

Prediksi Beban Listrik Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Tipe Propagasi-Balik

(Electricity Load Prediction Using Back-Propagation Neural Networks)

RAMADONI SYAHPUTRA, FEBRIAN DHIMAS SYAHFITRA, KARISMA TRINANDA PUTRA,
INDAH SOESANTI

ABSTRAK

Artikel ini mengusulkan prediksi beban puncak menggunakan metode jaringan syaraf tiruan tipe propagasi-balik. Prediksi beban puncak transformator tenaga merupakan tugas penting dalam mengantisipasi pertumbuhan beban listrik di masa mendatang. Prediksi yang tepat dan akurat akan memfasilitasi perencanaan kapasitas pembangkit listrik yang memadai pada waktu yang tepat. Metode jaringan syaraf tiruan tipe propagasi-balik memiliki akurasi yang baik dalam tugas-tugas prediksi. Pada penelitian ini dilakukan prediksi beban puncak pada dua buah transformator tenaga dengan studi kasus di Gardu Induk Bumiayu, Brebes, Jawa Tengah, Indonesia. Parameter pelatihan adalah data pertumbuhan penduduk, produk domestik regional bruto (PDRB), dan data beban puncak selama sepuluh tahun terakhir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua unit transformator tenaga tersebut masih dapat melayani beban listrik di wilayah pelayanan Gardu Induk Bumiayu selama sepuluh tahun ke depan.

Kata Kunci: Prediksi beban puncak, transformator tenaga, gardu induk, jaringan syaraf tiruan, propagasi-balik

ABSTRACT

This article proposes a peak load prediction using the backpropagation neural network method. Predicting the peak load of power transformers is an important task in anticipating load growth in the future. Precise and accurate predictions will facilitate the planning of sufficient power generation capacity at the right time. The backpropagation type neural network method has good accuracy in the prediction task. In this study, a case study was carried out by predicting the peak load of power transformers at Bumiayu Substation, Brebes, Central Java, Indonesia. Training parameters consists of population growth data, gross regional domestic product (GRDP), and peak load data for the last ten years. The results showed that the two power transformer units could still serve the electricity load in the Bumiayu substation service area for the next ten years.

Keywords: Peak load prediction, power transformer, substation, artificial neural network, backpropagation

PENDAHULUAN

Energi listrik dewasa ini telah berperan vital bagi umat manusia. Kemajuan suatu negara dapat diukur dari penggunaan energi listrik per kapitanya. Dilihat dari tingkat urgensinya, energi listrik bahkan dapat

dikatakan energi primer pada era sekarang. Banyak sektor kehidupan manusia yang didukung oleh energi ini, mulai dari pekerjaan rumah tangga, industri, komersial hingga fasilitas umum. Indonesia sebagai negara berkembang yang sedang giat-giatnya membangun, termasuk negara dengan pertumbuhan kebutuhan energi listrik yang tergolong tinggi. Berdasarkan data Statistik

Ketenagalistrikan 2018, produksi energi listrik nasional tahun 2018 adalah sebesar 267.085,38 GWh (Anonim, 2019). Produksi ini meningkat 4,88%, atau senilai 12.425,60 GWh dibandingkan tahun 2017. Total kapasitas terpasang pembangkit tenaga listrik nasional hingga akhir tahun 2018 adalah 64.925 MW yang terdiri dari pembangkit listrik milik PT PLN (Persero) sebesar 40.815 MW (62,86%), Independent Power Producer (IPP) sebesar 15.023 MW (23,14%), Private Power Utility (PPU) sebesar 3.582 MW (5,52%), Pemerintah sebesar 47 MW (0,07%) dan Ijin Operasi (IO) non BBM sebesar 5.459 MW (8,41%).

Selanjutnya, total energi listrik terjual ke masyarakat pada tahun 2018 adalah 234.617,88 GWh, atau meningkat sebesar 5,15% jika dibandingkan dengan tahun 2017. Dari total sebesar energi tersebut, sektor rumah tangga masih mendominasi pemakaian energi listrik yaitu 97.832,28 GWh (41,70%), kemudian disusul sektor industri yaitu 76.946,50 GWh (32,80%), selanjutnya sektor bisnis sebesar 44.027,40 GWh (18,77%), dan sektor-sektor lainnya yaitu sosial, gedung pemerintah dan penerangan jalan umum adalah sebesar 15.811,70 GWh (6,74%). Harga jual energi listrik rata-rata adalah Rp 1.123,01 per kWh. Harga jual tahun 2018 ini lebih tinggi dibanding tahun 2017, yaitu sebesar Rp 1.105,11. Sementara itu, pertumbuhan penduduk di Indonesia semakin meningkat setiap tahunnya. Berdasarkan data sensus penduduk Badan Pusat Statistik (CSA) tahun 2010, jumlah penduduk Indonesia mencapai 237,6 juta jiwa, terdiri dari 61,4 juta rumah tangga. Proyeksi pertumbuhan penduduk Indonesia telah dibuat oleh CSA untuk setiap 5 tahun hingga tahun 2035, sehingga setiap 5 tahun mengalami peningkatan rata-rata sebesar 5,094% atau sekitar 1,018% per tahun. Selain rumah tangga, perekonomian juga memiliki andil yang signifikan dalam konsumsi energi listrik di Indonesia, karena kondisi perekonomian yang baik akan menyebabkan pertumbuhan pengguna energi listrik yang tinggi. Berdasarkan asumsi Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional (RUKN) tahun 2019-2038, bahwa pertumbuhan ekonomi Indonesia rata-rata adalah 6,0% per tahun, dengan rata-rata inflasi sekitar 3,5% dan pertumbuhan penduduk 0,8% per tahun. Rasio elektrifikasi nasional adalah 99,9% pada tahun 2019 dan tahun 2020 ini ditargetkan 100%

(Jonan, 2019). Peningkatan jumlah penduduk dan perkembangan sisi ekonomi harus berbanding lurus dengan ketersediaan listrik di Indonesia. Ketersediaan energi listrik yang cukup dapat mempengaruhi kualitas hidup masyarakat, karena dari sisi fungsional energi listrik ini digunakan sebagai penunjang operasional suatu industri atau badan usaha, fasilitas umum bahkan rumah tangga. Dapat dipastikan jika energi listrik yang ada tidak mampu memenuhi kebutuhan, pertumbuhan ekonomi akan terhambat, dan tingkat kepuasan masyarakat dalam hal pelayanan energi listrik akan berkurang.

