. 12, pp. 1558–1573, 1987, doi: 10.1109/PROC.1987.13927.
- [7] Muslimin, “Peramalan Beban Listrik Jangka Menengah Pada Sistem Kelistrikan Kota Samarinda,” *Jiti*, vol. 14, no. 09, pp. 113–121, 2015.
- [8] Januar A. P., A. Soeprijanto, S. Wibowo, “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan *Optimally Pruned Extreme Learning Machine* (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur,” *J. Tek. ITS*, vol. 1, no. 1, pp. 64–69, 2017.
- [9] Hansi E., “Aplikasi Logika Fuzzy untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Matlab,” *Sainstek*, vol. XII, no. 1, pp. 52–58, 2017.
- [10] Helmi W., Y. Mulyadi, A. G. Abdullah, “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Terklasifikasi Berbasis Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*” *Electrans*, vol. 11, no. 2, pp. 44–50, 2019.

- [11] Zulfatri A., “Analisis Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Wilayah Sumbar Riau dengan Menggunakan Metode *Autoregressive (Ar)*,” *J. Sains, Teknol. dan Ind.*, vol. 9, no. 1, pp. 9–16, 2018.
- [12] Muhammad S. M., L. Assaffat, “Jaringan Syaraf Tiruan Sebagai Metode Peramalan Beban Listrik Harian di PT. Pismatex Pekalongan” *Media Elektr.*, vol. 7, no. 1, pp. 36–44, 2017, doi: 10.1007/BF00703973.
- [13] Samsir, “Klasifikasi Penyakit Tenggorokan Hidung Telinga (THT) Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode *Learning Vektor Quantization (THT)* Di RSUD Rantauprapat Labuhanbatu,” *Riau J. Comput. Sci.*, vol. 05, no. 01, pp. 38–47, 2019.
- [14] Dusan S., A. Sorjamaa, Q. Yu, Y. Miche, E. Séverin, “OPELM and OPKNN in long-term prediction of time series using projected input data” *Neurocomputing*, vol. 73, no. 10–12, pp. 1976–1986, 2010, doi: 10.1016/j.neucom.2009.11.033.
- [15] Hai J. R., Y. S. Ong, A. H. Tan, Z. Zhu, “A fast pruned-extreme learning machine for classification problem” *Neurocomputing*, vol. 72, no. 1–3, pp. 359–366, 2008, doi: 10.1016/j.neucom.2008.01.005.
- [16] Purnama I. N., A. A. A. Putri Ardyanti, “Peramalan Kunjungan Wisatawan Di Obyek Wisata Bedugul Menggunakan Algoritma *Fuzzy Time Series*” *SMARTICS J.*, vol. 3, no. 2, pp. 55–58, 2017, doi: 10.21067/smartics.v3i2.2014.
- [17] Rahmi H., D. M. Midyanti, S. Bahri, “Klasifikasi bibit tanaman lahan gambut berdasarkan bentuk daun menggunakan metode *radial basis function (RBF)*,” *Semnasteknomedia Online*, vol. 6, no. 1, pp. 2–12, 2018.
- [18] Mataram I. M., “Peramalan Beban Hari Libur Menggunakan *Artificial Neural Network*” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 7, no. 2, pp. 2006–2009, 2013.
- [19] Margaretha F., E. Japarianto, “Analisa Pengaruh *Food Quality* dan *Brand Image* Terhadap Keputusan Pembelian Roti Kecil Toko Roti Ganep's di Kota Solo,” *J. Manaj. Pemasar.*, vol. 1, no. 1, pp. 121–131, 2012, doi: 10.1103/PhysRevB.47.334.



- [20] Wirawan I. M., “Pendekatan Komputasi Numerik Metode Regresi pada Penelitian yang Mengamati Suatu Kecenderungan/*Trends* terhadap Peningkatan Prestasi/Hasil Belajar,” *Tekno*, vol. 25, no. 1, pp. 1–14, 2016.
- [21] Jefri J. P., “Mendiagnosis Penyakit Diabetes Melitus dengan Menggunakan Metode *Extreme Learning Machine*” *J. ISD*, vol. 2, no. 2, pp. 32–40, 2016, doi: 10.34288/jri.v2i2.121.
- [22] Ayustina G., A. W. Widodo, and S. Adinugroho, “Prediksi Penjualan Mi Menggunakan Metode *Extreme Learning Machine* (ELM) di Kober Mie Setan Cabang Soekarno Hatta,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 8, pp. 2972–2978, 2018.

## **LAMPIRAN**

## LAMPIRAN A

### Data Aktual dan *Testing* Beban Listrik Wilayah Cilegon

Tabel 1 Data Beban Listrik Hari Senin

Data Beban Listrik Hari Senin (MW)								
Jam	03/05/2021	10/05/2021	17/05/2021	24/05/2021	31/05/2021	07/06/2021	14/06/2021	21/06/2021
00.30	96,58734	88,07467	82,070753	101,86439	89,382851	85,955041	88,827533	93,035491
01.00	96,008669	88,259185	80,387637	99,646295	88,698495	85,221153	88,32592	91,589985
01.30	94,86022	88,602449	79,944738	98,48702	86,441008	85,755489	86,67733	90,242096
02.00	93,091093	90,218558	79,071717	97,786611	87,584239	84,39432	87,697817	89,607205
02.30	93,847666	90,468424	78,726669	97,073464	85,468965	83,975263	86,158614	88,955075
03.00	92,177761	89,314714	78,787878	96,759316	85,590285	83,347108	84,233526	88,490651
03.30	94,07888	90,837661	78,404953	96,01429	84,271202	82,422737	84,273464	87,453785
04.00	94,447284	92,158215	78,848495	96,304264	84,153396	81,77045	84,14143	87,227179
04.30	95,918491	91,808298	78,553176	97,013176	85,79865	83,348402	84,273632	86,844053
05.00	93,250882	89,18039	79,715066	98,536783	86,012697	83,650056	85,634265	86,637922
05.30	88,946437	86,507818	80,371166	99,664835	86,2652	83,905697	84,623713	88,678471
06.00	84,993518	82,909208	79,326189	98,228545	84,782944	82,423383	83,555086	88,544306
06.30	82,239334	81,790142	77,617738	94,827226	83,500775	80,708742	82,706489	87,43758
07.00	83,199575	83,495311	77,622622	94,73595	81,724611	80,814501	82,830152	85,183558
07.30	84,703922	85,341798	77,504005	95,186251	82,389159	81,540323	84,25093	86,385964
08.00	85,249387	86,105558	79,125872	96,987516	82,56576	81,964336	86,077652	88,076497
08.30	88,548573	88,92748	80,382788	99,276398	85,043777	83,957199	86,362039	91,950978
09.00	89,792384	89,917081	80,922986	96,894366	86,901062	85,663893	89,976191	92,913643
09.30	90,442309	90,605752	82,688437	99,092849	87,439084	86,060858	92,506639	95,049842
10.00	89,300769	92,643096	83,265647	102,07624	90,473959	87,92209	91,95999	93,904707
10.30	90,16744	90,612485	85,719263	101,89224	89,765363	90,297512	90,571668	91,747153
11.00	90,897316	91,127351	86,77951	107,69942	90,891075	89,821281	91,205479	90,889619
11.30	92,085328	91,263294	87,55557	107,21328	91,997647	90,503267	92,9655	90,118264
12.00	93,469503	91,937788	87,526177	107,48108	91,670236	91,908645	93,446182	92,586462
12.30	94,861949	92,758979	88,028735	106,45542	92,198258	93,178127	91,502971	92,976617
13.00	95,189061	94,218258	88,766322	104,11352	92,072333	94,175996	92,101449	91,407581
13.30	99,650766	96,73739	90,125724	106,09736	94,278416	96,132759	92,797542	92,045169
14.00	99,778871	96,037173	88,183542	105,18165	92,874275	95,571334	93,997123	91,356494
14.30	98,921297	95,029462	87,131378	104,50575	92,654136	95,875186	92,600505	90,84659
15.00	99,928575	94,130155	85,361646	104,34905	93,091139	95,096606	91,257343	90,495668
15.30	102,56376	95,161532	86,372359	105,35507	94,044982	96,849464	90,407709	92,119539
16.00	104,76356	96,794158	87,84533	107,54055	94,797667	98,170412	93,546534	93,510904
16.30	104,1077	96,695054	88,570048	107,18731	95,915302	97,977162	92,30544	94,350607
17.00	102,83141	95,485837	87,790346	107,30127	97,123486	96,890702	92,715449	94,679523
17.30	106,0649	97,513634	89,577957	110,87165	99,688353	99,106026	96,06734	98,492628
18.00	111,32205	102,46983	96,983035	120,94948	108,22989	109,99842	106,49036	106,69826
18.30	114,54331	106,91912	100,57567	121,03228	109,68824	110,60626	107,1618	105,43499
19.00	114,76492	107,29254	100,06576	121,71559	108,179	108,8585	107,68763	104,59451
19.30	113,62419	106,24778	100,37562	120,00462	107,62291	109,22684	105,99704	103,41531
20.00	112,75491	105,93861	98,565255	119,46109	107,75325	107,84974	106,30267	103,7005
20.30	113,12261	104,73594	98,76332	118,51409	105,90455	106,06633	105,82542	100,68409
21.00	112,00359	103,66905	96,267887	115,50189	103,73511	104,96825	103,66578	98,830326
21.30	110,78544	100,65009	93,54096	114,15953	100,83241	103,54646	100,15128	97,830677
22.00	108,96857	98,929788	91,028619	111,71798	98,851612	101,58239	95,876802	95,071176
22.30	107,23012	97,548961	87,723852	108,52016	96,354173	98,982517	93,479095	92,626203
23.00	104,11709	97,452959	85,945876	105,9979	96,177778	97,484775	92,308902	90,372972
23.30	102,321	94,621837	84,829984	104,88096	94,191941	96,168481	89,750722	88,893644
24.00	100,51067	93,055324	82,623821	102,22775	92,572523	93,153221	89,112253	86,749607

