BAB VII. MODEL PRAKIRAAN KONSUMSI ENERGI LISTRIK DI BANGUNAN GEDUNG KAMPUS BERBASIS *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION*

Said Sunardiyo[1], Henry Ananta[1], Riana Devi M.P[1],

Rani Thufaila Yofanda[2], Rifqi Muhammad Yofatama[3]

[1]Program Studi Teknik Elektro Universitas Negeri Semarang

[2]Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Industri
Universitas Sultan Agung Semarang

[3]Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) Republik Indonesia

Email: saidelektro@mail.unnes.ac.id

DOI: https://doi.org/10.15294/ka.v1i3.153

ABSTRAK

Kampus dipandang sebagai kawasan yang memiliki tingkat penggunaan energi yang tinggi melalui aktivitas pendidikan di gedung- gedung dari aktivitas warga kampus hijau Universitas Negeri Semarang (UNNES). Langkah yang diharapkan untuk mengurangi biaya konsumsi energi di kampus hijau adalah melalui program konservasi energi salah satunya dengan mengetahui konsumsi energi di masa depan melalui prakiraan berdasarkan data-data historis tahun-tahun sebelumnya. Prakiraan penggunaan energi di bangunan gedung penting dilakukan hal ini untuk meningkatkan kinerja energi, dengan tujuan mencapai konservasi energi dan mengurangi dampak lingkungan (emisi CO_2). Lokasi penelitian di kampus hijau UNNES Hasil penelitian menunjukkan model *Artificial Neural Network (ANN) backpropagation* untuk memprakirakan kebutuhan energi listrik di bangunan kampus hijau UNNES ini berdasarkan data eksternal iklim dan okupansi per

bulan dari tahun 2013-2020, meliputi data pada saat sebelum pandemi Covid 19 dan pada saat pendemi Covid 19. Arsitektur jaringan terbaik dengan pola 6 neuron input layer, 20 neuron hidden layer dan 1 neuron output layer sebagai hasil dari uji coba 18 variasi fungsi aktivasi dan fungsi pelatihan. Adapun hasil validasi nilai aktual pengukuran terhadap nilai target prakiraan pada tahun 2019 dan 2020 memberikan keakurasian nilai MSE sebesar 0,0832 dan MAPE sebesar 22,553% sehingga dikategorikan peramalan wajar dipergunakan sebagai model prakiraan penggunaan energi listrik tahun 2021-2025.

Kata kunci: Model ANN Backpropagation, Konsumsi Energi Listrik, Bangunan Gedung

PENDAHULUAN

Kinerja energi dalam bangunan dipengaruhi oleh banyak faktor, seperti kondisi cuaca sekitar, struktur dan karakteristik bangunan, pengoperasian komponen listrik seperti pencahayaan dan sistem HVAC, hunian dan perilakunya, kondisi ini membuat kinerja energi sangat sulit untuk akurat menerapkan prakiraan konsumsi energi bangunan. (Zhao & Magoulès, 2012). Prakiraan penggunaan energi di bangunan gedung penting dilakukan hal ini untuk meningkatkan kinerja energi, dengan tujuan mencapai konservasi energi dan mengurangi dampak lingkungan. Namun, sistem energi dalam bangunan cukup kompleks, seperti jenis energi dan jenis bangunan sangat bervariasi. Dalam literatur, bentuk energi utama dipertimbangkan adalah pemanasan dan pendinginan, konsumsi air panas dan listrik. Jenis bangunan yang paling sering dipertimbangkan adalah kantor, perumahan dan bangunan teknik, bervariasi dari kamar kecil hingga perkebunan besar. Perilaku energi suatu bangunan dipengaruhi oleh banyak faktor, seperti kondisi cuaca, terutama bohlam kering suhu, konstruksi

bangunan dan properti termal bahan fisik yang digunakan, hunian dan perilakunya, komponen sub-level seperti pencahayaan, HVAC (Pemanasan, Ventilasi, dan Sistem Pendingin Udara), kinerja dan jadwalnya

Aimee (2017) menyatkan bahwa Konsumsi energi di sektor industri dan komersial (layanan) menyumbang hampir 40% dari emisi gas rumah kaca global. Mengurangi konsumsi energi ini akan sangat penting bagi negara-negara untuk mencapai komitmen pengurangan gas rumah kaca nasional mereka. Standar manajemen ISO 50001-Energi menyediakan kerangka kerja perbaikan berkelanjutan bagi organisasi untuk mengurangi konsumsi energi. Beberapa kebijakan nasional sudah mendukung ISO 50001; namun, tidak ada proses yang transparan dan konsisten untuk memperkirakan dampak potensial dari implementasinya. Metodologi Dampak yang dikembangkan pada ISO 50001, merupakan metodologi yang dikembangkan secara internasional untuk menghitung dampak ini pada skala nasional, regional, atau global yang cocok untuk digunakan oleh pembuat kebijakan.

Dampak Global ISO 50001 yang baru-baru ini dibentuk menyediakan forum bagi para pembuat kebijakan untuk memperbaiki dan mendorong penggunaan metodologi ini. Dengan menggunakan metodologi ini, skenario dengan 50% proyeksi konsumsi energi sektor industri dan jasa global di bawah manajemen ISO 50001 pada tahun 2030 akan menghasilkan penghematan energi primer kumulatif sekitar 105 EJ, penghematan biaya hampir US $ 700 miliar (diskon untuk nilai bersih sekarang 2016), dan 6500 juta metrik ton (Mt) dari emisi CO_2 yang dihindari. Emisi CO_2 tahunan yang dihindari pada tahun 2030 saja setara dengan mengeluarkan 210 juta kendaraan penumpang dari jalan.

Peramalan energi yang andal membantu pengelola/manajer menyiapkan anggaran masa depan untuk gedung mereka. Oleh karena itu, model prakiraan yang sederhana, lebih mudah, dan dapat diandalkan yang dapat digunakan untuk berbagai jenis bangunan diinginkan (Amber & Aslam, 2017). Dalam penelitiannya menyajikan model perkiraan berdasarkan lima tahun dari set data nyata untuk satu variabel dependen (konsumsi listrik harian) dan enam variabel penjelas (suhu sekitar, radiasi matahari, kelembaban relatif, kecepatan angin, indeks hari kerja dan jenis bangunan). Persamaan matematika tunggal untuk perkiraan listrik harian penggunaan bangunan kampus telah dikembangkan menggunakan teknik Multiple Regression (MR). Data dua bangunan tersebut, terletak di Southwark Campus, London South Bank University di London. Hasil uji prakiraan model MR diperiksa dan dinilai berdasarkan data konsumsi listrik nyata dari kedua gedung pada tahun 2011. Hasilnya menunjukkan bahwa dari enam variabel penjelas, tiga variabel yaitu: suhu sekitar, index hari kerja dan tipe bangunan berpengaruh signifikan terhadap konsumsi energi bangunan. Hasil dari model ini dikaitkan dengan Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) sebesar 12% untuk gedung administrasi dan 13% untuk gedung akademik.

Prakiraan yang akurat dari konsumsi listrik sebuah bangunan memberikan garis dasar untuk manajemen energi dan menunjukkan potensi penghematan energi bangunan. Tetapi, indikator pemanfaatan listrik berdasarkan luas bangunan tidak lagi berlaku karena peningkatan keseluruhan luas bangunan per orang dan permintaan energi penghuni bangunan. Konsumsi listrik dasar terkait dengan luas bangunan, sedangkan variabel konsumsi listrik terkait dengan hunian bangunan. Fungsi probabilitas dan model Markov digunakan untuk menggambarkan konsumsi listrik

yang disebabkan oleh keacakan hunian pada bangunan. Model ini divalidasi menggunakan tiga bangunan kampus. Berdasarkan perbandingan tagihan listrik aktual bangunan kampus dengan hasil prakiraan model, kesalahan akurasi model kurang dari 5% (Yan & Qiaochu, 2020).

North China University Of Science and Technology sebagai pelanggan besar sunber daya energi listrik telah melaksanakan pengukuran aktual dan simulasi konsumsi energi dan analisis penghematan energi untuk konsumsi energi kampus (Ruijiang *et al*., 2017).

Permasalahan yang dihadapi adalah energi primer 85% berasal dari energi tak terbarukan, bersumber dari fosil (batu bara, minyak, gas dan lainnya). Di sisi ekonomi hal ini membutuhkan biaya tinggi untuk pengadaan energi fosil, sedangkan di sisi lain batu bara, minyak, gas selalu memberikan dampak buruk terhadap lingkungan karena menghasilkan polusi. Data dari ESMAP *(Energy Mangement Assistance Program)* menyebutkan bahwa batu bara, minyak dan gas sebagai energi primer menghasilkan CO_2 yang sangat besar ketika menghasilkan energi listrik.

Kebijakan Pemerintah Republik Indonesia terkait dengan Penghematan Energi berdasarkan Permen ESDM 13 Tahun 2012 meliputi 2 ruang lingkup yaitu (1) Lembaga yang meliputi: Bangunan Gedung Negara, Bangunan Gedung BUMN, BUMD dan BHMN, Rumah Tinggal Pejabat, Penerangan Jalan Umum, Lampu Hias dan Papan Reklame; (2) Ruang lingkup penghematan yaitu pnghematan pada: Sistem Udara, Sistem Cahaya, Peralatan pendukung meliputi: lift, computer, printer, mesin fotokopi, peralatan audio-video, water heater atau dispenser. Melihat dominasi energi berbahan dasar fosil untuk keperluan pembangkit listrik, maka apabila minyak bumi, batubara dan gas tersebut

dieksploitasi secara terus menerus maka suatu saat akan habis dan tidak bisa diperbarui.

Menurut Peraturan Pemerintah No. 70 Tahun 2009 tentang Konservasi Energi, definisi konservasi energi adalah upaya sistematis, terencana, dan terpadu guna melestarikan sumber daya energi dalam negeri serta meningkatkan efisiensi pemanfaatannya. Konservasi bukan dilakukan untuk membatasi pemakaian melalui penjatahan penggunaan yang dapat mengganggu pertumbuhan tetapi utamanya adalah untuk meningkatkan efisiensi pemakaian. Efisiensi yang dimaksud adalah ketepatan penggunaan energi dan meminimalisir terbuangnya energi secara sia-sia. Dalam program konservasi energi ini, tentu tidak hanya pemerintah dan pengambil kebijakan yang berkewajiban berperan serta, karena program ini merupakan suatu tindakan yang mencakup multi dimensi. Termasuk di dalamnya dituntut perubahan budaya dalam masyarakat. Konservasi energi merupakan bagian dari usaha untuk menanamkan budaya hemat, efisien dan produktif dalam masyarakat.