Dalam penyaluran energi listrik terdapat gardu induk yang berfungsi sebagai pengatur aliran tenaga listrik untuk disalurkan ke pelanggan. Di dalam gardu induk terdapat komponen utama yaitu transformator tenaga yang berfungsi untuk mentransformasikan tenaga listrik dengan mengubah tegangan kerja sistem (Syahputra, 2017a). Kapasitas transformator tenaga gardu induk perlu diperhatikan dan diperhatikan, hal ini bertujuan agar daya transformator dapat mencapai kapabilitas dalam memenuhi kebutuhan listrik konsumen. Semakin besar beban yang ditanggung oleh transformator tenaga maka semakin lama beban yang ditanggung akan melebihi kapasitas transformator (Tamizharasi, 2014). Hal ini akan menyebabkan transformator mengalami overload dan berdampak pada penurunan kualitas pelayanan energi listrik kepada pelanggan. Atas dasar terpenuhinya energi listrik yang sesuai dengan kebutuhan dan memiliki kualitas pelayanan yang baik, maka penyedia energi listrik harus mempunyai prediksi beban puncak transformator pada tahun-tahun selanjutnya (Huang dkk, 2020). Prediksi beban ini bermanfaat untuk mencapai kapabilitas transformator dalam beberapa tahun ke depan dan juga penyedia energi listrik dapat melakukan antisipasi dini kemungkinan penggantian transformator baru. Oleh karena itu, perlu dilakukan prediksi beban puncak transformator (Deng dkk, 2019).

Beberapa metode prediksi beban puncak telah dikembangkan oleh para peneliti, di antaranya metode *Resident Behaviour Learning* (Kong dkk, 2017), metode *Gray Neural Network* (Li dkk, 2017), metode berbasis probabilistic (Wang dkk, 2018a), metode *Ensemble Forecasting* (Wang dkk, 2018b), metode *deep residual neural network* (Chen, 2018), metode hybrid (Park dkk, 2019), metode gabungan

deterministic dan *probabilistic* (Feng dkk, 2019), metode *Copula Model and Deep Belief Network* (Ouyang dkk, 2019), metode *Deep Learning* (Hong dkk, 2019), metode *Deep-Based Conditional Probability Density Function* (Afrasiabi dkk, 2020), metode *Hybrid Ensemble Deep Learning* (Cao dkk, 2020), metode *wavelet* (Alfieri dan Falco, 2020) dan metode jaringan saraf tiruan (JST) (Kong dkk, 2019). Metode JST adalah sistem yang didasarkan pada cara kerja jaringan saraf manusia. Metode JST memiliki banyak varian, yaitu metode umpan-maju, RBF, *recurrent*, dan propagasi-balik (*backpropagation*).

Berdasarkan penelusuran pustaka terkait metode-metode yang digunakan dalam prediksi beban listrik, maka metode jaringan syaraf tiruan (JST) tipe propagasi-balik (*backpropagation*) memiliki beberapa keunggulan dibandingkan dengan metode-metode lain. Metode ini dipilih karena keunggulannya dalam akurasi yang tinggi dalam tugas-tugas prediksi. Oleh karena itu dalam penelitian ini digunakan metode JST tipe propagasi balik untuk prediksi beban puncak transformator tenaga.

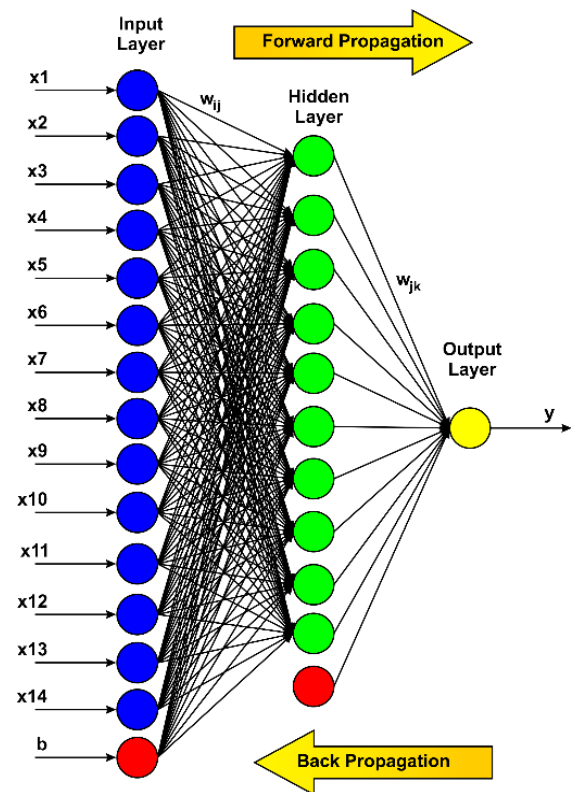
Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan prosedur pembentukan jaringan syaraf tiruan (JST) tipe propagasi-balik untuk prediksi beban puncak transformator tenaga pada gardu induk, dengan studi kasus pada Gardu Induk Bumiayu, kabupaten Brebes, Jawa Tengah. Tujuan lainnya adalah merancang, membangun, dan menganalisis model beban puncak transformator tenaga berbasis sistem prediksi GUI Matlab menggunakan metode JST tipe propagasi-balik. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai acuan bagi penyedia energi listrik di Indonesia dalam merencanakan penambahan kapasitas transformator tenaga guna mengantisipasi pertumbuhan beban listrik pada tahun-tahun mendatang.

METODE PENELITIAN

Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Tipe Propagasi-Balik

Algoritma jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan algoritma kecerdasan buatan yang memiliki kemampuan untuk mempelajari dan menghimpun pengetahuan hasil belajar dalam jaringan selnya (*neuron*) sehingga memungkinkan jaringan secara keseluruhan

menjadi lebih cerdas dalam merespon masukan yang diberikan (Siang, 2009). Kemampuan untuk mempelajari dan mengakumulasi pengetahuan ini memungkinkan sistem jaringan saraf tiruan untuk beradaptasi dengan lingkungan yang memberikan masukan kepada mereka. Layaknya otak manusia dalam merespon kondisi lingkungan yang berbeda, peran JST dalam bidang penelitian dan pengembangan sangat penting kedepannya yang menuntut aspek otomasi dan aspek interaktif antara alat dan manusia. Sistem JST ditentukan oleh tiga faktor dalam operasinya yaitu arsitektur jaringan yang menentukan pola hubungan antar neuron, pembelajaran atau pelatihan yang menentukan bobot penghubung, dan fungsi aktivasi.