Tabel 2 Data Beban Listrik Hari Selasa

Data Beban Listrik Hari Selasa (MW)								
Jam	04/05/2021	11/05/2021	18/05/2021	25/05/2021	01/06/2021	08/06/2021	15/06/2021	22/06/2021
00.30	99,164678	103,8802	89,394952	94,108197	93,575022	93,61743	91,351828	85,533482
01.00	98,096457	102,60464	87,85757	93,169798	92,5513	92,559683	89,550653	85,059551
01.30	97,082258	101,60075	86,983129	93,869229	89,471083	91,004067	89,83376	83,643219
02.00	95,533534	102,00528	86,4413	91,910256	90,347863	88,745862	88,926206	83,062567
02.30	95,825611	100,29835	85,368911	92,203198	88,475847	88,685016	88,914325	81,272669
03.00	96,624499	99,640478	85,366721	92,965412	88,372337	87,108894	86,793234	82,167361
03.30	98,135565	102,04446	84,823447	91,857049	87,229983	87,33777	86,521456	81,235256
04.00	98,253994	102,21941	83,992418	90,885029	86,480622	88,433537	86,593916	80,558105
04.30	99,453612	102,83235	84,973404	92,680289	87,685318	87,278367	86,443766	81,836864
05.00	96,483864	100,6073	85,065991	93,033649	88,40379	87,441353	87,703615	81,654027
05.30	91,915128	95,31821	85,025218	93,34671	87,243461	88,125106	87,590641	82,904131
06.00	87,406677	91,281488	83,155547	91,571714	84,944586	87,262461	86,675614	82,590562
06.30	86,19047	89,198087	80,435978	89,083172	75,900941	85,008377	86,347633	82,259333
07.00	84,472195	90,059483	79,856143	89,380334	76,352209	86,463736	85,337274	81,962716
07.30	84,684712	89,888145	80,54704	88,852643	76,713962	84,686861	85,686057	83,561616
08.00	87,253895	91,652878	81,671909	90,455374	80,882321	84,237469	86,964858	83,497532
08.30	88,459583	91,935635	83,52718	92,713335	85,715777	86,45813	89,21906	84,817323
09.00	90,076491	94,103292	85,460007	93,976062	86,483546	87,484078	90,685112	86,533469
09.30	90,373796	94,571918	86,850821	95,948955	87,395491	88,57897	91,147438	86,76103
10.00	90,820811	97,190338	88,468178	97,836265	87,634484	89,602701	93,094406	88,811861
10.30	91,888621	96,041359	89,066353	99,161067	87,716288	93,045875	92,662843	92,027966
11.00	92,002095	96,712034	89,810713	99,089012	87,279314	92,912724	94,378507	92,116744
11.30	92,499864	95,173413	90,076599	98,909348	88,409635	93,117452	95,312091	92,657907
12.00	95,480287	97,1513	90,695178	98,910278	89,00863	94,119369	93,921763	92,333877
12.30	98,188589	97,85844	91,103515	100,18977	89,003231	95,921886	93,716925	93,165111
13.00	94,284042	99,73295	91,121969	99,037763	90,207642	96,887937	94,631519	94,487672
13.30	95,891507	100,73825	93,549602	102,74394	90,896304	99,35776	94,595085	94,454199
14.00	96,527675	100,59522	92,164816	100,22691	90,809998	99,174114	94,033022	94,881321
14.30	96,926331	101,7024	92,062811	101,11651	88,091421	99,804977	93,795709	94,694422
15.00	101,22378	101,87705	92,286659	100,7503	87,491908	94,739175	93,510307	95,216488
15.30	103,2038	105,94668	94,173412	101,93567	92,592768	94,680119	95,247989	95,798008
16.00	104,46575	107,26437	94,373915	102,24588	92,790569	96,259521	95,9312	96,407761
16.30	103,32307	107,60092	95,246015	101,67037	94,513778	99,301625	97,31604	97,1905
17.00	103,7655	105,82404	95,233137	103,09335	94,515479	99,645707	96,188051	97,448933
17.30	108,4273	106,87163	99,083507	105,20585	98,304936	98,755998	101,29334	99,706756
18.00	112,43216	112,08982	107,35295	115,09023	109,37688	112,82902	111,40828	107,95568
18.30	114,91788	116,26009	109,65706	114,31513	109,13406	104,50745	110,64082	106,91113
19.00	114,45838	115,13248	108,08363	112,89669	109,73484	104,82816	109,94775	105,50337
19.30	115,91679	113,61158	108,49125	111,6665	109,42066	103,96546	110,75172	104,16721
20.00	113,36483	112,24943	107,18738	111,64517	108,88715	109,22682	109,11331	102,7898
20.30	113,15842	112,31675	107,59613	110,38224	109,35439	110,65614	108,62943	101,93292
21.00	113,11074	111,55779	105,46227	110,07671	106,89269	108,08343	106,85369	101,45899
21.30	110,52397	112,20816	105,2701	108,62612	104,96765	106,27602	103,95885	100,61704
22.00	109,64021	110,2198	102,23326	106,75258	102,83005	104,63451	100,73623	97,948523
22.30	107,79568	110,02802	99,159894	104,28156	100,20278	101,3781	98,908789	96,233852
23.00	105,37667	107,71511	98,505989	103,52822	97,26967	101,43459	96,426739	95,634873
23.30	104,96039	106,70366	96,167566	103,17014	96,037588	95,973526	94,707638	92,482381
24.00	101,00963	106,46727	93,802909	99,924106	93,720434	93,952546	94,600016	90,959111

Tabel 3 Data Beban Listrik Hari Rabu

Data Beban Listrik Hari Rabu (MW)								
Jam	05/05/2021	12/05/2021	19/05/2021	26/05/2021	02/06/2021	09/06/2021	16/06/2021	23/06/2021
00.30	99,925464	103,79443	92,146316	98,403074	92,064488	94,591051	91,600187	88,634582
01.00	99,252693	103,03205	92,440637	97,505686	90,958672	91,670047	92,146841	89,142135
01.30	98,11159	101,47758	91,366719	95,775327	89,103671	91,925568	90,720065	85,946725
02.00	97,318857	100,42284	90,253035	94,50881	88,17352	89,189611	91,127804	85,304068
02.30	97,702957	100,85479	89,15588	93,945011	89,34024	88,036205	92,58	83,72995
03.00	97,132552	100,71116	89,351379	93,196261	89,255895	88,418276	90,061258	82,535044
03.30	98,831569	101,98524	87,947937	92,601701	89,153906	87,446082	87,931543	82,007788
04.00	99,393875	102,05955	86,293789	93,582385	88,364957	88,307859	87,543614	82,960086
04.30	99,983141	102,53928	87,075751	93,539597	89,844768	87,574446	90,067272	82,533451
05.00	96,120487	99,431422	87,988852	95,48861	89,556021	86,808168	90,776493	84,613892
05.30	92,907465	95,776755	89,400248	94,473751	90,888988	86,950852	91,083421	84,940736
06.00	88,66924	90,837298	85,804036	90,945235	88,990555	85,176009	90,924704	84,467537
06.30	86,454306	87,734571	84,564689	88,546101	88,214144	82,972579	89,065269	83,829734
07.00	86,262257	87,256141	84,486332	87,398284	86,943752	83,247951	87,770429	82,997905
07.30	87,624663	85,794786	84,720713	86,564887	86,537912	82,389713	87,592518	83,608216
08.00	88,511427	86,158516	87,695897	86,953867	87,392006	83,51392	87,801714	84,707362
08.30	89,004049	86,9243	90,684822	87,94905	87,23466	86,514057	89,661211	86,4327
09.00	92,219563	88,689392	92,476366	88,699852	89,390755	87,858929	90,054517	88,331086
09.30	91,844946	89,074971	93,91518	89,51652	90,304654	88,370292	94,993573	91,455029
10.00	92,171833	89,804111	95,433478	89,810596	94,936383	88,392927	97,659738	91,700901
10.30	94,28182	90,214276	96,049656	91,400693	97,324468	89,432452	97,733807	91,869134
11.00	93,647214	89,713198	97,545918	93,387105	99,638983	90,688791	97,251351	92,028677
11.30	94,956012	91,055094	97,157112	92,594639	98,687677	91,474432	97,376788	90,96628
12.00	92,962247	92,991933	95,792852	93,120302	98,414885	90,996284	96,441053	88,346796
12.30	97,284631	94,007397	96,444328	94,155341	98,391094	92,131499	96,658645	88,596649
13.00	96,491676	95,364479	97,011693	95,1023	98,899039	93,886759	96,435423	88,900192
13.30	97,927933	95,195799	100,32038	95,425475	100,64594	95,219301	98,168497	92,826974
14.00	98,476072	96,991501	98,877892	94,442711	98,575355	95,029506	97,887723	93,014326
14.30	99,443726	97,323455	98,976995	94,430456	96,886158	92,825141	93,526976	91,724583
15.00	100,49466	97,315521	97,663563	94,421502	97,429724	90,568379	93,946649	92,663963
15.30	101,6978	100,11535	99,859692	94,892616	99,203493	90,885316	94,874477	93,384679
16.00	104,85112	99,876713	100,57848	95,424264	100,38516	92,346365	96,266378	94,281457
16.30	105,31661	98,909298	99,57691	96,668295	100,26343	92,091918	96,823336	93,962998
17.00	104,91513	98,64945	99,702711	97,662185	100,29111	93,328497	97,046219	96,027617
17.30	108,50198	101,19199	100,82881	99,391407	103,15862	94,475139	96,770155	100,83626
18.00	111,10786	106,47429	112,59516	110,71113	103,75744	106,1234	106,52315	107,52756
18.30	115,52648	110,13447	112,66816	111,55714	104,55391	104,77103	106,67065	106,59986
19.00	116,59028	108,89194	112,76392	111,86329	109,95831	105,45843	107,5814	102,10771
19.30	114,95386	108,152	112,03534	109,90998	108,53569	104,57355	107,21283	102,06729
20.00	113,80679	106,05436	111,87185	110,26403	108,0472	102,90354	107,15998	100,39964
20.30	114,24518	104,69367	111,08898	110,23985	106,54515	103,44869	104,29436	99,105217
21.00	112,86566	105,43248	110,13292	107,88059	105,76737	101,81733	102,12005	98,636489
21.30	112,05045	106,05746	107,56956	107,22544	103,22619	99,455744	100,7807	96,369597
22.00	109,23481	106,10915	104,83965	105,15702	100,371	96,53677	99,24753	93,091864
22.30	107,89077	106,88776	103,16513	103,91988	99,862465	94,622768	96,344251	93,109986
23.00	106,85405	105,92085	101,26468	101,6987	96,768929	92,531579	94,761589	91,550148
23.30	105,15199	103,22394	100,2511	100,0171	93,665782	92,154144	94,173893	90,041498
24.00	103,66061	102,83251	96,879227	97,070755	93,057215	90,237128	92,261776	88,531733

