Prediksi Kebutuhan Tenaga Listrik PLN UP3 Cengkareng Dengan Menggunakan *Deep Learning*

Novia Dewi[1]\*, Jan Everhard Riwurohi[2]

Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Budi Luhur [1,2]\*,

Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia

[noviadewist@gmail.com](mailto:noviadewist@gmail.com)[1], yan.everhard@budiluhur.ac.id[2],

***Abstract*— *The consumption of electrical energy for the community every year has increased. Except for the electricity consumption of PLN UP3 Cengkareng customers, which also increased. So hereby PLN UP3 Cengkareng must supply electricity to customers in all categories such as Social Category, Household Category, Business Category, Industry Category and Government Category. With customer needs that continue to increase, it is necessary to predict future electricity needs, so that PLN UP3 Cengkareng can provide the required electrical power. For this reason, it is necessary to predict the electricity demand. This research was conducted to predict the electricity demand of UP3 Cengkareng by using the Deep Learning Model Long ShortTerm Memory (LSTM). The data set used in this study was taken from the PLN UP3 Cengkareng information system, for 10 years, the period from 2012 to 2021. The data used is divided into 2 categories, namely 70% training data and 30% testing data. The results obtained from this prediction are 96,689, with an average neuron value of 32 and an epoch value of 10.***

***Keywords—*** ***Deep Learning, Electricity Consumption, Long ShortTerm Memory, PLN, Prediction***

***Abstrak*— Konsumsi energi listrik untuk masyarakat setiap tahunnya mengalami peningkatan. Tidak kecuali konsumsi energi listrik pada pelanggan PLN UP3 Cengkareng yang juga meningkat. Maka dengan ini PLN UP3 Cengkareng harus memasok tenaga listrik untuk pelanggan pada semua katergori seperti Kategori Sosial, Kategori Rumah Tangga, Kategori Bisnis, Kategori Industri dan Kategori Pemerintah. Dengan kebutuhan pelanggan yang terus menerus meningkat, maka perlu dilakukan prediksi bagi kebutuhan tenaga listrik dimasa akan datang, agar PLN UP3 Cengkareng dapat menyediakan Tenaga listrik yang dibutuhkan. Untuk itu diperlukan prediksi kebutuhan tenaga listrik tersebut. Penelitan ini dilakukan untuk memprediksi kebutuhan tenaga listri UP3 Cengkareng dengan menggunakan Deep Learning Model *Long ShortTerm Memory* (LSTM). Data set yang digunakan pada penelitian ini diambil dari sistem informasi PLN UP3 Cengkareng, selama 10 Tahun, periode tahun 2012 sampai dengan tahun 2021. Data yang digunakan dibagi dengan 2 kategori yaitu 70% Data training dan 30% data testing. Adapun hasil yang didapat dari prediksi ini adalah 96.689, dengan rata-rata nilai neuron sebesar 32 dan nilai epoch sebesar 10.**

**Kata Kunci— Deep Learning, Konsumsi Listrik, *Long ShortTerm Memory,* PLN, Prediksi**

# PENDAHULUAN

Konsumsi listrik di Indonesia selalu mengalami peningkatan setiap tahunnya sejalan dengan peningkatan dan kemajuan yang telah dicapai dalam pembangunan di berbagai bidang, baik dalam bidang ekonomi, industri, maupun teknologi. Sebab itu pemerintah terus berupaya menyediakan pasokan listrik kepada masyarakat dengan mengeluarkan biaya yang besar untuk memastikan ketersediaan tenaga listrik yang terjangkau bagi masyarakat. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik Provinsi DKI Jakarta jumlah pelanggan listrik di DKI Jakarta sejak Tahun 2013 sampai Tahun 2020 mengalami peningkatan yang signifikan, maka kebutuhan energi listrik juga meningkat di Wilayah Jakarta dan sekitarnya. Di dalam penelitian ini yang menjadi studi kasus adalah Daerah Cengkareng, Jakarta Barat.

Adapun alasan yang mendasarinya adalah bahwa daerah Cengkareng Jakarta Barat jumlah pertumbuhan penduduk yang meningkat dan ini berdampak pada kebutuhan tenaga listrik, disamping itu, perkembangan industri, bisnis maupun pembangunan perumahan elit.

