

PREDIKSI PENGGUNAAN BEBAN LISTRIK DENGAN MENGGUNAKAN METODE RBF(RADIAL BASIS FUNCTION) BERBASIS WEBSITE

(ELECTRICITY FORECASTING USING RADIAL BASIS FUNCTION BASED ON WEBSITE)

Wahid Alim Machdita¹, Casi Setianingsih², Muhammad Ary Murti³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

¹wahidmachdita@student.telkomuniversity.ac.id, ²setiacasie@telkomuniversity.ac.id,

³arymurti@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Penggunaan listrik sangat dibutuhkan semua masyarakat dimanapun. Listrik juga sangat dibutuhkan untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari di instansi maupun rumah tangga. Penggunaan listrik tiap periodenya selalu bertambah dikarenakan banyaknya pembangunan dimana-mana. Perbedaan penggunaan listrik ini dipengaruhi oleh kebiasaan, pola hidup seseorang, bahkan musim dapat menyebabkan perubahan pemakaian listrik.

Maka dari itu pentingnya prediksi beban listrik sangat dibutuhkan pada masa perkembangan teknologi ini yang sangat membutuhkan listrik. Dalam memenuhi upaya tersebut, peneliti akan membuat sistem yang dapat memprediksikan beban listrik pada masa berikutnya. Pada penelitian ini menggunakan sistem *Deep Learning* dan algoritma yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF).

Pemilihan Algoritma *Radial Basis Function* (RBF) dikarenakan Algoritma RBF memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi beban listrik yang akan datang dengan menggunakan algoritma *Radial Basis Function* (RBF) berbasis yang akan diimplementasikan pada web yang menggunakan *framework* Flask. Hasil prediksi yang dilakukan pada metode RBF pada rasio 30% data *Testing* dan 70% data *Training* dengan rincian parameternya diantaranya jumlah unit *center/cluster* sebesar 80, *Epoch* 350, *Batch Size* 5, *Learning Rate* 0.001, dan *Optimizer* yang digunakan adalah SGD(*Stochastic Gradient Descent*). Prediksi menggunakan pendekatan *error* pada MAE, MSE dan RMSE yang dapat dikatakan cukup baik karena nilai *error* mendekati 0.

Kata kunci : *Radial Basis Function*, Beban Listrik, Prediksi Abstract

Abstract

The use of Electricity is needed by all people everywhere. Electricity is also very much needed to meet daily needs in agencies and households. The use of Electricity every period is always increasing due to the number of developments everywhere. This difference in Electricity use is influenced by habits, a person's lifestyle, and even seasons can cause changes in Electricity consumption.

Therefore, the importance of predicting electrical loads is very much needed during the development of this technology, which is in dire need of Electricity. In fulfilling these efforts, researchers will develop a system that can predict the electrical load in the future. In this study using a Deep Learning system and the algorithm used is *Radial Basis Function* (RBF).

The choice of the *Radial Basis Function* (RBF) Algorithm is because the RBF Algorithm has a high level of accuracy. This study aims to predict future electrical loads using a *Radial Basis Function* (RBF) based algorithm that will be implemented on the web using the Flask *framework*. The results of predictions made on the RBF method at a ratio of 30% of Testing data and 70% of Training data with detailed parameters including the number of *center/cluster* units of 80, *Epoch* 350, *Batch Size* 5, *Learning Rate* 0.001, and the *Optimizer* used is SGD (*Stochastic Gradient Descent*). Prediction uses an error approach on MAE, MSE and RMSE which can be said to be quite good because the error value is close to 0.

Keywords: *Radial Basis Function*, Electrical Load, Prediction

1. Pendahuluan

Listrik merupakan suatu energi yang sangat dibutuhkan masyarakat dikarenakan banyaknya

kegiatan yang dilakukan masyarakat dengan menggunakan listrik. Namun penggunaan listrik secara berlebihan dapat menyebabkan kerugian yang besar jika tidak dibatasi. Listrik juga sudah digunakan masyarakat Indonesia dari abad ke 19 sampai sekarang. Selain kerugian yang ditanggung jika tidak dibatasi pemakainnya, maka listrik juga akan menyebabkan pemanasan *global*. Maka dari itu prediksi penggunaan listrik sangatlah penting.

