

Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Daya Fotovoltaik Dengan Boost Converter

Bagus Tri Kuncoro^{a*}

^a Jurusan Teknik Elektro, STT Ronggolawe Cepu

*Email: btrikuncoro@gmail.com

Diterima : 29-12-2024

-

Direview : 30-12-2024

-

Diterbitkan : 31-12-2024

Intisari

Sistem tenaga listrik harus direncanakan dan dioperasikan dengan perkiraan daya keluaran fotovoltaik yang optimal. Sinar matahari langsung dapat diubah menjadi energi listrik menggunakan teknologi fotovoltaik (PV). Jumlah energi listrik yang dihasilkan modul surya dapat dipengaruhi oleh jumlah sinar matahari yang diterimanya. Penelitian ini membahas simulasi prediksi daya keluaran sistem fotovoltaik dan *boost converter* dengan MPPT, dalam 1 jam ke depan dengan pendekatan metode jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation*. Dalam penelitian ini *learning rate* yang digunakan adalah 0,01 dan target *error* minimum adalah 0,001 dengan 5 arsitektur jaringan yang telah ditentukan. Hasil prediksi kinerja terbaik nilai Mean Squared Error (MSE) terkecil diperoleh dengan struktur jaringan syaraf *backpropagation* dari model 4-6-1 hampir mendekati nilai aktualnya, namun masih diperlukan penelitian lebih lanjut agar hasil prediksi dapat lebih baik lagi.

Kata Kunci : Daya keluaran fotovoltaik; Jaringan syaraf tiruan *backpropagation*; *boost converter*

Abstract

The power system must be planned and operated with an estimate of the optimal photovoltaic output power. Direct sunlight can be converted into electrical energy using photovoltaic (PV) technology. The amount of electrical energy produced by solar modules can be influenced by the amount of sunlight it receives. This study discusses the simulation of the prediction of the output power of a photovoltaic system and boost converter with MPPT, in the next 1 hour using the backpropagation artificial neural network (ANN) method approach. In this study, the learning rate used is 0.01 and the minimum error target is 0.001 with 5 predetermined network architectures. The best performance prediction results with the smallest Mean Squared Error (MSE) value were obtained with the backpropagation neural network structure of the 4-6-1 model which was almost close to its actual value, but further research is still needed so that the prediction results can be even better.

Keywords: Photovoltaic output power; Backpropagation neural network; Boost converter

1. Pendahuluan

Panel surya itu sendiri memiliki dampak signifikan terhadap seberapa banyak radiasi matahari yang dapat diserap oleh pembangkit listrik tenaga surya (NurHidayat et al, 2021). Perubahan terkait cuaca pada keluaran PV dapat menyebabkan intermiten, lonjakan tegangan, arus balik, dan masalah lain yang memengaruhi stabilitas dan jadwal operasi surya. Estimasi keluaran PV yang wajar akan meningkatkan stabilitas dan sangat mengurangi ketidakpastian ini (Ahmed et al., 2020), (Liu et al., 2017). Telah diketahui bahwa terdapat korelasi yang kuat antara radiasi surya modul fotovoltaik (PV) dan daya keluarannya. Efisiensi PV diketahui dipengaruhi oleh beberapa kondisi iklim, termasuk kecepatan angin, kelembaban relatif, suhu sekitar, dan pengendapan debu (Khandakar et al., 2019). Memprediksi daya panel surya sangat penting untuk perencanaan daya yang efektif (Saberian et al., 2014).

Kapasitas sel surya untuk menghasilkan listrik dipengaruhi oleh suhu permukaannya. Seiring dengan jumlah sinar matahari yang diserap oleh sel surya, karakteristik tegangan dan daya keluaran panel surya fotovoltaik dapat berfluktuasi setiap saat. Teknologi

konverter boost dapat digunakan untuk menstabilkan tegangan keluaran sel surya (Suwitno et al., 2017). Konverter step-up dan peramalan daya PV diperlukan untuk mengatasi masalah ini dan meningkatkan stabilitas sistem pembangkit listrik tenaga surya. Memprediksi daya keluaran PV menggunakan data masukan dari basis data layar RET adalah bidang penelitian lainnya (Amely Jumaat et al., 2018). Dalam sebuah penelitian (Mahendra et al., 2021), pembelajaran mesin dan jaringan saraf buatan digunakan untuk meramalkan daya pembangkitan PV. Dalam kurun waktu 24 jam, data diambil setiap 10 menit. Berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi produksi PV, parameter data masukan *artificial neural network* (ANN) adalah irradiansi, temperatur PV, temperatur ambient, dan waktu selama kurun waktu 8 hari. Identifikasi, prediksi, pengenalan pola dan isu-isu terkait lainnya sering diatasi dengan teknik *backpropagation*. Kapasitas ANN untuk pembelajaran adaptif merupakan keuntungan tambahan. Dalam penelitiannya (Choiroh dan Kartini, 2020), menggunakan teknik ANN dengan *Decomposition Backpropagation Neural Network* (D-BPNN) untuk memprediksi keluaran fotovoltaik dari pukul 14.05 WIB hingga 15.00 WIB, satu jam sebelumnya.

