

PERANCANGAN SISTEM PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK RUMAH TANGGA BERBASIS TEKNOLOGI WEB DENGAN METODE SARIMA

* Catatan: Sub-judul tidak perlu dimasukkan

1st Annisa Triananda
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
trianandra@telkomuniversity.ac.id

2nd Desri Kristina Silalahi
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
desrikristina@telkomuniversity.ac.id

3rd Khilda Afifah
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
khildaafifah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Pada sektor rumah tangga, tingkat kesadaran untuk mengontrol besar penggunaan listrik belum tinggi sehingga pemakaiannya tidak dapat diprediksi. Ketidaktahuan ini akan menyebabkan pembengkakan tagihan listrik yang tidak dapat dihindari atau dicegah. Untuk itu dibutuhkan sistem prediksi penggunaan listrik yang dapat digunakan acuan konsumen mengenai konsumsi listrik rumah tangga. Pada penelitian ini dirancang sebuah sistem yang bisa memprediksi penggunaan beban listrik pada sektor rumah tangga, dengan metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) yang menggunakan data penggunaan listrik sebelumnya sebagai acuan prediksi penggunaan listrik dalam tujuh hari kedepan. Sistem ini kemudian akan diaplikasikan melalui web dengan framework flask. Sistem ini diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai media prediksi penggunaan beban listrik dalam sektor rumah tangga.

Data yang digunakan dalam sistem prediksi adalah besar penggunaan daya listrik harian dalam hitungan jam selama 37 hari, sejak tanggal 22 Maret 2020 sampai 27 April 2020. Hasil prediksi yang didapat yaitu besar total penggunaan daya listrik untuk 7 hari dari tanggal 21 April sampai 27 April 2020 dengan nilai MAPE (Mean Percentage Error) sebesar 14,995%.

Kata kunci : Beban Listrik, Metode Prediksi, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), Web.

I. PENDAHULUAN

Penggunaan energi listrik sebagai energi terbarukan menjadi kebutuhan primer bagi manusia, dimana penggunaannya meningkat seiring berjalannya waktu. Peningkatan konsumsi energi listrik skala global dan kurangnya perencanaan penggunaan listrik, dalam jangka panjang akan mengakibatkan pemborosan sumber daya energi yang mengacu kepada isu perubahan iklim dan isu lainnya. Penyebab pemborosan konsumsi listrik salah satunya adalah kurangnya kesadaran untuk mengetahui pemakaian listrik sehari-hari. Dengan sistem prediksi listrik, diharapkan dapat dijadikan acuan untuk mengontrol penggunaan listrik untuk kedepannya.

Dalam memudahkan akses melakukan prediksi beban listrik, dibutuhkan teknologi web sebagai basis dari sistem yang digunakan. Dalam web aplikasi yang dibuat dengan flask untuk memodelkan sistem prediksi dengan metode SARIMA, memiliki beberapa fitur seperti hasil dari peramalan pemakaian beban listrik dalam hitungan jam berikut dengan estimasi biaya hariannya. Untuk mengevaluasi model SARIMA yang digunakan, dilakukan pemilihan ordo berdasarkan hasil yang paling baik dengan melihat nilai MAPE yang terkecil.

II. KAJIAN TEORI

2.1 Klasifikasi Beban Listrik

Klasifikasi beban listrik dibagi beberapa sektor. Pembagian sektor ini dibedakan berdasarkan pola konsumsi energi listrik konsumen tiap sektor. Berdasarkan jenis dan pola konsumsi energi listrik, beban listrik dapat diklasifikasikan ke dalam [14]:

1. Sektor Rumah Tangga

Pola beban listrik pada sektor rumah tangga ditunjukkan dengan adanya fluktuasi pemakaian beban listrik pada malam hari, dikarenakan aktivitas rumah tangga sangat rendah pada siang hari merujuk pada tingkat produktivitas tiap rumah.

2. Sektor Bisnis

Sektor bisnis merujuk kepada perkantoran, hotel, restoran yang dimana puncak aktivitasnya berada pada siang hari. Sehingga pola penggunaan listrik akan menurun pada malam hari

3. Sektor Industri

Sektor industri memiliki pola konsumsi listrik yang dibedakan dalam skala kecil dan skala besar. Pola konsumsi pada skala kecil meningkat saat siang hari, dimana waktu beroperasi hanya di waktu kerja. Sedangkan pola konsumsi pada skala besar meliputi sektor industri yang aktif beroperasi selama 24 jam tanpa henti.