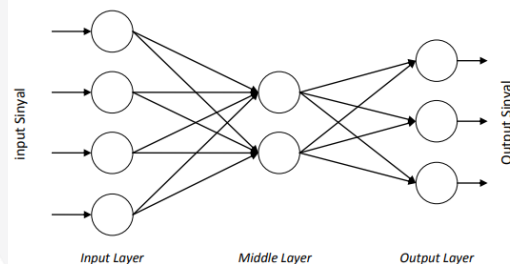
Pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya oleh Mukti Dwi Cahyo, Sri Heranurweni dan Harmaini sudah dibahas bahwa algoritma *Radial Basis Function* (RBF) dapat memprediksi beban listrik dengan hasil akurasi sebesar 95% pada tahun 2019-2024 dengan kenaikan 1% per tahun di kota Semarang [1]. Dari yang diketahui bahwa dari penelitian tersebut, memprediksikan beban listrik dengan skala tahunan, dan peneliti mencoba memprediksikan beban listrik dalam skala bulanan dan target cakupan yang diteliti adalah instansi.

Dari permasalahan tersebut maka dibutuhkan sistem yang dapat memprediksi penggunaan listrik sehingga dapat dibatasi. Adanya sistem tersebut diharapkan masyarakat dapat memprediksi beban listrik secara jangka panjang. Kekurangan dari sistem ini adalah dibutuhkan edukasi pemakaian bagi masyarakat agar dapat digunakan.

2. Dasar Teori

2.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Otak manusia terdapat *neuron* yang memungkinkan manusia dapat bergerak sesuai kehendaknya, begitu juga Jaringan Syaraf Tiruan yang dibuat menyerupai *neuron* yang ada di otak manusia yang bersifat kompleks. Jaringan Syaraf Tiruan juga dapat mempelajari suatu data secara terus menerus dengan sendirinya. Terdapat tiga hal penting pada Jaringan Syaraf Tiruan yang kita ketahui diantaranya *Input layer*, *hidden layer*, dan *Output layer* [2].



Gambar 2.1 Jaringan Syaraf Tiruan [3].

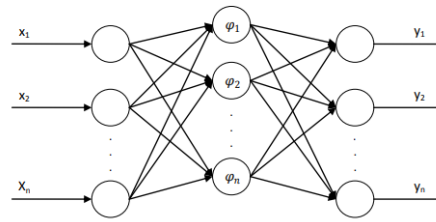
Input layer merupakan lapisan terluar yang ada pada jaringan syaraf tiruan dan merupakan syarat awal dalam pemrosesan jaringan syaraf tiruan. Setelah *Input layer* terdapat *hidden layer*. Pada *hidden layer* ini berguna sebagai pemrosesan dari *Inputan*. pada *hidden unit* atau neuron pada lapisan ini menggunakan fungsi aktivasi yang kemudian akan diolah berdasarkan *Inputan* yang diberikan. Contoh fungsi aktivasi pada *hidden unit* ini seperti gaussian [3], yang akan digunakan pada penelitian ini. Dan lapisan yang terakhir adalah *Output layer*. Tujuan dari *Output layer* ialah memberikan hasil yang telah diproses pada *hidden layer*.

2.2 Prediksi

Prediksi atau perkiraan menurut peneliti merupakan suatu kata kerja yang mengartikan perkiraan kejadian, peristiwa atau hal yang akan terjadi kedepannya dengan melihat riwayat data atau informasi yang didapat sebelumnya [2]. Terdapat tiga jenis prediksi berdasarkan sumbernya diantaranya adalah model data *casual*, model data *judgemental* dan model data runtutan waktu.

2.3 Radial Basis Function

Radial Basis Function (RBF) merupakan suatu metode atau algoritma yang berdasarkan kepada *Neural Network* (NN) yang diinisialisasikan dengan parameter r , c dan w . RBF sendiri mempunyai penjelasan rumus-rumus yang ada yaitu *unit width* (r), *unit center* (c), dan beban atau *weight* (w).