GAMBAR 1. Arsitektur algoritma jaringan syaraf tiruan tipe propagasi-balik

Dalam JST, neuron dikumpulkan menjadi lapisan yang disebut neuron. Setiap lapisan akan terhubung satu sama lain, baik dengan lapisan sebelumnya maupun dengan lapisan berikutnya. Informasi akan disebarkan dari satu lapisan ke lapisan berikutnya. Salah satu tipe JST adalah propagasi-balik (*backpropagation*). Algoritma propagasi-balik merupakan algoritma pembelajaran yang diawasi dan digunakan oleh banyak lapisan perceptron

untuk mengubah bobot yang terhubung ke neuron pada lapisan tersembunyi. Algoritma propagasi-balik menggunakan keluaran error

untuk mengubah nilai bobotnya ke belakang. Untuk mendapatkan error ini, maka terlebih dahulu harus dilakukan tahap umpan maju. Gambar 1 menunjukkan arsitektur algoritma JST tipe propagasi-balik.

Algoritma ini disebut sebagai propagasi balik karena ketika sebuah JST diberi pola masukan sebagai pola pelatihan, pola tersebut masuk ke unit di lapisan tersembunyi untuk diteruskan ke unit lapisan keluaran. Jadi unit lapisan keluaran memberikan respon yang disebut keluaran JST. Jika keluaran JST tidak sama dengan keluaran yang diharapkan, keluaran tersebut akan disebarkan ke belakang pada lapisan tersembunyi yang diteruskan ke unit di lapisan masukan. Oleh karena itu mekanisme pelatihan disebut propagasi mundur. Propagasi mundur memiliki beberapa unit yang berada dalam satu atau lebih lapisan tersembunyi. Pada backpropagation, fungsi aktivasi yang digunakan harus memenuhi beberapa syarat, yaitu: kontinyu, mudah terdiferensiasi dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering digunakan adalah fungsi sigmoid biner berjangkauan (0, 1) yang digunakan dalam penelitian ini.

Prediksi Beban Puncak Transformator Tenaga pada Gardu Induk

Gardu Induk dapat diartikan sebagai instalasi listrik yang terdiri dari beberapa peralatan listrik yang berfungsi untuk mentransformasikan listrik tegangan tinggi menjadi tegangan menengah, sebagai alat ukur, pengendalian operasi dan pelaksanaan fungsi proteksi sistem, serta pengaturan daya ke gardu induk lain melalui tegangan tinggi dan transformator distribusi melalui pengumpan tegangan menengah. Dalam istilah lain gardu induk adalah stasiun pengumpul energi listrik dari suatu sistem pembangkit atau sistem transmisi yang terdiri dari transformator tenaga, pemutus daya, sakelar pemisah, stasiun bus, reaktor pembatas arus, transformator arus, transformator tegangan, kapasitor kopling, kapasitor transformator tegangan, petir. arrester, relay proteksi, baterai, dan perangkat pendukung lainnya.

Salah satu peralatan terpenting di gardu induk adalah transformator tenaga. Transformator

tenaga adalah alat yang digunakan untuk mentransformasikan tenaga listrik dengan cara menaikkan atau menurunkan tegangan listrik, tetapi dengan frekuensi tetap pada sisi primer dan sekunder. Pada transformator tenaga ini terdapat *Neutral Current Transformer* (NCT) yang berfungsi sebagai pelindung gangguan bumi dengan mengukur arus yang mengalir pada titik netral transformator tenaga.

Pembebanan transformator atau sering disebut faktor beban transformator diperoleh melalui hasil pembagian antara perkiraan beban puncak dan kapasitas transformator (Chen dkk, 2019). Nilai kapasitas transformator dapat dilihat langsung pada datasheet transformator yang digunakan. Idealnya faktor beban suatu transformator berkisar antara 60% - 80% yang dikategorikan sebagai beban optimal (Haq dan Ni, 2019). Jika transformator dibebani <60% dari kapasitasnya, transformator dikatakan membawa beban yang ringan. Jika transformator dibebani dengan kapasitas 80% - 100% maka transformator dikatakan membawa beban yang berat. Selanjutnya jika transformator tenaga dibebani >100% dari kapasitasnya, dikatakan transformator tersebut kelebihan beban. Gambar 2 menunjukkan transformator tenaga 60 MVA di gardu induk Bumiayu, Jawa Tengah, Indonesia.



GAMBAR 2. Transformator tenaga 60 MVA di gardu induk Bumiayu, Jawa Tengah, Indonesia

Berdasarkan sifat datanya yang digunakan sebagai objek prediksi, maka prediksi secara garis besar dibagi menjadi kualitatif dan kuantitatif (Li dkk, 2019). Prediksi kualitatif berkaitan dengan data yang tidak numerik atau lebih merupakan pernyataan atau pendapat. Sedangkan prediksi kuantitatif berdasarkan pengukuran menggunakan data numerik.

Prediksi beban transformator dapat dikategorikan sebagai prediksi kuantitatif.

Sedangkan prediksi kuantitatif ini dapat diterapkan jika tiga kondisi berikut ini terpenuhi:

- 1) Informasi tentang masa lalu tersedia
- 2) Informasi dapat dikuantifikasi dalam bentuk data numerik
- 3) Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek dari pola masa lalu akan berlanjut di masa depan.

Lebih mengacu pada prediksi kuantitatif, metode ini memiliki 2 model prediksi utama yaitu model seri periodik dan model kausal.

- 1) Dalam model seri periodik, estimasi masa depan dilakukan berdasarkan nilai variabel masa lalu dan / atau kesalahan masa lalu. Ini bertujuan untuk dapat menemukan pola dalam rangkaian data historis dan mengekstrapolasi pola tersebut ke masa depan.
- 2) Dalam model kausal, faktor yang diprediksi menunjukkan hubungan kausal dengan satu atau lebih variabel independen. Tujuan dari model kausal ini adalah untuk menemukan bentuk hubungan dan menggunakannya untuk memprediksi nilai variabel dependen di masa mendatang.

Kedua model di atas memiliki keunggulan masing-masing tergantung kondisi tertentu. Model seri periodik ini bagus untuk prediksi. Sedangkan model kausal dapat digunakan dengan lebih sukses untuk pengambilan keputusan dan kebijaksanaan.

Di bidang ketenagalistrikan, prediksi biasanya berupa prediksi beban yang meliputi prediksi beban puncak (MW) dan prediksi kebutuhan energi listrik (MWh). Prediksi berdasarkan rentang waktu tersebut dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang. Hasil prediksi ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk membuat rencana pemenuhan ketersediaan listrik dan pengembangan penyediaan tenaga listrik yang sesuai dengan kebutuhan beberapa tahun ke depan.