Salah satu bentuk penerapan pembangunan berkelanjutan yaitu pada tingkat kawasan pendidikan. Upaya menerapkan konsep pembangunan berkelanjutan pada sektor pendidikan dilakukan oleh badan organisasi dunia PBB yaitu UNESCO yang menyuarakan pentingnya menerapkan konsep "*Education For Sustainable Development (ESD)*", di kawasan pendidikan. Kawasan pendidikan strategis dalam hal ini adalah kawasan perguruan tinggi, yang merupakan kawasan tempat dimana para intelektual muda dilahirkan, untuk dapat memberi solusi dalam suatu permasalahan bangsa dan pengembangan suatu bangsa. Sektor pendidikan merupakan salah satu pilihan yang tepat untuk menumbuhkan kesadaran dan kepedulian terhadap lingkungan. Salah satunya adalah kampus yang menerapkan

keberlanjutan. Kampus berkelanjutan merupakan kampus yang peduli terhadap lingkungan untuk masa yang akan datang, seperti halnya yang dikemukakan oleh menurut Beberapa penelitian model peramalan *energy use* di bangunan untuk memprakiraan besarnya pemakaian energi di bangunan gedung kampus sebagai salah satu pilar pengembangan kampus hijau pada masa mendatang. Model prakiraan energi listrik penting dilakukan karena dengan hasil prakiraan dapat memberi arah perencanaan kebijakan bagi pengambil keputusan di Perguruan Tinggi di masa depan, sebagai upaya memaksimalkan efisiensi energi listrik di kampus hijau. Prakiraan adalah salah satu pemanfaatan dari teknologi *data mining*. *Data mining* adalah campuran dari statistik, kecerdasan buatan dan riset basis data yang masih berkembang. Seiring dengan perkembangan teknologi, maka berbagai model prakiraan juga mengalami kemajuan yang cukup pesat (Prasetyo, 2014). Jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk memprakiraan karena memiliki kemampuan meneliti dan mengenali pola data historis. Penerapan jaringan syaraf di bidang peramalan dan prakiraan berada di hampir semua studi ilmiah dari tahun terakhir karena memiliki akurasi yang lebih baik dari model statistik dan matematika, selain itu jaringan syaraf tiruan memiliki keluwesan, baik dalam perancangan maupun penggunaannya (Sharma, Najhawan, 2015).

Arificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. Jaringan syaraf tiruan terinspirasi oleh otak manusia dimana neuron saling interkoneksi secara non-linier. Neuron merupakan elemen pengolahan jaringan syaraf tiruan. Setiap neuron menerima *input*, memproses *input* tersebut kemudian mengirimkan hasilnya berupa sebuah *output.* Penelitian ini

menggunakan ANN *backpropagation* karena kesederhanaan dan kinerjanya biasanya baik. Algoritma *backpropagation* mempunyai cara kerja dengan menyesuaikan bobot yang saling terhubung antara neuron untuk mencapai kesalahan minimum antara keluaran hasil prakiraan dengan keluaran yang nyata (Sharma & Nijhawan, 2015). Selain itu jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki kelebihan lain dibandingkan jaringan syaraf tiruan lainnya yaitu jaringan syaraf tiruan *backpropagation* menggunakan pelatihan terawasi. Jaringan syaraf disebut terawasi jika *output* yang diharapkan sudah diketahui sebelumnya (Park, 2006). Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* berisi metode pelatihan *backpropagation* yang sangat umum, yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah di banyak area dan dapat ditemukan di hampir setiap bidang. Hasil **review** prakiraan konsumsi energi di bangunan menggunakan ANN, salah satu kesimpulan bahwa **area research** ke depan ialah tentang pengembangan prakiraan hunian (okupansi) yang lebih banyak dapat membantu meningkatkan efisiensi energi dan strategi mereka. **Hunian** dan **beban** yang digerakkan oleh penghuni tetapi menjadi area dengan sedikit perhatian, meskipun menjadi faktor utama dalam banyak beban internal dan / atau bangunan yang didorong oleh beban penghuni (Jason & Radu, 2019). Bahwa faktor kondisi hunian dan cuaca aktual dapat berdampak signifikan terhadap konsumsi energi gedung (Farah *et al*., 2019; Lupato, 2019). Tingkat hunian dan kondisi lingkungan lokal, seperti suhu, rasio kelembaban, radiasi matahari, kecepatan angin, dan kecepatan angin, berdampak pada konsumsi energi listrik aktual gedung kampus baik untuk hari kerja maupun tidak (Moon *et al*., 2020). Selain itu penerapan energi baru terbarukan (EBT) di kampus hijau perlu diperhitungkan dalam memprakirakan kebutuhan energi pada banguan gedung di kampus hijau. Di

Universitas Negeri Semarang sebagai salah satu *green campus* di Indonesia pemakaian solar PV untuk sumber energi baru terbarukan dari tahun ke tahun tercatat semakin meningkat jumlahnya (Rajesh *et al*., 2013).

PERMASALAHAN

a. Bagaimana membangun pemodelan sistem yang dapat digunakan untuk memparkirakan konsumsi energi listrik untuk tahun mendatang sehingga dapat menjadi pertimbangan kebutuhan dan efisiensi energi listrik di kampus.
b. Bagaimana menerapkan model yang dipilih yaitu model *Artificial Neural network Backprpagation* untuk memparkirakan konsumsi energi listrik untuk tahun mendatang berdasarkan kajian dari review hasil-hasil penelitian yang sebelumnya. sehingga diperoleh hasil yang valid.

TUJUAN

a. Mengimplementasikan model ANN *backpropagation* untuk memprakiraan penggunaan energi listrik di bangunan kampus
b. Memperoleh tingkat akurasi dan hasil prakiraan menggunakan model ANN *backpropagation* dalam memprakiraan penggunaan energi listrik di bangunan kampus yang handal dan dapat dipercaya.

PRAKIRAAN

Prakiraan merupakan hal penting yang dipakai untuk mengetahui kejadian di masa mendatang melalui pengenalan pola kejadian di masa lampau. Dengan cara mengetahui kejadian yang akan terjadi membuat setiap orang lebih mempersiapkan segala sesuatu, baik untuk kehidupan manusia maupun harta benda yang dimiliki. Prakiraan adalah salah satu pemanfaatan dari teknologi

data mining. Daryl Pregibon dalam Prasetyo (2014), *data mining* adalah gabungan dari statistik, kecerdasan buatan dan riset basis data yang masih berkembang. Sejalan perkembangan teknologi, maka berbagai model prakiraan juga mengalami kemajuan yang pesat. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network* (ANN) dapat digunakan untuk memprakiraan karena memiliki kemampuan meneliti dan mengenali pola data historis. Penerapan JST di bidang peramalan berada di hampir semua studi ilmiah dari tahun terakhir karena memiliki akurasi yang lebih baik dari model Statistik dan Matematika, selain itu Jaringan Syaraf Tiruan memiliki fleksibilitas baik dalam perancangan maupun penggunaannya (Sharma & Nijhawan, 2015).

MODEL ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACK PROPAGATION

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang banyak menyinggung mengenai *Artificial neural network backpropagation* untuk dijadikan referensi pada penelitian ini. Beberapa penelitian tersebut diantaranya :

1. Rajesh Kumar, R.K. Aggarwal, J.D. Sharmaa, (2013), meneliti bahwa *Artificial Neural Network (ANN)* dapat digunakan untuk memprakiraan konsumsi energi lebih andal daripada model simulasi tradisional dan teknik regresi. ANN saat ini diterima sebagai teknologi alternatif yang menawarkan cara untuk mengatasi masalah yang kompleks dan tidak jelas. Data-data parameter tidak diprogram dengan cara tradisional tetapi dilatih menggunakan data riwayat masa lalu yang mewakili perilaku suatu sistem.
2. Zhao & Magoulès (2012) melakukan penelitian bahwa ANN adalah model kecerdasan buatan yang paling cocok digunakan penerapan prakiraan energi bangunan. Tipe model ini terbukti mampu memecahkan masalah non-linear dan merupakan pendekatan yang efektif untuk

aplikasi yang kompleks ini. Dalam kurun waktu dua puluh tahun terakhir, para peneliti telah menerapkan ANN untuk menganalisis berbagai jenis energi bangunan Konsumsi dalam berbagai kondisi, seperti pemanasan / pendinginan beban, konsumsi listrik, operasi komponen sub-level dan optimasi, estimasi parameter.

3. Lee & Choi (2013) meneliti bahwa slgoritma *backpropagation* mempunyai prinsip kerja dengan menyesuaikan bobot yang saling terhubung antara neuron untuk mencapai kesalahan minimum antara output hasil prakiraan dengan output yang nyata.
4. Jason Runge, dan Radu Zmeureanu, (2019) menelitu bahawa jaringan Syaraf Tiruan *backpropagation* berisi metode pelatihan *backpropagation* yang sangat umum, yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah di banyak area dan dapat ditemukan di hampir setiap bidang. Hasil ***review*** model prakiraan konsumsi energi di bangunan menggunakan *Artificial Neural Network Backprpagation* (ANN-BP), salah satu kesimpulan bahwa ***area research*** ke depan ialah tentang pengembangan prakiraan hunian (okupansi) yang lebih banyak dapat membantu meningkatkan efisiensi energi dan strategi mereka. ***Hunian*** dan ***beban*** yang digerakkan oleh penghuni tetapi menjadi area dengan sedikit perhatian, meskipun menjadi faktor utama dalam banyak beban internal dan / atau bangunan yang didorong oleh beban penghuni.
5. Moon Keun Kim, Yang Seon Kim, Jelena Srebric (2020) meneliti bahwa tingkat hunian dan kondisi lingkungan lokal, seperti suhu, rasio kelembaban, radiasi matahari, kecepatan angin, dan kecepatan angin, berdampak pada konsumsi energi listrik aktual gedung kampus baik untuk hari kerja maupun tidak.