Tabel 4. Data Beban Listrik Hari Kamis

Data Beban Listrik Hari Kamis (MW)								
Jam	06/05/2021	13/05/2021	20/05/2021	27/05/2021	03/06/2021	10/06/2021	17/06/2021	24/06/2021
00.30	101,64709	100,78647	96,174547	95,515957	91,142861	89,761778	90,495862	85,675769
01.00	100,59436	96,43429	96,710119	94,107823	90,658118	88,888065	88,70995	86,028802
01.30	100,68762	99,564391	94,794975	93,639571	88,905334	86,751535	88,79268	83,839795
02.00	99,339797	97,978865	94,036302	93,932068	88,707954	86,696864	89,233121	83,506025
02.30	98,884905	97,044801	94,783542	91,605113	87,595992	85,892387	87,227216	82,435121
03.00	98,87445	96,752629	94,115452	90,085362	85,495552	85,037497	88,223666	82,101844
03.30	101,56569	95,8384	93,588632	90,390517	85,938491	85,183181	87,31302	84,1361
04.00	101,26694	96,423082	93,87905	89,512534	84,886829	86,098922	86,965172	81,252256
04.30	102,1106	97,506683	94,275365	90,499475	86,869898	86,090333	87,617462	84,161508
05.00	99,497269	101,53994	94,177937	91,082232	87,79287	86,499474	88,837262	84,400892
05.30	95,397289	103,9093	93,165184	90,426799	88,128872	86,816013	91,241238	85,652644
06.00	91,381911	96,434844	91,959745	89,679615	86,32078	86,81336	89,057745	84,259445
06.30	88,982907	83,387027	88,935746	87,979973	84,75579	83,773437	88,797773	84,584344
07.00	88,748094	79,86307	87,705157	86,655296	84,684216	81,247928	88,24385	84,059446
07.30	88,395574	79,21677	87,43546	87,042482	83,790226	81,02944	87,743549	83,445705
08.00	87,934234	77,816309	88,779921	87,628889	85,970259	82,660175	88,766085	85,382127
08.30	89,947731	75,932849	91,153079	89,719675	87,889957	85,695723	88,764143	86,991467
09.00	91,04725	75,653597	90,85825	90,552294	88,308103	85,44978	90,555649	87,626644
09.30	92,970856	76,812502	90,580221	92,048799	88,80864	87,611844	91,771339	87,806196
10.00	93,129735	75,336646	92,054308	94,513163	92,860336	89,837502	93,089916	88,969176
10.30	92,604648	77,457586	93,167949	95,578226	93,268539	91,239063	93,261756	90,111136
11.00	93,900498	78,250522	92,568337	97,673249	94,29042	90,634376	95,127331	90,978759
11.30	93,476013	78,820324	94,120717	97,724773	96,544134	91,888077	93,933244	90,330993
12.00	93,558243	82,38816	94,225226	98,782573	97,201645	91,711842	94,771926	89,687868
12.30	94,490541	84,930836	94,614307	99,456005	98,632721	92,608804	94,099078	89,881464
13.00	95,643455	84,874136	93,945927	99,99411	97,820925	92,186679	95,865666	90,595781
13.30	97,822902	87,639403	95,058762	102,85559	100,74829	95,823024	98,783877	91,329126
14.00	98,392496	88,440141	94,054082	101,57902	96,477386	95,451839	97,814201	90,544187
14.30	99,901171	86,374068	94,126701	100,32714	98,083581	94,693863	97,389637	90,55845
15.00	99,674771	86,231251	93,332881	98,667898	99,141371	93,23909	97,281526	91,047308
15.30	101,87978	88,430785	95,413767	99,997043	98,358099	96,080822	99,042759	93,24231
16.00	101,96881	86,823984	96,613706	99,479378	98,688486	95,877665	98,106774	94,388349
16.30	102,05511	86,004706	96,723021	99,576853	98,312494	96,557221	98,385356	94,980375
17.00	102,36222	87,07463	97,642116	99,270489	99,404832	96,430046	98,77313	95,132442
17.30	104,39458	88,89027	101,20416	100,5229	102,32653	98,983621	101,34316	97,279958
18.00	108,03266	100,88533	110,20374	114,05302	113,7814	107,70163	105,3532	106,12921
18.30	112,63985	102,54635	109,2656	114,9596	114,58398	108,76938	106,55809	106,41813
19.00	112,82592	100,10408	108,29051	116,89052	113,64457	106,931	111,7821	104,91228
19.30	111,8592	100,49082	108,65432	112,68369	113,38579	105,69107	110,00944	103,71433
20.00	110,16608	100,40124	107,30093	111,88419	112,07327	105,46893	109,51534	101,99453
20.30	109,9005	101,15203	107,16487	110,61632	111,40925	104,79647	109,68653	100,68086
21.00	109,57317	100,37619	106,54526	109,63996	109,29137	106,18829	107,24359	100,53975
21.30	107,62568	99,515212	102,94731	107,75187	106,82901	103,48895	105,55423	99,560821
22.00	105,75949	98,983162	101,58167	105,42829	105,40116	101,9161	103,71978	96,179406
22.30	105,23948	97,304465	100,36759	104,25498	104,43875	100,0092	101,35073	94,773164
23.00	103,15968	93,586827	97,797122	102,7165	102,30552	98,454008	99,800184	92,165316
23.30	101,29553	92,405784	96,496496	101,54217	100,17572	95,703137	99,105343	90,470444
24.00	99,936225	92,194387	94,417938	98,776426	98,287868	93,416499	96,813614	89,149788