Hasil yang diharapkan pada penelitian ini yaitu dapat melakukan prediksi untuk mengetahui prediksi kebutuhan listrik dimasa yang akan datang bagi masyarakat Cengkareng dan sekitarnya menggunakan *Deep Learning* dengan metode LSTM.

Studi penelitian mengenai Prediksi khusus kebutuhan Tenaga Listrik telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya dengan menggunakan metode LSTM, antara lain penelitian yang dilakukan oleh [20] Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu menggunakan *Deep Learning Long Short-Term Memory (LSTM)*, dengan hasil metode LSTM dan metode ARIMA, penggunaan metode LSTM memberikan hasil peramalan yang lebih baik dari pada penggunaan metode ARIMA yaitu hasil simulasi dengan proporsi *data training* 80% dan *data testing* 20% menunjukkan nilai RMSE dan MAPE yang lebih besar dari pada ketika menggunakan proporsi *data training* 70% dan *testing* 30%, disebabkan karena pada empat hari di bulan September dan November, dan satu hari di bulan Oktober tahun 2020, terjadi kenaikan beban puncak.

Penelitian yang dilakukan oleh [12] Prediksi Penggunaan Energi Listrik pada Rumah Hunian menggunakan LSTM, dengan hasil mengenai jenis atribut yang akan dipakai dan arsitektur dari model prediktor. Koefisien korelasi antara target dengan atribut lainnya dipilih lebih dari 0,07. Untuk skenario ini, sebanyak 13 jenis atribut yang digunakan sebagai input dari LSTM. Berdasarkan penelitian, 8 *neuron* dalam LSTM dengan *lookback* sebanyak 7 memiliki kinerja paling baik. Besarnya nilai *error* terhadap data uji masing-masing sebesar 60.992 dan 28.278 untuk RMSE dan MAE.

Penelitian yang dilakukan oleh [19] Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan *Deep Learning* LSTM, dengan hasil peramalan yang lebih baik daripada penggunaan metode ARIMA, kecuali jika terjadi anomali pembebanan yang mengakibatkan perubahan karakteristik data yang digunakan dalam simulasi.

Selanjutnya dalam penelitian ini menggunakan *Deep Learning* dengan metode LSTM, dengan nilai, jumlah dan kategori data penjualan tenaga listrik periode Januari 2012 sampai dengan Desember 2021, dengan 5 Kategori Pelanggan Listrik (Sosial, Rumah Tangga, Bisnis, Industri, Pemerintah), pada 27 jenis tenaga listrik, *nilai epoch-neuron* yang beragam dalam pembagian data training:testing 70%:30% serta model digunakan untuk melakukan prediksi bulan berikutya terhadap kebutuhan tenaga listrik.

# tinjauan pustaka

## Deep Learning

*Deep Learning* merupakan bagian dari *machine learning* di mana algoritma yang digunakan menyerupai dengan cara otak manusia bekerja sehingga disebut juga sebagai jaringan syaraf tiruan. *Deep Learning* yakni implementasi konsep dasar machine learning yang mengadaptasikan algoritma jaringan syaraf tiruan dengan lapisan yang lebih banyak. Dengan lebih banyaknya lapisan tersembunyi (*hidden layer*) yang digunakan antara lapisan masukan dan lapisan keluaran maka jaringan tersebut dinamakan sebagai *deep neural nets*.

* 1. Prediksi

Prediksi merupakan ilmu pengetahuan untuk memprediksi sesuatu di masa depan. Prediksi dapat dilakukan menggunakan data-data masa lalu yang diolah menggunakan metode prediksi. Tujuan dari prediksi adalah menjadi acuan pengambilan keputusan tentang sesuatu yang terjadi di masa depan yang telah diperkirakan di masa saat ini.

* 1. *Long ShortTerm Memory (LSTM)*

LSTM adalah jenis *Recurrent Neural network* (RNN) yang mempelajari dan menghafal ketergantungan pola jangka panjang. Jaringan perulangan RNN hanya menggunakan satu layer sederhana yaitu layer tanh seperti pada Gambar 1.

Diagram

Description automatically generated

Gambar 1. Perulangan modul di RNN dengan satu layer (Smagulova dan James. 2019)

Sedangkan dengan LSTM memiliki 4 (empat) layer perulangan seperti pada Gambar 2.