Peralatan yang digunakan untuk mendapatkan data penelitian berupa modul fotovoltaik tanpa konverter, untuk mengumpulkan data penelitian berupa data daya keluaran fotovoltaik dan data iklim menggunakan peralatan pengukur.

Penelitian yang diajukan menyajikan model simulasi JST prediksi daya keluaran fotovoltaik dan sistem *boost converter* dengan *Maximum Power Point Tracking* (MPPT) 1 jam kedepan. Penelitian ini menggunakan *boost converter* untuk menghasilkan prediksi yang lebih pasti terhadap daya yang diperlukan oleh beban. Berdasarkan dari penjelasan penelitian sebelumnya, iradiasi, suhu PV, suhu sekitar dan waktu adalah beberapa variabel utama yang memengaruhi produksi daya panel surya. Penelitian ini menambah data masukan meteorologi seperti kelembaban & kecepatan angin pada input parameter jaringan syaraf tiruan. Untuk meningkatkan hasil peramalan, jumlah *hidden layer* akan divariasi.

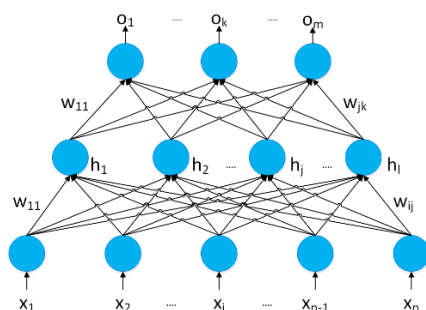
2. Kerangka Teori

2.1 Jaringan syaraf tiruan

Jaringan saraf biologis otak manusia, yang memiliki kapasitas untuk mempelajari, mengingat dan menghubungkan informasi, merupakan fondasi jaringan saraf tiruan (ANN) yang bersifat koneksionis. Blok penyusun fundamental jaringan saraf tiruan adalah neuron, yang terhubung satu sama lain dengan faktor pembobotan yang menentukan kekuatan koneksi (Shuvho *et al.*, 2019).

2.2 Arsitektur backpropagation

Dengan penggunaan unit non-linier (*neuron*), teknik ANN yang banyak digunakan dalam peramalan dapat memodelkan hubungan yang rumit dan non-linier. Jaringan saraf *backpropagation* adalah jenis model ANN yang paling banyak digunakan (Huang dan Wu, 2017). Strategi optimasi penurunan gradien sering digunakan dalam skenario pembelajaran untuk memperbarui bobot *neuron* dengan menghitung gradien fungsi kerugian dan mencoba meminimalkan jumlah kesalahan jaringan kuadrat (Gu *et al.*, 2018).

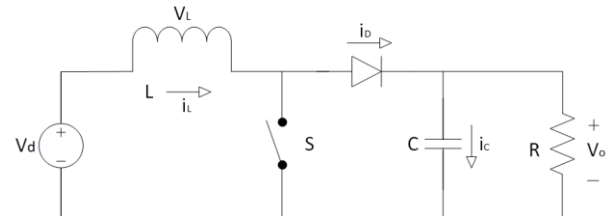


Gambar 1. Struktur Jaringan Syaraf BP (Hao, 2018)

Pada gambar 1 menunjukkan *neuron* lapisan masukan $x_1, x_2, \dots, x_n$, *neuron hidden layer (hidden layer)* $h_1, h_2, \dots, h_n$ dan *neuron* lapisan keluaran $o_1, o_2, \dots, o_n$. w_{ij} adalah bobot *neuron* i lapisan masukan terhadap *neuron hidden layer* j . w_{jk} adalah bobot dari *neuron* j di *hidden layer* ke *neuron* k di *output layer*.

2.3 Boost Converter

Ketika tegangan keluaran lebih tinggi daripada tegangan masukan, konverter DC-DC dapat mempertahankan tegangan tanpa menghabiskan banyak daya untuk menutupi kekurangan tegangan keluaran. Konverter DC-DC tidak mengubah daya saat mengubah energi listrik; konverter ini hanya mengubah level tegangan dan arus keluaran DC. Desain rangkaian konverter terdiri dari penguat switch, kapasitor, dioda, resistor dan induktor. Pada gambar 2 menunjukkan rangkaian konverter penguat.