6. Hamid R. Khosravani, María Del Mar Castilla, et. Al (2016). melakukan penelitian perbandingan model prakiraan konsumsi energi berdasarkan *Jaringan Saraf Tiruan (JST) Bioklimatik.* Untuk mengendalikan konsumsi energi listrik di gedung, berabagai alternativ berbeda telah diusulkan, mulai dari pemanfaatan arsitektur bioklimatik hingga penggunaan model prakiraan. model kecerdasan buatan seperti jaringan saraf dan SVM (*Support Vector Machine*) juga telah diusulkan karena tingginya kemampuan potensial untuk melakukan pemetaan nonlinier yang akurat antara input dan output secara nyata.
7. Aowabin Rahman. (2017) meneliti model jaringan saraf tiruan untuk membuat prakiraan jangka menengah, yaitu kurun waktu 1 minggu, dari profil konsumsi listrik di bangunan gedung komersial dan bangunan perumahan dengan jangka waktu satu jam. Model yang diusulkan digunakan untuk memprakiraan konsumsi listrik per jam untuk Gedung Keselamatan Publik di Salt Lake City, Utah, dan untuk konsumsi listrik setiap jam di bangunan tempat tinggal di Austin, Texas. Untuk memprakiraan profil beban bangunan komersial, model urutan-ke-urutan NN (neural network) yang diusulkan umumnya sesuai dengan kesalahan relatif lebih rendah saat dibandingkan dengan jaringan saraf perceptron multi-layered konvensional
8. Jihui Yuan, Craig Farnham, Chikako Azuma, Kazuo Emura. (2018) Mengkaji model jaringan syaraf tiruan (JST) untuk memperkirakan musiman Konsumsi listrik setiap jam untuk tiga area kampus universitas, Jepang. Total enam parameter termasuk hari dalam seminggu, jam dalam sehari, suhu bohlam kering per jam, relatif setiap jam kelembaban, radiasi global per jam, dan konsumsi

listrik per jam sebelumnya digunakan sebagai variabel input.

Model Jaringan Syaraf Tiruan dikembangkan untuk memprakiraan musim mendatang konsumsi listrik untuk tiga area, mengingat Feed-forward JST dilatih algoritma propagasi balik Levenberg- Marquardt (LM). Koefisien korelasi (R^2) dan metrik akar kuadrat kesalahan (RMSE) diadopsi untuk mengevaluasi akurasi model JST yang diusulkan. Ini menunjukkan bahwa R^2 antara pengukuran aktual dan JST prakiraan model berkisar antara 0,96 dan 0,99 pada tahap pelatihan, dan antara 0,95 dan 0,99 pada tahap pengujian.

PRAKIRAAN MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

ANN merupakan suatu rancangan alat penghitung yang ditujukan untuk mampu melakukan mirip dengan apa yang dikerjakan oleh jaringan biologi otak manusia. Pada umumnya Jaringan Syaraf Tiruan memiliki dua lapisan, yaitu *input layer* dan *output layer*. Namun pada perkembangannya, adapula Jaringan Syaraf Tiruan yang memiliki satu lapisan lagi yang terletak diantara *input layer* dan *output layer*, lapisan ini disebut adalah lapisan tersembunyi *hidden layer*. Penjelasan mengenai komponen jaringan syaraf tiruan.

Input Layer

Input layer berisi *node-node* yang masing-masing menyimpan sebuah nilai masukan yang tidak berubah pada fase latih dan hanya dapat berubah apabila diberikan nilai masukan baru. *Node* pada lapisan ini bergantung pada jumlah *input* dari suatu pola.

Hidden Layer

Lapisan ini tersembuni sehingga dinamakan *hidden layer*. Namun semua proses pada fase pelatihan dan fase pengenalan diproses di

lapisan ini. Jumlah lapisan *hidden layer* tergantung dari arsitektur yang akan dirancang.

Output Layer

Output layer berfungsi untuk menampilkan hasil perhitungan sistem oleh fungsi aktivasi pada *hidden layer* berdasarkan *input* yang diterima.

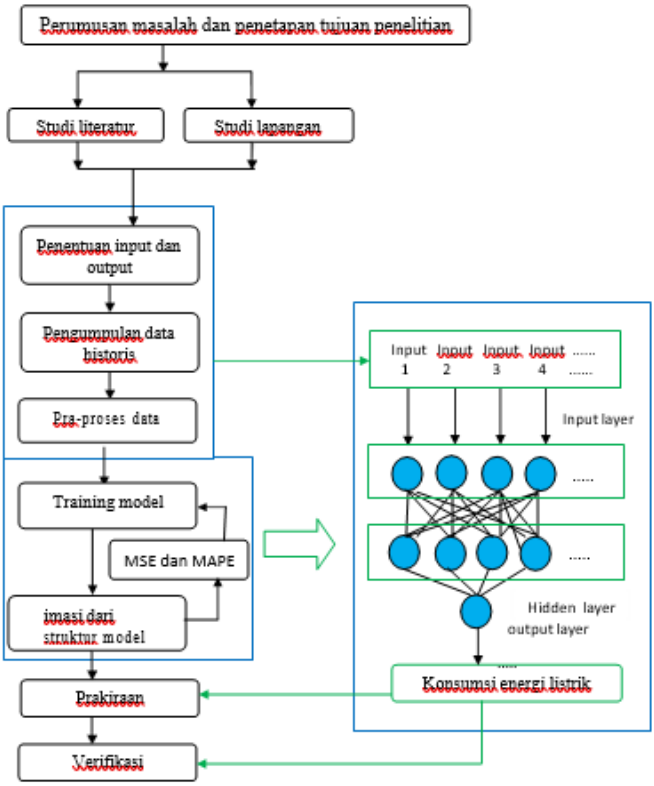
ARSITEKTUR JARINGAN SYARAF TIRUAN

Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan dan algoritma pelatihan sangat menentukan model-model Jaringan Syaraf Tiruan. Arsitektur jarinngan tersebut untuk menjelaskan arah perjalanan sinyal atau data di dalam jaringan. Sedangkan algoritma pelatihan menjelaskan bagaimana bobot koneksi harus diubah agar pasangan *input-output* yang diinginkan dapat tercapai. Beberapa arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan tersebut, antara lain (Kusumadewi, 2003). Lokasi penelitian di kampus timur UNNES Sekaran Gunungpati

Gambar 7.1. Peta Kampus Unnes Sekaran

DESAIN PENELITIAN

Jenis penelitian ini merupakan penelitian eksperimen yang dipergunakan untuk mencari pengaruh perlakuan tertentu (Sugiyono, 2012). Data yang diambil berupa hasil pengukuran dan pembuktian yang bertujuan untuk mendapatkan informasi, fakta-fakta dan data catatan mengenai suatu permasalahan. Penelitian ini untuk menjelaskan bagaimana prakiraan konsumsi beban listrik di bangunan gedung kampus Universitas Negeri Semarang menggunakan model *artificial neural network* untuk memperoleh hasil prakiraan yang akurat. Pada penelitian ini, ada beberapa tahapan yang dilakukan secara sistematis, dimulai dari observasi, studi literatur hingga didapat hasil yang diinginkan, secara singkat tahapan penelitian digambarkan dalam diagram alir berikut :



Gambar 7.2. Diagram Alir Penelitian

Alat dan Bahan

Pada proses penelitian ini alat dan bahan yang dipergunakan ialah :

(1) Seperangkat *hardware* komputer ASUS, RAM 4 GB, eksternal 250 GB HDMI, Intel(R) Core i3 (R) CPU 2047 @2.30GHz, OS Windows 7 Ultimate 64-bit Operating System
(2) *Software* aplikasi Matlab R2018a
(3) Data-data yang dibutuhkan untuk menjalankan *software* aplikasi Matlab R2018a.

Variabel Penelitian

Pada penelitian ini pemodelan dengan prakiraan energi listrik menggunakan *Aritificial Neural Network* di bangunan gedung kampus timur UNNES Sekaran Gunungpati Semarang memerlukan variabel sebagai data eksternal sebagai input yaitu data historis okupansi per bulan di kampus dan data iklim per bulan di kota Semarang) sejak tahun 2013 sampai tahun 2020.

Teknik pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah:

1. Observasi

Observasi dilakukan di kampus timur Universitas Negeri Semarang kampus bagian timur Sekaran Gunungpati Kota Semarang melalui observasi langsung terkait input daya listrik (nama,IDPEL,Golongan Tarif) untuk mencatu daya listrik di kawasan kampus timur.

2. Wawancara

Wawancara dilakukan dengan (1) bagian kelistrikan Rumah Tangga Universitas terkait profil energi listrik di kampus timur. (2) bagian Akademik kemahasiswaan dan Universitas dan Fakultas untuk menentukan jumlah rata-rata okupansi mahasiswa pada masa kuliah, liburan dan kegiatan di kampus di luar masa

kuliah tahun 2013-2020. Pada saat sebelum pandemic Covid 19 dan pada saat pandemi Covid 19 pertengahan tahun 2020.