2.2 Time Series Forecasting

Time series adalah rangkaian data yang ditinjau pada suatu periode waktu ke waktu yang dicatat berurutan dengan interval waktu yang tetap [18]. Menganalisis dengan time

series adalah prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan kemungkinan yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan data pada pengamatan sebelumnya. Hasil prediksi menggunakan data time series ini digunakan untuk melihat statistik data, dan membandingkan kejadian antar kejadian. Peramalan atau proses prediksi suatu data time series perlu memperhatikan tipe dan pola datanya. Perancangan model prediksi hanya bisa dilakukan pada data timeseries yang stasioner. Mengetahui stasioneritas sebuah data time series bisa dilakukan melalui Augmented Dickey Fuller Test, Differencing dan plot ACF dan PACF.

2.3 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA disebut sebagai metode runtun waktu Box-Jenkins yang bisa digunakan sebagai metode prediksi atau peramalan, dengan mengabaikan variable independent dalam membuat peramalan. Dengan menggunakan nilai masa lalu (t-1) dan nilai sekarang (t) dari variable dependen, ARIMA dikatakan menjadi salah satu model yang baik untuk diaplikasikan ke dalam perhitungan prediksi.

(a) Autoregressive (AR(p))

Model ini diasumsikan dengan data periode sekarang, dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya [20]. Disebut autoregressive dikarenakan model ini diregresikan Kembali ke nilai periode sebelumnya dari variable yang ditinjau. Komponen autoregressive pada model ARIMA direpresentasikan sebagai AR(p), dimana p dilihat dari jumlah lagged series yang kita gunakan.

Model:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - a_t \quad (1)$$

Dengan :

Z_t	= variable tak bebas periode ke-t
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	= koefisien autoregressive (AR)
$Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$	= nilai masa lalu dari time series
a_t	= nilai residual (error) pada waktu ke-t
p	= orde AR

(b) Moving Average (MA(q))

Komponen moving average pada ARIMA direpresentasikan sebagai MA(q), dimana q sebagai parameter jumlah kesalahan peramalan yang tertinggal didalam prediksi.

Model:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Dengan :

Z_t	= variable tak bebas periode ke-t
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	= koefisien Moving Average
$a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$	= nilai residual pada waktu ke-t
q	= orde MA

(c) AutoRegressive Moving Average (ARMA(p,q))

Model ARMA adalah gabungan dari model AR(p) dan MA(q) yang berasumsi bahwa periode saat ini dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan nilai residual pada periode sebelumnya. Maka, gabungan dari Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA) dimodelkan seperti [22]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

Persamaan (2.6) dapat ditulis menggunakan operator B (*backshift*) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z_t(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ = a_t(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \end{aligned} \quad (4)$$

atau

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (5)$$

(d) Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Metode ARIMA adalah model ARMA(p,q) yang tidak stasioner. Dikatakan stasioner apabila data menunjukkan pola konstan dari waktu ke waktu. Data yang tidak stasioner, dapat dilakukan differencing. Model ARMA(p,q) yang mengalami proses differencing sebanyak d-kali hingga stasioner dimodelkan menjadi ARIMA(p,d,q), dimodelkan seperti [22]:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (6)$$

dimana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ dan $\theta_q = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$

dengan,

Z_t	= data periode ke-t
B	= operator <i>backshift</i>
$(1 - B)^d Z_t$	= deret waktu stasioner pada <i>differencing</i> ke-d
a_t	= nilai residual pada waktu ke-t
p	= orde AR
q	= orde MA
d	= banyaknya <i>differencing</i>

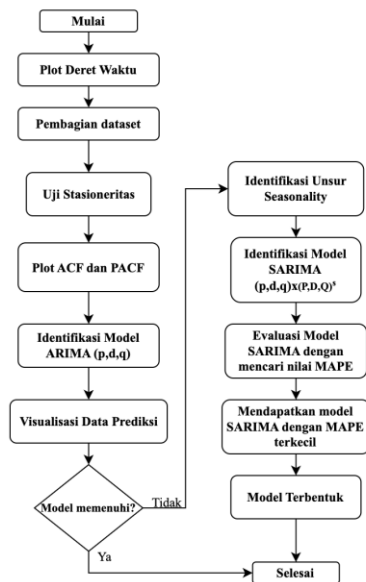
(e) Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model SARIMA atau Seasonal ARIMA adalah model ARIMA yang memiliki komponen tambahan yaitu faktor musiman, misal 12 – bulanan, atau 24 – setiap jam. Model dinotasikan sebagai berikut [23]

ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s (7) dan menjelaskan teori-teori yang berkaitan dengan variabel-variabel penelitian. Poin subjudul ditulis dalam abjad.