Gambar 2.2 Topologi *Radial Basis Function* [3]

Weight(w) merupakan garis atau node yang berada diantara *hidden layer* dan *Output layer* yang dapat diubah sewaktu-waktu untuk mendapatkan hasil yang diinginkan dan tingkat akurasi yang tinggi, selain itu tingkat akurasi juga sangat mempengaruhi pada *hidden layer* dengan menambahkan jumlah *neuron* namun pertambahan *neuron* yang terlalu banyak juga tidak baik dikarenakan dapat menyebabkan *overfitting*. RBF juga dalam pemrosesannya menggunakan jaringan *feed forward*, dan prosesnya *linear* adalah dari *hidden layer* ke *Output layer* sedangkan yang *non linear* adalah dari *Input layer* ke *hidden layer* [4]. RBF juga memiliki kelebihan dan beberapa fitur yaitu [5]:

1. *Hidden layer* menggunakan *Radial basis function* seperti yang digunakan pada umumnya yaitu fungsi *gaussian*.
2. *multilayer perceptron* yang terdapat pada *Output layer* sama dengan pengimplementasiannya pada fungsi *linear*.
3. *Training* atau pembelajarannya sangat cepat.
4. Interpolasi jaringannya sangat bagus.
5. Layer yang bersifat *feed forward* berjumlah dua.
6. Pada pengujian terbagi menjadi dua, yaitu nilai *weight* dari *Output layer* ke *hidden layer* dan nilai *weight* dari *Input layer* ke *Output layer*.

Pada RBF dalam perhitungannya menggunakan fungsi *gaussian* yang dapat dilihat pada persamaan.

$$h_j(x_i) = \exp - \frac{(x_i - c_j)^2}{r^2} \quad (1)$$

Dimana rumus tersebut menjelaskan:

1. h_j = fungsi ke- j (dari banyak data).
2. x_i = *Inputan* data ke- i (nilai i diinisialisasikan).
3. c_j = *center* ke- j (dari banyak data).
4. r = *Radial* (dari banyak data).

Setelah proses perhitungan menggunakan fungsi *gaussian* maka akan dilakukannya proses perhitungan *error* terlebih dahulu agar dapat melihat hasil *Output* yang dikeluarkan dan mengetahui jumlah nilai *weight* yang tepat. Perhitungan *error* sendiri dapat menggunakan metode-metode sebagai berikut:

1. *Means Square Error*.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n 2(Y_t - T_t)^2}{N} \quad (2)$$

2. *Root Mean Square Error*.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n 2(Y_t - T_t)^2}{N}} \quad (3)$$

3. *Mean Absoulte Error*.

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |(Y_t - T_t)|}{N} \quad (4)$$

Dengan keterangan:

Y = Nilai Awal.

T =Nilai Prediksi.

t =Nilai iterasi ke -n.

N =Jumlah Data.

2.4 K-Means

K-means merupakan suatu *clustering* pencarian data berdasarkan karakteristik data yang sama. Pada penelitian ini, tujuan penggunaan *clustering* adalah menentukan nilai *center* yang merupakan salah satu parameter dalam fungsi *gaussian* [6] pada rumus 1. Tahap penentuan nilai *center* dapat dilakukan dengan secara bertahap hingga jarak antara dataset dan nilai *center* mendekati kemiripan atau sama[7] dengan menggunakan persamaan:

$$d_{euclidean}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

Dengan keterangan:

n = banyaknya klasterisasi.

X_i = dataset yang digunakan ke -i.

Y_i = nilai *center* ke -i.

2.5 Time Series

Time series masih adalah deretan atau urutan waktu yang terjadi secara sekuensial. Penganalisaan data yang dimana bertujuan untuk mendapatkan kesimpulan data yang sudah dilihat sebelumnya merupakan fitur dari *time series*. Pentingnya penganalisaan pola waktu yang terjadi sangat penting untuk prediksi menggunakan *time series*. Pada penelitian ini, *time series* yang diuganagn dalam bentuk *stationary*, dimana data *time series* diubah ke suatu bentuk pola yang dikatakan data konstan selama deret waktu tertentu. Pencarian nilai *stationary* pun dilakukan dengan menggunakan rumus *differencing* [8]. Yang dapat ditulis dengan:

$$X = X_{t+1} - X_t \quad (6)$$

Dimana :

X_{t+1} = Nilai Kwh selanjutnya.

t = Nilai Kwh sekarang.

X = Nilai Kwh yang dicari.