Tabel 5 Data Beban Listrik Hari Jumat

Data Beban Listrik Hari Jumat (MW)								
Jam	07/05/2021	14/05/2021	21/05/2021	28/05/2021	04/06/2021	11/06/2021	18/06/2021	25/06/2021
00.30	99,184884	90,582189	93,55996	96,282862	97,276544	92,083567	94,447288	87,788132
01.00	97,364421	90,122487	92,047883	95,091307	95,47751	92,104968	93,86988	86,089109
01.30	95,810818	89,694063	91,281662	94,352592	94,43832	90,379198	93,614235	85,978582
02.00	94,670507	88,854853	91,089523	94,704349	93,051282	89,43071	91,053831	84,42145
02.30	94,650831	88,697709	89,699936	95,000019	92,065239	87,994924	91,321382	83,835905
03.00	95,233919	87,463883	88,762539	93,216226	91,302426	87,45628	89,859596	82,78487
03.30	95,381736	86,242198	89,430628	93,479816	91,541565	87,239159	89,853921	83,318871
04.00	96,688982	85,485142	88,563995	93,252523	91,882115	85,971155	89,532154	81,811434
04.30	97,11643	87,823694	90,253242	94,072987	92,087697	86,52969	89,824506	83,949085
05.00	94,799627	88,686771	91,015546	93,951194	92,373288	87,661661	91,9806	85,575222
05.30	90,636779	88,499268	90,662348	93,393247	91,335221	88,174943	92,371337	84,954769
06.00	86,448766	86,302099	89,552784	90,926708	90,195711	87,745102	90,554961	83,756468
06.30	84,313747	85,452856	87,196924	89,226656	87,592778	86,529909	89,120169	83,563793
07.00	85,761365	83,611277	87,775275	89,718847	87,206974	86,539233	89,396103	83,936371
07.30	84,849784	83,769766	89,068385	88,751404	86,706322	87,157966	89,469033	86,218211
08.00	88,158687	83,497148	90,423483	89,50123	87,95883	87,728813	90,609039	86,893205
08.30	90,491543	82,457823	91,870316	92,627399	91,07456	90,489841	92,079943	91,258961
09.00	92,578693	81,661928	93,204007	95,649885	88,35821	91,452939	92,418151	90,241494
09.30	91,850608	80,898758	94,725258	96,340303	89,393625	92,572046	93,990447	91,327184
10.00	93,287094	81,958074	94,589991	98,045365	91,887878	93,335675	93,361947	93,09678
10.30	93,882556	83,395432	97,805301	99,823944	93,527731	95,022699	94,590124	97,854737
11.00	94,756473	84,896601	99,130544	101,53899	94,622768	95,865521	96,272883	98,633629
11.30	95,185068	86,021933	98,910581	102,49879	95,514317	96,230087	97,504705	100,39997
12.00	95,626737	86,59932	98,764081	101,42366	96,039679	95,692581	97,846796	99,626929
12.30	95,869064	86,173391	97,59723	100,84595	93,445162	94,21424	95,112665	96,929957
13.00	98,32335	87,409761	98,695619	101,54477	93,789524	94,47831	94,769079	98,164715
13.30	99,332464	87,132106	98,654751	102,83482	93,768116	94,779909	97,123488	100,02077
14.00	98,487459	86,731484	98,435566	102,53997	91,604333	97,586881	96,68532	100,52137
14.30	99,871606	85,874285	88,906258	102,36993	91,498011	96,23377	95,455027	100,4046
15.00	101,04057	86,598485	86,981642	100,88478	93,018466	95,744724	94,759449	99,244558
15.30	102,90805	87,459384	95,604393	100,48693	92,926424	96,441191	93,407055	101,4845
16.00	104,11511	88,512087	96,261668	102,12335	94,533617	96,542586	94,534753	101,93208
16.30	104,00062	89,033441	98,836335	104,00223	95,385226	93,59085	100,72254	103,87532
17.00	102,72045	90,277663	97,079832	103,29403	96,605452	92,576085	101,01703	102,70098
17.30	106,27672	93,832973	99,779936	104,33155	99,851467	94,966947	100,48728	106,68474
18.00	109,68792	103,98275	109,87911	115,62194	108,15482	106,48778	108,66523	115,38868
18.30	113,5076	103,35215	110,59127	117,2285	107,06398	106,71054	109,86275	117,15907
19.00	114,2027	102,53582	108,33602	115,49056	105,33938	105,9472	108,43409	115,26806
19.30	113,57969	101,45274	109,68157	115,93844	106,42552	104,75001	107,10559	112,33889
20.00	112,76203	101,54833	107,27151	114,45238	105,09537	102,58344	106,89913	110,3409
20.30	112,4506	101,94493	107,7638	112,51692	104,1762	102,91644	105,69544	111,04927
21.00	112,70787	101,403	105,04323	111,76719	103,33728	100,74269	104,20912	109,94865
21.30	112,05828	100,64118	102,97494	109,161	102,147	99,254269	103,25288	108,59617
22.00	109,42442	99,737783	99,893381	107,66154	100,68668	96,892891	100,32574	106,71065
22.30	107,49443	98,350083	98,069144	104,84975	98,296414	94,631033	98,155777	103,94967
23.00	105,15346	97,256313	96,205021	102,93173	95,392319	93,206038	95,336948	102,42463
23.30	106,13381	93,784068	95,375162	101,75292	92,940425	91,116586	93,390629	99,041331
24.00	103,98756	94,081676	93,149851	101,25682	92,209889	89,964083	92,584229	97,791153

Tabel 6 Data Beban Listrik Hari Sabtu

Data Beban Listrik Hari Sabtu (MW)								
Jam	08/05/2021	15/05/2021	22/05/2021	29/05/2021	05/06/2021	12/06/2021	19/06/2021	26/06/2021
00.30	101,7235	91,406316	91,948796	99,110937	90,909999	88,149186	90,818395	94,802858
01.00	101,28732	90,368059	92,038852	99,756401	88,950202	86,267215	89,736405	93,584619
01.30	100,47954	89,655166	90,444236	97,663428	86,804489	85,173203	88,934551	93,436434
02.00	100,88828	90,579392	90,341117	95,212218	86,365036	84,481713	87,765326	91,984435
02.30	95,074502	90,072817	89,797497	93,975731	86,476988	84,14622	87,221446	90,808153
03.00	100,42632	88,862293	89,940642	92,358342	87,21078	82,878338	86,617503	89,332601
03.30	100,51727	88,382191	88,935317	92,045057	86,255614	81,867199	85,676541	90,574578
04.00	100,39867	86,863522	88,588145	92,50321	84,945751	81,61494	85,456153	90,67566
04.30	101,00096	88,345029	89,208457	92,739674	85,369062	82,570213	86,385726	91,609879
05.00	97,645918	91,439964	90,207061	93,481992	86,898216	82,692861	88,012582	91,612997
05.30	94,484143	90,694502	89,865406	92,828327	85,752834	83,616521	89,143785	92,420564
06.00	89,904604	87,241897	87,821484	90,262348	84,07579	81,437335	86,204002	89,681121
06.30	86,493463	86,433679	86,943756	87,46948	82,410915	79,117832	85,997235	88,091609
07.00	86,622534	85,017096	85,435154	87,640798	82,085365	78,176279	83,656788	87,629467
07.30	86,683255	85,091168	84,505548	85,429386	81,533677	78,766007	84,412543	87,405487
08.00	86,551715	84,156946	85,537556	85,917421	82,240557	78,836439	83,801603	87,774472
08.30	85,596124	85,228098	85,946944	87,808079	83,895469	80,801885	84,972225	89,417951
09.00	86,447658	85,510955	87,568301	88,834384	86,072944	83,560653	84,859946	91,011411
09.30	87,757185	86,007205	88,321063	89,633896	86,905274	84,024271	84,160565	91,831104
10.00	88,061441	87,588843	90,339676	89,510551	88,165902	85,524787	86,797245	93,057201
10.30	89,602145	86,335861	90,200562	92,12359	89,165474	84,933941	87,481315	94,134446
11.00	90,895564	86,679142	89,092922	92,251163	89,326204	86,529223	87,732623	95,363436
11.30	91,45948	87,796455	89,860988	92,230489	90,607283	86,175964	83,282133	94,864189
12.00	92,678651	87,054524	88,300493	92,0497	89,934268	86,15111	83,941032	94,818375
12.30	93,95524	87,301683	89,212332	91,663153	90,931978	86,840229	86,509924	95,227678
13.00	93,97663	87,270935	90,586008	93,19568	91,576348	87,45365	88,034865	96,000232
13.30	95,691003	88,195891	90,288831	93,150908	92,194157	88,009796	88,444966	98,515181
14.00	95,039771	88,505877	89,299456	90,564709	90,17815	88,864651	89,896184	97,083323
14.30	97,100598	87,647399	88,726849	89,846234	89,405111	88,923309	88,864712	97,328758
15.00	96,72521	88,431178	87,807499	89,663073	89,810155	88,696149	88,088143	96,991015
15.30	99,488291	90,159056	90,09919	89,997954	92,250223	89,915783	88,965395	98,40328
16.00	102,33744	89,036889	91,21244	92,008166	91,789831	90,788859	90,33398	100,64541
16.30	102,21151	90,979301	92,920066	90,085139	93,423853	92,225946	92,497177	102,30449
17.00	101,42938	93,486566	94,298461	94,034858	94,622391	94,738921	93,989305	103,20262
17.30	104,38497	95,10813	97,470884	99,03894	97,059199	97,851346	96,757049	102,81094
18.00	107,84204	105,96362	106,87796	103,79287	107,85182	106,37345	104,80563	114,87148
18.30	112,42874	107,96225	107,42515	103,59874	108,50389	105,39921	105,518	114,37509
19.00	112,23707	106,15741	106,91265	103,49559	106,87806	104,57129	104,1473	112,8694
19.30	111,86148	105,06648	107,22991	102,22277	106,20312	104,67259	104,96742	111,75361
20.00	110,88719	105,04499	105,73407	102,46606	104,88328	103,75717	103,18755	110,80538
20.30	110,94325	103,57719	105,66598	101,80077	104,81508	103,41933	103,77976	109,65598
21.00	109,05733	104,38991	104,21017	99,835449	104,17822	102,94925	100,7002	109,69033
21.30	109,48344	103,20738	101,61762	97,571792	102,85489	100,67822	98,729402	107,63863
22.00	108,39974	102,44397	100,07814	96,175861	100,06832	97,339437	97,97098	104,7399
22.30	107,06745	100,84389	98,929717	94,206524	99,061325	95,237385	95,955716	102,98137
23.00	106,58155	99,675419	96,5527	93,159288	97,021296	95,155245	94,531403	100,62767
23.30	102,58115	97,74757	95,306131	91,954011	95,077693	92,895952	92,013581	99,114077
24.00	100,71053	95,602708	94,2348	90,353967	94,635019	91,689799	90,275738	97,968034