Diagram

Description automatically generated

Gambar 2. Perulangan empat layer pada LSTM

(Smagulova dan James. 2019)

* 1. Normalisasi Data

Yang dimaksud dengan normalisasi di sini adalah skalaan ulang (*rescalling*) data dari jumlah asli dan semua nilai dengan kisaran antara 0 dan 1. Untuk melakukan normalisasi, harus diketahui atau dapat diperkirakan secara akurat nilai maksimum dan minimum dari data pengamatan.

Di penelitian ini digunakan *Min Max Scaller* dalam melakukan normalisasi yang dinyatakan dengan rumus:

A picture containing chart

Description automatically generated(1)

Di mana:

y = nilai hasil normalisasi

min = nilai minimum dari keseluruhan data

x = nilai input

max = nilai maksimum dari keseluruhan data

* 1. Pemodelan

Untuk Untuk membangun model dan training model LSTM digunakan beberapa parameter yaitu:

1. *Epoch (e)*

Jumlah epoch adalah *hyperparameter* penentu berapa banyaknya atau berapa kali algoritma *deep learning* mengelolah seluruh data set. Satu *epoch* berarti bahwa setiap sampel dalam data dataset training memiliki kesempatan untuk memperbaharui parameter model internal. Sebuah epoch dari satu atau lebih *batch* (Jason Brownlee.2019).

1. *Neuron (n)*

Jumlah neuron adalah parameter yang menentukan lapisan pada *hidden layer*, yang dimana setiap neuron memiliki beberapa *gates* yang mengatur memori pada setiap neuron. Jumlah *neuron* ini biasanya dikaitkan dengan akurasi hasil yang didapat.

* 1. *Root Mean Square Error (RMSE)*

Metode evaluasi yang digunakan adalah RMSE. RMSE merupakan metode pengukuran dengan cara mengukur perbedaan nilai dari prediksi sebuah model sebagai estimasi atas nilai yang diobservasi. RMSE merupakan hasil dari akar kuadrat [Mean Square Error](https://www.khoiri.com/2020/12/pengertian-dan-cara-menghitung-mean-squared-error-mse.html) (MSE).

Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran ditandai dengan adanya nilai RMSE terkecil. Formula RMSE yang biasa digunakan, sebagai berikut:

Text

Description automatically generated(2)

Di mana:

At = Nilai data aktual

n = banyaknya data

Ft = Nilai hasil peramalan

∑ = *Summation* (jumlahkan keseluruhan nilai)

# METODE PENELITIAN

Metodologi Penelitian yang digunakan di penelitian ini adalah metodologi *Data Mining CRISP-DM* (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). CRISP-DM sebagai pemecah masalah yang umum untuk bisnis dan penelitian. Metodologi ini terdiri dari enam tahapan yang dapat dijelaskan sebagai berikut dan terdapat pada Gambar 3.

A picture containing circle, diagram, screenshot, text

Description automatically generated

Gambar 3. Proses CRISP-DM (Larose, 2014)

Rancangan penelitian disusun dengan menerapkan metodologi CRISP-DM tersebut, dan diuraikan ke dalam tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Melakukan pemahaman tentang kebutuhan tenaga listrik dan permasalahan yang perlu diselesaikan, dengan melakukan Analisis dari pentingnya sebuah keperluan informasi tentang kondisi kebutuhan tenaga listrik yang berupa prediksi kebutuhan tersebut berdasarkan data yang ada.

1. Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Disimpulkan kecukupan kualitas data sumber, untuk ditemukan informasi (data) yang mendukung pembentukan hipotesis penelitian, dengan cara:

#### Pengumpulan Data

#### Data yang berisi Penjualan Tenaga Listrik yang diperoleh dari data hasil pencatatan atau laporan penjualan tenaga listrik.

#### Analisis dan Validasi Data

Melakukan analisis data untuk mempermudah pemahaman terhadap data serta mevalidasi data

#### dilakukan dengan menilai kesesuaian data dengan masalah penelitian.

### Pengolahan Data (Data Preparation)

### Memvalidasi data dilakukan dengan menilai kesesuaian data dengan masalah penelitian. Dari analisis data yang dilakukan dinilai apakah data yang dikumpulkan sudah sesuai dengan harapan, baik dari jumlah, atribut, maupun kualitasnya, dengan cara Normalisasi Data, yang dimaksud dengan normalisasi di sini adalah skalaan ulang (rescalling) data dari jumlah asli sehingga semua nilai berada dalam kisaran antara 0 dan 1.