Secara umum metode prediksi beban listrik yang sering digunakan oleh penyedia tenaga listrik dibedakan menjadi 5 yaitu:

- 1) Metode Analitik, dimana metode ini disusun berdasarkan analisis data pemakaian akhir listrik oleh pelanggan.
- 2) Metode ekonometrika, dimana metode ini disusun berdasarkan prinsip ekonomi dan statistik.
- 3) Metode time series, dimana metode ini disusun berdasarkan relasi data historis. Dimana hal ini berdasarkan fakta bahwa kejadian atau data yang telah terjadi akan terulang kembali dengan pola yang sama.
- 4) Metode Gabungan, dimana metode ini terdiri dari beberapa metode (biasanya kombinasi analitik dan ekonometri). Metode ini mempertimbangkan lebih banyak variabel yang dapat mempengaruhi hasil prediksi seperti aktivitas ekonomi, kemajuan teknologi, kebijakan pemerintah, aktivitas sosial dan demografi.
- 5) Metode regresi, dimana metode ini memberikan asumsi bahwa faktor-faktor yang diprediksi menunjukkan adanya hubungan kausal dengan satu atau lebih variabel independen. Tujuannya adalah untuk menemukan bentuk hubungan dan menggunakannya untuk memprediksi nilai variabel dependen di masa depan.

Dalam penelitian ini metode prediksi beban yang digunakan adalah metode berbasis kecerdasan buatan yaitu Jaringan syaraf tiruan tipe perambatan balik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini obyek utama yang dipilih sebagai lokasi penelitian adalah Gardu Induk Bumiayu yang terletak di Jalan Raya Paguyangan Bumiayu, Kabupaten Brebes, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia. Gardu Induk Bumiayu merupakan salah satu gardu induk milik PT. PLN UPJ Bumiayu. Gardu Induk Bumiayu telah terinterkoneksi dengan beberapa Gardu Induk lain seperti Gardu Induk Kebasen, Gardu Balapulung, dan Gardu Kalibakal. Hal ini dimaksudkan agar setiap gardu induk saling membackup daya listrik jika terjadi gangguan

pada salah satu penyulang pada gardu induk yang bersangkutan.

Gardu Induk Bumiayu memiliki dua buah transformator yaitu Transformator 1 60 MVA kapasitas 150/20 KV dan 30 MVA 150/20 KV

Transformator II. Sebelumnya Transformer 1 hanya berkapasitas 16 MVA hingga pada tahun 2016 diubah menjadi transformator dengan kapasitas 60 MVA. Transformasi transformator yang berlangsung memakan waktu 3 bulan dan selama itu beban sementara mendapat suplai dari transformator tenaga bergerak. Selain Gardu Induk Bumiayu, data dalam penelitian ini juga diperoleh dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Brebes. Badan tersebut adalah badan yang bertanggung jawab atas data kependudukan di Kabupaten Brebes, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia. Data yang diperoleh dari instansi tersebut adalah data pertumbuhan penduduk dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) setiap tahun, dari tahun 2011 sampai tahun 2017. Data beban puncak transformator

tenaga di Gardu Induk Bumiayu ditunjukkan pada Tabel 1.

Pembentukan model prediksi ini membutuhkan beberapa variabel yang dapat mempengaruhi nilai prediksi beban puncak transformator dalam beberapa tahun ke depan. Oleh karena itu, dibutuhkan data demografi di Kabupaten Brebes, Provinsi Jawa Tengah. Data demografi ini terdiri dari data pertumbuhan penduduk dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Kabupaten Brebes. Data tersebut diperoleh dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Brebes. Data penduduk Kabupaten Brebes ditunjukkan pada Tabel 2.

Berdasarkan data kependudukan sebagaimana tercantum pada Tabel 2, dapat diasumsikan bahwa peningkatan jumlah penduduk dan PDRB Kabupaten Brebes dapat dilakukan. Asumsi peningkatan jumlah penduduk dan PDRB Kabupaten Brebes dapat dilihat pada Tabel 3.

TABEL 1. Beban puncak gardu induk Bumiayu

No.	Tahun	Beban Puncak (MW)	
		Transformator Tenaga I	Transformator Tenaga II
1	2010	7,5	20,6
2	2011	9,7	22,6
3	2012	11,3	31,4
4	2013	10,1	17,9
5	2014	11,1	19,4
6	2015	13,3	23,5
7	2016	28,9	22,1
8	2017	27,1	22,4
8	2018	29,2	24,1
10	2019	30,7	31,1

TABEL 2. Data Penduduk Kabupaten Brebes

No.	Tahun	PDRB (dalam Trilliun Rupiah)	Jumlah Penduduk (dalam Juta Jiwa)
1	2010	18,98	1,73
2	2011	20,16	1,74
3	2012	22,90	1,74
4	2013	24,67	1,75
5	2014	27,44	1,76
6	2015	30,90	1,77
7	2016	34,45	1,78
8	2017	37,34	1,79
9	2018	38,62	1,79
10	2019	39,07	1,80

TABEL 3. Asumsi peningkatan jumlah penduduk dan PDRB Kabupaten Brebes

No.	Tahun	PDRB (dalam Trilliun Rupiah)	Jumlah Penduduk (dalam Juta Jiwa)
1	2017	41,39	1,79
2	2018	45,88	1,80
3	2019	50,85	1,81
4	2020	56,36	1,81
5	2021	62,47	1,82
6	2022	69,24	1,82
7	2023	76,75	1,83
8	2024	85,07	1,83
9	2025	94,29	1,84
10	2026	104,51	1,84
11	2027	115,84	1,85

Karena penelitian ini lebih difokuskan pada pelanggan yang dilayani oleh Gardu Induk Bumiayu maka hasil prediksi dari data PDRB dan data kependudukan akan difokuskan pada pelanggan yang disuplai listrik oleh dua buah transformator di Gardu Induk Bumiayu. Persentase jumlah penduduk yang terlayani Gardu Induk Bumiayu adalah sekitar 26,75% dari jumlah penduduk Kabupaten Brebes.

Dengan demikian, diasumsikan besarnya PDRB di wilayah yang dilayani Gardu Induk Bumiayu sebesar 26,75% dari total PDRB Kabupaten Brebes. Selanjutnya data PDRB dan data kependudukan dibagi menjadi 2 yaitu wilayah pelayanan transformator 1 dan transformator 2.

Setelah dilakukan perhitungan dengan cermat, maka diperoleh hasil bahwa sebanyak 59,9% dari total penduduk yang dalam pelayanan daya listrik oleh Gardu Induk Bumiayu disuplai oleh

transformator tenaga 2, sedangkan 40,1% sisanya dari penduduk wilayah pelayanan Gardu Induk Bumiayu disuplai oleh transformator tenaga 1.