3. Dokumentasi

Dokumentasi dilakukan untuk memperoleh data *pertama* tentang jumlah konsumsi energi listrik (kWh) per bulan dari tahun 2013 sampai tahun 2020, *kedua* tingkat okupansi di gedung kampus oleh mahasiswa, dosen dan tendik (orang) per bulan dari tahun 2013 sampai tahun 2020; *ketiga* di Laboratorium BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika). Stasiun Klimatologi kota Semarang, Jl. Siliwangi Semarang untuk observasi data iklim di kota Semarang tahun 2013 sampai 2020 yaitu : Suhu rata-rata per bulan (^{0}C), Kelembaban rata-rata perbulan (%), Intensitas Radiasi matahari rata-rata per bulan (Cal/cm^2/Hari), Kecepatan angin rata- rata per bulan (Km/Jam), Lama penyinaran matahari rata-rata per bulan (%). Data-data pada penelitian ini diperoleh dari berbagai sumber dan teknik pengumpulan sebagai berikut :

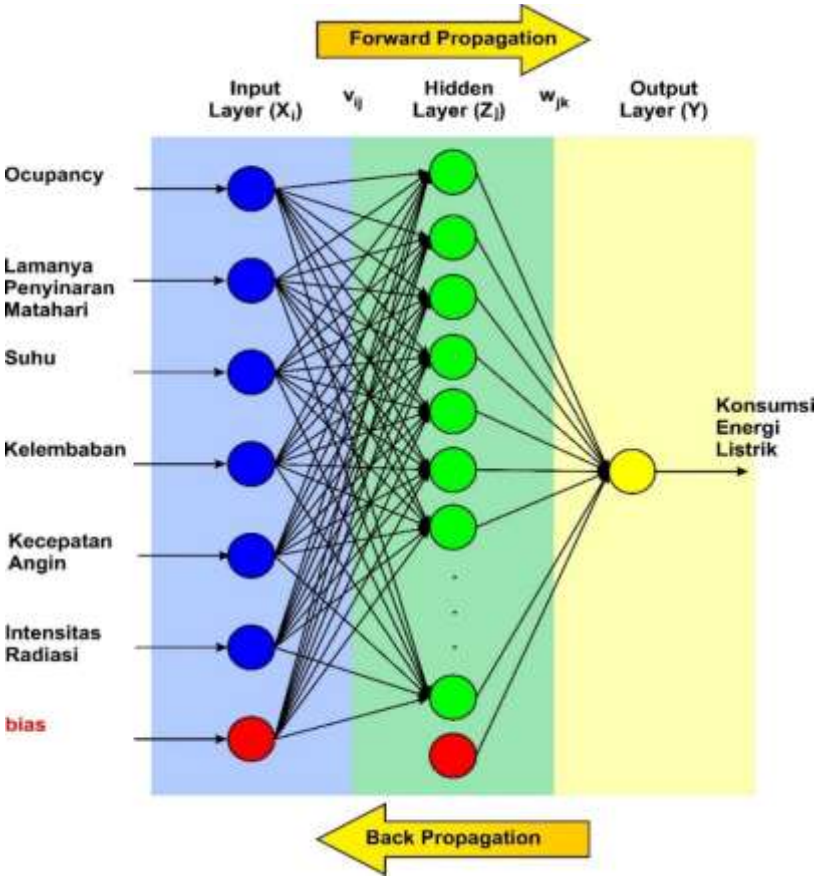
Tabel 7.1. Jenis Data, Teknik Pengumpulan dan Sumber Data

No	Jenis Data	Satuan	Teknik pengum-pulan data	Sumber Data
1	Data profil konsumsi energi listrik di kampus timur Unnes tahun 2013 sampai tahun 2020 : 1. Idpel 523530826198 Golongan Tarif S2 2. Idpel 52350906149 Golongan Tarif S2 3. Idpel 523531104026 Golongan Tarif S3	kWh	Observasi, dokumentasi, wawancara	Bagian kelistrikan Sarpras RT
2	Data tingkat hunian / okupansi dosen, tendik dan mahasiswa di kampus tahun 2013 sd 2020 rata2 per bulan	Orang	Dokumentasi, survey lapangan dan wawancara	Bagian Kemahasiswaan dan kepegawaian
3	Data iklim di kota Semarang tahun 2013sampai tahun 2020 meliputi a. Suhu rata-rata per bulan b. Kecepatan angin rata-rata per bulan, c. Intensitas radiasi matahari rata-rata per bulan, d. Kelembaban udara rata-rata per bulan e. lama penyinaran matahari rata- rata perbulan	 ^{0}C km/jam cal/cm^2/ hari % %	Dokumentasi	Laboratorium BMKG Jawa Tengah

Teknik Pengolahan dan Analisis Data

Mengolah dan menganalisis data yang didapat dari hasil pengambilan data. Analisis dilakukan dengan menggunakan model dari layer tersembunyi dihubungkan oleh bobot-bobot tersembunyi menuju neuron pada layer keluaran. Hasil yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan data target sehingga diperoleh tingkat kesalahan (error). Apabila tingkat kesalahan yang diperoleh lebih kecil daripada tingkat kesalahan yang sebelumnya telah ditetapkan (target error), maka proses perambatan akan berhenti. Namun apabila tingkat kesalahan masih lebih besar daripada tingkat kesalahan tetapan maka dilakukan proses perambatan balik dengan melakukan

pembaharuan bobot. Arsitektur jaringan syaraf tiruan pada penelitian ini sebagai berikut :



Gambar 7.3. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Berikut ini merupakan langkah algoritma jaringan syaraf tiruan backpropagation.

Langkah 1: Inisialisasi

Inisialisasi semua bobot pada layer tersembunyi dan layer keluaran, tetapkan fungsi aktivasi yang digunakan pada setiap layer.

Menetapkan laju pembelajaran.

Inisialisasi semua bobot bisa menggunakan bilangan acak dalam jangkauan [-0.5,0.5] atau menggunakan distribusi uniform dalam jangkauan kecil:

$$\left(-\frac{2.4}{F_i}, +\frac{2.4}{F_i}\right)$$

F_i adalah jumlah neuron masukan neuron I dalam ANN

Langkah 2: Aktivasi

Mengaktifkan jaringan dengan menerapkan masukan, $x_1(p), x_2(p), \dots, x_n(p)$, dan keluaran yang diharapkan, $y_{d1}(p), y_{d2}(p), \dots, y_{dn}(p)$.

a. Hitung keluaran yang didapatkan dari neuron dalam layer tersembunyi:

$$v_j(p) = \sum_{i=1}^{n} x_i(p).w_{ij}(p)$$

$$y_j(p) = \frac{1}{1 + e^{-v_j(p)}}$$

n adalah jumlah masukan pada neuron j dalam layer tersembunyi.

b. Hitung keluaran yang didapatkan dari neuron dalam layer keluaran:

$$v_k(p) = \sum_{j=1}^{m} x_j(p).w_{jk}(p)$$

$$y_k(p) = \frac{1}{1 + e^{-v_k(p)}}$$

Langkah 3: Perbarui bobot

Bobot diperbarui pada saat eror dirambatkan balik dalam ANN, eror yang dikembalikan sesuai dengan arah keluarnya sinyal keluaran.

a. Hitung gradien eror untuk neuron dalam layer keluaran:

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p)$$

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p)$$

Hitung koreksi bobot:

$$\Delta w_{jk}(p) = \eta \times y_j(p) \times \delta_k(p)$$

Perbarui bobot pada neuron layer keluaran:

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

b. Hitung gradien eror untuk neuron dalam layer tersembunyi:

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times \left[1 - y_j(p)\right] + \sum_{k=1}^{l} \delta_k(p).w_{jk}(p)$$

Hitung koreksi bobot:

$$\Delta w_{ij}(p) = \eta \times x_i(p) \times \delta_j(p)$$

Perbarui bobot pada neuron layer tersembunyi

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p)$$

Langkah 4: Iterasi

Naikkan satu untuk iterasi p, kembali ke langkah 2 dan ulangi proses tersebut sampai kriteria eror tercapai.

Pengolahan Data Ocupancy

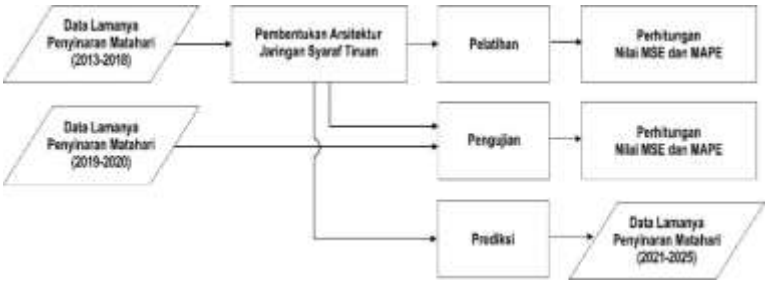
Data occupancy tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah

arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data occupancy tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data occupancy ditunjukkan pada gambar 7.4.

Gambar 7.4. Diagram Alir Pengolahan Data Ocupancy

Pengolahan Data Lamanya Penyinaran Matahari

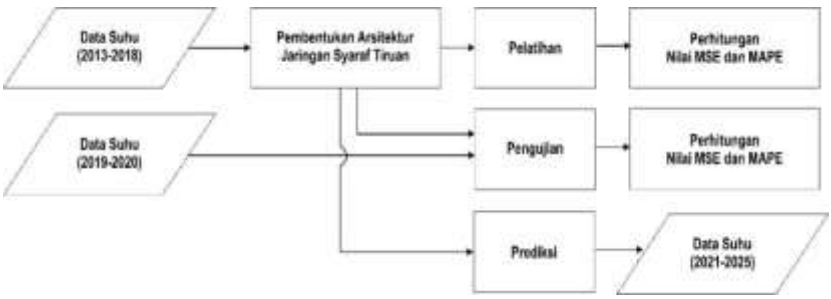
Data lamanya penyinaran matahari tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data lamanya penyinaran matahari tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data lamanya penyinaran matahari ditunjukkan pada gambar 7.5 berikut ini.



Gambar 7.5. Diagram Alir Pengolahan Data Lamanya Penyinaran Matahari

Pengolahan Data Suhu

Data suhu tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data suhu tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data suhu ditunjukkan pada Gambar 7.6. berikut ini :



Gambar 7.6. Diagram Alir Pengolahan Data Suhu

Pengolahan Data Kelembaban Udara

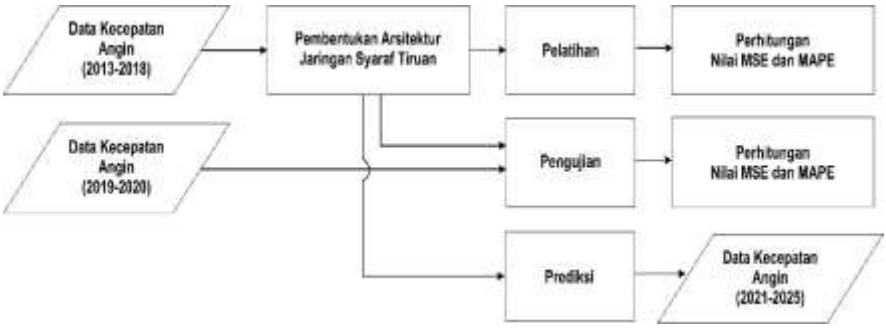
Data kelembaban udara tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya

dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data kelembaban udara tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data kelembaban udara ditunjukkan pada Gambar 7.7 berikut ini.