III. METODE

3.1 Pembentukan Model SARIMA

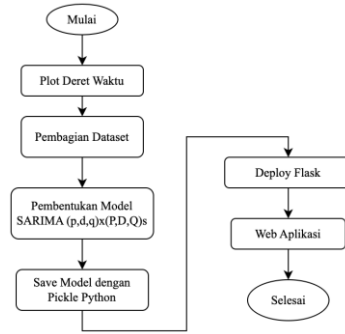


Gambar 1 Flowchart Pembentukan Model SARIMA

Pada Gambar 1 dijelaskan Langkah kerja SARIMA digambarkan dalam *flowchart* sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah data pemakaian listrik rumah tangga selama 37 hari sejak tanggal 22 Maret–27 April 2020 yang direkam dalam hitungan jam.
2. Kemudian dilakukan uji stasioneritas pada dataset, untuk mengetahui apakah data *timeseries* yang dimiliki stasioner atau butuh proses *differencing* terlebih dahulu. Ketika data dinyatakan stasioner dan tidak butuh *differencing*, maka bisa dilakukan pembagian dataset.
3. Pada pembagian dataset, data train diambil sebanyak 81% dari jumlah keseluruhan data, sedangkan data test sebanyak 19% dari data keseluruhan.
4. Tahap selanjutnya adalah mencoba ordo ARIMA yang layak berdasarkan asumsi parameter p,d,q dengan ACF dan PACF. Pada tahap ini, sistem prediksi ARIMA yang digunakan tidak mampu menampilkan sistem prediksi dengan asumsi data yang dimiliki mempunyai komponen musiman sehingga dipastikan dengan melakukan uji seasonality.
5. Uji seasonality dilakukan dengan cara dekomposisi/mengekstrak dataset menjadi tiga bagian; *trend*, *seasonality*, dan *residual*. Dalam tahap ini, ditunjukkan bahwa data yang dimiliki mempunyai faktor musiman.
6. Maka, ordo (p,d,q) ARIMA ditambahkan dengan ordo seasonal yang sesuai yakni 24 karena data harian dalam hitungan jam. Metode yang digunakan yakni metode SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)_s$.
7. Evaluasi model prediksi SARIMA dengan menghitung nilai MAPE dari hasil prediksi masing-masing ordo, dan dicari yang mana yang memiliki nilai MAPE terkecil untuk dapat dijadikan model SARIMA terbaik.

3.2 Diagram Alir Kerja Sistem



Gambar 2 Diagram Alir Sistem

Pada Gambar 2 dijelaskan prinsip kerja sistem prediksi penggunaan beban listrik di sektor rumah tangga berbasis website. Langkah awal adalah proses pengolahan data yang dilakukan agar penulis mengetahui model ARIMA apa yang harus digunakan. Proses dekomposisi data dilakukan karena penggunaan model ARIMA sebelumnya tidak dapat memperoleh hasil, ini dikarenakan data yang dimiliki mempunyai faktor musiman, oleh karena itu digunakan model SARIMA.

Model SARIMA kemudian di analisis untuk mendapat ordo parameter yang layak, dan paling minim eror. Ketika sudah ditemukan parameter terbaik, maka model SARIMA di-deploy ke web menggunakan framework flask dan web server gunicorn.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Evaluasi Ordo SARIMA

Untuk menentukan model SARIMA mana yang paling baik, ditampilkan hasil prediksi dari tiap ordo yang memungkinkan untuk dicari dan dibandingkan nilai MAPE (Mean Percentage Error) yang terkecil.