Selanjutnya pengolahan data dilakukan sesuai dengan prosedur pembentukan jaringan syaraf tiruan jenis backpropagation. Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, data terdiri dari 7 jenis yang mengacu pada beban puncak transformator tertinggi setiap tahun dari tahun 2010 hingga 2019. Namun pola masukan yang dibuat mencapai 7 pola. Hal ini dikarenakan input X5 diambil dari angka beban puncak tahun sebelumnya. Selain input X5, input juga terdiri dari X1, X2, X3, X4 dengan target T. Pengolahan data transformator tenaga 1 ditunjukkan pada Tabel 4 sedangkan pengolahan data transformator tenaga 2 ditunjukkan pada Tabel 5.

TABEL 4. Pengolahan data transformator tenaga 1

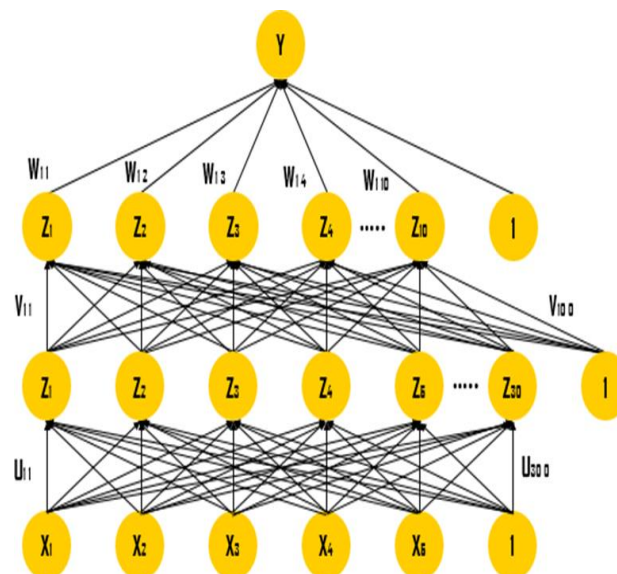
Nomor	Tahun	Data Masukan					Target
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	
1	2010	2,07	2,24	1,79	1,87	8,18	10,98
2	2011	2,19	2,39	1,81	1,87	8,82	11,32
3	2012	2,46	2,65	1,87	1,88	11,31	10,13
4	2013	2,65	2,94	1,88	1,89	10,13	11,12
5	2014	2,94	3,32	1,89	1,90	11,12	13,34
6	2015	3,32	3,70	1,90	1,91	13,34	28,91
7	2016	3,70	4,01	1,91	1,92	28,91	28,91
8	2017	3,71	4,02	1,92	1,93	27,15	27,15
9	2018	3,81	4,09	1,98	1,99	28,79	28,79
10	2019	3,98	4,23	1,99	2,01	29,21	29,21

TABEL 5. Pengolahan data transformator tenaga 2

Nomor	Tahun	Data Masukan					Target
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	
1	2010	2,83	3,12	2,13	2,32	21,25	29,43
2	2011	3,32	3,67	2,78	2,79	23,51	33,14
3	2012	3,67	3,95	2,79	2,81	33,14	17,92
4	2013	3,95	4,40	2,81	2,83	17,92	19,43
5	2014	4,40	4,95	2,83	2,85	19,43	23,51
6	2015	4,95	5,52	2,85	2,86	23,51	22,13
7	2016	5,52	5,92	2,86	2,88	22,13	24,16
8	2017	5,92	6,41	2,88	2,91	24,16	25,11
9	2018	6,14	6,94	2,98	2,99	25,53	25,77
10	2019	6,87	7,32	3,25	3,27	26,09	26,89

Untuk membentuk model jaringan pada algoritma JST maka data yang terdapat pada Tabel 4 dan Tabel 5 digunakan sebagai data masukan untuk jaringan syaraf tiruan. Jaringan yang dibentuk pada penelitian ini merupakan jaringan multilayer yang terdiri dari 1 lapisan masukan, 2 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran. Model jaringan yang baik untuk transformer1 dan transformer2 adalah jaringan yang memiliki tingkat akurasi jaringan yang tinggi. Tingkat akurasi ini diperoleh dengan melakukan berbagai variasi jumlah hidden layer dan jumlah neuron pada setiap hidden layer. Kemudian ditemukan model jaringan yang baik untuk penelitian ini adalah model jaringan yang terdiri dari 30 neuron pada hidden layer pertama dan 10 neuron pada hidden layer kedua, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3.

Pelatihan jaringan pada penelitian ini memperhitungkan parameter learning rate (α). Nilai default dari tingkat pemahaman ini adalah 0,01. Semakin besar nilai α maka akan semakin cepat proses pelatihannya. Tetapi jika α terlalu besar, algoritme menjadi tidak stabil dan mencapai titik minimum lokal. Selain tingkat pemahaman, parameter lain yang digunakan adalah momentum. Momentum yang dimaksud adalah momentum yang digunakan untuk melakukan perubahan bobot berdasarkan arah gradien pola terakhir dan pola sebelumnya. Nilai momentum yang digunakan dalam penelitian ini adalah 0,8. Setelah parameter latih ditetapkan, maka data latih yang telah dinormalisasi akan dilakukan oleh perintah pelatihan.



GAMBAR 3. Jaringan multilayer yang terdiri dari 1 lapisan masukan, 2 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran

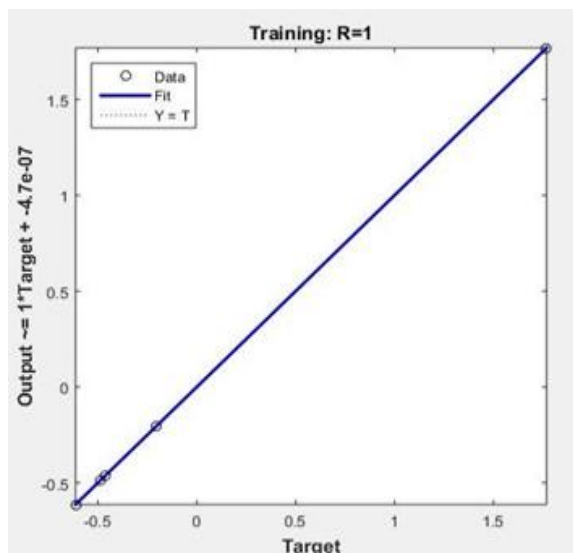
Pelatihan perambatan-balik dilakukan dengan mendistribusikan kesalahan dalam satuan berupa kesalahan untuk menghitung bobot dan koreksi bias. Pelatihan, atau perubahan bobot dan bias dilakukan secara terus menerus agar mendapatkan nilai kinerja tujuan yang lebih kecil dari parameter fungsi kinerja tujuan. Jika fungsi kinerja tujuan tidak terpenuhi, maka pelatihan akan berhenti pada iterasi maksimum yang dimasukkan, atau ketika gradien minimum terpenuhi. Atau jika ketiga kondisi sebelumnya tidak terpenuhi, maka pelatihan akan berhenti saat mencapai pemeriksaan validasi.