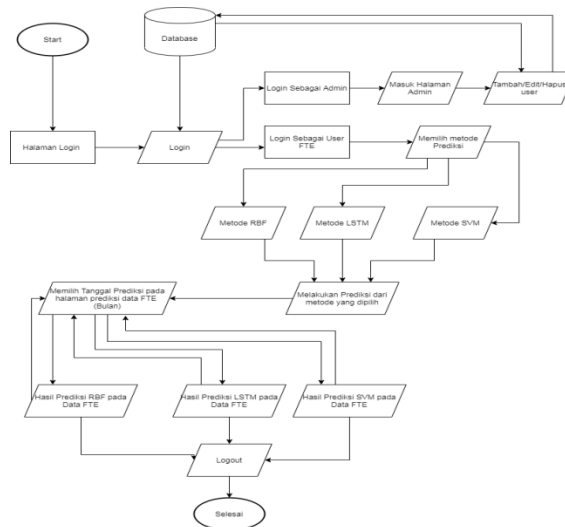
3. Perancangan Sistem

3.1 Gambaran Umum Sistem

Dalam perancangan sistem prediksi penggunaan Kwh listrik dengan metode RBF maka dibuatkan diagram alir dan diagram blok demi mempermudah dalam melihat gambaran kerja sistem. Tujuan adanya diagram alir adalah untuk mempermudah melihat skema atau kerja sistem yang ada, pada diagram alir terbagi menjadi tiga yaitu diagram alir perangkat lunak, diagram alir sistem dan diagram alir metode. Pemetaan yang dilakukan diagram alir mencakup prediksi data yang didapatkan dari API (*Application Programming interface*) Antares menggunakan *google collab* dan diproses pada web, masing-masing *user* hanya dapat memprediksi tiap gedung yang sudah didaftarkan *Admin*. keluaran hasil prediksi tersebut berupa grafik dari data Kwh yang sudah diolah agar mendapatkan hasil yang baik beserta total harga, dan rata-rata pada bulan/minggu/harinya.

Pada diagram alir perangkat lunak menjelaskan bahwa sebelum melakukan prediksi *user* diharapkan *login* terlebih dahulu. Setelah *login* berdasarkan *username* yang terdaftar, maka masing masing *user* dapat melakukan prediksi berdasarkan *role user* yang didaftarkan *Admin*.

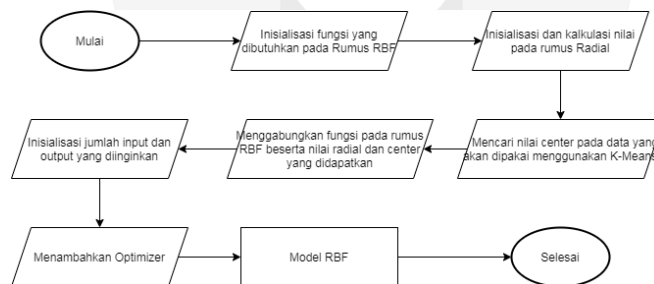
Untuk *role Admin* hanya dapat melakukan *Management user*. Sedangkan untuk *user FTE* dapat melakukan prediksi berdasarkan dataset yang sudah disiapkan masing-masing *user*. Pada halaman prediksi, terdapat fitur yang sama dari masing-masing *user* yaitu pemilihan tanggal prediksi. Pada halaman prediksi juga terdapat fitur rata-rata penggunaan Kwh per bulan, per minggu, per hari, dan grafik data tersebut. *User* dapat melakukan prediksi berdasarkan pemilihan tanggal yang diinginkan. Dari hasil prediksi tersebut didapatkan delta/selisih pada tiap datanya.



Gambar 3.1 Diagram Alir Perangkat Lunak

3.2 Diagram Alir Metode

Diagram alir merupakan gambaran cara kerja serta parameter apa saja yang dibutuhkan pada modeling metode RBF.



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode.

Pada diagram alir metode, menjelaskan perolehan rumus RBF dari langkah demi langkah yang berfungsi untuk memprediksi data yang sudah diolah. Dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Tahap awal pada perancangan metode adalah inisialisasi fungsi yang akan digunakan. Pada RBF umumnya menggunakan fungsi gaussian yang dapat dilihat pada persamaan 2.1.
2. setelah menginisialisasi fungsi, dilakukan pencarian nilai *Radial/spread*-nya dengan menggunakan fungsi *euclidean distance* yang dapat dilihat pada persamaan 2.6.
3. Pencarian nilai *center* terbaru didapat dari hasil kemiripan dataset yang digunakan dan nilai *center* yang didapatkan menggunakan persamaan 2.6.
4. Setelah mendapatkan nilai-nilai parameter yang dibutuhkan maka persamaan untuk prediksi dapat digunakan.
5. Menginisialisasi jumlah *Input* node dan banyaknya *Output* yang diinginkan.
6. Menambahkan *Optimizer* yang bertujuan untuk memperkecil nilai *error* agar hasil prediksi yang didapatkan dapat dikatakan akurat, jika *error* yang dihasilkan sebesar 0 atau mendekati.
7. Setelah penentuan nilai-nilai parameter RBF maka model RBF siap digunakan untuk memprediksi.