Tabel 1 Hasil Prediksi Beban Listrik dari Ordo SARIMA Sementara

Ordo	Prediksi Total Beban Listrik Harian (Watt)						
	21-Apr	22-Apr	23-Apr	24-Apr	25-Apr	26-Apr	27-Apr
(0, 1, 1, 24)	2193,74	1997,47	2001,2	2004,9	2008,7	2012,39	2016,12
(0, 1, 2, 24)	1993,58	1998	2001,67	2005,3	2009	2012,68	2016,35
(1, 0, 0, 24)	636,439	198,854	62,1316	19,413	6,0655	1,89517	0,59214
(1, 0, 1, 24)	1928,06	1906,8	1885,61	1864,5	1843,5	1822,68	1801,94
(1, 0, 2, 24)	1935,5	1921,03	1907,59	1894,7	1882,4	1870,69	1859,45
(1, 1, 1, 24)	1993,34	1997,66	2001,35	2005	2008,7	2012,42	2016,11
(1, 1, 2, 24)	1992,89	1997,8	2000,35	2005,2	2007,8	2012,69	2015,27
(2, 0, 0, 24)	2063,51	1561,85	1598,68	1856,4	1655,1	1346,88	1820,7
(2, 0, 1, 24)	1869,8	1655,9	1623,88	2021	1719,5	1225,86	1777,19
(2, 1, 1, 24)	1997,96	1997,23	1999,85	2003,4	2007,1	2010,84	2014,56
(2, 1, 2, 24)	1993,17	1997,79	2001,21	2005,2	2008,6	2012,54	2015,98

Tabel 1 menampilkan prediksi penggunaan listrik dalam satuan watt perjam dari semua ordo yang memungkinkan. Dari hasil prediksi sementara, bisa kemudian dieliminasi ordo-ordo yang tidak mungkin layak digunakan, contohnya ada nilai minus. Karena prediksi penggunaan beban listrik ini

tidak memungkinkan ada nilai kurang dari 0, maka hasil prediksi dengan nilai kurang dari 0 dieliminasi. Kemudian nilai prediksi yang dianggap layak ini dibandingkan dengan nilai aktual untuk dicari besar nilai MAPE masing-masing ordo agar bisa dipilih yang terkecil.

Tabel 2 Nilai MAPE Masing-masing Ordo

Ordo	MAPE (%)
SARIMA (2,0,0) (0, 1, 1, 24)	87,6
SARIMA (2,0,0) (0, 1, 2, 24)	103,728496
SARIMA (2,0,0) (1, 0, 0, 24)	96,8804661
SARIMA (2,0,0) (1, 0, 1, 24)	104,285676
SARIMA (2,0,0) (1, 0, 2, 24)	104,00423
SARIMA (2,0,0) (1, 1, 1, 24)	34,0736772
SARIMA (2,0,0) (1, 1, 2, 24)	103,723723
SARIMA (2,0,0) (2, 0, 0, 24)	14,9958607
SARIMA (2,0,0) (2, 0, 1, 24)	27,6626651
SARIMA (2,0,0) (2, 1, 1, 24)	105,57041
SARIMA (2,0,0) (2, 1, 2, 24)	104,060134

Dari data hasil prediksi tiap ordo yang sudah dihitung nilai MAPE tiap ordonya seperti yang diperlihatkan di Tabel 2. Dari semua nilai MAPE masing-masing ordo, ordo SARIMA (2,0,0)x(2,0,0)[24] memiliki nilai MAPE terkecil dengan besar 14,99%. Berdasarkan kriteria akurasi MAPE di Tabel 2.2, nilai MAPE ordo SARIMA (2,0,0)x(2,0,0,24) memiliki kinerja prediksi yang baik.

4.2 Prediksi Konsumsi Beban Listrik

Prediksi konsumsi beban listrik dilakukan pada besar daya yang digunakan untuk penggunaan sembilan perangkat elektronik dalam tujuh hari menggunakan metode ARIMA dengan data aktual yang dihasilkan dari pengambilan data beban listrik tanggal 21 April sampai 27 April 2020. Berikut data aktual dan data hasil prediksi yang diperoleh:

(i) Data Aktual

Data Aktual yang akan dibandingkan dengan data hasil prediksi diambil dalam satuan watt setiap jam seperti yang diberikan pada Tabel 4.6.

