

## Analysis of temperature patterns in Pekanbaru City using fractals and artificial neural networks based on monthly temperature data

Reynal Nur Razzaq, Defrianto

Department of Physics, Universitas Riau, Pekanbaru 28293, Indonesia

\*Corresponding author: [reynal.nur2335@student.unri.ac.id](mailto:reynal.nur2335@student.unri.ac.id)

### ABSTRACT

Climate and global warming play a crucial role in the lives of living organisms on Earth. Temperature, varying in each region, is a vital aspect in climate observation. This study analyzed temperature fluctuations in Pekanbaru from 2016 to 2022 using fractal analysis and backpropagation artificial neural networks. The research findings revealed that temperature prediction with backpropagation artificial neural networks was quite accurate. However, errors during testing or validation could impact the comparison with the target values. Fractal analysis indicated a persistent tendency in temperature fluctuations in Pekanbaru, with a Hurst exponent of 0.7993 and a fractal dimension of 1.2007. Nevertheless, temperature fluctuations were also influenced by other factors, leading to varying levels of stability over certain periods. Thus, the temperature in Pekanbaru can be considered a complex system with diverse fluctuation patterns and varying levels of complexity.

**Keywords:** Backpropagation; exponent hurst; fluctuation; fractal dimension

Received 30-07-2023 | Revised 08-12-2023 | Accepted 09-12-2023 | Published 31-03-2024

### PENDAHULUAN

Pemanasan global telah menjadi salah satu ancaman utama di dunia. Pemanasan global yang disebabkan oleh aktivitas manusia seperti emisi gas rumah kaca, mengakibatkan perubahan suhu [1]. Efek yang ditimbulkan dari pemanasan global seperti naiknya suhu di permukaan bumi, naiknya permukaan laut, dan berubahnya cuaca secara ekstrim di beberapa wilayah di dunia. Berdasarkan dari hasil penelusuran data bencana internasional [2], perubahan iklim yang signifikan akan terjadi di beberapa titik. Hal ini disebabkan oleh faktor alam dan aktivitas manusia yang merusak alam. Cuaca adalah bentuk keadaan atmosfer di suatu daerah setiap hari, dan variasi jangka pendeknya berlangsung dari menit hingga minggu, terutama jika menyangkut kehidupan dan aktivitas manusia. Sebagian besar tempat, cuaca dapat bervariasi dari menit ke menit, jam ke jam, hari ke hari, dan musim ke musim. Iklim adalah rata-rata peristiwa cuaca selama periode waktu yang lama dimana biasanya membutuhkan 30 tahun atau lebih [3].

Iklim adalah cuaca rata-rata di suatu wilayah dan periode waktu tertentu, ditentukan melalui analisis data seperti curah hujan, ketinggian air danau, waduk, dan data satelit. Komponen cuaca meliputi sinar matahari, hujan, awan, angin, hujan es, salju, dan fenomena cuaca lainnya. Sedangkan iklim mencakup faktor seperti hujan, suhu, kelembapan, radiasi matahari, kecepatan angin, dan fenomena cuaca dalam jangka waktu yang lama [4].

Suhu adalah aspek penting dalam pengamatan iklim karena nilainya bervariasi di setiap daerah. Faktor lokal seperti kebakaran hutan dan curah hujan besar juga berpengaruh pada nilai suhu. Perubahan iklim yang terjadi seiring kenaikan atau penurunan suhu akan mempengaruhi kehidupan dan aktivitas di bumi dalam jangka panjang. Indonesia, sebagai negara yang berada di garis khatulistiwa dengan iklim tropis, memiliki dua musim, yaitu musim panas dan musim hujan, yang dipengaruhi oleh berbagai macam sirkulasi atmosfer seperti sirkulasi Walker dan sirkulasi Hadley. Interaksi sirkulasi ini menghasilkan karakteristik khusus pada cuaca dan iklim di Indonesia, meskipun

proses pembentukannya masih belum sepenuhnya dipahami. Indonesia sebagai daerah tropis ekuatorial memiliki variasi suhu yang kecil [5]. Fraktal adalah grafik geometris dengan pola berulang dalam skala yang menurun. Metode analisis fraktal diterapkan dalam geofisika, dan dimensi fraktal yang lebih tinggi menunjukkan perilaku dinamis data yang berbeda dari dimensi yang lebih rendah [6].

Prediksi suhu adalah tugas penting dan menantang dalam meteorologi. Makalah ini meneliti prakiraan cuaca menggunakan dataset historis. Sistem kompleks dan nonlinier dalam pola atmosfer membuat metode tradisional tidak efektif [7]. Penelitian ini mengusulkan menggunakan jaringan saraf tiruan (JST) dengan berbagai konfigurasi untuk memprediksi suhu selama 365 hari dalam setahun. Penilaian model menggunakan kriteria *mean square error* (MSE). Hasilnya menunjukkan bahwa model dan alur kerja yang diusulkan menghasilkan prediksi suhu yang lebih akurat dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah dibandingkan dengan penelitian sebelumnya [8].

## TINJAUAN PUSTAKA

### Perubahan Iklim

Perubahan iklim adalah perubahan jangka panjang pada pola cuaca rata-rata di Bumi. Ini meliputi perubahan suhu rata-rata, pola curah hujan, tingkat peningkatan permukaan laut, dan frekuensi kejadian cuaca ekstrem seperti banjir, kekeringan, badai, dan gelombang panas. Perubahan iklim dipengaruhi oleh faktor alamiah dan aktivitas manusia, tetapi dalam beberapa dekade terakhir, aktivitas manusia seperti pembakaran bahan bakar fosil, deforestasi, dan produksi industri telah menjadi penyebab utama peningkatan gas rumah kaca, yang berkontribusi pada pemanasan global dan perubahan iklim yang lebih cepat dari yang pernah terjadi sebelumnya. Perubahan iklim memiliki dampak besar pada lingkungan, ekonomi, kesehatan manusia, dan ekosistem di seluruh dunia [9].