Tabel 7 Data Beban Listrik Hari Minggu

Data Beban Listrik Hari Minggu (MW)								
Jam	09/05/2021	16/05/2021	23/05/2021	30/05/2021	06/06/2021	13/06/2021	20/06/2021	27/06/2021
00.30	98,905716	93,719485	91,74481	88,717093	92,418751	90,176092	87,724708	96,671402
01.00	100,20308	92,40043	90,842178	90,413721	89,075075	88,674014	86,521277	95,42542
01.30	99,719631	92,102712	90,474395	87,368834	88,726639	88,444468	86,347067	93,185885
02.00	97,934739	90,991173	91,02721	87,523174	88,39359	85,037637	86,313699	93,247232
02.30	98,077188	90,554826	89,512381	86,884811	88,029897	82,747257	84,549965	93,244646
03.00	97,2193	90,056209	89,245479	87,401659	86,74792	81,903291	83,520958	92,944265
03.30	98,691315	89,730181	88,248744	86,834048	87,094912	81,770226	82,719288	91,571076
04.00	100,59234	88,77795	88,101149	85,513977	87,58483	81,687997	82,848946	90,962364
04.30	99,823389	89,921154	89,439366	85,317426	86,13055	82,061331	84,362266	92,722849
05.00	98,340981	90,909869	89,816513	88,089468	86,355536	82,938944	85,671585	90,951605
05.30	94,937121	90,685415	90,591956	89,39198	86,762376	81,751519	84,956082	91,892048
06.00	89,532541	89,128312	89,478366	86,199503	84,436617	80,470214	83,784658	90,375356
06.30	86,197167	85,835159	86,637216	84,577282	81,682476	78,441178	83,355513	87,671154
07.00	85,885412	86,156383	85,400604	83,560281	81,223505	77,894785	82,526097	87,293742
07.30	85,204137	85,503996	84,436837	82,034298	80,031105	77,506967	82,184027	88,1944
08.00	85,447885	85,531757	84,890396	82,123714	80,037661	77,085063	81,366884	90,009801
08.30	86,845681	85,397995	86,565587	82,525702	81,91041	76,571687	82,950988	90,899559
09.00	88,202569	85,84643	87,293526	84,063463	83,57102	77,295311	83,577632	92,183538
09.30	88,56706	85,564159	86,644665	83,056272	83,56377	77,806263	84,479882	92,750709
10.00	89,276867	86,080507	89,377078	83,78117	79,296795	79,418557	85,814219	94,077344
10.30	90,367604	87,550148	89,883038	85,622091	78,878253	78,285794	87,039158	93,814974
11.00	89,967313	87,390907	88,655198	85,35412	84,435196	80,498645	87,245677	93,751142
11.30	93,105982	88,558953	88,458839	85,156549	83,405489	81,694634	85,220996	93,966054
12.00	93,94668	88,829207	89,682834	89,511668	84,651964	82,829586	86,852226	95,349471
12.30	95,084677	89,307421	90,762098	89,901638	87,083859	83,688322	87,212348	95,103308
13.00	94,498816	87,14473	90,488786	88,829212	85,876608	84,760265	87,345778	95,858536
13.30	96,163731	86,500755	91,164677	90,004017	85,695791	85,162891	86,1103	95,966083
14.00	96,825682	86,391745	90,803993	90,472004	85,744278	84,57078	86,780485	96,636774
14.30	96,375719	86,03522	90,36375	89,657951	86,938892	84,935109	86,104641	96,531079
15.00	96,953586	86,795276	91,204735	89,373264	86,784432	85,209934	88,783647	97,177453
15.30	100,39856	87,470763	91,856468	90,260094	88,340006	87,05027	89,243024	97,912964
16.00	102,21765	87,730727	93,151398	90,541823	88,868551	87,290898	90,344915	99,316446
16.30	101,97702	88,539797	92,053697	91,515385	89,52707	88,504584	89,257004	100,28543
17.00	102,78265	91,109195	93,644578	92,051283	90,641224	88,99582	92,528661	101,31383
17.30	105,48728	94,565847	98,403161	96,691782	93,643808	92,714181	96,530991	104,60052
18.00	108,71694	104,21424	107,49709	107,97788	104,17763	104,67488	106,93476	114,66284
18.30	112,58612	104,97154	109,23041	108,92234	105,71008	106,52511	106,57653	115,71512
19.00	111,76142	104,10107	107,29541	108,06011	104,32086	106,44876	106,1691	112,1793
19.30	109,76718	103,24251	108,50327	107,63879	105,11764	104,60431	105,61411	113,30332
20.00	111,85149	103,34939	107,95973	107,71774	103,83683	103,12949	104,63853	111,58101
20.30	111,58446	102,57396	108,98679	106,18209	102,06699	102,54832	104,0507	111,66991
21.00	110,62882	102,38595	107,84468	104,9383	100,3254	101,42751	102,7664	110,06825
21.30	110,63862	100,01274	106,41793	103,25248	99,131426	100,26466	98,923371	108,95684
22.00	110,21181	98,924858	102,52569	101,94029	96,010352	99,901769	96,705038	106,12904
22.30	109,07119	97,125796	100,81956	100,06476	93,97745	97,707002	94,643798	104,99634
23.00	107,22538	95,700736	99,703856	98,045293	91,967716	95,36196	92,611837	102,9493
23.30	104,3039	93,804743	98,279381	96,566811	90,108506	93,71769	91,895944	102,1181
24.00	103,39946	92,328628	97,101964	95,053156	89,128183	91,980208	91,285529	100,00118

Tabel 8 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Senin

Senin, 21 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	93,035491	91,873729	1,25
01.00	91,589985	90,487339	1,20
01.30	90,242096	88,337942	2,11
02.00	89,607205	88,90619	0,78
02.30	88,955075	87,592097	1,53
03.00	88,490651	86,603221	2,13
03.30	87,453785	86,135399	1,51
04.00	87,227179	85,817236	1,62
04.30	86,844053	86,033215	0,93
05.00	86,637922	88,286051	1,90
05.30	88,678471	88,699977	0,02
06.00	88,544306	88,716867	0,19
06.30	87,43758	87,271751	0,19
07.00	85,183558	86,771511	1,86
07.30	86,385964	87,352582	1,12
08.00	88,076497	88,702171	0,71
08.30	91,950978	89,022564	3,18
09.00	92,913643	89,406487	3,77
09.30	95,049842	92,131397	3,07
10.00	93,904707	92,338769	1,67
10.30	91,747153	90,542058	1,31
11.00	90,889619	94,055057	3,48
11.30	90,118264	94,587552	4,96
12.00	92,586462	94,411162	1,97
12.30	92,976617	92,42633	0,59
13.00	91,407581	91,587601	0,20
13.30	92,045169	92,882266	0,91
14.00	91,356494	92,767319	1,54
14.30	90,84659	92,185432	1,47
15.00	90,495668	91,649524	1,28
15.30	92,119539	92,155296	0,04
16.00	93,510904	94,231533	0,77
16.30	94,350607	93,894624	0,48
17.00	94,679523	94,13448	0,58
17.30	98,492628	97,259441	1,25
18.00	106,698256	109,69692	2,81

18.30	105,434992	110,41268	4,72
19.00	104,594509	109,77266	4,95
19.30	103,415305	108,62601	5,04
20.00	103,700502	107,94038	4,09
20.30	100,684093	106,36913	5,65
21.00	98,830326	103,6579	4,88
21.30	97,830677	101,12496	3,37
22.00	95,071176	97,989957	3,07
22.30	92,626203	94,967407	2,53
23.00	90,372972	93,280246	3,22
23.30	88,893644	91,609563	3,06
24.00	86,749607	89,374896	3,03
<i>Maximum Error</i>		5,65%	
<i>Minimum Error</i>		0,02%	
<i>Average Error</i>		2,13%	

Tabel 9 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Selasa

Selasa, 22 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	<i>Error</i> OPELM (%)
00.30	85,533482	85,909193	0,44
01.00	85,059551	84,246847	0,96
01.30	83,643219	83,228685	0,50
02.00	83,062567	81,244063	2,19
02.30	81,272669	81,430142	0,19
03.00	82,167361	80,745925	1,73
03.30	81,235256	79,31413	2,36
04.00	80,558105	79,114183	1,79
04.30	81,836864	79,48211	2,88
05.00	81,654027	80,958788	0,85
05.30	82,904131	82,687346	0,26
06.00	82,590562	82,574502	0,02
06.30	82,259333	82,78663	0,64
07.00	81,962716	81,692014	0,33
07.30	83,561616	81,965788	1,91
08.00	83,497532	82,95926	0,64
08.30	84,817323	84,686069	0,15
09.00	86,533469	85,093615	1,66
09.30	86,76103	86,347124	0,48
10.00	88,811861	87,749109	1,20
10.30	92,027966	88,644281	3,68
11.00	92,116744	89,190418	3,18
11.30	92,657907	90,110701	2,75
12.00	92,333877	89,328125	3,26
12.30	93,165111	90,031619	3,36
13.00	94,487672	90,164967	4,57
13.30	94,454199	92,187309	2,40
14.00	94,881321	91,135625	3,95
14.30	94,694422	90,792875	4,12
15.00	95,216488	88,785378	6,75
15.30	95,798008	89,919217	6,14
16.00	96,407761	90,686739	5,93
16.30	97,1905	92,425099	4,90
17.00	97,448933	92,97919	4,59
17.30	99,706756	95,465423	4,25
18.00	107,955683	110,28286	2,16

18.30	106,911127	106,01686	0,84
19.00	105,503371	105,53748	0,03
19.30	104,167212	104,86129	0,67
20.00	102,789804	106,58012	3,69
20.30	101,932923	106,65388	4,63
21.00	101,458993	104,3343	2,83
21.30	100,617042	101,69193	1,07
22.00	97,948523	98,951069	1,02
22.30	96,233852	95,590454	0,67
23.00	95,634873	94,272829	1,42
23.30	92,482381	91,328075	1,25
24.00	90,959111	88,7154	2,47
<i>Maximum Error</i>		6,75%	
<i>Minimum Error</i>		0,02%	
<i>Average Error</i>		2,25%	