Gambar 2. Rangkaian Boost Converter

Ketika sakelar ditutup, arus mengalir melalui induktor, sehingga meningkatkan jumlah energi yang tersimpan di dalamnya. Ketika sakelar dibuka, arus induktor akan mengalir ke beban melalui dioda, sehingga mengurangi jumlah energi yang tersimpan di induktor. Rasio tegangan keluaran terhadap tegangan masukan berbanding terbalik dengan siklus kerja, yang juga merupakan rasio periode pengalihan terhadap waktu pembukaan sakelar. Persamaan (1) menyatakan hubungan antara tegangan masukan dan keluaran jika D = siklus kerja:

$$\frac{V_o}{V_d} = \frac{1}{1 - D} \quad (1)$$

3. Metodologi

Tinjauan pustaka merupakan langkah awal dalam proses penelitian, yang mengkaji penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang sedang dilakukan, serta pemilihan judul, algoritma peramalan, dan teknik dari berbagai publikasi, jurnal dan buku yang berkaitan dengan pokok bahasan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, *machine learning* dan fotovoltaik. Untuk mengetahui kinerja fotovoltaik yang bergantung pada jumlah cahaya matahari, maka permasalahan dari rencana penelitian ini harus diidentifikasi. Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs *Weather Underground* untuk stasiun ISEMAR1, Kota Semarang, setiap lima menit dari pukul 07.00 hingga 17.00 WIB pada tanggal 1–2 Januari 2022. Data yang digunakan adalah data rata-rata selama satu jam.

3.1 Data Penelitian

Berikut alat dan bahan yang dibutuhkan dalam penelitian ini:

Hardware : Laptop Toshiba

Software : MATLAB R2018a, software PSIM dan microsoft excel

Prosesor : Intel Pentium CPU B960 2.20 GHz
RAM : 4 GB
Harddisk : 500 GB

Current @Max Power (Imp)	3.17 A
Number of Cell in Series (Ns)	36

3.2 Data cuaca

Data sekunder untuk penelitian ini diperoleh dari situs *Weather Underground* untuk stasiun ISEMAR1 Kota Semarang setiap lima menit dari pukul 07.00 hingga 17.00 WIB pada tanggal 1–2 Januari 2022. Data yang digunakan adalah data rata-rata selama satu jam. Data masukan penelitian ini adalah iradiasi sinar matahari (W/m^2), suhu ($^{\circ}C$), kelembaban (%) dan kecepatan angin (mph).

Tabel 1. Data meteorologi 1 Januari 2022 dari situs *Weather Underground*

Input Data				
Waktu	Iradiasi (W/m^2)	Suhu ($^{\circ}C$)	Kelembaban (%)	Kecepatan angin (mph)
7:00	267.1	27.2	72	0.91
8:00	461.7	27.8	72	2.03
9:00	449.4	27.9	73	2.68
...	...	...	...	...
17:00	22.8	25.1	85	0.68

Tabel 2. Data meteorologi 2 Januari 2022 dari situs *Weather Underground*

Input Data				
Waktu	Iradiasi (W/m^2)	Suhu ($^{\circ}C$)	Kelembaban (%)	Kecepatan angin (mph)
7:00	133.2	25.6	80	0.6
8:00	385.9	26.4	77	2.2
9:00	433.0	27.3	73	3.3
...	...	...	...	...
17:00	22.8	26.7	82	1.8

Perangkat lunak PSIM kemudian akan menggunakan informasi suhu dan penyinaran yang diambil dari situs web cuaca *Weather Underground* sebagai parameter masukan simulasi untuk menentukan daya keluaran.

3.3 Pemilihan Panel Surya

Panel surya yang digunakan adalah produk Kyocera KC50T. Panel ini berisi 36 sel multikristal dimana satu panel surya dapat menghasilkan daya total sebesar 54 Wp. Spesifikasi modul yang digunakan dapat ditunjukkan pada tabel 3:

Tabel 3. Spesifikasi Panel Surya KC50T

Parameter	Nilai
Power (Pmax)	54 W
Open Circuit Voltage (Voc)	21,7 V
Short Circuit Current (Isc)	3,31 A
Voltage @Max Power (Vmp)	17,4 V

3.4 Data daya keluaran fotovoltaiik

Untuk memperoleh data daya keluaran fotovoltaiik, akan dilakukan simulasi perancangan sistem MPPT dengan rangkaian *boost converter* menggunakan perangkat lunak PSIM.

a) Desain Boost Converter

Dalam merancang *boost converter*, yang perlu dilakukan adalah menghitung ukuran komponen yang dibutuhkan, yang dinyatakan dengan persamaan berikut:

Besarnya *duty cycle* yang diatur pada proses *switching* *boost converter* diperoleh dengan persamaan (2) (Fathurachman et al, 2015),

$$D = 1 - \frac{17,4}{36} = 0,52 \quad (2)$$

Dimana D adalah siklus kerja, V_d adalah tegangan masukan (V) dan V_o adalah tegangan keluaran (V). Nilai resistansi resistor yang digunakan dalam rangkaian *boost converter* dapat ditentukan dengan menghitung pada persamaan (3).