Perubahan iklim dapat menyebabkan anomali suhu, yang merupakan penyimpangan dari kisaran suhu yang diharapkan untuk lokasi dan waktu tertentu dalam setahun. Anomali ini dapat berupa anomali positif (suhu lebih tinggi dari yang diharapkan) atau anomali negatif (suhu lebih rendah dari yang diharapkan). Dampak perubahan iklim terhadap anomali suhu dapat dilihat dari peningkatan frekuensi dan keparahan kejadian cuaca ekstrem, seperti gelombang panas, kekeringan, dan banjir [10].

Adanya anomali perubahan suhu adalah fenomena variabilitas iklim yang terjadi di samudra pasifik wilayah tropis, yang dikenal dengan istilah El Niño dan La Niña. El Niño merupakan anomali positif suhu muka laut, yang dapat menyebabkan kemarau ekstrem. Sementara itu, La Niña adalah anomali negatif suhu muka laut, yang dapat menyebabkan musim hujan berkepanjangan di sebagian besar wilayah Indonesia [11].

### Suhu Udara

Suhu udara adalah derajat dari aktivitas molekul dalam atmosfer yang berupa energi kinetik rata-rata dari pergerakan molekul-molekul. Faktor-faktor yang dapat mempengaruhi tinggi rendahnya suhu udara suatu daerah adalah lama penyinaran matahari, sudut pandang sinar matahari, sudut datang sinar matahari, relief permukaan bumi, jumlah awan, dan letak lintang. Untuk menghitung suhu rata-rata suatu tempat di bumi dapat menggunakan Persamaan (1) berikut:

$$T_x = T_o - \frac{0,6h}{100} \quad (1)$$

Konstanta 0,6°C dan 100 m didapat dari vertikal *gradient* suhu atau *lapse rate*, tiap kenaikan bertambah 100 m maka suhu udara akan berkurang (turun) rata-rata 0,6°C [12].

Suhu udara mengalami fluktuasi signifikan dalam periode 24 jam karena terkait dengan pertukaran energi di atmosfer. Pada siang hari, radiasi matahari diserap oleh gas dan partikel di atmosfer, menyebabkan peningkatan suhu

udara. Suhu maksimum biasanya terjadi setelah puncak intensitas cahaya matahari, yaitu saat tengah hari. Suhu udara rata-rata harian dihitung dari beberapa pengamatan setiap 3 jam sekali, mulai dari tengah malam hingga 8 kali. Suhu maksimum dan minimum diukur menggunakan termometer maksimum dan minimum [13].

### Analisis Fraktal

Pengukuran fraktal digunakan sebagai indikator untuk menguji model dinamis data. Fraktal memiliki bentuk yang mirip dengan dirinya sendiri, dimana setiap bagian dianggap sebagai salinan kecil dari keseluruhan bentuk. Metode *box-counting* dan metode eksponensial. Hurst adalah beberapa metode untuk menghitung dimensi fraktal dari data deret waktu, yang dapat digunakan untuk menganalisis data seperti suhu. Fraktal memiliki dua ciri utama yaitu *self-similarity*, dimana objek tersebut dibangun ulang dengan citra yang semakin mirip dan lebih kecil dari citra aslinya, dan *infinity detail*, dimana bentuk fraktal tampak tak berujung jika diperhatikan. Dimensi fraktal biasanya dinyatakan dalam bilangan pecahan, misalnya dimensi 2,7 atau dimensi 1,5 sebagai cara untuk menggambarkan kompleksitas bentuk fraktal tersebut [14].

### Metode Eksponen Hurst

Metode eksponen Hurst adalah metode yang diperkenalkan pertama kali oleh H. E. Hurst pada Tahun 1951. Metode ini digunakan untuk menganalisis data deret waktu dengan baik. Nilai eksponen Hurst berada dalam rentang antara 0 dan 1, yang digunakan untuk menentukan dimensi fraktal dari data deret waktu sebagai indikator untuk menguji prediktabilitas pola dinamis pada data tersebut [15]. Eksponen Hurst dihitung dengan mempertimbangkan ketergantungan rasio antara panjang jangkauan data (R) terhadap nilai standar deviasi data (S) pada rentang tertentu (n). Data diukur menggunakan metode R/S, dan nilai eksponen Hurst (H) diestimasi dengan

mengplot  $\log(R/S)$  dengan  $\log(n)$ . Berdasarkan nilai H, data deret waktu dapat diklasifikasikan sebagai berikut:

1.  $H = 0.5$ : Data deret waktu bersifat acak.
2.  $0 < H < 0.5$ : Data deret waktu bersifat anti-persistence, yaitu peningkatan atau penurunan nilai data pada waktu tertentu cenderung diikuti oleh penurunan atau peningkatan nilai pada waktu berikutnya.
3.  $0.5 < H < 1$ : Data deret waktu bersifat persistence, yaitu peningkatan atau penurunan nilai data pada waktu tertentu cenderung diikuti oleh peningkatan atau penurunan nilai pada waktu berikutnya.

Hubungan antara nilai eksponen Hurst (H) dengan dimensi fraktal (D) dinyatakan dengan persamaan  $D = 2 - H$ . Jika dimensi fraktal bernilai 1.5, maka proses perubahan nilai data dalam waktu bersifat acak dan tidak dapat diprediksi. Jika nilai dimensi fraktal berada pada rentang 1 – 1,5, proses perubahan data dapat diprediksi. Nilai yang mendekati 1 menunjukkan prediktabilitas yang lebih tinggi. Jika dimensi fraktal berada direntang 1,5 – 2, proses perubahan data bersifat *anti-persistence*, artinya penurunan nilai pada waktu tertentu cenderung diikuti oleh peningkatan nilai pada waktu berikutnya dan sebaliknya [16].