Gambar 7.7. Diagram Alir Pengolahan Data Kelembaban

Pengolahan Data Kecepatan Angin

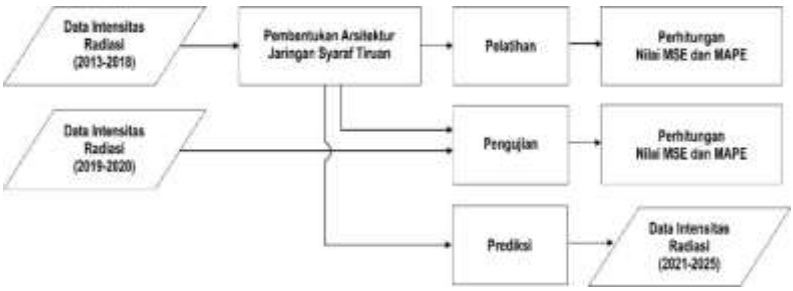
Data kecepatan angin tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data kecepatan angin tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data kecepatan angin ditunjukkan pada Gambar 7.8 berikut ini.



Gambar 7.8. Diagram Alir Pengolahan Data Kecepatan Angin

Pengolahan Data Intensitas Radiasi

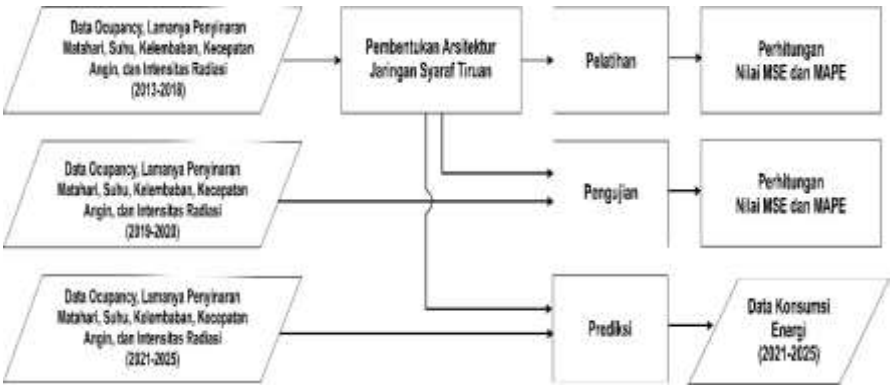
Data intensitas radiasi tahun 2013-2018 digunakan sebagai data latih untuk membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan. Setelah arsitektur terbentuk, dilakukan tahapan pelatihan jaringan sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi sehingga diperoleh data intensitas radiasi tahun 2021-2025. Data ini nantinya digunakan sebagai salah satu data masukan dalam prediksi data konsumsi energi listrik. Diagram alir pengolahan data intensitas radiasi ditunjukkan pada Gambar 7.9 berikut ini.



Gambar 7.9. Diagram Alir Pengolahan Data Intensitas Radiasi

Prediksi Konsumsi Energi

Tahapan prediksi konsumsi energi listrik dilakukan dengan membangun arsitektur jaringan syaraf tiruan menggunakan enam data masukan tahun 2013-2018 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Selanjutnya dilakukan tahapan pengujian menggunakan data tahun 2019-2020 sehingga diperoleh nilai MSE dan MAPE. Tahap terakhir dilakukan prediksi menggunakan data tahun 2021-2025 sehingga diperoleh data konsumsi energi listrik tahun 2021-2025. Diagram alir prediksi konsumsi energi listrik ditunjukkan pada Gambar 7.10 berikut ini.



Gambar 7.10. Diagram Alir Prediksi Konsumsi Energi Listrik

Evaluasi Model

Metode evaluasi yang digunakan pada hasil peramalan dalam penelitian ini adalah *Mean Absolute Precentage Error* (MAPE). MAPE dipakai untuk penenttuan kesalahan absolut pada setiap periode kemudian membaginya dengan nilai observarsi pada periode tersebut dan terakhir melakukan rata-rata presentase absolut tersebut. Persentase kesalahan hasil peramalan terhadap hasil aktual selama periode tertentu yang akan memberikan informasi persentase kesalahan terlalu tinggi atau terlalu rendah adalah fungsi MAPE atau rata-rata kesalahan mutlak selama periode tertentu yang kemudian dikalikan 100%

agar mendapatkan hasil secara persentase. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam menduga yang dibandingkan dengan nilai nyata. Secara matematis, rumus MAPE sebagai berikut :

$$\text{MAPE} = \sum_{t=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{y}_i} \right| \times 100\%$$

Keterangan:

MAPE = Mean Absolute Percentage Error

n = jumlah data

y = nilai hasil aktual

ŷ = nilai hasil pendugaan

Interpretasi nilai MAPE ditentukan sebagai berikut :

1. MAPE < 10% : peramalan sangat akurat
2. 10% ≤ MAPE < 20% : peramalan tersebut baik
3. 20% ≤ MAPE <≤ 50% : peramalan masih dalam kewajaran
4. MAPE 50% : peramalan tidak akurat (Chen *et al*., 2007)

Seleksi dan Persiapan Data

Penyeleksian Data

Peramalan konsumsi energi listrik yang dilakukan merupakan prakiraan dengan waktu 5 tahun ke depan, sehingga dapat dikategorikan ke dalam prakiraan konsumsi listrik jangka panjang.

Transformasi Data

Praprosesing data dilakukan sebelum menggunakan data dengan metode atau teknik yang akan diterapkan. Praprosesing data dilakukan guna mendapatkan hasil analisis yang lebih akurat, dalam beberapa hal praprosesing bisa membuat nilai data menjadi lebih kecil tanpa merubah informasi yang dikandungnya. Ada beberapa cara transformasi data yang dilakukan sebelum menerapkan suatu metode, yaitu normalisasi atau *scalling*, yakni prosedur mengubah data sehingga berada dalam skala tertentu (Hasim, 2008). Skala ini bisa antara (0,1), (-1,1) atau skala lain yang diinginkan. Misalkan apabila akan mentransformasi data beban listrik, data beban tersebut dikonversi ke dalam skala atau rentang nilai antara 0 sampai dengan 1. Untuk mengubah data ke skala baru, dilakukan dengan rumus :

$$X' = \frac{X - Xmin}{Xmax - Xmin} * (BA - BB) + BB \qquad \text{(Hasim, 2008)}$$

Keterangan :

X = nilai suatu data

BA = Batas Atas (1)

BB = Batas Bawah (0)

Pelatihan (Train) Jaringan Syaraf Tiruan

Proses pelatihan menggunakan 6 input dan 1 target keluaran, sehingga nilai keluaran data latih ini akan dianalisa dan dilihat seberapa besar nilai *error* pada (MSE), yang kemudian dipakai untuk simulasi dengan data yang lain yaitu data uji.

HASIL

Data okupansi mahasiswa di kampus per bulan 2013-2020

Tabel 7.2. Data Okupansi Mahasiswa (Orang) per Bulan 2013-2020

	Tahun							
Bulan	**2013**	**2014**	**2015**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**
Januari	2792	2504	2415	1886	1937	2518	8392	9171
Pebruari	2792	2504	2415	1886	1937	2518	8392	9171
Maret	6981	6259	8053	6286	6455	8392	8001	9171
April	6981	6259	8053	6286	6455	8392	8001	9171
Mei	6981	6259	8053	6286	6455	8392	8001	9171
Juni	6981	6259	8053	6286	6455	8392	8001	9171
Juli	4119	3949	3212	2514	2582	3357	8001	50
Agustus	4119	3949	3212	2514	2582	3357	8001	50
September	6981	6259	6039	6286	6455	8392	8001	50
Oktober	6981	6259	6039	6286	6455	8392	8001	50
Nopember	6981	6259	6039	6286	6455	8392	8050	50
Desember	6981	6259	6039	6286	6455	8392	8050	50

Sumber : BUHK Unnes

Data okupansi tenaga dosen (orang) di kampus timur 2013 – 2020

Tabel 7.3. Data Okupansi Tenaga Dosen (orang) per Bulan 2013–2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	980	999	1011	1033	1117	991	716	716
Feb	980	999	1011	1033	1117	991	716	716
Mar	983	992	1011	1033	1112	999	716	716
Apr	977	992	1015	1033	1112	1002	716	716
Mei	977	992	1015	1029	1112	1002	716	716
Jun	977	997	1013	1029	1116	1002	716	716
Jul	977	997	1012	1032	1116	1002	716	358
Ags	980	997	1011	1033	1116	1002	716	358
Sep	977	1009	1011	1048	1117	1002	716	358
Okt	985	1009	1019	1062	999	1008	716	358
Nov	987	1009	1025	1086	996	1010	716	358
Des	990	1011	1025	1108	991	1010	716	358

(sumber : BUHK Unnes)

Data okupansi tenaga kependidikan (orang) di kampus 2013 – 2020

Tabel 7.4. Data Okupansi Tendik (orang) per Bulan 2013 - 2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	795	813	825	879	817	786	716	716
Feb	795	813	825	878	817	786	716	716
Mar	795	813	825	877	817	786	716	716
Apr	796	813	831	874	817	786	716	716
Mei	796	812	831	871	817	786	716	716
Jun	795	812	831	860	815	785	716	716
Jul	795	820	849	860	815	785	716	358
Ags	795	820	872	826	816	785	716	358
Sep	794	821	872	826	802	785	716	358
Okt	799	822	878	817	802	785	716	358

Nov	799	825	879	817	790	785	716	358
Des	811	825	879	817	786	785	716	358

(sumber : BUHK Unnes)

Iklim

Faktor iklim sangat mempengaruhi konsumsi energi listrik, misalnya meningkatnya suhu lingkungan kampus. Di dalam bangunan gedung kampus hijau juga terdampak oleh kenaikan suhu ini sehingga penghuni bangunan gedung akan menghidupkan kipas angin dan *Air Conditioning* (AC) yang menyebabkan konsumsi listrik meningkat. Konsumsi listrik dalam gedung dapat diprakirakan dengan menggunakan tingkat hunian dan prakiraan cuaca (Moon *et al*., 2020). Data Suhu Udara (°C) Rata-rata bulanan Area Semarang 2013-2020