Tabel 3 Data Aktual

WAKTU	Besar Daya Listrik Aktual Harian (Watt)						
	21-Apr	22-Apr	23-Apr	24-Apr	25-Apr	26-Apr	27-Apr
12.00 AM	12,15	5,31	5,67	3,1	10,37	5,66	3,1
1.00 AM	2,67	3,12	3,29	2,98	2,88	5,53	3,12
2.00 AM	3,33	3,01	3	3,11	3,2	3,22	10,37
3.00 AM	3	3,11	3,25	3	3,2	3,22	10,39
4.00 AM	11,19	3	3,33	2,98	6,06	10,3	17,38
5.00 AM	10,57	3,01	13,26	10,19	13,32	17,43	14,45
6.00 AM	9,65	48,11	10,1	63,50	10,12	7,209	14,55
7.00 AM	7,11	49,77	370,03	58,48	9,92	7,208	14,19
8.00 AM	7,2	53,50	11,31	67,64	207,23	7,22	14,15
9.00 AM	7,22	61,71	11,5	60,72	7,12	7,21	16,98
10.00 AM	597,8	58,14	64,94	51,9	58,31	9,42	67,30
11.00 AM	58,6	62,03	53,04	74,25	441,4	61,58	469,10
12.00 PM	55,05	52,23	55,82	290,18	53,12	52,48	58,65
1.00 PM	56,26	133,90	253,4	234,60	53,09	49,74	54,82
2.00 PM	275,64	702,64	255,26	654,07	257,61	449,81	235,58
3.00 PM	287,82	314,73	408,28	68,42	255,53	267,75	245,55
4.00 PM	61,54	18,02	114,08	67,96	57,14	52,89	96,10
5.00 PM	63,23	20,17	72,40	74,76	65,73	131,57	71,65
6.00 PM	148,06	20,22	97,31	77,63	100,65	79,46	72,53
7.00 PM	103,9	19,89	40,19	99,36	97,17	79,51	438,24
8.00 PM	80,34	19,71	40,23	79,40	20,05	102,72	34,27
9.00 PM	80,56	18,03	78,6	20,26	20,36	44,41	67,54
10.00 PM	80,2	19,59	76,69	20,43	19,89	45,42	11,33
11.00 PM	12,54	5,36	13,39	20,23	13,08	20,51	4,08

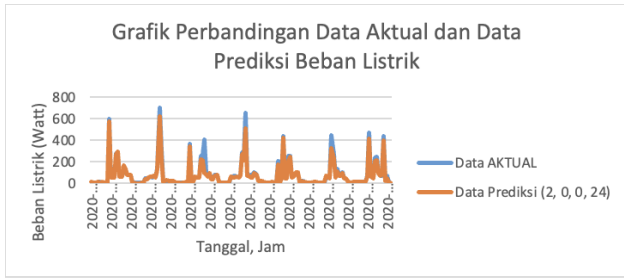
(ii) Data Prediksi

Data prediksi selama 7 hari dalam hitungan jam, diberikan pada Tabel 4 sebagai berikut

Tabel 4 Data Prediksi

Waktu	Besar Daya Listrik Prediksi Harian (Watt)						
	21-Apr	22-Apr	23-Apr	24-Apr	25-Apr	26-Apr	27-Apr
12.00 AM	12,03	4,315	4,97	1,66	10,47	5,33	2,23
1.00 AM	2,44	1,17	2,82	2,58	3,41	5,28	2,201
2.00 AM	2,95	1,54	2,014	2,74	3,52	3,365	10,25
3.00 AM	2,80	1,46	2,94	2,703	3,47	3,344	10,23
4.00 AM	11,33	5,759	3,80	2,78	7,91	10,36	14,95
5.00 AM	9,51	5,538	15,229	14,01	12,68	17,95	11,34
6.00 AM	10,74	42,06	17,91	62,55	8,97	9,58	11,91
7.00 AM	8,141	41,68	340,58	53,57	8,369	9,73	11,19
8.00 AM	8,33	58,21	9,38	53,959	173,7	9,94	11,35
9.00 AM	8,46	63,309	12,93	60,57	6,82	9,06	13,45
10.00 AM	573,8	61,39	61,76	58,20	46,48	13,37	63,22
11.00 AM	57,69	66,63	50,81	74,11	424,72	67,10	412,16
12.00 PM	54,37	51,21	56,73	272,58	47,28	61,58	68,40
1.00 PM	55,45	129,40	218,81	214,04	49,54	46,86	44,77
2.00 PM	273,68	626,63	217,51	512,85	208,82	326,31	204,40
3.00 PM	298,33	236,17	97,33	67,89	248,06	233,72	213,79
4.00 PM	63,69	13,82	90,01	67,8	51,29	53,03	91,79
5.00 PM	62,44	25,49	61,37	52,36	65,63	111,05	71,76
6.00 PM	165,16	27,12	92,64	53,20	106,24	71,47	78,06
7.00 PM	135,01	23,80	38,91	95,66	100,33	71,569	395,20
8.00 PM	81,13	22,64	38,42	74,90	17,67	98,15	24,89
9.00 PM	81,76	24,90	73,65	18,27	18,39	44,25	43,10
10.00 PM	76,79	24,10	74,93	18,39	16,80	44,41	7,26
11.00 PM	7,31	3,43	13,14	18,90	14,47	19,98	2,71