### JST

JST pertama kali dikembangkan oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts pada tahun 1943. JST menggunakan banyak neuron sederhana yang dikombinasikan menjadi sebuah sistem syaraf untuk meningkatkan kemampuan komputasi. Setiap neuron memiliki bobot yang disesuaikan sehingga neuron dapat melakukan fungsi logika sederhana. Neuron-neuron ini disusun menjadi sebuah jaringan untuk menghasilkan berbagai macam *output* melalui kombinasi fungsi logika yang berbeda [17]. Meskipun JST secara umum sangat baik untuk pengenalan pola, namun pola cuaca seperti suhu tidak dapat dipelajari dengan mudah karena banyaknya faktor dan aturan yang mempengaruhi suhu di suatu daerah. Meski demikian, penggunaan JST

memungkinkan sistem untuk mempelajari hubungan antara faktor-faktor yang mempengaruhi suhu berdasarkan data historis. JST memiliki kemampuan beradaptasi yang baik dan toleransi kesalahan yang tinggi sehingga cocok untuk digunakan pada data yang bersifat *noisy* [18].

JST memiliki tiga lapisan utama, yaitu lapisan *input*, *hidden*, dan *output*. Ketiga lapisan ini saling terhubung dan memiliki bobot nilai. *Input layer* menangani parameter yang akan digunakan, dan nilai-nilai ini akan dikirim ke lapisan tersembunyi melalui jalur dengan bobot tertentu. Lapisan *input* memiliki *node* sesuai dengan jumlah parameter yang digunakan. *Hidden layer* bertindak sebagai penambahan operasi logika dalam JST. Jumlah *hidden layer* tidak selalu menentukan kinerja jaringan, karena tergantung pada kompleksitas masalah. Masing-masing lapisan memiliki *node* sesuai dengan kebutuhannya. *Output layer* merupakan lapisan yang mengeluarkan hasil akhir dari perhitungan dalam jaringan. Lapisan ini mengeluarkan nilai keluaran yang sesuai dengan tujuan dari perhitungan tersebut [19].

### Metode Backpropagation

Algoritma *backpropagation* adalah metode terbaik untuk menghasilkan *output* dengan lebih sedikit kesalahan. Algoritma ini digunakan untuk analisis prakiraan cuaca selama satu bulan dengan tiga set data. Laporan cuaca harus memberikan pengetahuan yang akurat bagi pengguna, sehingga memberikan data cuaca dengan kesalahan yang lebih sedikit sangat bermanfaat. Meskipun ada banyak cara untuk memprediksi data cuaca, menerapkan metode terbaik seperti *backpropagation* akan memberikan hasil terbaik. *Neural network* memiliki berbagai algoritma seperti *radial basis function networking*, algoritma *neural network* regresi umum, *fuzzy clustering*, dan lain-lain. Namun, *backpropagation* dianggap sebagai algoritma terbaik karena mengurangi jumlah kesalahan. Algoritma *backpropagation* bekerja dengan pendekatan *bottom-up* dan menggunakan proses mundur untuk

menyelesaikan bobot setiap *node* berdasarkan persamaan diferensial. Banyak analisis menyatakan bahwa algoritma *backpropagation* merupakan yang terbaik di antara yang lain dalam hal mengurangi kesalahan [7].

Pelatihan *backpropagation* terdiri dari tiga fase. Fase pertama adalah *feed forward*, dimana pola masukan dihitung maju dari lapisan masukan hingga lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur (*backpropagation*), di mana kesalahan antara keluaran jaringan dan target yang diinginkan dihitung. Kesalahan ini dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang menghubungkan langsung dengan unit-unit pada lapisan keluaran. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi, dengan cara menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan. *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran yang bertujuan untuk memperkecil tingkat *error* dalam jaringan dengan melakukan penyesuaian bobot. Algoritma ini termasuk dalam kategori *multilayer network*, yang merupakan perkembangan dari *single layer network* [20].

### MATLAB

*Matrix laboratory* atau yang biasa dikenal sebagai MATLAB adalah sebuah program yang bertujuan untuk melakukan analisis dan komputasi numerik. Selain itu, MATLAB juga merupakan salah satu bahasa pemrograman matematika lanjutan yang didasarkan pada konsep matriks. Saat ini, MATLAB telah berkembang menjadi sebuah pemrograman yang menyediakan berbagai fungsi *built-in*, tugas pengolahan sinyal, aljabar linier, dan kalkulasi matematis lainnya [21].

### METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah metode komputasi dengan menggunakan Matlab. Program MATLAB ini untuk menganalisis fraktal temperatur dan JST global

Kota Pekanbaru untuk mengidentifikasi pola pemanasan. Berdasarkan data sekunder yang diambil dari BMKG Kota Pekanbaru. Tahapan yang dilakukan dalam menganalisis suhu bulanan Kota Pekanbaru yaitu:

1. Pengambilan data, data yang diambil merupakan data curah hujan bulanan kota Pekanbaru dari tahun 2016 – 2022.
2. Analisis data, metode yang digunakan untuk menganalisa data dengan metode eksponen Hurst. Berikut langkah-langkahnya:
  - a. Mengukur tingkat keteraturan dari data atau sinyal dengan analisis R/S untuk menentukan eksponen Hurst.
  - b. Membuat plot nilai-nilai  $\log(R/S)$  dengan  $\log(N)$ .
  - c. Membuat persamaan regresi linier sederhana berdasarkan nilai-nilai  $\log(R/S)$  dengan  $\log(N)$ .
  - d. Nilai eksponen Hurst (H) diperoleh berdasarkan kemiringan dari garis regresi yang diaproksimasi. Dimana pada grafik ditunjukkan  $\log(R/S)$  versus  $\log(N)$ .
  - e. Dimensi fraktal didapat sesuai dengan persamaan berikut  $\log(R/S) = (\log(c) + \log(n))H(2)$
3. Analisa JST, berikutnya menggunakan penyelesaian JST dengan metode *backpropagation* hingga menghitung MSE.