$$R = \frac{V_o}{I} = \frac{36}{3,17} = 11,36 \Omega \quad (3)$$

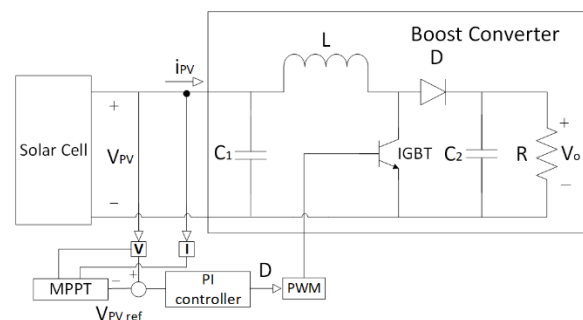
Penentuan nilai induktor pada *boost converter* dihitung dengan persamaan (4)

$$L_{min} = \frac{0,52(1 - 0,52)^2 11,36}{2 \times 20 \times 10^3} = 34,3 \mu H \quad (4)$$

dimana L_{min} adalah induktansi minimum (μH), R adalah resistor (Ω) dan f adalah frekuensi *switching* (Hz). Penentuan nilai kapasitor yang akan digunakan untuk mengurangi riak tegangan keluaran dihitung dengan persamaan (5)

$$C = \frac{0,52}{11,36 \times 0,03 \times 2000} = 2729,72 \mu F \quad (5)$$

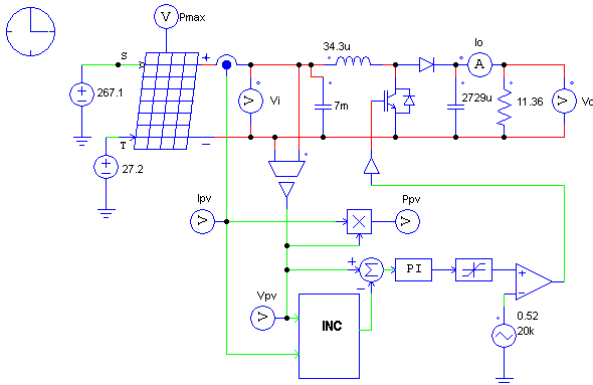
di mana $\frac{\Delta V_o}{V_o}$ adalah riak tegangan keluaran dan C adalah kapasitor



Gambar 3. Desain Sistem *Boost Converter* dengan MPPT

Gambar 4 menunjukkan rancangan *Boost Converter* dengan MPPT. Gambar 3 menunjukkan bagaimana sel surya dihubungkan dengan sistem MPPT. Sistem MPPT ini memiliki 4 blok yang memiliki fungsi masing-masing yaitu blok rangkaian *boost converter*, blok MPPT dan blok pengontrol PI (Ayop dan Tan, 2018).

b) Simulasi *Boost Converter*



Gambar 4. Perancangan perangkat lunak PSIM

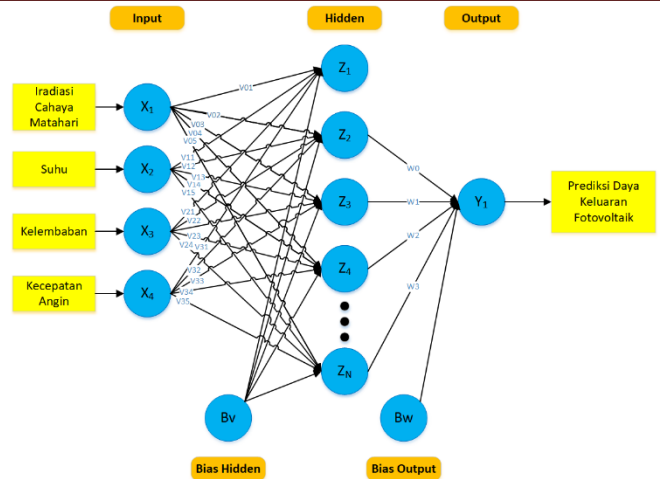
Rangkaian dibuat dalam program PSIM dan dijalankan dengan mengatur nilai suhu dan iradiasi sinar matahari. Kemudian dilakukan proses pengambilan data yang menentukan nilai daya keluaran. Perangkat lunak Matlab akan mengolah data daya keluaran sebagai input untuk jaringan syaraf tiruan setelah diperoleh dari hasil simulasi.

3.5 Simulasi panel surya menggunakan MPPT

Hasil simulasi menggunakan MPPT pada tanggal 1 Januari 2022. Nilai daya rata-rata sebesar 8,07 W dengan tegangan dan arus rata-rata 7,63 V dan 0,68 A saat suhu dan iradiasi sinar matahari berfluktuasi. Dengan tegangan dan arus 9,93 V dan 0,88 A, daya yang terukur pada pukul 07.00 adalah 8,78 W. Dengan nilai daya 24,25 W, tegangan 16,57 V dan arus 1,46 A, kenaikan daya terbesar terjadi pada pukul 08.00. Setelah itu, dayanya turun menjadi 0,06 W pada pukul 17.00, dengan tegangan dan arus masing-masing sebesar 0,85 V dan 0,08 A.