Hasil perhitungan data prediksi pada Tabel 3 merupakan hasil model SARIMA dengan ordo (2,0,0)(2,0,0,24) yang didata dengan satuan watt per jam dalam tujuh hari. Data prediksi jika dibandingkan dengan data aktual, memiliki banyak selisih terutama saat data berfluktuasi berkali-kali lipat dari data sebelumnya.



Gambar 3 Grafik Perbandingan Aktual dan Prediksi

Perbandingan data beban listrik actual dan prediksi ditunjukkan pada grafik di Gambar 4.6. Data prediksi SARIMA (2,0,0)(2,0,0,24) menghasilkan nilai MAPE (*Mean Percentage Error*) sebesar 14,995%.

(iii) Estimasi Biaya dan Selisih Biaya Konsumsi Listrik Selama 7 Hari

Melakukan estimasi biaya listrik untuk data actual diprediksi yakni dengan mengkalikan besar watt yang dikonversikan menjadi KWh dengan tarif listrik sector rumah tangga sesuai aturan PT.PLN (Persero) yakni Rp.1352. Perbandingan konsumsi dan tarif beban listrik ditunjukkan pada Tabel 4.8 sebagai berikut

Tabel 5 Estimasi Beban Listrik dan Biaya

TANGGAL	Total Beban (KWh)		Biaya Listrik(Rp)		Selisih
	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi	
21-Apr	2,03	1,869	2.752,32	2.527,97	224,35
22-Apr	1,69	1,655	2.296,19	2.238,7	57,42
23-Apr	2,058	1,623	2.783,12	2.195,47	587,64
24-Apr	2,109	2,021	2.851,69	2.732,3	119,32
25-Apr	1,78	1,71	2.415,49	2.324,7	90,70
26-Apr	1,52	1,225	2.057,15	1.657,35	399,79
27-Apr	2,045	1,777	2.764,84	2.402,7	362,07

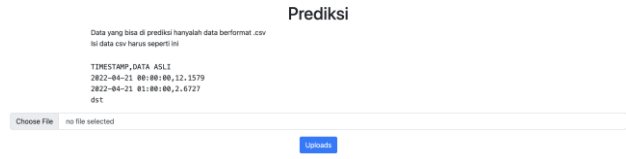
Pada Tabel 4.8 dibandingkan data actual penggunaan listrik selama 7 hari dalam satuan KWh, dengan data prediksi menggunakan metode SARIMA dengan ordo (2,0,0,24). Selain itu, diberikan juga hasil perhitungan tarif konsumsi listrik harian dari data actual dan prediksi, serta selisihnya. Penggunaan metode SARIMA untuk memprediksi beban listrik, apabila diaplikasikan akan memberikan acuan tarif listrik harian seperti yang telah disajikan pada Tabel 4.7. Berdasarkan pengujian menggunakan data actual dan data prediksi dari beban listrik selama 7 hari, maka didapatkan nilai rata-rata MAPE sebesar 14,995%.

4.3 Perancangan Website

Setelah membuat model ARIMA dan menyimpannya ke dalam bentuk pickle atau format .pkl yang berguna sebagai engine untuk memprediksi penggunaan listrik rumah tangga, modul dan file pickle akan dipanggil seperti pada Gambar 4 kemudian modul flask akan diaktifkan dan dilakukan perutean pada aplikasi ke halaman awal dengan membuka template base.html yang sudah dibuat untuk tampilan awal web.

Web interface dibuat sebagai media interaktif bagi pengguna untuk mengakses data prediksi beban listrik. Web dibangun

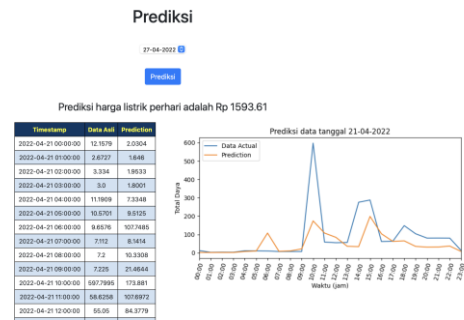
menggunakan framework flask di web server gunicorn. Berikut tampilan awal website ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4 Tampilan Awal Web

Pada Gambar 4 merupakan tampilan awal *website* yang memuat kerangka template untuk mengunggah *file* yang akan diprediksi, dengan ketentuan format file .csv, kolom pertama adalah timestamp, kolom kedua berisi value data actual.