1. Pemodelan (*Modeling*)

### Implementasi algoritma Deep Learning untuk membuat model dari data yang telah disiapkan. Target pemodelan adalah menemukan model terbaik yang didapatkan menggunakan data yang sudah diproses. Di penelitian ini ditentukan algoritma yang digunakan untuk menghasilkan model yaitu deep learning LSTM. Untuk membangun Model, proses training menggunakan data training dan menerapkan parameter sehingga didapatkan model LSTM. Untuk membangun model dan training model LSTM digunakan beberapa parameter yaitu junlah epoch dan jumlah neuron.

### Evaluasi Model (Evaluation)

Metode evaluasi yang digunakan adalah *RMSE*. Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran ditandai dengannilai RMSE terkecil.

1. *Deployment*

Model yang sudah sudah melalui hasil evaluasi performa, kemudian disimpan ke dalam *format file* tertentu dan dapat diimplementasikan dalam bentuk aplikasi. Di penelitian ini aplikasi *web* dapat menampilkan grafik nilai tenaga listrik dan hasil dari prediksi.

Data penelitian yang akan dilakukan ini menggunakan dataset Pelanggan PLN UP3 Cengkareng. Dataset tersebut data yang berisi Penjualan Tenaga Listrik, sebanyak 3240 data yang terdiri dari 5 kategori yaitu sosial, rumah tangga, bisnis, industri, pemerintah. Sebagian *dataset* yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampel *Dataset*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Tahun** | **Bulan** | **Jenis** | **Jumlah Kwh** |
| 2012 | 1 | B-1 / 450 VA I | 41.348 |
| B-1 / 900 VA I | 115.609 |
| B-1 / 1.300 VA | 411.521 |
| B-1 / 2.200 VA | 3.347.105 |
| B-2 / 6.600 VA keatas | 11.991.144 |

Perancangan *Algortima*

### Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahap yaitu analisa masalah, pengumpulan data, normalisasi data, persiapan data, pembagian data, pembentukan model evaluasi model, deployment model lalu hasil analisa. Tahapan tersebut digambarkan pada diagram alir Gambar 4.

Diagram

Description automatically generated

Gambar 4. Langkah penelitian

Data yang digunakan berupa data penjualan tenaga listrik lalu dilakukan pengolahan data yaitu dengan proses normalisasi data, pembagian data yaitu *data training* dan *data testing*. Data training dilakukan untuk mengetahui model optimal agar dapat dilakukan *testing* nantinya. *Data Testing* dilakukan untuk menguji dengan menggunakan model optimal dari hasil *Data Training*, yang menggunakan nilai *neuron* dan *epoch* bervariasi. Selanjutnya yaitu membangun evaluasi model yang dimana dilakukan dengan menerapkan parameter optimal yang dihasilkan pada keseluruhan dataset, yaitu pada data 5 Kategori Pelanggan Listrik dengan 27 jenis tenaga listrik. Setelah melalui proses training dan testimg lalu dihitung nilai RMSE dan model juga digunakan untuk melakukan prediksi terhadap kebutuhan tenaga listrik.

# HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Sumber Data

Data yang didapatkan yaitu jumlah data penjualan tenaga listrik yang terdiri dari kategori sosial, rumah tangga, bisnis, industri dan pemerintah dari Januari 2012 sampai dengan Desember 2021 yang didapatkan dari Penjualan Tenaga Listrik pada Bagian Niaga PLN UP3 Cengkareng. Total data yang dimiliki adalah untuk 10 tahun dengan jumlah 120 bulan. Dari keseluruhan data yang tersedia, terdapat 27 jenis tenaga listrik yang terdapat data penjualan tenaga listrik berupa kWh terdapat pada Tabel 2.