Hasil simulasi panel surya menggunakan MPPT pada tanggal 2 Januari 2022. Nilai daya rata-rata adalah 9,10 W dengan tegangan dan arus 8,49 V dan 0,77 A saat suhu dan jumlah sinar matahari bervariasi. Pada pukul 07.00, tegangan dan arus masing-masing adalah 4,95 V dan 0,44 A, dan nilai dayanya adalah 2,18 W. Dengan daya 28,45 W, tegangan 17,11 V dan arus 1,66 A, peningkatan daya maksimum terjadi pada pukul 10.00. Setelah itu, dayanya turun menjadi 0,06 W pada pukul 17.00, sedangkan tegangan dan arusnya masing-masing adalah 0,85 V dan 0,08 A.

Dalam studi penelitian ini, *boost converter* dimodelkan menggunakan perangkat lunak PSIM untuk menghasilkan daya keluaran fotovoltaik. Software Matlab menggunakan data daya fotovoltaik yang dihasilkan oleh *boost converter* ini sebagai data masukan untuk jaringan saraf tiruan.



Gambar 5. Arsitektur *backpropagation* pada penelitian

Dimana:

X1 ke X4 = Lapisan *input*

Z1 ke ZN = *Hidden layer*

V01-V35 = Bobot dari lapisan *input* ke *hidden layer*

W0-W3 = Bobot dari *hidden layer* ke lapisan keluaran

Bv = Bobot bias dari lapisan *input* ke *hidden layer*

Bw = Bobot bias dari *hidden layer* ke lapisan keluaran

Y1 = Hasil keluaran (*output*)

Arsitektur jaringan saraf tiruan, yang akan dibangun menggunakan program Matlab R2018a, ditunjukkan pada gambar 5. Gunakan perintah Matlab berikut untuk membangun jaringan yang memperkirakan daya keluaran fotovoltaik menggunakan algoritma *levenberg-marquardt*:

```
net = newff(minmax(training_data),[10 1],{'tansig',
'purelin'}, 'trainlm');
```

Arsitektur model dalam perintah ini mencakup *hidden layer* dengan sepuluh neuron dan lapisan keluaran dengan satu neuron. Seperti yang ditunjukkan dalam tabel 4, inisialisasi dan tetapkan parameter jaringan sebelum pelatihan untuk memperkirakan MSE untuk perubahan dalam parameter yang telah ditetapkan dan untuk mencapai hasil terbaik.

Tabel 4. Parameter dalam Pelatihan ANN *Backpropagation*

Karakteristik	Spesifikasi
Neuron input	4
Neuron Hidden	8, 10, 12, 20, 36
Neuron Layer Output	1
Training Function	Levenberg-Marquard
Performance Function	Mean Square Error (MSE)

3.6 Menentukan Input dan Target

Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan metode *backpropagation* untuk menginterpretasikan data cuaca dan tenaga surya. Iradiasi sinar matahari (W/m^2), suhu ($^{\circ}\text{C}$), kelembapan (%), dan kecepatan angin (mph) menjadi data pelatihan untuk penelitian ini. Daya keluaran fotovoltaik pada tanggal 1 Januari 2022 merupakan data target keluaran.

Iradiasi sinar matahari (W/m^2), suhu ($^{\circ}\text{C}$), kelembapan (%), dan kecepatan angin (mph) menjadi data pengujian untuk masukan penelitian ini. Daya keluaran fotovoltaik pada

tanggal 2 Januari 2022 merupakan data target keluaran. Nantinya, rotasi putar akan digunakan untuk memproses set data pelatihan dan pengujian ini, sehingga setiap set data memiliki peluang yang sama untuk mencapai tujuan.

Tabel 5. Data Pelatihan

Waktu	Input Data				Target
	Ir. (W/m ²)	Suhu (°C)	Kelemba ban (%)	Kecepatan angin (mph)	
7:00	267.1	27.2	72	0.91	8.777
8:00	461.7	27.8	72	2.03	24.246
9:00	449.4	27.9	73	2.68	23.387
...	...	...	...	...	...
17:00	22.8	25.1	85	0.68	0.064

Tabel 6. Data Pengujian

Waktu	Input Data				Target
	Ir. (W/m ²)	Suhu (°C)	Kelemba ban (%)	Kecepatan angin (mph)	
7:00	133.2	25.6	80	0.6	2.183
8:00	385.9	26.4	77	2.2	18.145
9:00	433.0	27.3	73	3.3	22.178
...	...	...	...	...	...
17:00	22.8	26.7	82	1.8	0.064

3.7 Data Normalisasi

Sebelum diolah menjadi ANN, data dinormalisasi terlebih dahulu dengan menggunakan fungsi Sigmoid. Seperti pada persamaan (6) (Sirait *et al.*, 2018).