3.3 Modeling Data

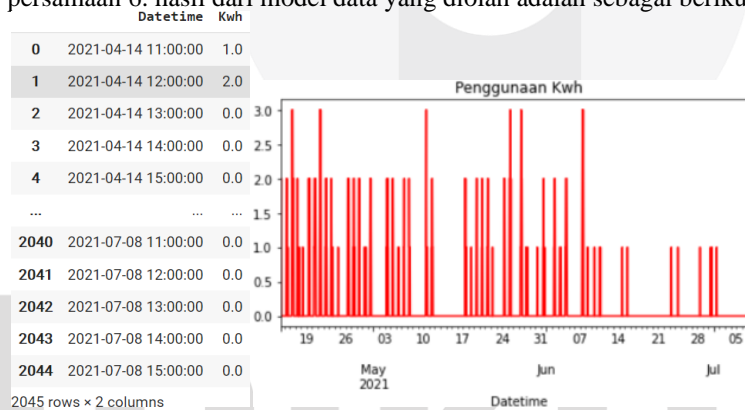
Data yang digunakan adalah data kelistrikan pada gedung P. Pada gedung P telkom university atau dapat disebut FTE (Fakultas Teknik Elektro). Banyak faktor yang mempengaruhi data pengukuran energi listrik pada gedung P diantaranya solar panel yang menopang penggunaan energi listrik pada siang hari, pandemi COVID-19 yang menyebabkan penggunaan listrik pada gedung P berkurang. Maka dari itu data yang didapatkan tidak memiliki nilai kenaikan yang konstan. Data ini yang akan dijadikan dataset dalam proses prediksi listrik di gedung P. Dataset ini

kemudian diambil dari ANTARES dengan menggunakan API yang akan dikirimkan ke IDE *Google Colab* dengan bantuan bahasa pemrograman JSON.

Data yang akan diproses dapat dikatakan kurang baik dikarenakan banyaknya anomali seperti kenaikan data tidak signifikan, masih ada data yang bernilai 0. Selain itu didapatkan anomali pada dataset tersebut bahwa ada data tanggal/*value Datetime* yang tidak sesuai mengakibatkan data tidak dapat diprediksi.

Setelah mendapatkan dataset yang akan diprediksi, maka akan dilakukan *preprocessing* data dengan cara memodelkan data sehingga dataset yang akan digunakan dapat diprediksi.

1. Memfilter dan membuang data yang pencatatan tanggal salah. Format yang digunakan adalah “*Years – Month – Day, Hour : Minutes : Second*”.
2. Membuang data yang memiliki nilai energi listrik nya 0 (Kwh = 0).
3. Meresample Data Listrik sehingga memiliki pencatatan per jam. Dalam hal ini akan ditambah nilai energi listrik terbesar di setiap jamnya. Tujuan di *resample* dilakukan agar model RBF dapat memprediksi listrik setiap jamnya.
4. Melakukan Interpolasi Linear pada data untuk mengisi data listrik yang masih kosong.
5. Memotong data data sebanyak 30 % pertama. Hal ini dilakukan karena data listrik hingga pertengahan bulan April memiliki kejanggalan dan dapat mempengaruhi hasil prediksi model RBF. Berikut hasil Prosesnya.
6. Mencari nilai interval antara nilai sekarang dengan nilai selanjutnya. Ini dilakukan untuk mendapatkan data listrik berbentuk *stationary*. Untuk perhitungannya dapat dilihat pada persamaan 6. hasil dari model data yang diolah adalah sebagai berikut



Gambar 3.5 Data Hasil

3.4 Pengujian Parameter

Pengujian parameter bertujuan untuk mendapatkan parameter terbaik. Dengan mencari parameter *center* dan *radials* yang akan digunakan pada fungsi *gaussian* untuk mendapatkan hasil prediksi yang baik. Berikut tahapan mencari parameter terbaik.

1. Menginisialisasikan nilai *center* secara acak dengan parameter *Input* sama dengan nilai *center* dengan *hidden node* sebesar 5.