Tabel 2. Sumber Data

| **No** | **Jenis Tenaga Listrik** | **Tahun** | **Bln** | **Jum**  **Baris** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | sosial\_s2\_450\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 2 | sosial\_s2\_900\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 3 | sosial\_s2\_1300\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 4 | sosial\_s2\_2200\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 5 | sosial\_s2\_3500\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 6 | rumah\_tangga\_r1\_450\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 7 | rumah\_tangga\_r1\_900\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 8 | rumah\_tangga\_r1\_1300\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 9 | rumah\_tangga\_r1\_2200\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 10 | rumah\_tangga\_r2\_3500\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 11 | rumah\_tangga\_r3\_6600\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 12 | bisnis\_b1\_450\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 13 | bisnis\_b1\_900\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 14 | bisnis\_b1\_1300\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 15 | bisnis\_b1\_2200\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 16 | bisnis\_b2\_6600\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 17 | industri\_i1\_1300\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 18 | industri\_i1\_2200\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 19 | industri\_i1\_3500\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 20 | industri\_i2\_14\_kva | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 21 | industri\_i3\_200\_kva | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 22 | pemerintah\_p1\_450\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 23 | pemerintah\_p1\_900\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 24 | pemerintah\_p1\_1300\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 25 | pemerintah\_p1\_2200\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 26 | pemerintah\_p1\_6600\_va | 2012-2021 | 1-12 | 120 |
| 27 | P3 | 2012-2021 | 1-12 | 120 |

1. Normalisasi

Berikut merupakan data yang akan dinormalisasi sebagai contoh perhitungan untuk normalisasi, dengan menggunakan rumus (1).

Contoh perhitungan normalisasi dengan menggunakan rumus diatas:

Baris 1:

x = 3.347.105

Max = 4.807.092

Min = 2.812.802

0.2679164 (3)

Baris 2:

x = 3.220.093

Max = 4.807.092

Min = 2.812.802

0.20422857 (4)

Baris 120:

x = 4.556.271

Max = 4.807.092

Min = 2.812.802

0.87924474 (5)

1. Persiapan Data

Dalam proses persiapan data, yaitu data hasil normalisasi, dibuat dalam bentuk *file csv* dan data ini akan di akses menggunakan *Google Colab*. Data yang tersimpan pada *Google Drive*. Setelah data berhasil di input ke dalam aplikasi, maka perlu melakukan pengecekan apakah data benar sudah terbaca sebagai contoh di 5 data pertama dan 5 data terakhir yaitu 5 Jenis Kategori Pelanggan dengan jumlah 27 jenis tenaga listrik dan hasil dari *matplotlib* untuk keseluruhan data selama 10 tahun sebagai berikut.

Table

Description automatically generated

Chart, line chart

Description automatically generated

Gambar 5. Tabel Data dan Grafik Data

1. Pembagian Data

Pembagian data dibagi 2 yaitu: menjadi *data training* 70% dan *data testing* 30%.

1. Data Training

Proses Training Data dapat dilihat pada Tabel 5 dan Gambar 5, dengan menampilkan 1 sample data menggunkan kategori Rumah Tangga R-3 6600 VA, nilai RMSE digunakan untuk menilai hasil model atau performa model optimal. Nilai *Epoch (e)* dan *Neuron (n)* ditentukan bervariasi sebagai parameter *training model*. Dalam penelitian ini di latih (*training*) pada semua Data dengan kombinasi nilai *neuron* 16, 32, 64,128 dan 256 sedangkan kombinasi epoch adalah 10, dengan rasio data training 70%.

Tabel 3. Proses Data Training RT R-3 6600 VA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Banyaknya (n)** | **Banyaknya (e)** | **RMSE** |
| 16  32  64  **128**  256 | 10  10  10  **10**  10 | 44013199.77  25535890.67  41122765.07  **7504461.12**  11286318.94 |

A graph with a line

Description automatically generated

Gambar 6. Grafik Proses Data Training RT R-3 6600 VA

dengan n= 128 dan e=10

1. Pembentukan *Data Testing*

*Data Testing* dilakukan untuk menguji dengan menggunakan model optimal dari hasil Data Training. Data testing dapat dilihat pada Gambar 5 berikut:

A graph with a line

Description automatically generated

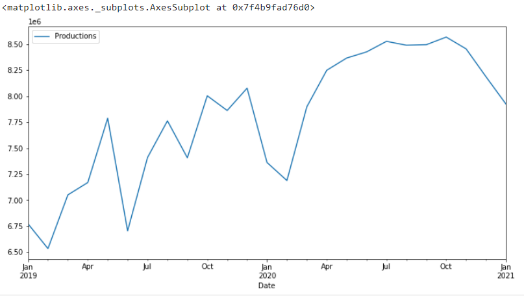
Gambar 7. Grafik Pembentukan Data Testing