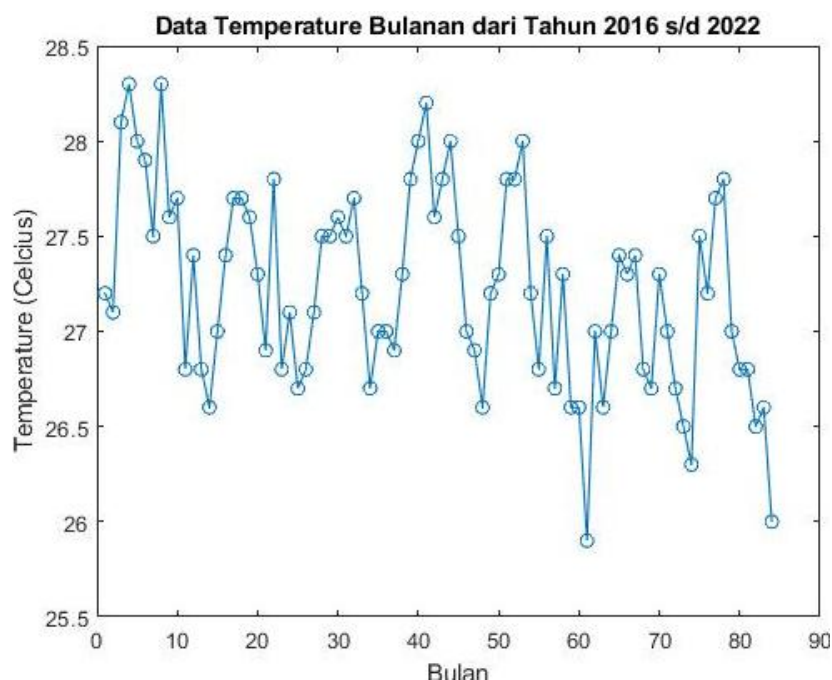
4. Pembuatan program, pembuatan program ini untuk menerapkan metode eksponen Hurst dan *backpropagation* pada studi kasus perubahan pola temperatur menggunakan software Matlab. Hasil dari program ini adalah dimensi fraktal dan bobot nilai dari prediksi *backpropagation* yang berguna untuk identifikasi pola perubahan temperatur.
5. Simulasi program.
6. Analisa hasil dan membuat kesimpulan

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini berupa analisis data temperatur bulanan Kota Pekanbaru pada interval 7 tahun dari 2016 hingga 2022 yang di dapat dari BMKG Stasiun Meteorologi Sultan Syarifkasim II Kota Pekanbaru.

### Analisis Fraktal Temperatur Tahun 2016 – 2022

Gambar 1 berikut merupakan grafik data temperatur bulanan Kota Pekanbaru tahun 2016 – 2022, dimana data yang diinput memiliki 84 variasi data temperatur yang terjadi tiap bulannya.



**Gambar 1.** Grafik temperatur Kota Pekanbaru tahun 2016 - 2022.

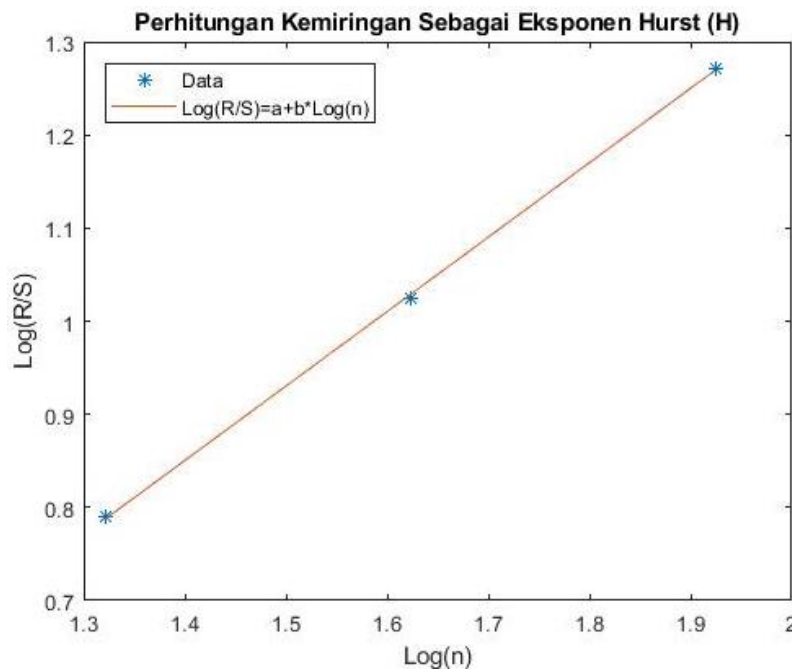
**Tabel 1.** Nilai distribusi nilai log(R/S) terhadap nilai log(n) 3 subinterval.

Interval (n)	log(n)	log(R/S)
84	1,9243	1,2719
42	1,6232	1,0243
21	1,3222	0,7906

Hasil dari pengolahandata temperatur bulanan pekanbaru tahun 2016 – 2022 pada Gambar 1 menghasilkan nilai distribusi nilai log(R/S) terhadap nilai log(n) sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 2. Hasil analisis menunjukkan bahwa fluktuasi temperatur selama rentang waktu 2016 sampai 2022 memiliki pola tertentu. Dalam penelitian ini,

digunakan metode eksponen Hurst untuk memahami fluktuasi tersebut. Terdapat tiga subinterval data yang dianalisis, yaitu dengan panjang 84, 42, dan 21.

Hasilnya menunjukkan bahwa fluktuasi temperatur pada subinterval 84 bulan memiliki rentang yang lebih besar dibandingkan dengan standar deviasinya. Ini menandakan adanya kecenderungan fluktuasi yang lebih stabil dan berkelanjutan dalam rentang waktu yang lebih panjang. Sementara itu, pada subinterval yang lebih pendek (42 dan 21 bulan), fluktuasi temperatur cenderung lebih acak dan tidak terlalu stabil.