Berdasarkan proses pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 1, diperoleh bahwa perubahan bobot jaringan dan bias untuk transformator tenaga 1 dihentikan pada 113 iterasi. Hal ini dikarenakan proses pelatihan telah mencapai fungsi kinerja tujuan yaitu menghasilkan nilai kinerja tujuan sebesar $9,23 \times 10^{-10}$, dimana nilai tersebut lebih kecil dari parameter kinerja tujuan yang ditetapkan yaitu 10^{-9} . Grafik regresi pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 1 ditunjukkan pada Gambar 4.

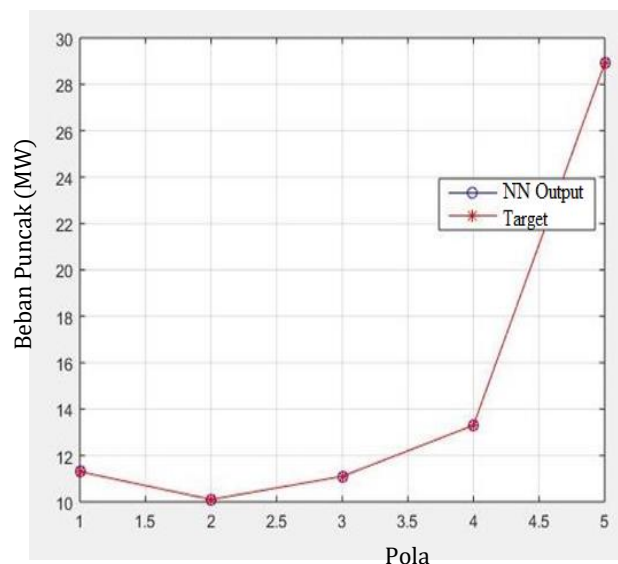
Berdasarkan grafik pada Gambar 4 terlihat bahwa pelatihan pada jaringan transformator

tenaga 1 memiliki koefisien korelasi (R) bernilai 1. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan yang telah dilakukan menghasilkan parameter yang sangat baik. Koefisien korelasi ini diperoleh berdasarkan mekanisme plot regresi linier. Setelah proses pelatihan, selanjutnya dilakukan pencocokan kurva untuk membandingkan kesesuaian antara keluaran jaringan dengan target pelatihan. Dari hasil pencocokan kurva ini didapatkan variabel "an" yang merupakan hasil normalisasi. Denormalisasi adalah proses mengembalikan data yang dinormalisasi ke data asli.

Selanjutnya dilakukan perbandingan antara nilai target dengan output pelatihan jaringan yang disajikan dalam bentuk larik (H). Selain itu, nilai MSE juga ditampilkan yang diperoleh dari rata-rata kuadrat selisih antara target dan output jaringan dalam proses pelatihan. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa nilai target dengan keluaran pelatihan jaringan memiliki nilai yang hampir sama, bahkan selisih nilai antara kedua pola masukan tersebut hampir 0. Nilai pelatihan MSE yang dihasilkan pada jaringan untuk transformator tenaga 1 adalah 5.7446×10^{-8} . Hasil perbandingan tersebut disajikan dalam bentuk grafik seperti pada Gambar 5.



GAMBAR 4. Grafik regresi pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 1



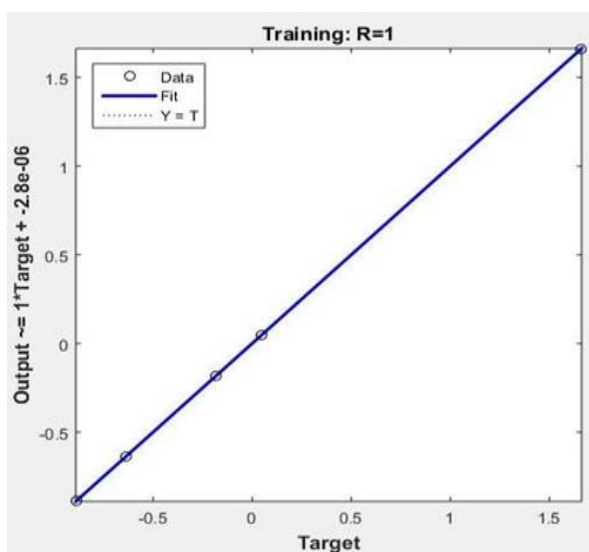
GAMBAR 5. Perbandingan antara keluaran pelatihan dan target transformator tenaga 1

Selanjutnya, berdasarkan proses pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 2, diperoleh bahwa perubahan bobot jaringan dan bias transformator tenaga 1 dihentikan pada 67 iterasi. Hal ini dikarenakan proses pelatihan telah mencapai fungsi kinerja tujuan yaitu menghasilkan nilai kinerja tujuan sebesar $9.43\text{e-}10$, dimana nilai tersebut lebih kecil dari parameter kinerja tujuan yang telah ditetapkan yaitu $1\text{e-}09$. Grafik regresi pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 1 ditunjukkan pada Gambar 6.

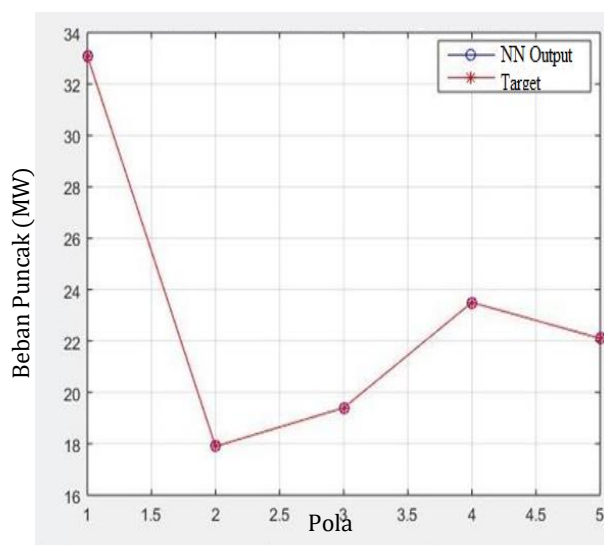
Berdasarkan grafik pada Gambar 6 terlihat bahwa pelatihan pada jaringan transformator tenaga 2 memiliki koefisien korelasi (R) yang bernilai 1. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan yang telah dilakukan menghasilkan parameter yang sangat baik. Koefisien korelasi ini diperoleh berdasarkan mekanisme plot regresi linier. Setelah proses pelatihan, selanjutnya dilakukan pencocokan kurva untuk

membandingkan kesesuaian antara keluaran jaringan dengan target pelatihan. Dari hasil pencocokan kurva ini didapatkan variabel “an” yang merupakan hasil normalisasi. Denormalisasi adalah proses mengembalikan data yang dinormalisasi ke data asli.