RT R-3 6600 VA Data Testing

Selanjutnya model digunakan untuk memprediksi menggunakan data testing. Dengan didapatkan model optimal (nilai RMS terkecil), lalu di uji dengan data *testing*, untuk mengetahui nilai akurasinya.Berikut ini proses dan hasil pengujian dengan menggunakan model optimal pada *neuron* 128 dan *epoch 10*, dapat dilihat dari Tabel 4 dan Gambar 8 berikut:

Tabel 4 Proses Data *Testing* RT R-3 6600 VA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Banyaknya (n)** | **Banyaknya (e)** | **RMSE** |
| 128 | 10 | 577277.94 |



Gambar 8. Grafik Hasil Data Testing RT R-3 6600 VA

dengan n= 128 dan e=10

1. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan menerapkan parameter optimal yang dihasilkan pada keseluruhan dataset, yaitu pada data 5 Jenis Pelanggan Listrik dengan 27 Kategori sebagai berikut:

1. Jenis Pelanggan Sosial dengan 5 kategori yaitu: 450 VA, 900 VA, 1300 VA, 2200 VA, 3500 VA.
2. Jenis Pelanggan Rumah Tangga dengan 6 kategori yaitu: 450 VA, 900 VA, 1300 VA, 2200 VA, 3500 VA, 6600 VA .
3. Jenis Pelanggan Bisnis dengan 5 kategori yaitu: 450 VA, B-1 900 VA, 1300 VA, 2200 VA, 6600 VA.
4. Jenis Pelanggan Industri dengan 5 kategori yaitu: 1300 VA, 2200 VA, 3500 VA, 14 KVA, 200 KVA.
5. Jenis Pelanggan Pemerintah dengan 6 kategori yaitu: 450 VA, 900 VA, 1300 VA, 2200 VA, 6600, P3.

Setelah melalui proses *training* dan testing, dari tiap model yang didapatkan. Berikut ini adalah hasil pada 27 jenis pelanggan listrik dengan masing-masing kategori. Selain itu model juga didapatkan untuk melakukan prediksi bulan selanjutnya terhadap kebutuhan tenaga listrik.

Tabel 5. Ringkasan Hasil

| **No** | **Jenis Tenaga Listrik** | **n** | **e** | **Hasil** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | sosial\_s2\_450\_va | 128 | 10 | 4191.2346 |
| 2 | sosial\_s2\_900\_va | 64 | 10 | 2366.6946 |
| 3 | sosial\_s2\_1300\_va | 16 | 10 | 7564.091 |
| 4 | sosial\_s2\_2200\_va | 16 | 10 | 274452.483 |
| 5 | sosial\_s2\_3500\_va | 128 | 10 | 254339.864 |
| 6 | RT\_r1\_450\_va | 32 | 10 | 694601.161 |
| 7 | RT \_r1\_900\_va | 129 | 10 | 681093.581 |
| 8 | RT \_r1\_1300\_va | 32 | 10 | 1186076.459 |
| 9 | RT \_r1\_2200\_va | 64 | 10 | 1194763.983 |
| 10 | RT \_r2\_3500\_va | 128 | 10 | 1389531.185 |
| 11 | RT \_r3\_6600\_va | 128 | 10 | 577277.948 |
| 12 | bisnis\_b1\_450\_va | 256 | 10 | 3634.795 |
| 13 | bisnis\_b1\_900\_va | 32 | 10 | 13440.842 |
| 14 | bisnis\_b1\_1300\_va | 32 | 10 | 23727.551 |
| 15 | bisnis\_b1\_2200\_va | 256 | 10 | 272797.3665 |
| 16 | bisnis\_b2\_6600\_va | 16 | 10 | 1995866.289 |
| 17 | industri\_i1\_1300\_va | 32 | 10 | 96.689 |
| 18 | industri\_i1\_2200\_va | 32 | 10 | 559.664 |
| 19 | industri\_i1\_3500\_va | 64 | 10 | 2284.352 |
| 20 | industri\_i2\_14\_kva | 32 | 10 | 2210562.468 |
| 21 | industri\_i3\_200\_kva | 16 | 10 | 40354122.66 |
| 22 | pemerintah\_p1\_450\_va | 64 | 10 | 29.538 |
| 23 | pemerintah\_p1\_900\_va | 64 | 10 | 333.226 |
| 24 | pemerintah\_p1\_1300\_va | 128 | 10 | 2154.432 |
| 25 | pemerintah\_p1\_2200\_va | 64 | 10 | 3978.941 |
| 26 | pemerintah\_p1\_6600\_va | 16 | 10 | 31062.046 |
| 27 | P3 | 16 | 10 | 82838.431 |