**Gambar 2.** Grafik perhitungan nilai kemiringan sebagai eksponen Hurst (H) temperatur bulanan Kota Pekanbaru Tahun 2016 – 2022.

Berdasarkan gambar 2 diperoleh persamaan regresi sebagai berikut  $\log R/S = -0,2685 + 0,7993 \log(n)$ . Kemiringan dari garis regresi yang diaproksimasi sebagai nilai H diperoleh sebesar 0,7993. Dimensi fraktal di hitung menggunakan persamaan (2.2) dan nilai yang diperoleh sebesar 1,2007. Hal ini menunjukkan bahwa data temperatur bulanan di Kota Pekanbaru tahun 2016 – 2022 bersifat persistence, dimana meningkat atau menurunnya amplitudo nilai data pada suatu waktu tertentu akan cenderung diikuti oleh data berikutnya.

### Arsitektur Jaringan

Dalam pembuatan JST untuk memprediksi temperatur, arsitektur jaringan yang tepat perlu dikembangkan. Arsitektur ini bertanggung jawab untuk mengambil data masukan, yaitu data temperatur historis, dan menghasilkan prediksi temperatur di masa depan. Dalam program arsitektur jaringan dibangun dengan menggunakan beberapa parameter yang telah ditentukan. Pertama, jumlah input layer ditentukan berdasarkan jumlah fitur yang digunakan. Dalam kasus ini, hanya satu fitur

yang digunakan, yaitu data temperatur bulanan historis, sehingga jumlah input layer adalah 1.

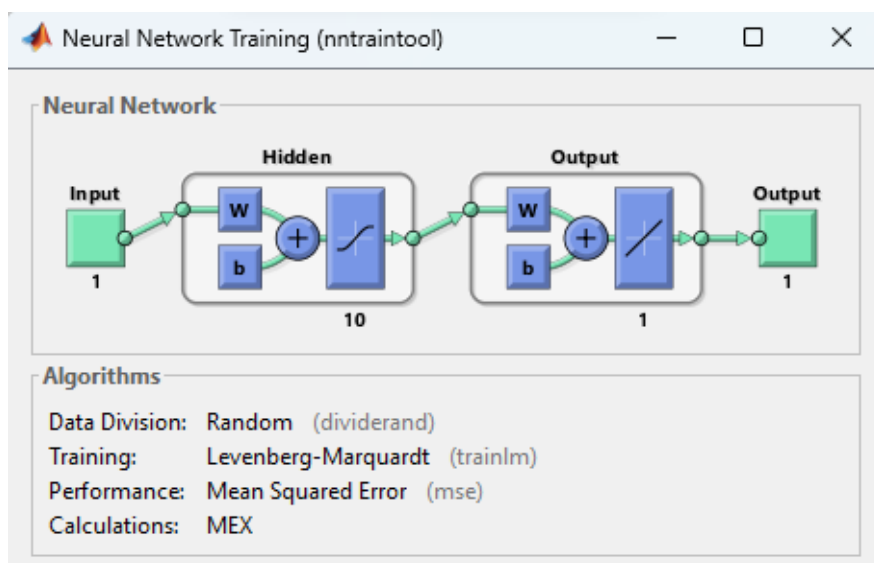
Selanjutnya, jumlah hidden layers dan jumlah neuron dalam setiap hidden layer perlu ditentukan. Pada program sebelumnya, dipilih satu hidden layer dengan 10 neuron, yang sudah disesuaikan sesuai dengan kompleksitas data. Jumlah output layer ditentukan berdasarkan jenis output yang diinginkan. Dalam hal ini, output yang dihasilkan adalah prediksi temperatur di masa depan, sehingga jumlah output layer adalah 1.

Dan fungsi aktivasi juga perlu ditentukan. Fungsi ini digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam jaringan. Dalam program sebelumnya, tidak ada penentuan fungsi aktivasi yang spesifik, sehingga fungsi aktivasi default pada layer output, dan menggunakan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt ('trainlm'). Dengan menggunakan

parameter-parameter ini arsitektur jaringan dapat dibangun. Setelah selesai, jaringan yang telah dilatih disimpan dalam file 'trained\_network.mat'.

### Pelatihan Jaringan

Untuk mendapatkan JST yang mampu memprediksi temperatur dengan akurat, diperlukan proses pelatihan. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan data temperatur dari tahun 2016 hingga 2022. Data temperatur tersebut telah dinormalisasi ke rentang [0,1] sebelum digunakan dalam pelatihan. Parameter pelatihan yang digunakan yaitu Hidden layer size 10, Learning rate 0.01 Dan Max epochs 1000. JST yang telah dilatih sebelumnya dimuat dari file Pelatihan JST dapat dilihat pada Gambar 3.