Tabel 10 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Rabu

Rabu, 23 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	88,634582	87,887517	0,84
01.00	89,142135	86,302341	3,19
01.30	85,946725	85,101904	0,98
02.00	85,304068	83,68276	1,90
02.30	83,72995	84,086655	0,43
03.00	82,535044	82,499072	0,04
03.30	82,007788	80,540475	1,79
04.00	82,960086	80,867168	2,52
04.30	82,533451	81,997373	0,65
05.00	84,613892	84,425442	0,22
05.30	84,940736	85,472974	0,63
06.00	84,467537	85,195657	0,86
06.30	83,829734	84,2306	0,48
07.00	82,997905	82,642766	0,43
07.30	83,608216	82,729107	1,05
08.00	84,707362	82,039001	3,15
08.30	86,4327	83,009847	3,96
09.00	88,331086	83,854682	5,07
09.30	91,455029	86,397487	5,53
10.00	91,700901	87,748953	4,31
10.30	91,869134	88,754341	3,39
11.00	92,028677	90,211652	1,97
11.30	90,96628	89,762638	1,32
12.00	88,346796	89,162609	0,92
12.30	88,596649	89,79712	1,35
13.00	88,900192	90,637081	1,95
13.30	92,826974	91,921825	0,98
14.00	93,014326	90,631852	2,56
14.30	91,724583	88,182077	3,86
15.00	92,663963	87,467952	5,61
15.30	93,384679	87,618064	6,18
16.00	94,281457	88,999895	5,60
16.30	93,962998	89,748267	4,49
17.00	96,027617	90,848659	5,39
17.30	100,83626	92,032079	8,73
18.00	107,52756	103,48982	3,76

18.30	106,59986	103,20702	3,18
19.00	102,10771	105,18195	3,01
19.30	102,06729	103,6261	1,53
20.00	100,39964	103,07475	2,66
20.30	99,105217	102,24035	3,16
21.00	98,636489	99,794945	1,17
21.30	96,369597	97,490066	1,16
22.00	93,091864	94,22633	1,22
22.30	93,109986	91,832118	1,37
23.00	91,550148	89,086741	2,69
23.30	90,041498	88,062378	2,20
24.00	88,531733	85,795231	3,09
<i>Maximum Error</i>		8,73%	
<i>Minimum Error</i>		0,04%	
<i>Average Error</i>		2,55%	

Tabel 11 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Kamis

Kamis, 24 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	85,675769	84,646276	1,20
01.00	86,028802	84,198669	2,13
01.30	83,839795	82,3166	1,82
02.00	83,506025	82,96129	0,65
02.30	82,435121	80,927741	1,83
03.00	82,101844	80,149483	2,38
03.30	84,1361	80,093924	4,80
04.00	81,252256	79,206697	2,52
04.30	84,161508	80,305	4,58
05.00	84,400892	80,49573	4,63
05.30	85,652644	80,852699	5,60
06.00	84,259445	80,626128	4,31
06.30	84,584344	83,979759	0,71
07.00	84,059446	84,910204	1,01
07.30	83,445705	85,055004	1,93
08.00	85,382127	86,202105	0,96
08.30	86,991467	87,275316	0,33
09.00	87,626644	89,427359	2,05
09.30	87,806196	90,182936	2,71
10.00	88,969176	91,775126	3,15
10.30	90,111136	91,687359	1,75
11.00	90,978759	93,57296	2,85
11.30	90,330993	92,797535	2,73
12.00	89,687868	92,998698	3,69
12.30	89,881464	92,875244	3,33
13.00	90,595781	93,57465	3,29
13.30	91,329126	96,087031	5,21
14.00	90,544187	94,531845	4,40
14.30	90,55845	94,385549	4,23
15.00	91,047308	93,759185	2,98
15.30	93,24231	94,834675	1,71
16.00	94,388349	94,598799	0,22
16.30	94,980375	94,930712	0,05
17.00	95,132442	94,957842	0,18
17.30	97,279958	97,112775	0,17
18.00	106,12921	107,43433	1,23



18.30	106,41813	108,62801	2,08
19.00	104,91228	110,09766	4,94
19.30	103,71433	107,40829	3,56
20.00	101,99453	106,56177	4,48
20.30	100,68086	105,69266	4,98
21.00	100,53975	104,7333	4,17
21.30	99,560821	102,00409	2,45
22.00	96,179406	99,832043	3,80
22.30	94,773164	98,051983	3,46
23.00	92,165316	96,595124	4,81
23.30	90,470444	94,959928	4,96
24.00	89,149788	92,510949	3,77
<i>Maximum Error</i>		5,60%	
<i>Minimum Error</i>		0,05%	
<i>Average Error</i>		2,81%	

Tabel 12 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Jumat

Jumat, 25 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	87,788132	90,758751	3,38
01.00	86,089109	90,032257	4,58
01.30	85,978582	89,249994	3,80
02.00	84,42145	88,247898	4,53
02.30	83,835905	88,416	5,46
03.00	82,78487	87,02784	5,13
03.30	83,318871	87,531064	5,06
04.00	81,811434	87,684439	7,18
04.30	83,949085	87,350828	4,05
05.00	85,575222	88,072298	2,92
05.30	84,954769	87,99118	3,57
06.00	83,756468	86,280396	3,01
06.30	83,563793	84,274621	0,85
07.00	83,936371	85,291376	1,61
07.30	86,218211	84,42106	2,08
08.00	86,893205	85,869952	1,18
08.30	91,258961	89,010809	2,46
09.00	90,241494	90,100015	0,16
09.30	91,327184	91,217129	0,12
10.00	93,09678	91,769139	1,43
10.30	97,854737	92,991118	4,97
11.00	98,633629	94,187744	4,51
11.30	100,39997	94,960161	5,42
12.00	99,626929	94,617896	5,33
12.30	96,929957	92,897743	4,16
13.00	98,164715	92,899376	5,36
13.30	100,02077	94,215058	5,80
14.00	100,52137	94,292102	6,20
14.30	100,4046	93,956038	6,42
15.00	99,244558	93,231784	6,06
15.30	101,4845	92,543975	8,81
16.00	101,93208	93,530291	8,24
16.30	103,87532	95,881019	7,70
17.00	102,70098	95,799339	6,72
17.30	106,68474	95,78079	10,22
18.00	115,38868	107,14686	7,14

18.30	117,15907	108,04647	7,78
19.00	115,26806	106,23792	7,83
19.30	112,33889	105,86866	5,76
20.00	110,3409	104,06212	5,69
20.30	111,04927	102,89763	7,34
21.00	109,94865	101,16614	7,99
21.30	108,59617	99,206098	8,65
22.00	106,71065	96,786298	9,30
22.30	103,94967	94,191198	9,39
23.00	102,42463	91,936296	10,24
23.30	99,041331	90,697183	8,42
24.00	97,791153	90,08014	7,89
<i>Maximum Error</i>		10,24%	
<i>Minimum Error</i>		0,12%	
<i>Average Error</i>		5,45%	

Tabel 13 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Sabtu

Sabtu, 26 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	94,802858	97,359791	2,70
01.00	93,584619	97,074267	3,73
01.30	93,436434	95,377426	2,08
02.00	91,984435	93,790218	1,96
02.30	90,808153	93,101919	2,53
03.00	89,332601	92,382492	3,41
03.30	90,574578	91,9009	1,46
04.00	90,67566	91,885272	1,33
04.30	91,609879	92,175212	0,62
05.00	91,612997	93,065244	1,59
05.30	92,420564	92,707259	0,31
06.00	89,681121	90,722075	1,16
06.30	88,091609	89,103149	1,15
07.00	87,629467	88,850422	1,39
07.30	87,405487	87,812159	0,47
08.00	87,774472	88,098654	0,37
08.30	89,417951	89,407808	0,01
09.00	91,011411	90,245726	0,84
09.30	91,831104	90,661526	1,27
10.00	93,057201	91,232052	1,96
10.30	94,134446	92,906171	1,30
11.00	95,363436	93,03656	2,44
11.30	94,864189	92,524678	2,47
12.00	94,818375	92,422323	2,53
12.30	95,227678	92,866605	2,48
13.00	96,000232	94,049892	2,03
13.30	98,515181	94,215671	4,36
14.00	97,083323	92,747871	4,47
14.30	97,328758	92,0647	5,41
15.00	96,991015	91,911835	5,24
15.30	98,40328	92,753692	5,74
16.00	100,64541	93,926805	6,68
16.30	102,30449	93,866727	8,25
17.00	103,20262	96,626963	6,37
17.30	102,81094	100,51442	2,23
18.00	114,87148	112,24763	2,28

18.30	114,37509	112,60051	1,55
19.00	112,8694	111,03432	1,63
19.30	111,75361	110,47678	1,14
20.00	110,80538	109,5241	1,16
20.30	109,65598	108,86034	0,73
21.00	109,69033	107,51741	1,98
21.30	107,63863	105,17405	2,29
22.00	104,7399	102,2204	2,41
22.30	102,98137	99,108076	3,76
23.00	100,62767	98,307741	2,31
23.30	99,114077	95,359763	3,79
24.00	97,968034	93,838147	4,22
<i>Maximum Error</i>		8,25%	
<i>Minimum Error</i>		0,01%	
<i>Average Error</i>		2,53%	