1. *Deployment Model*

Agar model dapat digunakan secara *real time,* merupakan tahap terakhir dari penelitian ini, maka model diimplementasikan menjadi sebuah aplikasi berbasis *web* seperti Gambar 9 berikut:

A screenshot of a login screen

Description automatically generated with medium confidence

Gambar 9. Tampilan Halama Login

Selanjutnya sistem akan melakukan validasi, jika benar maka akan diarahkan ke dashboard seperti Gambar 10 berikut:

A picture containing text, font, line, screenshot

Description automatically generated

Gambar 10. Halaman dashboard

Admin juga dapat mengelola data dengan cara melakukan pencarian data berdasarkan tahun, melakukan perubahan data secara langsung melalui aplikasi. Bahkan admin juga dapat melakukan penghapusan data.

A screenshot of a computer

Description automatically generated with low confidence

Gambar 11. Halaman Kelola Data

Admin juga dapat mencetak seluruh data dalam bentuk pdf untuk keperluan pembuatan report atau laporan.

A picture containing text, screenshot

Description automatically generated

Gambar 12. Halaman Cetak Data PDF Data Keseluruhan

Serta file yang tersimpan di *google drive* juga dapat diakses secara langsung melalui aplikasi web yang sudah terintegrasi, sehingga admin juga dapat langsung melakukan perubahan pada *file csv* ataupun *source code* pada bahasa *Python* melalui *google colab.*

A screenshot of a computer

Description automatically generated with medium confidence

Gambar 13. Halaman *Google Drive*

# Kesimpulan

Dari penelitian ini dapat disimpulkan dengan hasil bahwa Prediksi Kebutuhan Tenaga Listrik pada UP3 Cengkareng dengan menggunakan *Deep Learning* Metode LSTM didapatkan hasil Prediksi yang akurat.

*Motode Deep Learning* terbukti mampu memprediksi dengan baik jumlah kebutuhan tenaga listrik bagi PLN UP3 Cengkareng dimasa akan datang dengan nilai *neuron* 32 dan *epoch* 10 dan nilai terkecil adalah 96.689, dengan hasil dapat memprediksi kebutuhan tenaga listrik pada bulan berikutnya.

Dari nilai RMSE terkecil tersebut terlihat hasil prediksi mempunyai nilai akurasi yang signifikan.