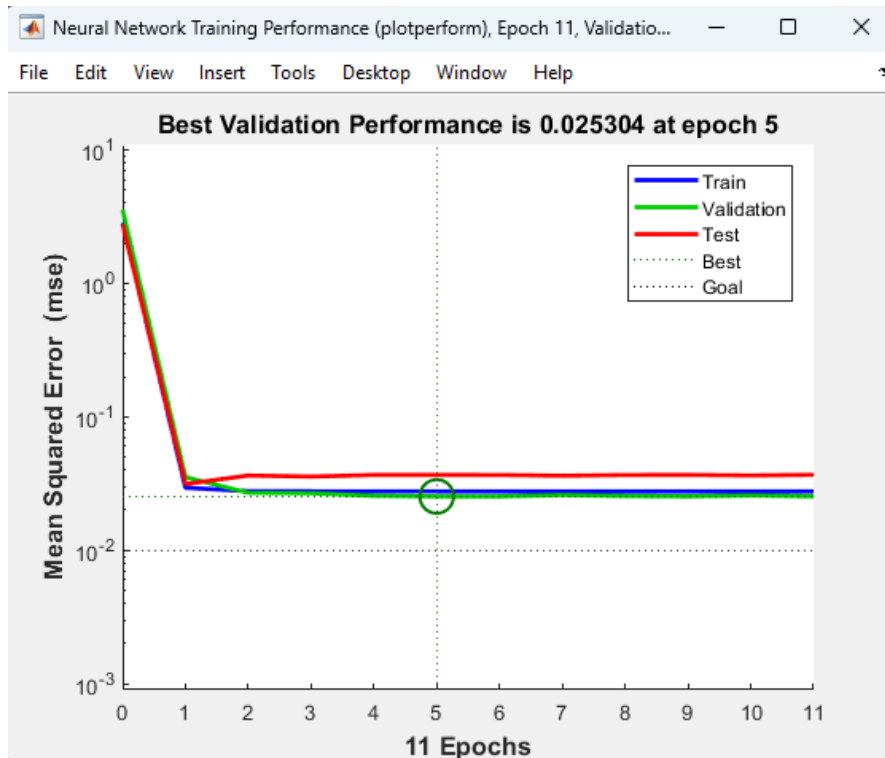


**Gambar 3.** Arsitektur jaringan JST pada program MATLAB.

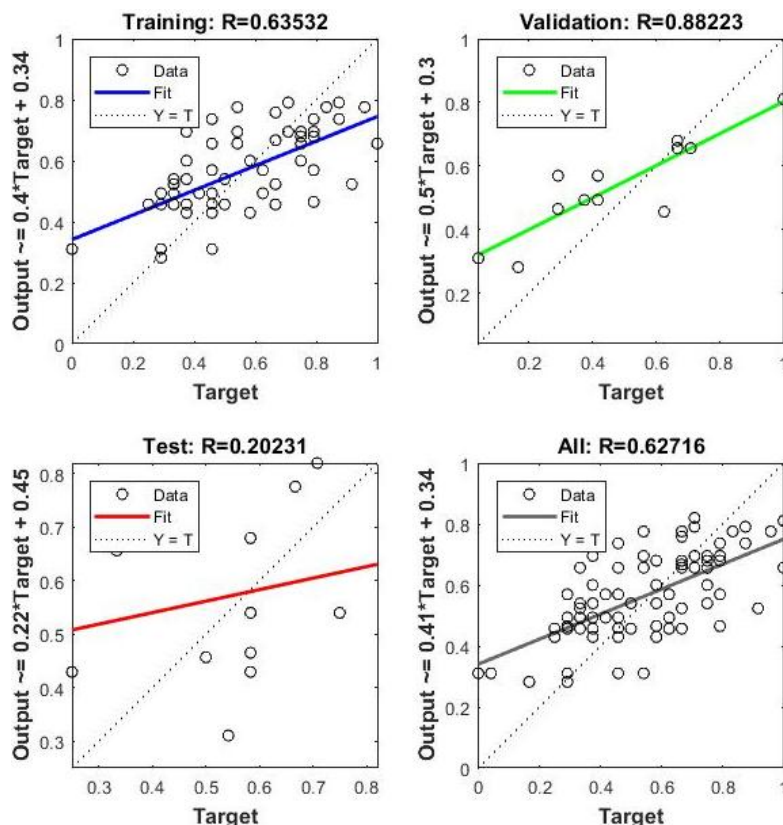
JST tersebut telah mengalami proses pelatihan sebelumnya menggunakan data temperatur yang tersedia, menghasilkan best validation 0.025304 pada epoch ke 5. Grafik fungsi pelatihan dapat dilihat pada Gambar 4.

Pada plot progresi yang dihasilkan dari program sebelumnya, terdapat beberapa garis yang mewakili skor korelasi (R) untuk setiap tahap dalam pelatihan dan pengujian jaringan. Nilai R tersebut menyatakan sejauh mana hasil prediksi dari jaringan mendekati data asli. Pada

garis training dengan  $R = 0,63532$ , nilai R tersebut menunjukkan tingkat korelasi yang cukup baik antara hasil prediksi dan data asli pada data latih. Garis validation dengan  $R = 0,88223$ . Garis test  $R = 0,20231$  menunjukkan tingkat korelasi yang lebih rendah pada data uji. Secara keseluruhan, garis all dengan  $R = 0,62716$  mengindikasikan adanya korelasi yang cukup baik antara data pelatihan (target) dan hasil prediksi JST. Namun, masih terdapat variasi yang tidak dapat dijelaskan oleh JST.



Gambar 4. Grafik kinerja MSE.



Gambar 5. Grafik regression (plotregression) JST.

### Pengujian JST

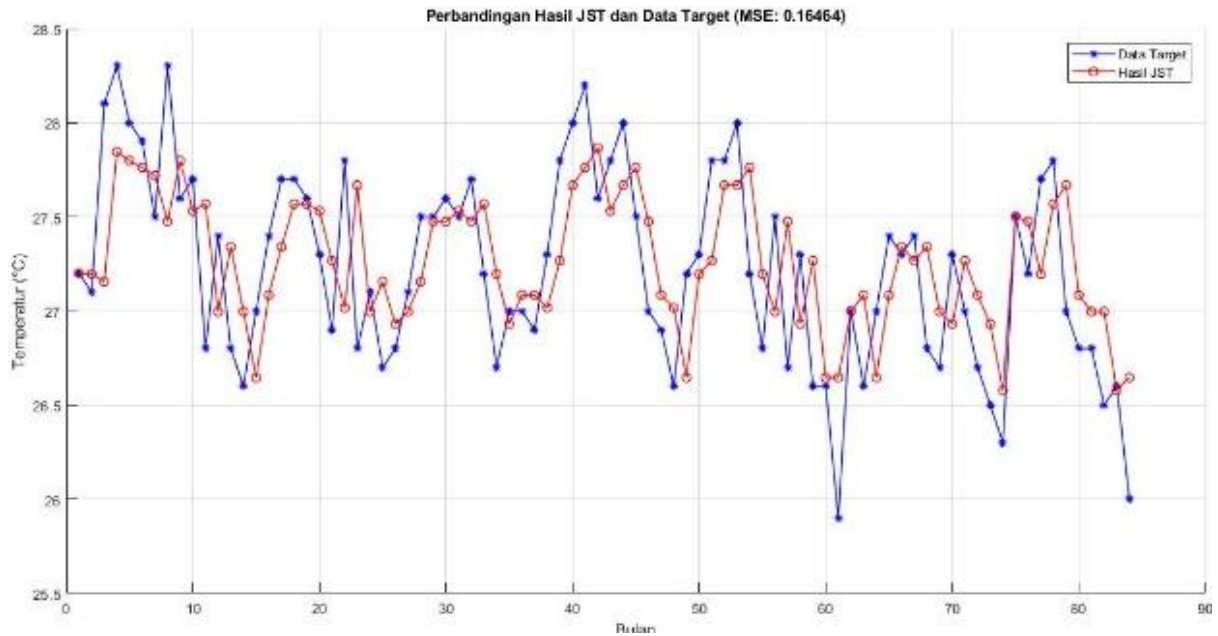
Tahap pengujian pada model JST dilakukan dengan memberikan pola data yang baru. Data