Tabel 3.1 Pengujian iterasi ke 1

Input ke -	Nilai Input	Nilai center
1	0.8740	0.8740
2	0.6921	0.6921
3	0.5315	0.5315
4	0.6126	0.6126
5	0.9741	0.9741

2. setelah menentukan nilai *Input* dan nilai *center* maka akan dilakukan perhitungan jarak pada *hidden node* dengan menggunakan persamaan 5.

Tabel 3.2 Pencarian Kemiripan Nilai Input dan Nilai Center

Data ke-	Hidden node 1	Hidden node 2	Hidden node 3	Hidden node 4	Hidden node 5
1	0	0,1819	0,3425	0,2614	0,1001
2	0,1819	0	0,1606	0,0795	0,282
3	0,3425	0,1606	0	0,0811	0,4426
4	0,2614	0,0795	0,0811	0	0,3615
5	0,1001	0,282	0,4426	0,3615	0

3. Ambil jarak paling kecil pada tiap data *hidden node* dan menghitung nilai *mean*/rata-rata data pada *cluster* yang sama.
4. Pencarian nilai *center* akan terus berulang pada tahap 2 dan 3 sampai nilai *center* tidak ada perubahan lagi. Jika nilai *center* sudah tidak berubah. Dapat dilanjutkan pada tahap penentuan nilai *Radial/spread*. Contoh nilai *center* akhir dapat kita misalkan pada tabel 3.3.

Tabel 3.3 Nilai Center

No	Center hidden node ke-	Center
1	1	0.8740
2	2	0.65235
3	3	0.57205
4	4	0.61207
5	5	0.79335

4. Setelah mendapatkan nilai *center* maka tahap selanjutnya adalah menghitung nilai *Radial/spread* pada fungsi *gaussian* menggunakan rumus:

$$\frac{\text{Jarak Maksimum pada center dan input}}{\text{banyak data}} \quad (7)$$

5. Setelah semua parameter didapatkan, selanjutnya melakukan perhitungan pada fungsi *gaussian* yang dapat dilihat pada persamaan 1.
6. Jika telah didapat fungsi *gaussian* ke-*i* dan *Inputan* ke-*j* maka tahap selanjutnya adalah pengecekan nilai eror dari tiap nilai fungsi *gaussian* yang didapat. Pada persamaan 2, 3 dan 4.
7. Pengujian dilakukan sampai mendapatkan nilai *error* = 0 atau mendekati 0 dengan mengubah banyaknya *Epoch*, *center*, dan *Batch Size* demi mendapatkan hasil prediksi yang baik.

4. Hasil Pengujian dan Analisis

4.1 Pengujian Parameter

Pengujian model pada RBF bertujuan untuk mencari nilai parameter terbaik pada model RBF. Sebelum dilakukan prediksi diambil 10 sampel dari masing-masing parameter dari masing-masing parameter yang bertujuan untuk mendapatkan nilai terbaik dengan nilai Training 70% dan Testing 30% dan total data Training 1160 dan data Testing 516. Pada pemodelan parameter RBF awal yang dapat diinisialisasi sebagai berikut:

Tabel 4.1 Parameter Awal

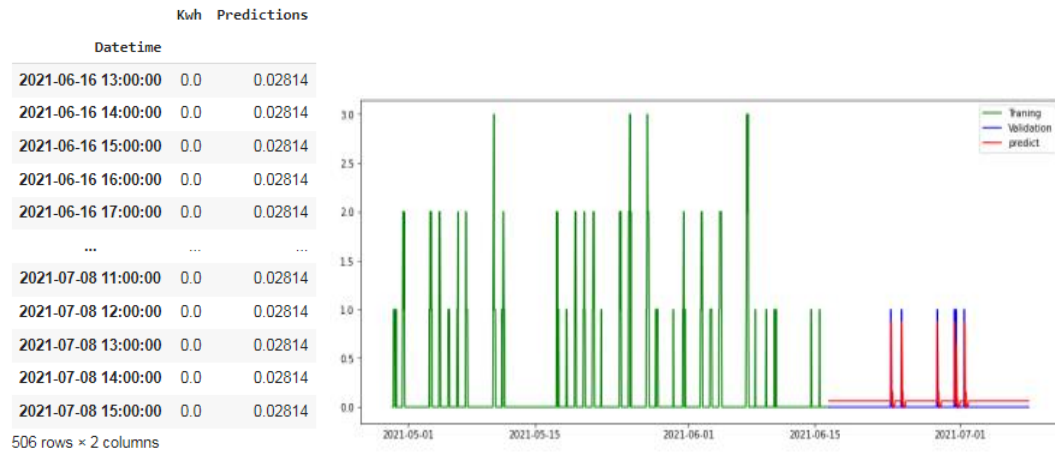
Center	Epoch	Learning Rate	Batch Size	Optimizer
10	50	0.01	5	SGD