Tabel 14 Data Hasil *Testing* Peramalan Beban Listrik Hari Minggu

Minggu, 27 Juni 2021			
Jam	Data Aktual (MW)	OPELM (MW)	Error OPELM (%)
00.30	96,671402	91,936692	4,90
01.00	95,42542	91,729407	3,87
01.30	93,185885	90,165973	3,24
02.00	93,247232	90,145012	3,33
02.30	93,244646	89,496537	4,02
03.00	92,944265	89,333948	3,88
03.30	91,571076	89,02725	2,78
04.00	90,962364	88,556518	2,64
04.30	92,722849	88,354043	4,71
05.00	90,951605	89,895798	1,16
05.30	91,892048	90,515869	1,50
06.00	90,375356	88,388051	2,20
06.30	87,671154	87,2137	0,52
07.00	87,293742	86,548928	0,85
07.30	88,1944	85,62567	2,91
08.00	90,009801	85,548401	4,96
08.30	90,899559	86,323336	5,03
09.00	92,183538	87,403497	5,19
09.30	92,750709	87,081354	6,11
10.00	94,077344	86,737296	7,80
10.30	93,814974	87,710039	6,51
11.00	93,751142	88,622757	5,47
11.30	93,966054	87,923139	6,43
12.00	95,349471	90,494667	5,09
12.30	95,103308	91,221952	4,08
13.00	95,858536	90,534815	5,55
13.30	95,966083	90,883023	5,30
14.00	96,636774	91,242435	5,58
14.30	96,531079	90,987512	5,74
15.00	97,177453	91,256004	6,09
15.30	97,912964	92,084473	5,95
16.00	99,316446	92,547107	6,82
16.30	100,28543	92,944022	7,32
17.00	101,31383	94,045786	7,17
17.30	104,60052	98,060968	6,25
18.00	114,66284	111,49652	2,76

18.30	115,71512	112,32139	2,93
19.00	112,1793	112,35922	0,16
19.30	113,30332	110,0145	2,90
20.00	111,58101	109,11526	2,21
20.30	111,66991	107,5676	3,67
21.00	110,06825	106,13478	3,57
21.30	108,95684	103,93011	4,61
22.00	106,12904	101,90974	3,98
22.30	104,99634	99,787979	4,96
23.00	102,9493	97,705275	5,09
23.30	102,1181	96,275862	5,72
24.00	100,00118	95,093233	4,91
<i>Maximum Error</i>		7,80%	
<i>Minimum Error</i>		0,16%	
<i>Average Error</i>		4,34%	

## LAMPIRAN B

### *Listing Program*

```
%% data
Data_Beban = xlsread('Data_Beban'); % load data
dari excell

% data untuk training
Data_Train = Data_Beban(1:336, 1:8); % input
Data_Target = Data_Beban(1:336, 9); % target

% data untuk testing
Data_Test = Data_Beban(338:673, 1:8); % input
Data_Aktual = Data_Beban(338:673, 9); % aktual

%% normalisasi data
% input "training"
input_1 = Data_Train(:, 1:2); % input jam &
hari
input_2 = Data_Train(:, 3:8); % beban
"training"

% target training
output_1 = Data_Target; % target/output

% normalisasi input training
min_input = min(input_2);
maks_input = max(input_2);
minX_input = min(min_input);
maksX_input = max(maks_input);

normal_train_input = (2 * (input_2-minX_input) /
(maksX_input - minX_input) - 1);
```



```

% normalisasi output training
minX_output      = min(output_1);
maksX_output     = max(output_1);

normal_train_output = (2 * (output_1 - minX_output) /
(maksX_output - minX_output) - 1);

% input "testing"
input_3          = Data_Test(:,1:2);      % input jam & hari
input_4          = Data_Test(:,3:8);      % beban "testing"
% target testing
output_2         = Data_Aktual;           % aktual/output

% normalisasi input testing
min_input_1      = min(input_4);
maks_input_1     = max(input_4);
minX_input1      = min(min_input_1);
maksX_input1     = max(maks_input_1);

normal_test_input  = (2 * (input_4 - minX_input1) /
(maksX_input1 - minX_input1) - 1);

% normalisasi output testing
min_output_2     = min(output_2);
max_output_2     = max(output_2);
minX_output1     = min(min_output_2);
maksX_output1    = max(max_output_2);

normal_test_output = (2 * (output_2 - minX_output1) /
(maksX_output1 - minX_output1) - 1);

```

```

%   release data baru untuk training
P   = normal_train_input;
T   = normal_train_output;

%   release data baru untuk testing
PTest   = normal_test_input;
TTest   = normal_test_output;

%%  inisialisasi awal
maxneur   = 8;           % maksimum jumlah hidden neurons
(optional)
kernel    = 'lsg';      % kernel/fungsi aktivasi
KM.value  = [];         % inisialisasi awal kernel
matrix (hidden)
KM.function = [];
KM.param.p1 = [];
KM.param.p2 = [];

%%  Proses Training OPELM
x         = P;           % input data training hasil
normalisasi
y         = T;           % input target hasil
normalisasi
[N, d]    = size(x);
[No, n]   = size(y);

%   memulai training
start_time_train_OPELM = cputime; % waktu memulai
training

%   inisialisasi parameter secara random
%KM.value      = output hidden layer

```

```

%KM.function      = fungsi aktivasi
%KM.param.p1     = input weight
%KM.param.p2     = bias of hidden neuron

if max(strcmp(kernel, {'l'; 'ls'; 'lg'; 'lsg'}))
    KM.value      = [KM.value, x];
    KM.function   = [KM.function, repmat({'l'}, 1, d)];
    KM.param.p1  = [KM.param.p1, zeros(d, d)];
    KM.param.p2  = [KM.param.p2, 1:d];
end

if max(strcmp(kernel, {'s'; 'ls'}))
    W1           = rand(d, maxneur) * 10-5;
    W10          = rand(1, maxneur) * 10-5;
    KM.value     = [KM.value, tanh(x * W1 + ones(N, 1) *
W10)];
    KM.function  = [KM.function, repmat({'s'}, 1,
maxneur)];
    KM.param.p1 = [KM.param.p1, W1];
    KM.param.p2 = [KM.param.p2, W10];

    clear W1 W10
end

if max(strcmp(kernel, {'g'; 'lg'}))
    Y           = pdist(x);
    a10         = prctile(Y, 20);
    a90         = prctile(Y, 60);
    MP          = randperm(N);
    W1          = x(MP(1:maxneur), :);
    W10         = rand(1, maxneur) * (a90 - a10) + a10;

    for j = 1:maxneur

```

```

        KM.valueinit(:, j) = gaussian_func(x, W1(j, :),
W10(1, j));
    end

    KM.value      = [KM.value, KM.valueinit];
    KM.function   = [KM.function, repmat({'g'}, 1,
maxneur)];
    KM.param.p1  = [KM.param.p1, W1'];
    KM.param.p2  = [KM.param.p2, W10];

    clear W1 W10 Y a10 a90 MP

    KM = rmfield(KM, 'valueinit');
end

if max(strcmp(kernel, {'sg'; 'lsg'}))
    % s part
    W1      = rand(d, max(round(maxneur / 2), 1)) *
10-5;
    W10     = rand(1, max(round(maxneur / 2), 1)) *
10-5;
    res     = tanh(x*W1 + ones(N, 1)*W10);
    KM.value = [KM.value, res];
    KM.function = [KM.function, repmat({'s'}, 1,
max(round(maxneur / 2), 1))];
    KM.param.p1 = [KM.param.p1, W1];
    KM.param.p2 = [KM.param.p2, W10];

    % g part
    if (N > 2000)
        Y = pdist(x(randperm(2000), :));
    else
        Y = pdist(x);
    end
end

```

```

end

a10 = prctile(Y, 20);
a90 = prctile(Y, 60);
MP = randperm(N);
W1 = x(MP(1:max(round(maxneur/2), 1)), :);
W10 = rand(1, max(round(maxneur/2), 1)) * (a90-a10)
+ a10;

for j = 1:max(round(maxneur / 2), 1)
    KM.valueinit(:, j) = gaussian_func(x, W1(j,
:), W10(1, j));
end

KM.value = [KM.value, KM.valueinit];
KM.function = [KM.function, repmat({'g'}, 1,
max(round(maxneur / 2), 1))];
KM.param.p1 = [KM.param.p1, W1'];
KM.param.p2 = [KM.param.p2, W10];

clear W1 W10 Y a10 a90 MP
KM = rmfield(KM, 'valueinit');
end

[Np, nn] = size(KM.value);

%% Hidden layer output normalization
KM_norm = zeros(Np, nn);
for i = 1:nn
    KM_norm(:, i) = (KM.value(:, i) - mean(KM.value(:,
i))) / std(KM.value(:, i));
end

```

```

y_norm = zeros(No, n);
for i = 1:n
    y_norm(:, i) = (y(:, i) - mean(y(:, i))) / std(y(:,
i));
end

% MRSR (Multiresponse Spare Regression) = seleksi
hidden neuron yang relevan
% W      = parameter MRSR
% i1     = selected regressor/variabel
if nn > 1
    [W, i1]      = mrsr(y_norm, KM_norm, nn);

    % MRSR
    KM.value      = KM.value(:, i1);
    KM.function   = KM.function(:, i1);
    KM.param.p1  = KM.param.p1(:, i1);
    KM.param.p2  = KM.param.p2(:, i1);
end

% Validasi LOO (Leave-One-Out) = pemangkasan hidden neuron
dgn PRESS statistic
disp(['Computing model with ', int2str(d), '
variables']);

err          = zeros(nn, n);
mycond      = zeros(1, nn);
errloo      = Inf(nn, n);
maxsamples  = min(N, 5000);

if max(strcmp(kernel, {'l'; 'ls'; 'lg'; 'lsg'}))
    nn_indexes = [1:d, d+5:5:nn];
else