$$C = \frac{0,8(x - a)}{b - a} + 0,1 \quad (6)$$

Dimana:

x^1 = Hasil normalisasi dimana nilainya berasal 0 - 1

x = Nilai untuk dinormalisasi

a = Nilai terendah dari suatu data

b = Nilai tertinggi dari suatu data

Berdasarkan tabel 5, data pada tanggal 1 Januari 2022 digunakan sebagai data latih, sedangkan data pada tabel 6 pada tanggal 2 Januari 2022 digunakan untuk data uji. Pada data latih, nilai maksimum (b) latih adalah 461,7. Nilai minimum (a) adalah 0,1. Data dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid sebagai berikut:

$$X^1 = \frac{0,8(267,1 - 0,1)}{461,7 - 0,1} + 0,1 \quad (7)$$

Maka hasil normalisasi data latih pada pukul 07.00 WIB akan menjadi 0,5628617 dan seterusnya. Sedangkan untuk data uji, nilai maksimum (b) pengujian adalah 536,6. Sedangkan nilai minimum (a) adalah 0,1. Dengan menggunakan rumus yang sama, maka akan diperoleh data uji pada pukul 07.00 WIB yaitu 0,2985177 dan seterusnya hingga normalisasi selesai.

3.8 Pelatihan

Pada tahap pelatihan, model dilatih untuk meminimalkan nilai kesalahan sehingga model jaringan sesuai dan dapat digunakan untuk prediksi. Jika kinerja jaringan tidak memenuhi harapan, bobot dan bias akan diatur ulang dan jaringan dilatih ulang hingga mencapai hasil yang memuaskan.

3.9 Pengujian

Pengujian pada model yang dibangun akan dilakukan simulasi untuk mengetahui hasil keakuratan, ketelitian dan nilai output dengan cara membandingkan data asli dengan data aktual. Apabila nilai output jaringan jauh dari target, maka proses akan diulang kembali dari perancangan arsitektur jaringan syaraf tiruan dan diinisialisasi ulang, kemudian jaringan dilatih kembali hingga nilai *Mean Square Error kecil* (Choiroh dan Kartini, 2020). Sehingga diharapkan nilai prediksi dapat mendekati nilai aktual.

4. Hasil dan Pembahasan

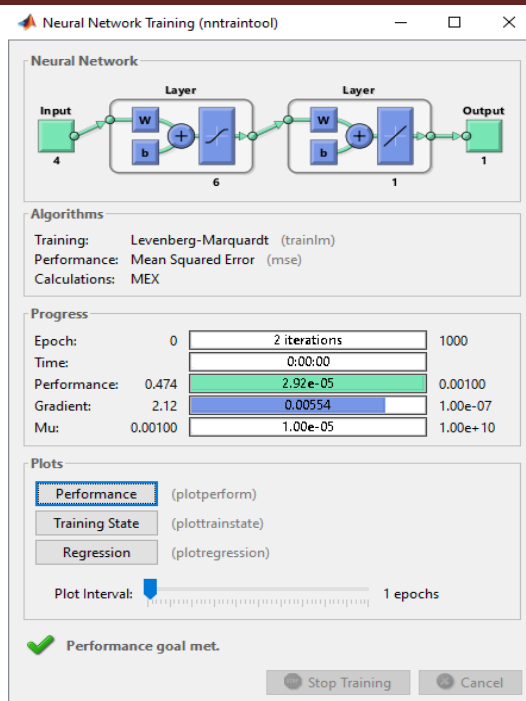
4.1 Analisis

Pada penelitian ini digunakan 5 model arsitektur, yaitu: 4-2-1, 4-4-1, 4-6-1, 4-7-1 dan 4-8-1. Model arsitektur jaringan ini menggunakan 1 *hidden layer*, *neuron input* = 4, *target error* minimum 0,001. Sedangkan fungsi *training* yang digunakan adalah *trainlm*. *Hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar (*tansig*) dan *output layer* menggunakan fungsi aktivasi *purelin*. *Source code* pelatihan *backpropagation* yang digunakan dengan *software* Matlab adalah sebagai berikut:

```
>> filename = 'data_3.xlsx';
>> sheet = 1;
>> xlRange = 'K7:O17';
>> Data = xlsread(filename, sheet, xlRange);
>> training_data = Data(1:11,1:4);
>> training_data = training_data;
>> training_target = Data(1:11,5);
>> training_target = train_target;
>> [m,n] = size(training_data);
>> rng('default')
>> net = newff(minmax(training_data),[Hidden,Target],
{'tansig','purelin'},'trainlm');
>> net.trainParam.epochs = 1000;
>> net.trainParam.goal = 0.001;
>> net.trainParam.lr = 0.01;
>> net.trainParam.show = 20;
>> [net_output] = train(net,training_data, training_target);
>> result_train = sim(net_output, training_data);
```

4.2 Hasil

Hasil pengolahan data pelatihan dan pengujian model arsitektur jaringan menggunakan fungsi sigmoid bipolar dan fungsi identitas linier ditunjukkan pada gambar berikut.