Dari hasil pengujian parameter sebelumnya didapatkan nilai parameter yang akan digunakan dalam memprediksi. Proses prediksi ini dapat dilihat pada bagian 4.1. Dengan menggunakan 10 sampel pengujian setiap parameter. Parameter terbaik adalah:

Tabel 4.1 Parameter Terbaik

Center	Epoch	Learning Rate	Batch Size	Optimizer	MAE	MSE	RMSE
80	350	0.01	5	SGD	0.0510012	0.0163214	0.127755

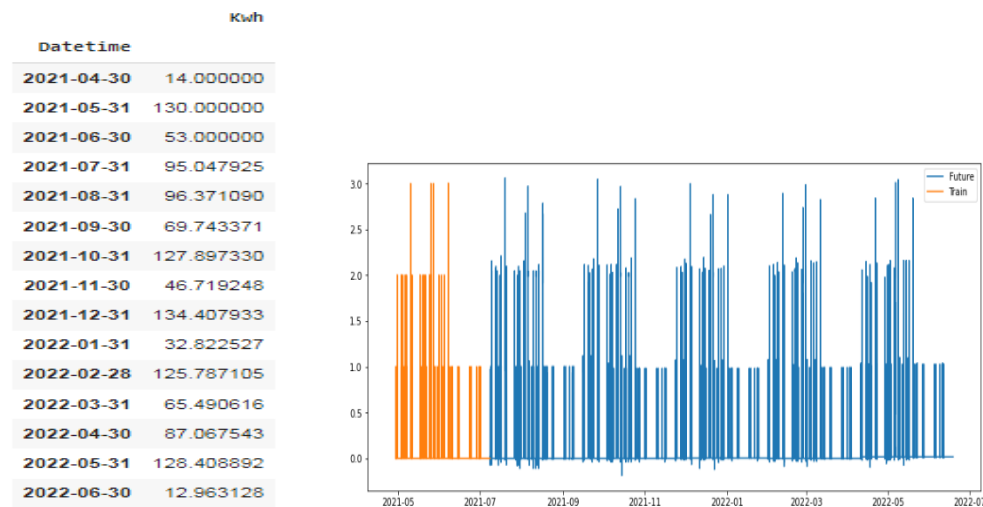
dan grafik model pengujiannya adalah:



Gambar 4.1 Grafik Parameter Terbaik

4.2 Prediksi Dengan Menggunakan Parameter Terbaik

Dari hasil pengujian parameter sebelumnya, didapatkan nilai parameter-parameter yang akan digunakan dalam memprediksi. Proses prediksi ini dapat dilihat pada bab 3.3. sampai bab 3.4. yang akan menghasilkan hasil prediksi sebagai berikut.




Gambar 4.2 Hasil Prediksi RBF Pada Dataset

Pada perhitungan harga rupiahnya, gedung P atau FTE menggunakan golongan listrik sosial yang dapat disimpulkan per Kwhnya berdasarkan PERMEN ESDM No 28 tahun 2016. Maka dari itu total harga tiap bulannya yang harus dibayarkan terdapat pada lampiran. Total kVarh pada gedung P sebesar 500 kVarh yang didapat dari informasi pembimbing 1 yaitu ibu casi setianingsih S.T. M.T. Maka dapat dihitung sebagai berikut:

$$LWBP = 1.3 \times 735 = 955,5$$

$$\text{Harga Listrik Per Bulan} = 40 \left(\frac{401}{500} \right) \times 955,5 = 30652,44.$$

Maka harga listrik yang harus dibayar pada bulan ke-n adalah Rp.30.652,44.