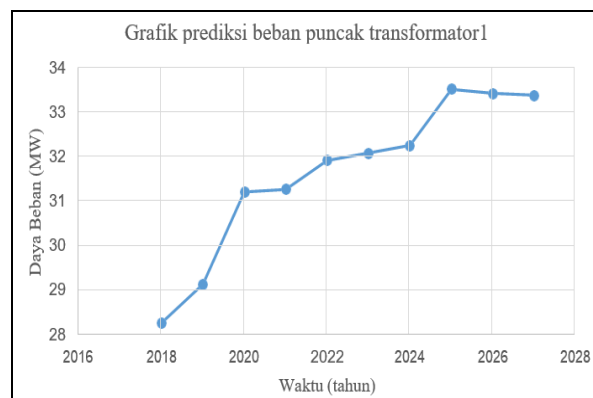
Selanjutnya dilakukan perbandingan antara nilai target dengan output pelatihan jaringan yang disajikan dalam bentuk larik (H). Selain itu, nilai MSE juga ditampilkan yang diperoleh dari rata-rata kuadrat selisih antara target dan output jaringan dalam proses pelatihan. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa nilai target dengan keluaran pelatihan jaringan memiliki nilai yang hampir sama, bahkan perbedaan nilai antara kedua pola masukan tersebut hampir 0. Nilai pelatihan MSE yang dihasilkan pada jaringan untuk transformator tenaga 2 adalah $3,3414 \times 10^{-08}$. Hasil perbandingan tersebut disajikan dalam bentuk grafik seperti pada Gambar 7.



GAMBAR 6. Grafik regresi pelatihan jaringan untuk transformator tenaga 2



GAMBAR 7. Perbandingan antara keluaran pelatihan dan target transformator tenaga 2



GAMBAR 8. Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 1

Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 1 ditunjukkan pada Tabel 6 dan grafik pada Gambar 8. Dapat dilihat pada Tabel 6 dan Gambar 8 yang menunjukkan bahwa prediksi beban puncak transformator tenaga 1 mengalami tren kenaikan setiap tahunnya.. Hal ini berbanding lurus dengan peningkatan nilai PDRB dan jumlah tenaga kerja yang terlayani

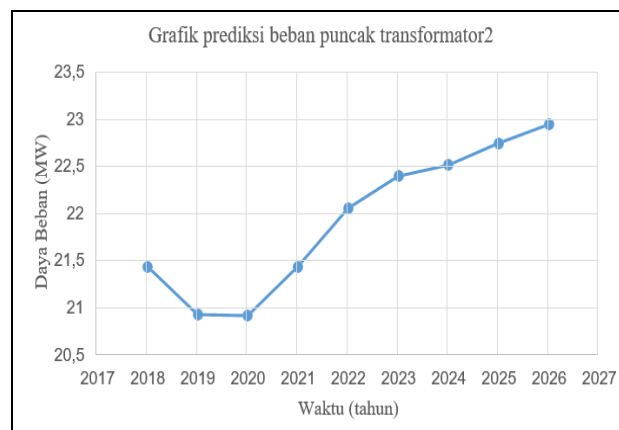
oleh transformator 1. Pada tahun 2027, beban puncak transformator 1 diprediksi sebesar 33,39 MW. Angka tersebut mencapai 55,65% dari kapasitas transformator tenaga 1, dan dapat dikategorikan sebagai standar ringan untuk beban transformator tenaga.

TABEL 6. Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 1

Nomor	Tahun	Data Keluaran					Beban Puncak (MW)
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	
1	2018	4,01	4,44	1,93	1,92	27,11	28,27
2	2019	4,44	4,92	1,93	1,93	28,27	29,14
3	2020	4,92	5,45	1,93	1,93	29,14	31,21
4	2021	5,45	6,05	1,93	1,93	31,21	31,27
5	2022	6,05	6,70	1,93	1,93	31,27	31,92
6	2023	6,70	7,43	1,94	1,94	31,92	32,09
7	2024	7,43	8,23	1,94	1,94	32,09	32,26
8	2025	8,23	9,13	1,94	1,95	32,26	33,52
9	2026	9,13	10,11	1,95	1,95	33,52	33,43
10	2027	10,12	11,21	1,95	1,95	33,43	33,39

TABEL 7. Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 2

Nomor	Tahun	Data Keluaran					Beban Puncak (MW)
		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	
1	2018	5,98	6,32	2,86	2,88	22,42	21,44
2	2019	6,63	7,35	2,87	2,87	21,44	20,93
3	2020	7,35	8,15	2,87	2,87	20,93	20,92
4	2021	8,15	9,03	2,87	2,89	20,92	21,44
5	2022	9,03	10,01	2,88	2,89	21,44	22,06
6	2023	10,01	11,11	2,88	2,90	22,06	22,41
7	2024	11,11	12,30	2,89	2,90	22,41	22,52
8	2025	12,30	13,63	2,89	2,90	22,62	22,75
9	2026	13,63	15,11	2,89	2,91	22,75	22,95
10	2027	15,11	16,75	2,90	2,92	22,95	23,19



GAMBAR 9. Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 2

Hasil prediksi beban puncak transformator tenaga 2 ditunjukkan pada Tabel 7 dan grafik pada Gambar 9. Dapat dilihat pada Tabel 7 dan Gambar 9 yang menunjukkan bahwa prediksi beban puncak transformator tenaga 2 mengalami tren kenaikan setiap tahunnya. Hal ini berbanding lurus dengan peningkatan nilai PDRB dan jumlah tenaga kerja yang terlayani oleh transformator 2. Pada tahun 2027, diprediksi beban puncak transformator 2 sebesar 23,17 MW. Angka tersebut mencapai 77,23% dari kapasitas transformator tenaga 2, dan dapat dikategorikan sebagai standar yang wajar untuk beban transformator tenaga.

KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, beban puncak transformator tenaga diprediksi menggunakan metode neural network tipe propagasi-balik. Hasil prediksi yang telah dibuat untuk periode 2018-2027 menunjukkan adanya trend kenaikan beban puncak setiap tahunnya. Pada tahun 2027, prediksi beban puncak transformator sebesar 33,39 MW atau setara dengan 55,65% dari kapasitas transformator 1, dan dapat dikategorikan sebagai beban standar transformator ringan. Selain itu pada tahun 2027, beban puncak transformator tenaga 2 diperkirakan sebesar 23,17 MW atau setara dengan 77,23% dari kapasitas transformator tenaga 2, dan dapat dikategorikan sebagai beban standar transformator yang optimal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih dan penghargaan kepada Universitas Muhammadiyah Yogyakarta atas kontribusinya dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrasiabi, M., Mohammadi, M., Rastegar, M., Stankovic, L., Afrasiabi, S. (2020). Deep-Based Conditional Probability Density Function Forecasting of Residential Loads. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 11, Issue 4, July 2020, pp. 3646 – 3657.
- Alfieri, L., Falco, P.D. (2020). Wavelet-Based Decompositions in Probabilistic Load Forecasting. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 11, Issue 2, March 2020, pp. 1367 – 1376.
- Anonim. (2019). Statistik PLN 2018. Sekretaris Perusahaan PT PLN (Persero), Jakarta.
- Cao, Z., Wan, C., Zhang, Z., Li, F., Song, Y. (2020). Hybrid Ensemble Deep Learning for Deterministic and Probabilistic Low-Voltage Load Forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 35, Issue 3, May 2020, pp. 1881 – 1897.
- Chen, K., Chen, K., Wang, Q., He, Z., Hu, J., He, J. (2018). Short-Term Load Forecasting With Deep Residual Networks. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 10, Issue 4, July 2019, pp. 3943 – 3952.
- Chen, Q., Xia, M., Lu, T., Jiang, X., Liu, W., Sun, Q. (2019). Short-Term Load Forecasting Based on Deep Learning for End-User Transformer Subject to Volatile Electric Heating Loads. *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 162697 - 162707.
- Deng, Z., Wang, B., Xu, Y., Xu, T., Liu, C., Zhu, Z. (2019). Multi-Scale Convolutional Neural Network With Time-Cognition for Multi-Step Short-Term Load Forecasting. *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 88058 – 88071.
- Feng, C., Sun, M., Zhang, J. (2019). Reinforced Deterministic and Probabilistic Load Forecasting via Q - Learning Dynamic Model Selection. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 11, Issue 2, March 2020, pp. 1377 – 1386.
- Haq, M.R., Ni, Z. (2019). A New Hybrid Model for Short-Term Electricity Load Forecasting. *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 125413 - 125423.
- Hong, Y., Zhou, Y., Li, Q., Xu, W., Zheng, X. (2020). A Deep Learning Method for Short-Term Residential Load Forecasting in Smart Grid. *IEEE Access*, Vol. 8, 2020, pp. 55785 - 55797.

- Huang, N., Wang, W., Wang, S., Wang, J., Cai, G., Zhang, L. (2020). Incorporating Load Fluctuation in Feature Importance Profile Clustering for Day-Ahead Aggregated Residential Load Forecasting. *IEEE Access*, Vol. 8, 2020, pp. 25198 – 25209.
- Jonan, I. (2019). Rencana Umum Ketenagalistrikan Nasional 2019-2038, Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral, Jakarta.
- Kong, W., Dong, Z.Y., Hill, D.J., Luo, F., Xu, Y. (2017). Short-Term Residential Load Forecasting Based on Resident Behaviour Learning. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 33, Issue 1, Jan. 2018, pp. 1087 – 1088.
- Kong, W., Dong, Z.Y., Jia, Y., Hill, D.J., Xu, Y., Zhang, Y. (2019). Short-Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 10, Issue 1, Jan. 2019, pp. 841 – 851.
- Li, B., Zhang, J., He, Y., Wang, Y. (2017). Short-Term Load-Forecasting Method Based on Wavelet Decomposition With Second-Order Gray Neural Network Model Combined With ADF Test. *IEEE Access*, Vol. 5, 2017, pp. 16324 - 16331.
- Li, T., Wang, Y., Zhang, N. (2019). Combining Probability Density Forecasts for Power Electrical Loads. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 11, Issue 2, March 2020, pp. 1679 – 1690.
- Ouyang, T., He, Y., Li, H., Sun, Z., Baek, S. (2019). Modeling and Forecasting Short-Term Power Load With Copula Model and Deep Belief Network. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, Vol. 3, Issue 2, April 2019, pp. 127 – 136.
- Park, K., Yoon, S., Hwang, E. (2019). Hybrid Load Forecasting for Mixed-Use Complex Based on the Characteristic Load Decomposition by Pilot Signals. *IEEE Access*, Vol. 7, 2019, pp. 12297 - 12306.
- Siang, J.J. (2009). Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB. Penerbit ANDI, Yogyakarta.
- Syahputra, R., Soesanti, I. (2017a). Modeling of Wind Power Plant with Doubly-Fed Induction Generator. *Jurnal Teknologi, Journal of Electrical Technology UMY (JET-UMY)*, 1(3), pp. 126-134.
- Syahputra, R. (2017b). Distribution Network Optimization Based on Genetic Algorithm. *Jurnal Teknologi, Journal of Electrical Technology UMY (JET-UMY)*, 1(1), pp. 1-9.
- Tamizharasi, G. (2014). Energy Forecasting using Artificial Neural Networks. *IJAREEIE*, Vol. 3, Issue 3. March 2014, pp. 7568-7576.
- Wang, Y., Chen, Q., Zhang, N., Wang, Y. (2018a). Conditional Residual Modeling for Probabilistic Load Forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 33, Issue 6, Nov. 2018, pp. 7327 – 7330.
- Wang, Y., Chen, Q., Sun, M., Kang, C., Xia, Q. (2018b). An Ensemble Forecasting Method for the Aggregated Load With Subprofiles. *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 9, Issue 4, July 2018, pp. 3906 – 3908.s
-
- PENULIS :
- Ramadoni Syahputra
Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta.
Email: ramadoni@umy.ac.id
- Febrian Dhimas Syahfitra
Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta.
- Karisma Trinanda Putra
Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta.
- Indah Soesanti
Departemen Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
Email: indahsoesanti@ugm.ac.id