Tabel 7 . 5. Data Suhu Udara (°C) Rata -rata Bulanan 2013-2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Feb	27,4	26,5	26,9	27,5	26,8	26,7	27,8	27,4
Mar	27,8	27,5	27,5	28,4	27,6	27,5	27,4	28
Apr	28,5	28,3	27,8	28	28	28,9	28,5	28,5
Mei	28,5	29,1	28,7	29,3	28,9	29,2	28,2	29
Jun	27,7	28,7	28,1	28,6	28	27,9	28,1	28,5
Jul	27,6	27,7	28,1	28,5	28,1	27,5	27,6	29
Ags	28	27,8	28	28,5	28,1	27,6	27,8	28,5
Sep	28,3	28,5	29	28,3	28,9	28,6	28,6	29,2
Okt	29,1	29,5	30,2	28,2	28,9	29,2	29,7	28,7
Nov	28,1	28,7	29,6	28,1	27,7	28,7	29,9	28,6
Des	27,1	27,5	28,2	27,6	27,6	28	28,5	27,4

(BMKG Jawa Tengah)

Data Kelembaban Udara (%) rata-rata Bulanan 2013-2020

Tabel 7.6. Data Kelembaban Udara (%) rata-rata Bulanan 2013-2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	84	90	83	81	81	84	85	87
Feb	85	88	83	86	86	86	85	88
Mar	84	85	82	81	83	83	87	87
Apr	81	82	82	76	83	78	82	85
Mei	80	76	72	81	75	75	76	82
Jun	83	69	66	77	83	75	73	81
Jul	75	75	66	75	75	71	69	80
Ags	69	70	65	74	72	69	67	79
Sep	69	61	58	77	69	67	67	76
Okt	71	64	59	79	77	71	72	81
Nov	79	72	73	80	83	80	76	83
Des	71	83	81	82	83	84	84	87

(Sumber : BMKG Jawa Tengah)

Pada tabel 7.6. kelembaban terendah di kota Semarang 65% pada bulan Agustus 2015. Nilai kelembaban tertinggi terjadi bulan Januari 2014 sebesar 90%. Nilai kelembaban udara ini terdapat hubungannya dengan semakin tinggi suhu udara, maka semakin rendah persentase kelembaban maka makin tinggi suhu yang dimiliki udara tersebut. Konsumsi listrik sensitif terhadap kelembaban udara yang mirip dengan suhu udara karena dehumidifikasi. Ketika suhu udara diturunkan menggunakan AC di musim panas, udara di sekitar koil AC dikondensasi. Kondensasi membutuhkan listrik untuk menarik panas laten, maka semakin tinggi kelembaban udara, semakin banyak listrikkonsumsi (Yuki Hashimoto, Tomohiko Ihara *et.al*. 2015).

Data Kecepatan Angin (Km/Jam) Rata-rata Bulanan 2013-2020 Semarang

Tabel 7.7. Data Kecepatan Angin (km/jam) rata-rata Bulanan 2013-2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	8	7	5	5	5	13	5,6	5,1
Feb	7	7	7	5	6	11	4,4	10,3
Mar	6	6	6	5	4	9	4,5	4,6
Apr	6	5	5	5	7	11	4,7	4,7
Mei	6	6	6	5	4	11	5,6	5,1
Jun	5	6	5	6	5	10	5	5,2
Jul	6	6	7	6	5	9	5,1	5,3
Ags	7	7	7	6	6	11	6,1	6
Sep	6	6	6	5	3	12	6,4	5,2
Okt	7	7	7	5	5	11	5,6	6
Nov	6	6	6	5	4	9	5,2	4,6
Des	5	4	5	5	5	8	4,4	4,7

(Sumber : BMKG Jawa Tengah**)**

Kecepatan angin rata-rata per bulan kecepatan angin cukup tinggi yaitu pada tahun 2018 (di atas 8 km/jam) dibandingkan tahun- tahun sebelumnya. Nilai teringgi dicapai pada bulan Januari 2018 yaitu 13 km/jam dan nilai terendah 3 km/jam pada bulan September 2017.

Penelitian Sangkertadi (2006) menjelaskan bahwa faktor pakaian, suhu, kelembaban dan kecepatan udara sekitar, serta jenis aktivitasnya mempengaruhi persepsi kenyamanan termis pada manusia. Di daerah beriklim panas dan lembab, ada rasa tidak nyaman berkorelasi erat dengan keluarnya keringat. Untuk mendinginkan penghuni bangunan melalui proses evaporasi keringat dan proses perpindahan kalor secara konvektif, dapat mengfungsikan angin dengan debit dan kecepatan tertentu. Data historis lama penyinaran matahari per bulan 2013-2020.

Tabel 7.8. Data Lamanya Penyinaran Matahari (%) Rata- rata Bulanan 2013-2020

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	35	29	50	69	69	41	47	55
Feb	59	44	58	43	53	56	68	46
Mar	67	67	66	64	62	58	53	64
Apr	67	74	68	71	69	82	78	65
Mei	71	73	89	78	75	83	88	74
Jun	62	59	87	72	77	81	89	80
Jul	73	70	95	80	74	91	73	89
Ags	95	91	97	88	89	88	98	92
Sep	94	96	99	81	93	86	99	93
Okt	97	94	98	57	85	94	97	67
Nov	61	75	99	52	44	69	80	64
Des	71	38	50	38	46	50	66	47

Rata-rata per bulan lama penyinaran matahari mengalami *trend naik* yaitu bulan Juli - Oktober pada tahun 2013 s/d 2020. Hal ini dikarenakan bahwa pada bulan Juli-Oktober curah hujan sudah menurun sehingga frekuensi panas matahari meningkat. Di bulan November-Desember lama penyinaran matahari mulai menurun, karena di bulan tersebut curah hujan cukup tinggi di setiap tahunnya. Semakin lama penyinaran matahari ke bumi maka akan meningkatkan suhu lingkungan Yuliatmaja, Mochamad Reza. (2008) menjelaskan bahwa pergerakan semu matahari saat *solstice*, yaitu ketika matahari berada di atas katulistiwa di bulan Juni dan September memberikan efek pancaran sinar matahari semakin *lama* dan *panas* Di sisi lain bahwa peningkatan persentase lama penyinaran matahari serta penyusutan intensitas radiasi matahari dikarenakan oleh efek rumah kaca di kota Semarang, yaitu akibat semakin banyaknya gas-gas polutan yang terdapat di atmosfer kota Semarang serta semakin berkurangnya ruang hijau berganti fungsi menjadi area pemukiman dan industri. Data

Intensitas Radiasi Matahari (cal/cm^2/hari) rata-rata per bulan tahun 2013-2020

Tabel 7.9. Data Intensitas Radiasi Matahari (cal/cm^2/hari) rata-rata Tahun 2013-2020 Area Kota Semarang

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	256,5	172	305	233	233	231,2	567,2	693,1
Feb	256,5	172	305	233	233	231,2	791,3	638,8
Mar	281,4	273	337	222	218,8	204,6	696,4	760,1
Apr	306,5	299	337	267	287	371,4	727,6	760,9
Mei	250,7	288,8	267	305	234,1	241,6	825,6	653,2
Jun	250,7	285	332,5	283	241,2	332,2	842,2	735,2
Jul	259,5	259	337,8	262,3	217,4	238,8	846,1	806,5
Ags	335,6	282,6	374	300	363	360,7	822,3	844,4
Sep	345,1	319	401	321	318,8	324,7	823,5	837,9
Okt	360,9	399	401	271	269,2	377,9	765,1	562,1
Nov	314,3	376	409,6	251	229,2	378,6	845	776,4
Des	245,8	262	231	217	257	288,1	792,8	565,1

(Sumber : BMKG Jawa Tengah)

Intensitas radiasi matahari rata-rata perbulan 2013-2020 mencapai nilai tertinggi 409,6 cal/cm2/hari pada Nopember 2015 dan nilai terendah 172,0 cal/cm2/hari pada Januari 2014. Intensitas radiasi matahari yang tinggi akan berpengaruh terhadap suhu rata-rata di permukaan bumi. Semakin besar intensitas radiasi matahari maka akan meningkatkan suhu termal. Dijelaskan oleh Yuki Hashimoto, Tomohiko Ihara *et.al*. (2015) meneliti hubungan radiasi matahari dan konsumsi listrik rumit karena radiasi matahari bekerja sebagai cahaya dan panas. Ketika jumlah radiasi matahari kecil, maka konsumsi listrik untuk penerangan dan pemananas meningkat atau penurunan pendinginan. Data konsumsi energi litrik rata-rata per bulan tahun 2013-2020 di kampus

Tabel 7.10. Data Konsumsi Energi Listrik Rata-rata Tahun 2013-2020 di Kampus

Bulan	Tahun							
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Jan	9940	22158	29344	53027	217725	210617	217050	121930
Feb	10109	19501	29416	55908	196809	188264	196605	119269
Mar	9440	19175	9837	149214	170750	164314	173465	110319
Apr	14709	28504	28378	226849	258483	230140	231523	137258
Mei	20853	29411	31723	233856	237269	271601	275831	129446
Jun	22451	30023	33089	252476	248655	246353	266970	129446
Jul	20586	28318	30701	195913	173169	152914	164229	129165
Ags	12282	15021	29362	151706	204731	214626	271564	114632
Sep	14502	25064	31113	239249	217457	235955	253210	128298
Okt	21969	15823	29913	237129	247198	255716	266413	128298
Nov	17563	20373	25661	254938	279036	248921	277890	148158
Des	22109	30137	30488	254742	251513	237788	244086	160238