yang dimasukkan ke JST adalah data temperatur tahun 2016 – 2022 sebanyak 84 data sebagai input dan data temperatur tahun 2023 – 2024 sebanyak 24 data sebagai output. Di mana

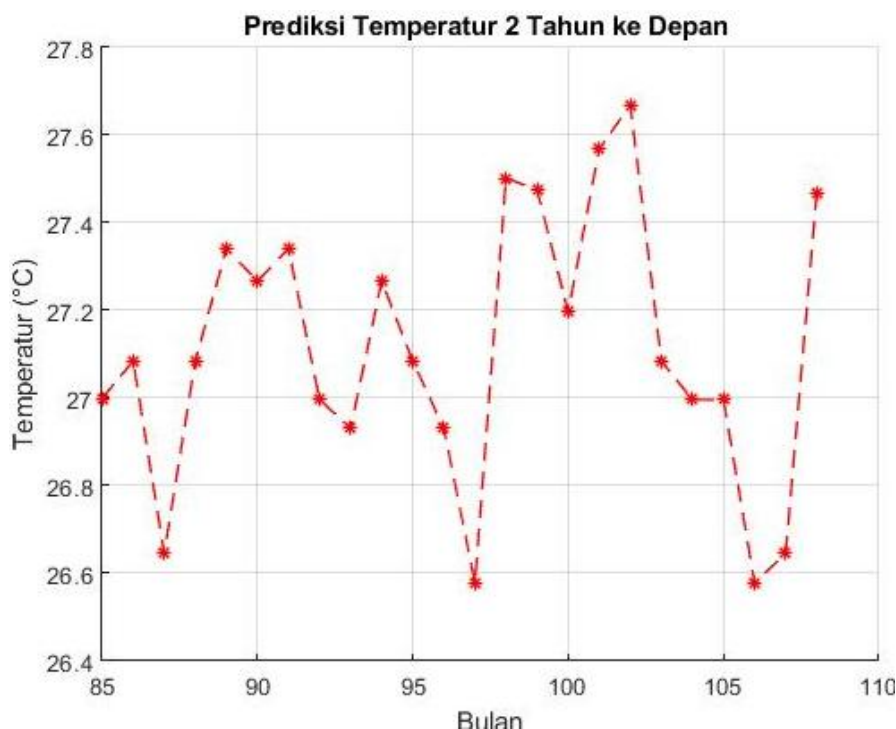


tahap awal program secara otomatis memisahkan berberapa data sebagai training dan sebagian lagi sebagai target hingga mendapatkan hasil prediksi seperti grafik pada Gambar 7 menunjukkan bahwa kedua titik

memiliki posisi berbeda di setiap garis bulan, sehingga dapat dikatakan bahwa data hasil pengujian tidaklah sama dengan data target. Perbedaan nilai di setiap bulan tersebut dideskripsikan pada nilai MSE sebesar 0.16464.



**Gambar 6.** Grafik hubungan data temperatur BMKG dan hasil prediksi JST.



**Gambar 7.** Grafik Hasil prediksi JST.

Selanjutnya, dari program JST tersebut dilanjutkan dengan menjalankan program JST untuk praprediksi temperatur untuk 2 tahun kedepan.

### Pembahasan

Tabel 1 menunjukkan nilai eksponen Hurst data temperatur pada Tahun 2016 – 2022

sebesar 0,7993 ( $D = 1,2007$ ). Hasil ini menunjukkan bahwa pola data temperatur pekanbaru bersifat persistence dimana menunjukkan kecenderungan untuk mempertahankan pola atau tren dalam jangka waktu tertentu, Ketidakselarasan antara grafik keluaran JST dengan nilai target yang sebenarnya dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Pertama, prediksi yang dihasilkan oleh JST merupakan estimasi berdasarkan pola dan tren yang terlihat pada data latih. Namun, terdapat faktor-faktor eksternal yang sulit diprediksi sepenuhnya, seperti perubahan iklim yang kompleks atau variabel yang tidak termasuk dalam data latih. Selain itu, keluaran JST juga dipengaruhi oleh tingkat kompleksitas arsitektur JST itu sendiri. Terdapat kemungkinan bahwa arsitektur JST yang digunakan dalam penelitian ini belum sepenuhnya optimal dalam menangkap pola dan tren yang ada dalam data. Faktor lain yang dapat memengaruhi ketidakselarasan adalah kesalahan pengujian atau validasi. Meskipun MSE yang diperoleh sebesar nilai MSE sebesar 0.16464 menunjukkan bahwa JST yang telah dilatih mampu memberikan prediksi temperatur yang cukup akurat, namun masih ada kemungkinan adanya kesalahan dalam proses pengujian atau validasi yang dapat memengaruhi hasil perbandingan antara keluaran JST dan nilai target.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengukuran, maka dapat disimpulkan bahwa fluktuasi temperatur di Pekanbaru dari Tahun 2016 – 2022 menunjukkan sifat persistence dengan nilai Eksponen Hurst sebesar 0,7993 dan dimensi fraktal 1,2007 mengindikasikan kecenderungan fluktuasi yang stabil dan berlanjut dengan tingkat kompleksitas yang tinggi. Penggunaan JST dengan algoritma *backpropagation* memberikan hasil prediksi temperatur yang cukup akurat dengan MSE 0,16464. Meskipun begitu, perlu perbaikan untuk menangkap pola dan tren secara lebih optimal. Variabilitas fluktuasi temperatur dipengaruhi oleh faktor-