Datetime	Kwh
2021-04-30	2.100000e+05
2021-05-31	1.950000e+06
2021-06-30	7.950000e+05
2021-07-31	1.396474e+06
2021-08-31	1.412645e+06
2021-09-30	1.049911e+06
2021-10-31	1.947092e+06
2021-11-30	7.476028e+05
2021-12-31	2.060179e+06
2022-01-31	5.531014e+05
2022-02-28	1.866696e+06
2022-03-31	9.761158e+05
2022-04-30	1.190641e+06
2022-05-31	1.746150e+06

Gambar 4.3 Harga Prediksi RBF Tiap Bulan

5. Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

Berdasarkan penjelasan yang sudah diuraikan diatas, dapat dibuat suatu kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem prediksi jumlah kwh dalam bentuk *stationary* dengan algoritma RBF sudah berjalan dengan baik pada *website* berbasis flask dengan hasil pengujian alpha sebesar 100%, dan pengujian beta dengan banyak responden sejumlah 60 responden yang menjawab dengan nilai 5(sangat mudah) sebesar 50.43% dari total responden. Serta pada pengujian model menggunakan pendekatan pada nilai *error* yang mendekati 0 dengan nilai *error* pada MAE sebesar 0.0510012, MSE sebesar 0.0163214 dan RMSE sebesar 0.127755.
2. Parameter terbaik yang didapatkan pada model RBF diantaranya, nilai *center* sebesar 80, nilai *Epoch* sebesar 350, *Learning Rate* sebesar 0.01, nilai *Batch Size* sebesar 5, dan *Optimizer* yang digunakan adalah SGD(*Stochastic Gradient Descent*).

Saran

Pada prediksi harga listrik, diharapkan pihak dari gedung P atau FTE dapat mengetahui jenis golongan listrik secara mendetail dan memastikan berapa total harga yang harus dibayar. Dikarenakan minimnya informasi, pada penelitian ini mengasumsikan bahwa golongan listrik pada gedung P Telkom University bersifat sosial yang dimana dilihat pada peraturan menteri energi dan sumberdaya mineral republik indonesia nomor 28 tahun 2016 yang membahas tentang tarif tenaga listrik yang disediakan oleh P.T. perusahaan listrik negara (persero).

REFERENSI:

- [1] M. D. Cahyo, S. Heranurweni, and H. Harmini, "Prediksi Beban Energi Listrik Apj Kota Semarang Menggunakan Metode *Radial Basis Function* (Rbf)," *Elektrika*, vol. 11, no. 2, p. 21, 2019, doi: 10.26623/elektrika.v11i2.1699.
- [2] A. R. Sanubari, P. D. Kusuma, and C. Setianingsih, "Pemodelan Prediksi Banjir Menggunakan Artificial Neural Network," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 6276–6282, 2018.
- [3] U. S. Utara, "analisis accurate learning *Radial basis function*," 2018.
- [4] M. A. Nugroho, "Adaptive Genetic Algorithm (Aga) *Radial Basis Function* (Rbf) Neural Network Untuk Klasifikasi," *Jur. InForm. Fak. Mat. Ilmu Pengetah. Alam Univ. Sebel. Maret*, 2012.
- [5] Sudaryatno Sudirham, "Analisis Rangkaian Listrik 1," *Rangkaian Arus Searah dan Arus Bolak-Balik*, pp. 7–8, 2014.
- [6] S. F. Anggraini, S. Adinugroho, and ..., "Penentuan Waktu Terakhir Penggunaan Ganja dengan Metode *Radial Basis Function* Neural Network (RBFNN)," *J. Pengemb. ...*, vol.

- 3, no. 3, pp. 2251–2260, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4630>.
- [7] M. Mursalim, P. Purwanto, and M. A. Soeleman, “Penentuan *Center* Awal Pada Algoritma *K-means* Dengan Dynamic Artificial Chromosomes Genetic Algorithm Untuk Tuberculosis Dataset,” *Techno.Com*, vol. 20, no. 1, pp. 97–108, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i1.4230.
- [8] I. Agnes, “model exponential smoothing holt-winter dan model sarima untuk peramalan tingkat hunian hotel di propinsi diy,” *core*, 01-jan-1970. [online]. available: <http://core.ac.uk/display/11065679>. [accessed: 02-aug-2021].

- [9] Y. Yuliyana and A. S. R. M. Sinaga, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Gigi Menggunakan Metode Naive Bayes," *Fountain Informatics J.*, vol. 4, no. 1, p. 19, 2019, doi: 10.21111/fij.v4i1.3019.
- [10] M. Rizki, "Perbaikan Algoritma Naive Bayes Classifier Menggunakan Teknik Laplacian Correction," *J. Teknol.*, vol. 21, no. 1, p. 7, 2021