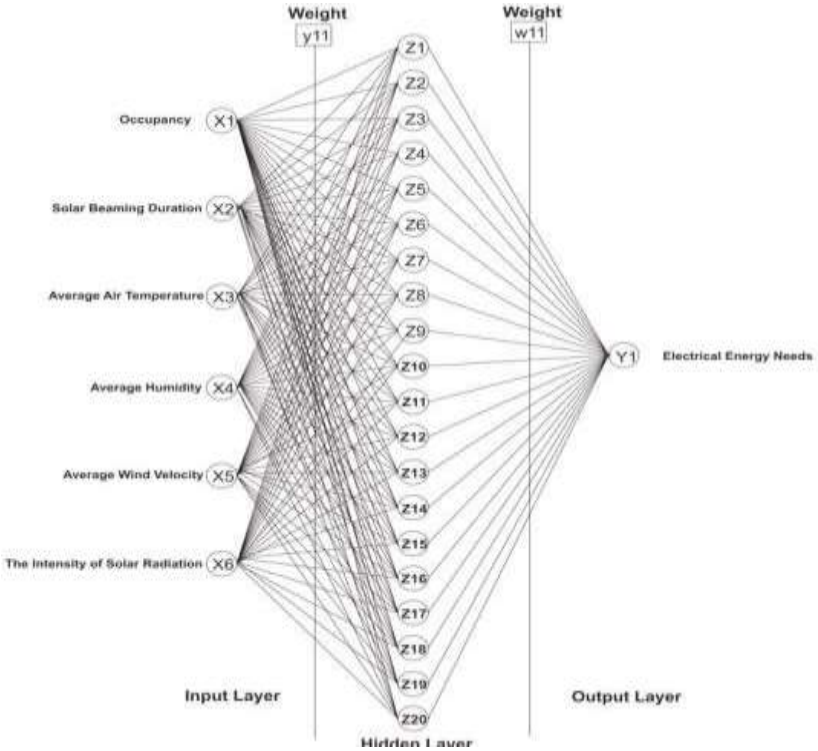
Tabel 7.11. Hasil dari Ujicoba Beberapa Variasi untuk Memperoleh Nilai MSE dan MAPE Terbaik

Fungsi Aktivasi 1	Sigmoid Bipolar
Fungsi Aktivasi 2	Sigmoid Bipolar
Fungsi Pelatihan	Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation (Traingdx)

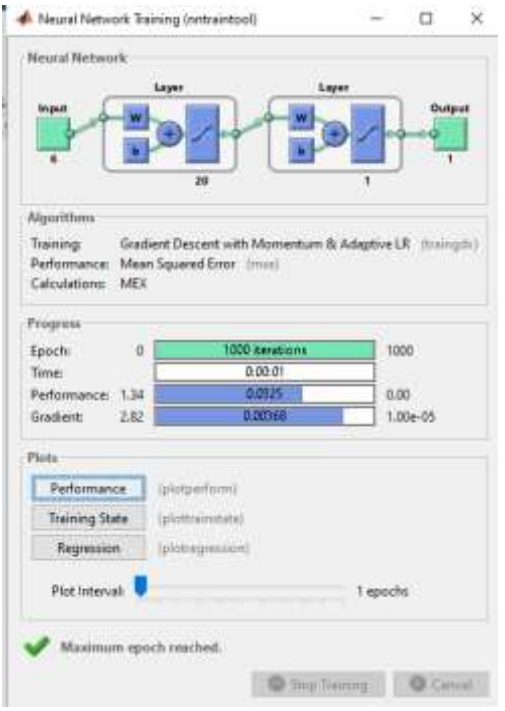
No	Jumlah Neuron	MSE		MAPE	
		Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian
1	20	0,032463384	0,0832279	13,415654	22,55362019
2	40	0,029883196	1,018045	13,225236	93,75145413
3	60	0,025572345	0,3230378	12,032517	48,38838524
4	80	0,019696903	2,0740906	10,331141	140,2252608

5	100	0,019769978	1,4406451	10,344176	113,1865807

Berdasarkan tabel hasil uji coba tersebut arsitektur JST yang terbaik menggunakan 20 neuon pada hidden layer dengan memperoleh MSE pengujian sebesar 0,0832279 dan nilai MAPE 22,55362019 persen, dimana nilai MAPE tersebut masuk kriteria peramalan masih dalam kewajaran. Adapun arsitektur jaringan pada penelitian ini sebagai berikut :

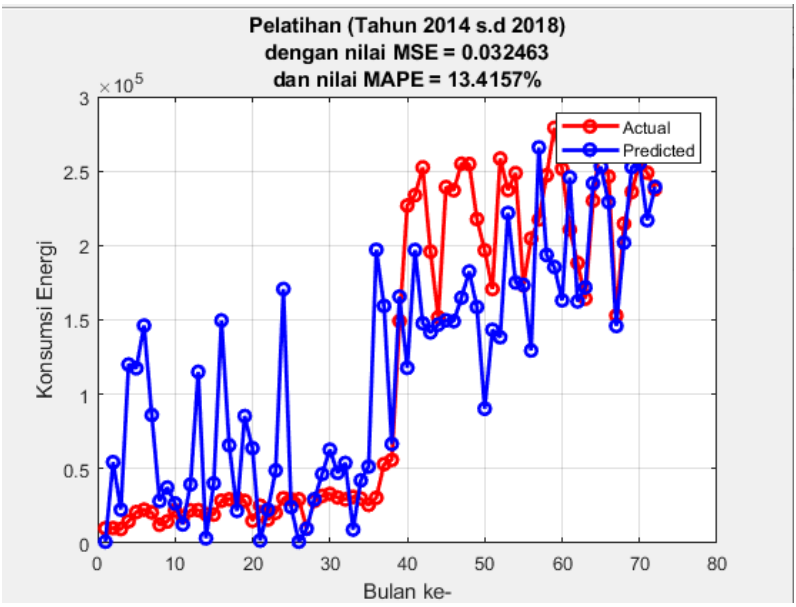


Gambar 7.11. Gambar Arsitektur Jaringan

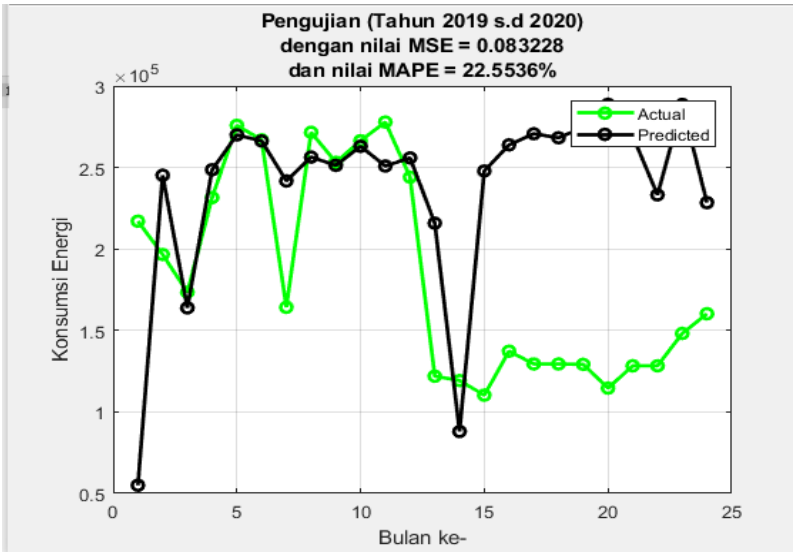


Gambar 7.12. Hasil Training JST

Saat proses pembelajaran jaringan (*Train Network*), apabila telah mencapai nilai epoch yang ditentukan (1000), maka proses pembelajaran akan otomatis terhenti.



Gambar 7.13. Hasil Performance Pelatihan JST

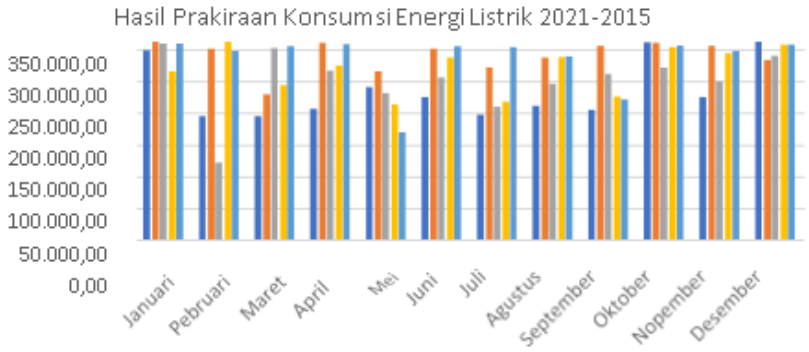


Gambar 7.14. Hasil Pengujian Tahun 2019 dan 2020

Hasil prakiraan energi listrik yang dibutuhkan tahun 2021-2025 menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.

Tabel 7.12. Hasil Prakiraan Penggunaan Energi Listrik (kWh) di UNNES

Bulan	Tahun				
	202[illegible]	2022	2023	2024	2025
Jan	298.523,99	312.518,87	311.341,26	265.612,46	311.251,42
Feb	194.272,81	301.568,19	121.735,92	311.671,76	299.370,47
Mar	194.565,33	229.175,21	303.993,63	243.380,07	307.217,69
Apr	206.473,16	311.296,63	268.676,47	274.892,53	310.346,52
Mei	240.782,00	266.051,41	232.728,03	213.045,96	170.482,02
Jun	224.516,39	302.182,41	257.500,99	287.358,62	307.589,78
Jul	197.193,47	272.168,83	210.537,32	217.432,97	305.399,02
Ags	211.108,76	287.856,06	247.150,15	288.143,99	291.139,30
Sep	204.415,02	306.746,45	262.897,16	225.350,99	222.690,08
Okt	311.109,67	310.987,43	273.420,27	303.750,42	307.998,53
Nov	224.996,66	306.913,35	251.151,93	293.851,39	299.221,13
Des	312.213,27	284.058,36	292.076,24	307.270,26	309.431,26



Gambar 7.15. Grafik Hasil Prakiraan Pengunaan Energi Listrik (kWh) Tahun 2021-2025

Gambar 7.15 menunjukan bahwa terjadi peningkatan pemakaian beban konsumsi listrik yang cukup fluktuatif di Kampus Timur Universitas Negeri Semarang tiap tahunnya. Tetapi saat pandemi Covid 19 terjadi penurunan tajam mulai bulan Juli 2020, yang disebabkan proses belajar mengajar dilakukan secara daring, dosen dan pengelola per bulan rata-rata kehadiran 20% dari biasanya. Untuk tendik kehadiran 50% dijadwal separuh dari total Sebagian WFO dan sebagian WFH. Mahasiswa yang di kampus rat-rata per bulan sekitar 50 orang, mereka adalah para student staff di beberapa unit. Hasil prakiraan konsumsi energi listrik ini memiliki nilai prakiraan tertinggi terjadi pada Februari tahun 2024 sebesar 311.671,76 KWh, dan terendah 121.735,92 KWh di Februari tahun 2023.