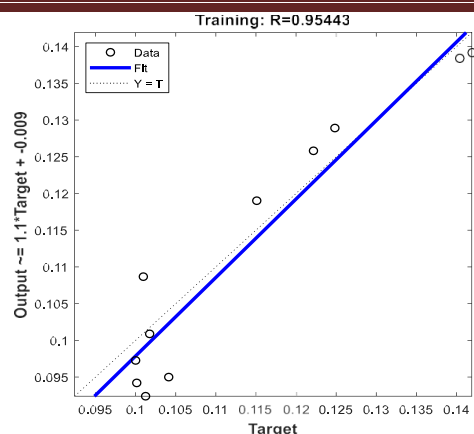
Gambar 6. Hasil Pelatihan Model 4-6-1

Gambar 6 merupakan hasil data pelatihan terbaik dengan model arsitektur 4-6-1 yang diperoleh menggunakan *software* Matlab. Nilai *mean squared error* (MSE) yaitu $2.9221\text{E-}05$ dan proses pelatihan berhenti pada iterasi ke-2.



Gambar 7. Model 4-6-1 Hasil Kinerja Pelatihan

Gambar 7 menunjukkan bahwa kurva pelatihan telah mencapai kinerja pelatihan terbaik selama proses pelatihan. Pada kurva kinerja pelatihan terbaik, nilai *mean squared error* (MSE) adalah $2,9221\text{e-}05$ dan proses pelatihan berhenti pada iterasi ke-2. Tabel 11 menampilkan temuan akurasi pelatihan dan pengujian dari lima model arsitektur jaringan yang telah ditetapkan.



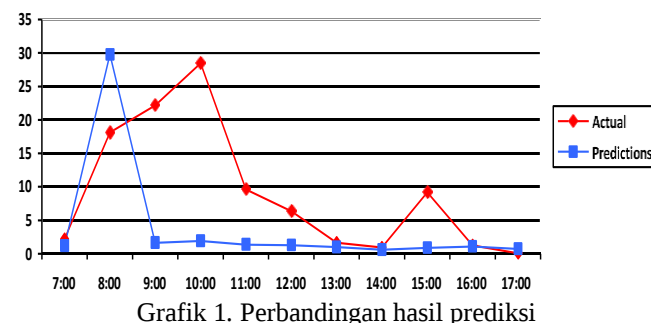
Gambar 8. Kurva Kompatibilitas Output dengan Target

Gambar 8 menunjukkan hubungan antara target dengan output jaringan yang hampir sama. Dari output jaringan yang mendekati target, hal ini dapat dilihat dari garis diagonal fit yang hampir sama dengan titik data. Indikasi lainnya ditunjukkan oleh korelasi antara input dan target yang dilambangkan dengan koefisien regresi R sebesar 0,95443.

Tabel 7. Perbandingan model arsitektur jaringan

No	Arsitektur	Pelatihan	Pengujian	
		MSE	MSE	Akurasi
1	4-2-1	0.00087181	0.0011969	73%
2	4-4-1	0.00078063	0.0043017	27%
3	4-6-1	$2.9221\text{E-}05$	0.0004613	100%
4	4-7-1	$7.1187\text{E-}05$	0.0005086	82%
5	4-8-1	0.00017875	0.0001586	100%

Dari 5 model arsitektur jaringan terbaik yaitu 4-6-1, tingkat akurasinya mencapai 100% dengan MSE iterasi sebesar 0,000461352 dan epoch yang diperoleh sebanyak 2 iterasi. Model ini menggunakan fungsi bipolar sigmoid dan fungsi identitas linier. Hasil pelatihan dan pengujian akurasi dari 5 model arsitektur jaringan yang telah ditentukan ditunjukkan pada tabel 7.



Grafik 1. Perbandingan hasil prediksi

Dari proses pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan algoritma *backpropagation* dengan optimasi trainlm, diperoleh hasil perbandingan daya aktual dan daya prediksi seperti pada grafik 1. Hasil perbandingan data tersebut menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Dimana berguna untuk mengetahui daya keluaran fotovoltaik dengan *boost converter* guna memprediksi berapa daya fotovoltaik rata-rata yang akan diperoleh setiap jamnya.