```

```

        nn_indexes = [5:5:nn];
end

for i = nn_indexes
    W2          = [KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                  ones(maxsamples, 1)] \
y(1:maxsamples, :);
    yh          = [KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                  ones(maxsamples, 1)] * W2;
    err(i,1:n)  = mean((yh(1:maxsamples, :) -
y(1:maxsamples, :)).^2);
    P           = inv([KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                      ones(maxsamples, 1)]' *
[KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                      ones(maxsamples, 1)]);
    mycond(i)   = rcond(P);

    if mycond(1, i) > 1e-017
        mydiag  = ([KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                  ones(maxsamples, 1)] * P *
[KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                  ones(maxsamples, 1)]');
        errloo(i, 1:n) = mean((y(1:maxsamples, :) -
[KM.value(1:maxsamples, 1:i), ...
                  ones(maxsamples,1)] * W2)
./ repmat((1 - diag(mydiag)), 1, n)).^2, 1);
    else
        errloo(i, 1:n) = inf;
        break
    end

    if ((i > 1) && ((min(errloo(i, :)) > var(y) * 1.5))
|| ((min(errloo(i, :)) > min(errloo) * 1.5))))

```

```

        break
    end
end

clear W2 count maxsamples yh

[LOO_min_value, min_index] = min(errloo);

% hitung output dengan jumlah neuron hasil validasi LOO
W2      = zeros(max(min_index)+1,n);
yhloo   = zeros(No, n);
for i = 1:n
    % W2 = output weight
    % yh = output
    W2(1:min_index(i) + 1, i) = [KM.value(:,
1:min_index(i)), ones(N,1)] \ y(:, i);
    yh(:, i) = [KM.value(:,
1:min_index(i)), ones(N,1)] * W2(1:min_index(i) + 1,
i);

    if (N < 5000)
        P = inv([KM.value(:, 1:min_index(i)),
...
                ones(N, 1)]' * [KM.value(:,
1:min_index(i)), ones(N, 1)]);
        mydiag = [KM.value(:, 1:min_index(i)), ...
                ones(N, 1)] * P * [KM.value(:,
1:min_index(i)), ones(N, 1)]';
        yhloo(:,i) = y(:, i) - (y(:, i) - yh(:, i)) ./
(1 - diag(mydiag));
    end
end
end

```



```

KM.value      = KM.value(:, 1:max(min_index));
KM.function   = KM.function(:, 1:max(min_index));
KM.param.p1  = KM.param.p1(:, 1:max(min_index));
KM.param.p2  = KM.param.p2(:, 1:max(min_index));

%   output  model.x = x;
%   input   model.y = y;

%   output
model.KM      = KM;           % output
hidden layer
model.yh      = yh;           %output
model.yhloo   = yhloo;       % output
dengan LOO
model.W2      = W2;           % output
weight
model.errloo  = LOO_min_value; % nilai min
LOO
model.model_dim = min_index; % neuron
hasil pemangkasan
message1 = sprintf('Training : Uses %d neurons; LOO
error %d.', model.model_dim, model.errloo);
disp(message1);
end_time_train_OPELM = cputime; % waktu
akhir training
Training_Time_OPELM = end_time_train_OPELM -
start_time_train_OPELM; %waktu yang diperlukan untuk
training

%%   Testing
x          = PTest;           % input testing
[N, d]    = size(x);

```

```

model_dim = model.model_dim; % neuron hasil
pemangkasan
KM = model.KM;

% inisialisasi awal output hidden layer
start_time_test_OPELM = cputime;

% hitung output hidden layer
value = [];
for i = 1:max(model_dim)
    if strcmp(KM.function(i), 'l') % linier
        value = [value, x(:, KM.param.p2(i))];
    end

    if strcmp(KM.function(i), 's') % sigmoid
        value = [value, tanh(x*KM.param.p1(:, i) +
ones(N, 1)*KM.param.p2(:, i))];
    end

    if strcmp(KM.function(i), 'g') % gaussian
        value = [value, gaussian_func(x,
KM.param.p1(:, i)', KM.param.p2(:, i))];
    end
end

% hitung output weight dan output
yh = zeros(N, n);

W2(1:model_dim, 1) = model.W2(1:model_dim, 1);
% output weight
yh = [value(:, 1:model_dim)] *
W2(1:model_dim, 1); % output

```

```

end_time_test_OPELM = cputime;
Testing_Time_OPELM = end_time_test_OPELM -
start_time_test_OPELM;    % waktu yang diperlukan untuk
testing

%% Denormalisasi Hasil/output
% denormalisasi hasil training OPELM
denorm_opelm = model.yh;
Hasil_Training_OPELM = 0.5 * (denorm_opelm + 1) *
(maksX_output - minX_output) + minX_output;

% denormalisasi hasil testing OPELM
denorm_opelmtest = yh;
Hasil_Testing_OPELM = 0.5 * (denorm_opelmtest + 1)
* (maksX_output1 - minX_output1) + minX_output1;

% Senin
Hasil_Testing_OPELM_Senin = Hasil_Testing_OPELM(1:48,
end);
[L_Senin, O_Senin] =
size(Hasil_Testing_OPELM_Senin);
Data_Aktual_Senin = Data_Aktual(1:48, end);

% Selasa
Hasil_Testing_OPELM_Selasa =
Hasil_Testing_OPELM(49:96, end);
[L_Selasa, O_Selasa] =
size(Hasil_Testing_OPELM_Selasa);
Data_Aktual_Selasa = Data_Aktual(49:96, end);

% Rabu
Hasil_Testing_OPELM_Rabu =
Hasil_Testing_OPELM(97:144, end);

```

```

[L_Rabu, O_Rabu]          =
size(Hasil_Testing_OPELM_Rabu);
Data_Aktual_Rabu        = Data_Aktual(97:144, end);

% Kamis
Hasil_Testing_OPELM_Kamis =
Hasil_Testing_OPELM(145:192, end);
[L_Kamis, O_Kamis]       =
size(Hasil_Testing_OPELM_Kamis);
Data_Aktual_Kamis        = Data_Aktual(145:192,
end);

% Jumat
Hasil_Testing_OPELM_Jumat =
Hasil_Testing_OPELM(193:240, end);
[L_Jumat, O_Jumat]       =
size(Hasil_Testing_OPELM_Jumat);
Data_Aktual_Jumat        = Data_Aktual(193:240,
end);

% Sabtu
Hasil_Testing_OPELM_Sabtu =
Hasil_Testing_OPELM(241:288, end);
[L_Sabtu, O_Sabtu]       =
size(Hasil_Testing_OPELM_Sabtu);
Data_Aktual_Sabtu        = Data_Aktual(241:288,
end);

% Minggu
Hasil_Testing_OPELM_Minggu =
Hasil_Testing_OPELM(289:336, end);
[L_Minggu, O_Minggu]     =
size(Hasil_Testing_OPELM_Minggu);

```

```

Data_Aktual_Minggu          = Data_Aktual(289:336,
end);

%% Fitness (MAPE)
for p = 1:N
    for k = 1:n
        mape_train_OPELM(p, k) =
abs(Hasil_Training_OPELM(p, k) - Data_Target(p, k)) /
Data_Target(p, k);
    end
end

Mape_train_OPELM          = mean(mape_train_OPELM) * 100;

for p = 1:N
    for k = 1:n
        mape_test_OPELM(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM(p, k) - Data_Aktual(p, k)) /
Data_Aktual(p, k);
    end
end

MAPE_test_OPELM          = mean(mape_test_OPELM) * 100;

% fitness senin
for p = 1:L_Senin
    for k = 1:O_Senin
        mape_test_OPELM_Senin(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Senin(p, k) -
Data_Aktual_Senin(p, k)) / Data_Aktual_Senin(p, k);
    end
end

```

```

MAPE_test_OPELM_Senin = mean(mape_test_OPELM_Senin) *
100;

% fitness selasa
for p = 1:L_Selasa
    for k = 1:O_Selasa
        mape_test_OPELM_Selasa(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Selasa(p, k) -
Data_Aktual_Selasa(p, k)) / Data_Aktual_Selasa(p, k);
    end
end
MAPE_test_OPELM_Selasa = mean(mape_test_OPELM_Selasa)
* 100;

% fitness rabu
for p = 1:L_Rabu
    for k = 1:O_Rabu
        mape_test_OPELM_Rabu(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Rabu(p, k) -
Data_Aktual_Rabu(p, k)) / Data_Aktual_Rabu(p, k);
    end
end
MAPE_test_OPELM_Rabu = mean(mape_test_OPELM_Rabu) *
100;

%fitness kamis
for p = 1:L_Kamis
    for k = 1:O_Kamis

mape_test_OPELM_Kamis(p,k)=abs(Hasil_Testing_OPELM_Kami
s(p,k)-Data_Aktual_Kamis(p,k))/Data_Aktual_Kamis(p,k);
    end
end

```

```

MAPE_test_OPELM_Kamis    = mean(mape_test_OPELM_Kamis) *
100;

%fitness jumat
for p = 1:L_Jumat
    for k = 1:O_Jumat
        mape_test_OPELM_Jumat(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Jumat(p, k) -
Data_Aktual_Jumat(p, k)) / Data_Aktual_Jumat(p, k);
    end
end
MAPE_test_OPELM_Jumat    = mean(mape_test_OPELM_Jumat) *
100;

%fitness sabtu
for p = 1:L_Sabtu
    for k = 1:O_Sabtu
        mape_test_OPELM_Sabtu(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Sabtu(p, k) -
Data_Aktual_Sabtu(p, k)) / Data_Aktual_Sabtu(p, k);
    end
end
MAPE_test_OPELM_Sabtu    = mean(mape_test_OPELM_Sabtu) *
100;

%fitness minggu
for p = 1:L_Minggu
    for k = 1:O_Minggu
        mape_test_OPELM_Minggu(p, k) =
abs(Hasil_Testing_OPELM_Minggu(p, k) -
Data_Aktual_Minggu(p, k)) / Data_Aktual_Minggu(p, k);
    end
end

```

```
MAPE_test_OPELM_Minggu = mean(mape_test_OPELM_Minggu)
* 100;
```