Selanjutnya data yang dimasukkan tadi akan diolah dengan modul pandas dan dilakukan prediksi. Tabel hasil prediksi akan di save ke dalam bentuk file .csv, yang mana akan digunakan apabila ingin menampilkan table, plot dan harga prediksi yang akan dimunculkan pada halaman baru berjudul "Prediksi" seperti yang terlihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Contoh Laman Prediksi

Bagian ini berisi paparan objektif peneliti terhadap hasil-hasil penelitian berupa penjelasan dan analisis terhadap penemuan-penemuan penelitian, penjelasan serta penafsiran dari data dan hubungan yang diperoleh, serta pembuatan generalisasi dari penemuan. Apabila terdapat hipotesis, maka pada bagian ini juga menjelaskan proses pengujian hipotesis beserta hasilnya.

Hasil penelitian harus disajikan secara jelas dan sistematis supaya mudah dibaca dan dipahami. Penyajian hasil penelitian dapat dilakukan dengan cara deskriptif (naratif), menggunakan tabulasi, tabel atau grafik, atau dengan menggunakan gabungan dua atau ketiganya secara sekaligus. Penggunaan ketiga cara tersebut disesuaikan dengan jenis data dan sejauh mana deskripsi data akan dijelaskan. Misalnya, pada awal peneliti memaparkan narasi temuannya, kemudian didukung dengan sajian data dalam bentuk tabulasi, tabel atau grafik. Peneliti juga menyajikan data-data hasil penelitian, kemudian didukung grafik dilanjutkan deskripsi naratif [10 pts]. Berikan kemungkinan pengembangan atau penelitian ke depan terkait penelitian ini

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan Analisa yang sudah dilakukan, sistem prediksi dengan metode SARIMA dapat ditarik kesimpulan, adanya sistem prediksi berbasis web yang dibangun dengan model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) menggunakan framework flask dan web server gunicorn yang interaktif memudahkan user untuk mengawasi dan mengantisipasi penggunaan beban listrik dan tarifnya untuk waktu yang akan datang.

Berdasarkan dari hasil model runtun waktu yang digunakan dalam melakukan prediksi daya penggunaan listrik dan biaya penggunaan listrik selama 7 hari sejak tanggal 21 April sampai 27 April, metode Seasonal ARIMA menghasilkan nilai rata-rata MAPE sebesar 14,995%.