5. Simpulan

Dalam penelitian ini, daya keluaran fotovoltaik dengan *boost converter* diprediksi untuk 1 jam berikutnya menggunakan metode *backpropagation* dari jaringan saraf tiruan (ANN). Berdasarkan uji coba dengan jaringan saraf tiruan yang menggunakan pendekatan *backpropagation*, hasil prediksi cukup dekat dengan nilai sebenarnya; meskipun demikian, penelitian lebih lanjut masih diperlukan. Hal ini didukung oleh temuan, yang menunjukkan bahwa *mean square error* (MSE) rata-rata untuk model pertama adalah 0,001196965, 0,004301739 untuk model kedua, 0,000461352 untuk model ketiga, 0,000508604 untuk model keempat dan 0,000158609 untuk model kelima. Karakteristik yang digunakan, seperti perubahan iradiasi matahari, memiliki dampak signifikan pada tingkat akurasi prediksi. Faktor lainnya yang berpengaruh terhadap hasil prediksi yaitu model arsitektur jaringan yang dipilih.

Daftar Pustaka

- Ahmed, R. et al. (2020) "A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 124(June 2019). Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109792>.
- Amely Jumaat, S. et al. (2018) "Prediction of Photovoltaic (PV) Output Using Artificial Neural Network (ANN) Based on Ambient Factors," *Journal of Physics: Conference Series*, 1049(1). Tersedia pada: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1049/1/012088>.
- Ayop, R. dan Tan, C.W. (2018) "Design of boost converter based on maximum power point resistance for photovoltaic applications," *Solar Energy*, 160, hal. 322–335. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.12.016>.
- Choirah, U.N. dan Kartini, U.T. (2020) "Peramalan Daya Photovoltaic jangka Sangat Pendek Menggunakan Metode Decomposition backpropagation Neural Network(D-Bpnn)," *Jurnal Teknik Elektro*, 09(03), hal. 549–559. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.26740/jte.v9n3.p%25p>.
- Fathurachman, A. dan Najmurokhman, A. (2015) "Perancangan Boost Converter Untuk Sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya," in *Seminar Nasional IPTEK Jenderal Achmad Yani*. Cimahi: LPPM - Unjani. Tersedia pada: http://repository.unjani.ac.id/index.php?p=show_detail&id=486&keywords.
- Gu, L. et al. (2018) "Inventory prediction based on backpropagation neural network," *NeuroQuantology*, 16(6), hal. 664–673. Tersedia pada: <https://doi.org/10.14704/nq.2018.16.6.1608>.
- Hao, S. (2018) Using multifactor inputs BP neural network to make power consumption prediction. Binghamton University. Tersedia pada: <https://www.proquest.com/openview/88b031c5a6060e8e6a06a1aabc56b1ad/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750>.
- Huang, D. dan Wu, Z. (2017) "Forecasting outpatient visits using empirical mode decomposition coupled with backpropagation artificial neural networks optimized by particle swarm optimization," *PLoS ONE*, 12(2), hal. 1–17. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0172539>.
- Khandakar, A. et al. (2019) "Machine Learning Based Photovoltaics (Pv) Power Prediction Using Different Environmental Parameters Of Qatar," *Energies*, 12(14). Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/en12142782>.
- Liu, L. et al. (2017) "Forecasting Power Output of Photovoltaic System Using A BP Network Method," *Energy Procedia*, 142, hal. 780–786. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.12.126>.
- Mahendra, L. et al. (2021) "Prediksi Daya Keluaran Pv Berbasis Jaringan Saraf Tiruan Pada Pusat Perbelanjaan Tangerang," in L. Mahendra (ed.) *Conference on Innovation and Application of Science and Technology (CIASTECH 2021)*. Lamongan: Universitas Widyagama Malang, hal. 335–342. Tersedia pada: <https://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/article/view/3327/1784>.
- NurHidayat, T., Subodro, R. dan Sutrisno (2021) "Analisis Output Daya Pada Pembangkit Listrik Tenaga Surya Dengan Kapasitas 10Wp, 20Wp Dan 30Wp," *jurnal CRANKSHAFT*, 4(2), hal. 9–18. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.24176/crankshaft.v4i2.6013>.
- Saberian, A. et al. (2014) "Modelling and prediction of photovoltaic power output using artificial neural networks," *International Journal of Photoenergy*, 2014. Tersedia pada: <https://doi.org/10.1155/2014/469701>.
- Shuvho, M.B.A. et al. (2019) "Prediction of solar irradiation and performance evaluation of grid connected solar 80KWp PV plant in Bangladesh," *Energy Reports*, 5, hal. 714–722. Tersedia pada: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egy.2019.06.011>.
- Sirait, I.L. et al. (2018) "Peramalan Tingkat Produktivitas Kedelai Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *semanTIK*, 4(2), hal. 183–192. Tersedia pada: <https://doi.org/10.5281/zenodo.2528152>.
- Suwitno et al. (2017) "Perancangan Konverter DC ke DC untuk Menstabilkan Tegangan Keluaran Panel Solar Cell Menggunakan Teknologi Boost Converter," *Journal of Electrical Technology*, 2(3), hal. 61–66. Tersedia pada: <https://jurnal.uisu.ac.id/index.php/jet/article/view/240>.