##### References

1. Dewi Arfita Yuana. Febrizal Yudhi. 2012. “Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Kota Padang Sampai Tahun 2020”
2. Putra Chandra P.. Tuegeh Maickel St. Mt.. Tumaliang Hans Ir. Mt.. Patras Lily.S. St. Mt. “2014. “Analisa Pertumbuhan Beban Terhadap Ketersediaan Energi Listrik Di Sistem Kelistrikan Sulawesi Selatan”
3. Husaien Muhammad Saddam. 2016 “Prakiraan Kebutuhan Daya Beban Listrik Jangka Panjang Menggunakan Software *Long –Range Energy Alternatives Planing System (LEAP)* Digardu Induk Pasuruan”
4. Syafriwel. 2016 “Analisis Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Peramalan Kuantitatif Sektoral”
5. Djohar Abdul. Mustarum Musaruddin. 2017 “Analisis Kebutuhan Dan Penyediaan Energi Listrik Di Kabupaten Konawe Kepulauan Tahun 2017-2036 dengan Menggunakan Perangkat Lunak LEAP”
6. Isnarwaty Devi Putri 2017 “Peramalan Konsumsi Listrik Berdasarkan Pemakaian Kwh Untuk Kategori Industri I-4 Di PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur Menggunakan Arima Box-Jenkins”
7. Rifaldi Ade. Widodo Sri. Nawir Alfian. Anwar Habibie. 2017 “Analisis Supply Energy Listrik Dan Sistem Kontrak Untuk Memenuhi Kebutuhan Listrik Pada Pembangkit Listrik Kabupaten Jeneponto”
8. Rifais Agus. 2018 “Prediksi Konsumsi Energi Listrik Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Recurrent Di PLN Apj Salatiga”
9. Fahmi Mohammad Ali. Furqon Muhammad Tanzil. Sutrisno. 2019 “Sistem Perkiraan Penggunaan Listrik Rumah Tangga Menggunakan Logika Fuzzy (Studi Kasus: PLN Area Pasuruan)”
10. Suyudi M Abdul Dwiyanto. Djamal Esmeralda C., Maspupa Asri. 2019 “Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Recurrent Neural Network”
11. Cahyaningsih Afifah. Putra Novantri Prasetya. Pratama Andre Pradika Ekoputro. Ramadhani Rafian. 2020 “Model Prediksi Jumlah Kumulatif Kasus Covid-19 Di Indonesia Menggunakan Metode Neural Network”
12. I Nyoman Kusuma Wardana , Naser Jawas , I Komang Agus Ady Aryanto, 2020 ”Prediksi Penggunaan Energi Listrik pada Rumah Hunian Menggunakan Long Short-Term Memory”
13. Rizki Muhammad. Basuki Setio. Azhar Yufis. 2020 “Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang”
14. Sanjaya David. Budi Setia. 2020 “Prediksi Pencapaian Target Kerja Menggunakan Metode Deep Learning Dan Data Envelopment Analysis”
15. Tiana Elita Mega. 2020 “Peramalan Konsumsi Listrik Di Daerah Balikpapan Menggunakan Metode *Extreme Learning Machine*”
16. Fajri Muhammad. 2021 “Analisis Peramalan Konsumsi Energi Listrik Dengan *Metode Extreme Learning Machine* Beserta Tingkat Akurasinya Di Kota Pekanbaru”
17. Fathur Rohman. M. Saleh Al Amin. Emidiana. 2021, ”Penelitian yang berjudul “Prediksi Beban Listrik Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation”
18. Hammaines Alifti. Setianingsih Casie. Murti Muhammad Ary. 2021. “Prediksi Penggunaan Energi Listrik Menggunakan Metode *Feedforward Neural Network*”
19. Heru Purnomo, Hadi Suyono, Rini Nur Hasanah, 2021 ”Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan Deep Learning Long Short-Term Memory”
20. Musyafiqafrizal Abdi. Purwanto Riyadi, 2021 “Peramalan Permintaan Pasokan Energi Berdasarkan Intensitas Konsumsi Listrik dan Kapasitas Pembangkit Listrik Terpasang”
21. Purnomo Heru. Suyono Hadi. Hasanah Rini Nur, 2021 “Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan *Deep Learning Long Short-Term Memory*”
22. Rohman Fathur. Al Amin M. Saleh. Emidiana, 2021 “Prediksi Beban Listrik Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation”
23. Syafudin Sukri. Nugraha Ranu Agastya. Handayani Kartika. Gata Windu. Linawati Safitri. 2021 “Prediksi Status Pinjaman Bank Dengan Deep Learning Neural Network (DNN)”
24. Tombeng Marchel Thimoty. Ardian Zalfie, 2021 “Prediksi Penjualan Supermarket Menggunakan Pendekatan Deep Learning”
25. Nugraha Raditya Hari. Yuwono Eko. Prasetyohadi Latif. Arief B Yanuardhi. Patria Harry, 2022 “Analisis Konsumsi Energi Listrik Pelanggan Dan Biaya Pokok Produksi Penyediaan Energi Listrik Dengan *Machine Learning*”
26. Selle Nurfatima. Yudistira Novanto. Dewi Candra. 2022 “Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik Dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) Dan *Recurrent Neural Network* (RNN)”
27. Muhammad Abdul Wakhid, Agus Budi Raharjo , Rio Indralaksono dan Diana Purwitasari, 2022 “Peramalan Beban Pada Rencana Operasi Harian Dengan Menggunakan Lstm Studi Kasus : Sub Sistem Sulawesi Selatan”
28. Buku Statistik Ketenagalistrikan PT PLN Persero Dan Kementerian Energi Dan Sumber Daya Mineral Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan
29. PT.PLN (Persero), Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) PT. PLN (Persero) Tahun 2021-2030, Indonesia
30. PT.PLN (Persero), Rencana Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) PT. PLN (Persero) Tahun 2015-2028, Indonesia