REFERENSI

- [1] Q. Chen, A. Balian, M. Kyzym, T. Salashenko, I. Gryshova and V. Khaustova, "Electricity Markets Instability: Causes of Price Dispersion.," *Sustainability*, vol. 13, no. 12343, 2013.
- [2] R. Weron, "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future," *Int. J. Forecast.*, vol. 3, pp. 1030-1081, 2014.
- [3] J. Lago, G. Marcjasz, B. De Schutter and R. Weron, "Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices and an open-access benchmark," *Appl. Energy*, vol. 293, no. 1169833, 2021.
- [4] K. Funahashi and Y. Nakamura, "Approximation of dynamical systems by continuous time recurrent neural networks," *Neural Network*, no. 6, pp. 801-806, 1993.
- [5] F. R. Alharbi and D. Csala, "Short-Term Wind Speed and Temperature Forecasting Model Based on Gated Recurrent Unit Neural Networks.," in *The 2021 3rd Global Power, Energy and Communication Conference (GPECOM)*, Antalya, Turkey, 2021.
- [6] M. Valipour, "Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States," *METEOROLOGICAL APPLICATIONS*, vol. 22, pp. 592-598, 2015.
- [7] "Modelling and Forecasting of Rainfall Time Series Using SARIMA," *Environ. Process.*, vol. 4, pp. 399-419, 2017.
- [8] R. W. Divisekara, G. J. M. S. R. Jayasinghe and K. W. S. N. Kumari, "Forecasting the red lentils commodity market price using SARIMA models," *SN Bus Econ*, vol. 1, no. 20, 2021.
- [9] "Sarima Modelling Approach for Railway Passenger Flow Forecasting," *Transport*, vol. 33, no. 5, pp. 1113-1120, 2016.
- [10] A. E. Permasari, I. Hidayah and I. A. Bustoni, "SARIMA (Seasonal ARIMA) Implementation on Time Series to Forecast The Number of Malaria Incidence," *International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), Yogyakarta, Indonesia*, pp. 203-207, 2013.
- [11] Z. Xinxiang, Z. Bo and F. Huijuan, "A Comparison Study of Outpatient Visits Forecasting Effect between ARIMA with Seasonal Index and SARIMA," *International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), Nanjing, China*, pp. 362-366, 2017.
- [12] D. N. Pradini, M. Astiningrum and A. Y. Ananta, "Sistem Peramalan Dan Pemantauan Jumlah Produksi Ikan Berbasis Web Dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average(SARIMA) (STUDI KASUS DINAS PERIKANAN KAB.MALANG)," *Teknologi Informasi, Politeknik Negri Malang*, 2020.
- [13] C. G. K. Simatupang, W. Swastika and T. R. Suganda, "Perancangan Aplikasi Berbasis Web Untuk Prediksi Harga Saham Dengan Metode LTSM," *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains dan Teknologi*, vol. 3, no. 1, pp. 1-8, 2022.
- [14] D. Suswanto, *Sistem Distribusi Tenaga Listrik*, 2010.
- [15] R. T. Jurnal, "Analisis Pengaruh Jenis Beban Listrik Terhadap Kinerja Pemutus Daya Listrik Di Gedung Cyber Jakarta," *Energi & Kelistrikan*, vol. 7, no. 2, pp. 108-117, 2015.
- [16] S. Pers, "web.pln.co.id," PT. PLN (Persero), 27 Juni 2023. [Online]. Available: <https://web.pln.co.id/media/siaran-pers/2023/06/tarif-listrik-triwulan-iii-tetap-pln-pastikan-listrik-andal-untuk-dorong-perekonomian>. [Accessed 22 Agustus 2023].
- [17] Science Direct, "Forecasting: theory and practice," *International Journal of Forecasting*, vol. 38, no. 3, pp. 705-871, 2022.
- [18] I. K. Putri and S. , "Deteksi Outlier pada Model ARIMA Musiman Ganda untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 1, pp. 2337-3520, 2015.
- [19] E. T. K. Dewi, A. Agoestanto and S. , "Metode Least Trimmed Square (LTS) dan MM-Estimation Untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika Terdapat Outlier," *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 1, pp. 47-54, 2016.
- [20] G. E. P. Box, G. M. Jenkins and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Holden-Day. Series G, 1976.
- [21] J. E. Hanke and D. W. Wichern, "Business Forecasting," Prentice Hall, New York City, 2005.
- [22] I. Aksan and K. Nurfadilah, "Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler," *Journal of Mathematics:: Theory and Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 2722-2705, 2020.
- [23] S. Makridakis, S. C. Wheelwright and V. E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Ed. ke-2.

Terjemahan Ir.Hari Suminto, Jakarta: Binarupa Aksara, 1999.

- [24] Python Software Foundation, "docs.python.org," 2001. [Online]. Available: <https://docs.python.org/3/library/pickle.html>. [Accessed 1 November 2023].
- [25] N. Loubser, "Software Engineering for Absolute Beginners," in *Creating a RESTful API: Flask*, Berkeley, CA, Apress, 2021, pp. 193-233.
- [26] P.-C. Chang, Y.-W. Wang and C.-H. Liu, "The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting," *Expert Systems with Applications*, vol. 32, no. 1, pp. 86-96, 2007.
- [27] D. A. R. Poespitasari, C. Ekaputri and D. K. Silalahi, "Prediksi Konsumsi Listrik Rumah Berdasarkan Pola Penggunaan Beban Listrik," 2021.
- [28] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Communication ACM*, no. 60, pp. 84-90, 2017.
- [29] S. Vagropoulos, G. Chouliaras, E. Kardakos, C. Simoglou and A. Bakirtzis, "Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting," in *the 2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, Leuven, Belgium, 2016.
- [30] N. Elamin and M. Fukushige, "Modeling and Forecasting Hourly Electricity Demand by SARIMAX with Interactions," *Energy*, vol. 165, pp. 257-268, 2018.