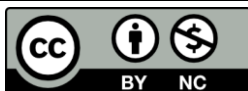
faktor seperti perubahan iklim, pengaruh geografis, dan variabilitas lokal. Hasil penelitian ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang pola perubahan temperatur di Pekanbaru, pentingnya analisis fraktal dan JST *backpropagation* dalam prediksi cuaca, dan dapat memberikan informasi yang lebih akurat untuk pengambilan keputusan terkait iklim di wilayah tersebut.

## REFERENSI

1. Chen, Y., Li, Y., & Mao, L. (2022). Combining the effects of global warming, land use change and dispersal limitations to predict the future distributions of East Asian Cerris Oaks (*Quercus Section Cerris*, Fagaceae) in China. *Forests*, **13**(3), 367.
2. Boer, R., & Rakiso, P. (2008). Adaptation to climate variability and climate change: Its socio-economic aspect. *Proceeding of Workshop on 'Climate Change: Impacts, Adaptation, and Policy in South East Asia*.
3. Swarinoto, Y. S. (2010). Evaluasi Keandalan Simulasi Informasi Prakiraan Iklim Musiman Menggunakan Metode ROC (Kasus ZOM 126 Denpasar). *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, **11**(2).
4. Handoko, I., Sugiarto, Y., & Syaukat, Y. (2008). Keterkaitan perubahan iklim dan produksi pangan strategis. Telaah kebijakan independen bidang perdagangan dan pembangunan oleh kemitraan/partnership Indonesia. *SEAMEO BIOTROP*. Bogor, 34–56.
5. Hermawan, E. (2010). Pengelompokan Pola Curah Hujan yang terjadi di beberapa kawasan P. Sumatera berbasis hasil

- analisis teknik spektral. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, **11**(2).
6. Böhm, R., Auer, I., Brunetti, M., Maugeri, M., Nanni, T., & Schöner, W. (2001). Regional temperature variability in the European Alps: 1760–1998 from homogenized instrumental time series. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, **21**(14), 1779–1801.
  7. Bakhrun, A. (2013). *Perbandingan metode adaline dan backpropagation untuk prediksi jumlah pencari kerja di Jawa Barat*. Doctoral dissertation, Universitas Komputer Indonesia.
  8. Tyagi, H., Suran, S., & Pattanaik, V. (2016). Weather-temperature pattern prediction and anomaly identification using artificial neural network. *International Journal of Computer Applications*, **975**, 8887.
  9. Koutsoyiannis, D. (2021). Rethinking climate, climate change, and their relationship with water. *Water*, **13**(6), 849.
  10. Tamarin-Brodsky, T., Hodges, K., Hoskins, B. J., & Shepherd, T. G. (2019). A dynamical perspective on atmospheric temperature variability and its response to climate change. *Journal of Climate*, **32**(6), 1707–1724.
  11. Hidayat, U., Prasetyo, S., Haryanto, Y. D., & Riama, N. F. (2021). Pengaruh ENSO Terhadap Curah Hujan dan Kelembapan Relatif serta Suhu Permukaan Laut di Sulawesi. *Buletin GAW Bariri (BGB)*, **2**(2), 88–96.
  12. Tjasyono, B. H., & Harijono, S. W. B. (2006). *Meteorologi Indonesia 2: Awan dan Hujan Monsun*. Jakarta: Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika.
  13. Zendrato, E. (2010). *Pengukuran kadar gas pencemar nitrogen dioksida (NO<sub>2</sub>) di udara sekitar kawasan industri Medan*. Doctoral dissertation, Universitas Sumatera Utara.
  14. Thoibah, A., Defrianto, D., & Saktioto, S. (2023). Pemodelan kecepatan aliran darah pada domain menyerupai pembuluh darah dengan *featool multiphysics*. *Komunikasi Fisika Indonesia*, **20**(1), 19–24.
  15. Tamil, S. S., & Samuel, S. R. (2011). Fractal dimension analysis of northeast monsoon of Tamil Nadu. *Journal of Environmental Research and Technology*, **1**(2), 219–221.
  16. De Vos, J. A., Van Bakel, P. J. T., Hoving, I. E., & Smidt, R. A. (2010). Raising surface water levels in peat areas with dairy farming: Upscaling hydrological, agronomical and economic effects from farm-scale to local scale. *Agricultural Water Management*, **97**(11), 1887–1897.
  17. Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar jaringan syaraf tiruan*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
  18. Priyanta, I. B. G. B., & Astawa, I. G. S. (2014). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Prakiraan Hujan Harian Di Daerah Kuta Selatan Provinsi Bali. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Universitas Udayana*, **7**(1).
  19. Rufiyanti, D. E. (2015). *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Input Model Arima Untuk Peramalan Harga Saham*. Semarang:

- Universitas Negeri Semarang.
20. Yunita, Y. (2015). Prediksi Cuaca Menggunakan Metode Neural Network. *Paradigma*, **17**(1), 47–53.
  21. Cahyono, B. (2013). Penggunaan Software Matrix Laboratory (MATLAB) dalam pembelajaran aljabar linier. *Jurnal Phenomenon*, **1**(1), 45–62.



Artikel ini menggunakan lisensi  
[Creative Commons Attribution  
4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)