PEMBAHASAN

Penggunaan model Jaringan Syaraf Tiruan *backpropagation* (JST- BP) untuk memprakirakan kebutuhan energi listrik di bangunan kampus hijau UNNES berdasarkan data eksternal iklim, okupansi dan daya listrik per bulan dari tahun 2013-2020, sehingga mengakomodasi data pada saat sebelum pandemi Covid 19 dan pada saat pendemi Covid 19. Arsitektur jaringan terbaik diperoleh dengan pola 6 neuron input layer, 20 neuron hidden layer dan 1 neuron output layer yang merupakan hasil dari uji coba 18 variasi fungsi aktivasi, dan fungsi pelatihan untuk mendapatkan error terbaik. Adapun hasil validasi nilai aktual pengukuran pada tahun 2019 dan 2020 terhadap nilai target memberikan keakurasian hasil nilai MSE = 0,0832 dan MAPE sebesar 22,553 % sehingga dikategorikan peramalan wajar dipergunakan sebagai model prakiraan penggunaan energi listrik tahun 2021-2025.

Penelitian yang mendukung yaitu Lee & Choi, (2013), bahwa jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki kelebihan lain dibandingkan jaringan syaraf tiruan lainnya yaitu jaringan syaraf tiruan *backpropagation* menggunakan pelatihan terawasi. Jaringan syaraf disebut terawasi jika *output* yang diharapkan sudah diketahui sebelumnya dan menyimpulkan

bahwa akurasi prakiraan JST *backpropagation* 81,43% lebih besar dari akurasi *multivariate discriminant analysis* yaitu sebesar 74,82%.

Kemudian penelitian Zhao & Magoulès (2012) menyatakan bahwa ANN adalah model kecerdasan buatan yang paling cocok digunakan penerapan prakiraan energi bangunan. Tipe model ini terbukti mampu memecahkan masalah non-linear dan merupakan pendekatan yang efektif untuk aplikasi yang kompleks ini. Sebagaimana dijelaskan oleh Ambaryanto, Yos Johan Utama, Purwanto (2018) bahwa meningkatnya energi listrik di kampus dinilai kurang baik dari segi lingkungan, terutama pemanfaatannya energi listrik yang berasal dari sumber daya yang tidak berkelanjutan. Sehingga upaya kompromi pada keduanya akan berkembang kebijakan pembangunan gedung ramah lingkungan, efisiensi pemanfaatan energi listrik, dan pengembangan sumber energi berkelanjutan. Hasil temuan ini membantu pengelola bangunan mengambil tindakan yang tepat terkait strategi penghematan listrik, konservasi energi dan manajemen sistem kelistrikan serta dukungan terhadap lingkungan yaitu penurunan emisi karbon. pada masa mendatang. Zeyu Wang Ravi S. Srinivasan (2015) menyimpulkan bahwa keuntungan utama metode *Artificial Neural Network* adalah kemampuannya untuk secara implisit mendeteksi hubungan nonlinier yang kompleks antara input dan output. Karakteristik ini memungkinkan untuk diterapkan secara real time. Neto dan Fiorelli (2008) membandingkan ANN dengan EnergyPlus untuk memprediksi penggunaan energi gedung Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua model tersebut adalah mampu membangun prediksi konsumsi energi, sedangkan ANN memberikan hasil prediksi yang lebih baik dari EnergyPlus. Selanjutnya Turhan *et al*. (2014) membandingkan model ANN dengan software simulasi energi KEP-IYTE-ESS untuk memprediksi beban pemanasan gedung. Studi mereka merekomendasikan ANN model sebagai alat prediksi energi bangunan yang lebih sederhana dan lebih efisien bila dibandingkan dengan perangkat lunak simulasi energi. Model

ANN dapat diterapkan untuk meramalkan konsumsi energi bangunan dan cocok untuk semua jenis bangunan (Deb *et al*., 2016), (Ghedamsi *et al*. , 2016). Senada dengan itu Amansyali *et al*. (2018) melakukan eksplorasi penggunaan model ANN untuk prakiraan energi bangunan,

Hasil prakiraan penggunaan energi listrik di kampus timur Unnes per bulan dari tahun 2021 sampai tahun 2025, seperti ditunjukkan pada gambar 5.15 grafik prakiraan penggunaan energi listrik, menunjukkan bahwa penggunaan energi listrik pada bulan Januari sampai Maret cenderung tren menurun hal ini dimungkinkan okupansi mahasiswa di kampus lebih sedikit kemudian pada bulan April sampai bulan Juni naik pada saat perkuliahan tatap muka berjalan. Kemudian bulan Juli cenderung turun yaitu saat libur semester gasal. Bulan Agustus merangkak naik meskipun perkuliahan tatap muka belum mulai, hal lain di bulan Agustus aktivitas kemahasiswaan seperti OSPEK, seminar dan lainnya cukup tinggi. Hal ini juga dapat disebabkan faktor iklim pada bulan Agustus–Desember, rata-rata suhu dan rata-rata intensitas radiasi matahari meningkat.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan model Jaringan Syaraf Tiruan *backpropagation* (JST-BP) untuk memprakirakan kebutuhan energi listrik di bangunan kampus hijau UNNES berdasarkan data eksternal iklim dan okupansi per bulan dari tahun 2013-2020, dengan mengakomodasi data pada saat sebelum pandemi Covid 19 dan pada saat pendemi Covid 19. Penelitian menghasilkan arsitektur jaringan terbaik dengan pola 6 neuron input layer, 20 neuron *hidden layer* dan 1 neuron output layer merupakan hasil dari uji coba 18 variasi fungsi aktivasi, dan fungsi pelatihan. Adapun hasil validasi nilai aktual pengukuran pada tahun 2019 dan 2020 terhadap nilai target memberikan keakurasian hasil nilai MSE = 0,0832 dan MAPE sebesar 22,553 % sehingga dikategorikan peramalan wajar dan dapat dipergunakan sebagai model prakiraan penggunaan energi listrik tahun

2021-2025. Model prakiraan Jaringan Syaraf Tiruan *backpropagation* yang dipergunakan memprakirakan konsumsi energi listrik memiliki pola pembelajaran dengan 6 neuron input layer, 20 neuron hidden layer dan 1 neuron output layer.

DAFTAR PUSTAKA

Aimee, M.K., 2017 Predicting the Quantifiable Impacts of ISO 50001 on Climate Change Mitigation. *Energy Policy*, 107, pp.278-288.

Amber, K.P., & Aslam, M.W., 2017. Energy Consumption Forecasting for University Sector Buildings. *Journals Energies*, 10(10).

Chen, R.J.C., Bloomfield, P., & Cubbage, F.W., 2007. Comparing Forcasting Models in Tourism. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 32(1).

Farah, Whaley, Saman, & Boland. 2019. Integrating climate change into meteorological weather data for building energy simulation. Energy and Buildings, Volume 183, 15 January 2019, Pages 749-760.

Hamid, R., Khosravani., & Castilla, M.D.M., 2016. A Comparison of Energy Consumption Prediction Models Based on Neural Networks of a Bioclimatic Building. *Energies*, 9(1).

Hamidie., 2009. *Metode Koefisien Energi Untuk Peramalan Beban Jangka Pendek Pada Jaringan Jawa Madura Bali*.

Hasim, A., 2008. *Prakiraan Beban Listrik Kota Pontianak Dengan Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network)*.

Jason, R., & Radu, Z., 2019. Forecasting Energy Use in Building Using Artificial Neural Network: A Review. *Energies*, 72, pp.3254.

Kusumadewi, S., 2003. *Artificial Intellegent*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Lee, S.J., Choi, WS., 2013. A Multi-Industry Bankruptcy Prediction Model Using Back-Propagation Neural Network and Multivariate Discriminant Analysis. *Expert Systems with Applications*, 40(8), pp.2941-2946.

Lupato, M., 2019. Italian TRYs: New Weather Data Impact on Building Energy Simulations. *Energy and Buildings*, 185(15), pp. 287-303.

Mahfud, A., 2020. Sistem Peramalan Modal Kegiatan Pembelian Tebu Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) (Studi Kasus di UD. Juara Argo Perkasa). *Seminar Informatika Aplikatif Polinema (SIAP)*.

Moon, K.K., Kim, Y.S., & Srebric, J., 2020. Predictions of Electricity Consumption in a Campus Building Using Occupant Rates and Weather Elements with Sensitivity Analysis: Artificial Neural Network vs Linear Regression. *Sustainable Cities and Society*, 62.

Park, K., 2006. A Prediction of Bursting Failure in Tube Hydroforming Process Based on Plastic Instability. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27, pp.518–524.

Prasetyo, E., 2014. *Data Mining - Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: CV. Andi Offset.

Rajesh, K., Aggarwal, R.K., & Sharmaa, J.D., 2013. Energy Analysis of a Building Using Artificial Neural Network: A Review. *Energy and Buildings*, 65, pp.352-358.

Ruijiang, L., Han, Y., Zhou, X., 2017. Characteristics of Campus Energy Consumption in North China University of Science and Technology. *Procedia Engineering*, 205, pp.3816-3823.

Sharma., & Nijhawan., 2015. Rainfall Prediction Using Neural Network. *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, 3(3).

Suhardi., 2019. Forecasting Analysis of New Students Acceptance Using Time Series Forecasting Method. *Jurnal Akrab Juara*, 4(5).

Universitas Negeri Semarang., 2019. *Laporan Rektor UNNES 2019 dalam rangka Dies Natalis Unnes. Semarang*.

Yan, D., & Qiaochu, W., 2020. Optimization approach of passive cool skin technology application for the Building's Exterior Walls. *Journal of Cleaner Production*, 256.

Yuan, J., Farnham, C., Azuma, C., & Emura, K., 2018. Predictive Artificial Neural Network Models to Forecast the Seasonal Hourly Electricity Consumption for a University Campus. *Sustainable Cities and Society*, 42, pp.82-92.

Zhao, H., & Magoulès, F., 2012. Feature Selection for Predicting Building Energy Consumption Based on Statistical Learning Method. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 2012.

Zhao, H.X., & Magoulès, F., 2012 Feature Selection for Predicting Building Energy Consumption Based on Statistical Learning Method. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 2012.