

HIBAH KERIS - DIMAS



JUDUL PENELITIAN:
**PEMANFAATAN OPEN DATA DAN MACHINE LEARNING UNTUK OPTIMALISASI HASIL
PERTANIAN/PERKEBUNAN DI KABUPATEN JEMBER SEBAGAI PENDUKUNG
PEMULIHAN EKONOMI PASCA PANDEMI**

KELOMPOK RISET-DIMAS:
MATHEMATICAL OPTIMIZATION AND COMPUTATION (MOCO)

PENELITI

Abduh Riski, S.Si., M.Si., Ketua
Ahmad Kamsyakawuni S.Si., M.Kom, Anggota 1
Dr. Kiswara Agung Santoso S.Si., M.Kom, Anggota 2
Firda Fadri, S. Si., M. Si., Anggota 3
Dr. Agustina Pradjaningsih S.Si, M.Si, Anggota 4

Level KeRis-DiMas Prodi/Bagian/Jurusan/Lab
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN RISET DAN TEKNOLOGI
NOVEMBER, 2023

Judul Penelitian/ Pengabdian

: Pemanfaatan Open Data dan Machine Learning untuk Optimalisasi Hasil Pertanian/Perkebunan di Kabupaten Jember Sebagai Pendukung Pemulihan Ekonomi Pasca Pandemi

Nama KeRis

: Mathematical Optimization and Computation (MOCo)

Ketua Peneliti

:

a. Nama Lengkap

: Abduh Riski, S.Si., M.Si.

b. NIP./NRP.

: 199004062015041001

c. Jabatan Fungsional

: Asisten Ahli

d. Program Studi

: FMIPA/Matematika

e. Nomor HP

:

f. Alamat surel (e-mail)

: riski.fmipa@unej.ac.id

Anggota (1)

:

a. Nama Lengkap

: Ahmad Kamsyakawuni S.Si., M.Kom

b. NIP./NRP.

: 197211291998021001

c. Perguruan Tinggi

: Universitas Jember

Anggota (2)

:

a. Nama Lengkap

: Dr. Kiswara Agung Santoso S.Si., M.Kom

b. NIP./NRP.

: 197209071998031003

c. Perguruan Tinggi

: Universitas Jember

Anggota (3)

:

a. Nama Lengkap

: Firda Fadri, S. Si., M. Si.

b. NIP./NRP.

: 198710182022032004

c. Perguruan Tinggi

: Universitas Jember

Anggota (4)

:

a. Nama Lengkap

: Dr. Agustina Pradjaningsih S.Si, M.Si

b. NIP./NRP.

: 197108022000032009

c. Perguruan Tinggi

: Universitas Jember

Jenis Penelitian

: Penelitian Dasar

TKT

: 3

Kesesuaian dengan RIP UNEJ

: Lingkungan & Kebencanaan

Usulan Tahun ke -

: 1

Biaya Keseluruhan

: Rp. 25.000.000

Biaya usulan tahun berjalan

:

- Dana UNEJ

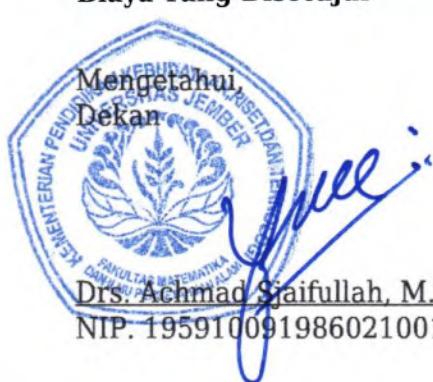
: Rp. 25.000.000

- Dana institusi lain

: Rp. 0 / In Kind tuliskan :

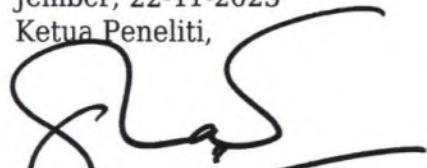
Biaya Yang Disetujui

: Rp. 20.000.000

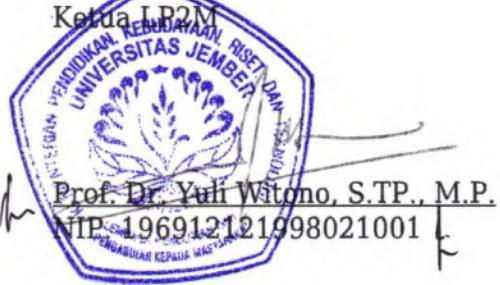


Drs. Achmad Sjaifullah, M.Sc., Ph.D
NIP. 195910091986021001

Jember, 22-11-2023
Ketua Peneliti,


Abduh Riski, S.Si., M.Si.
NIP. 199004062015041001

Mengetahui,
Ketua LP2M



RINGKASAN

Pandemi Covid-19 berdampak signifikan tidak hanya pada kesehatan manusia. Namun juga berdampak pada sektor ekonomi dan pertanian. Sektor pertanian terbukti mampu bertahan pasca pandemi dari sisi ekonomi. Namun masih terdapat faktor berpengaruh lainnya yang dapat menyebabkan dampak negatif pada sektor pertanian, yaitu faktor perubahan iklim dan cuaca. Beberapa tahun terakhir ini banyak kejadian alam yang dirasakan masyarakat terkait perubahan cuaca yang tak menentu terutama bagi para petani, mereka mengeluhkan datangnya musim hujan dan kemarau yang susah diprediksi sehingga mengganggu musim tanam dan hasil produksi. Dampak dari anomali cuaca yang menyebabkan perubahan curah hujan pastinya sangat dirasakan oleh petani tembakau di daerah Jember. Tembakau merupakan salah satu komoditi perkebunan yang memberikan peran penting dalam perekonomian nasional. Daerah produksi tembakau terbesar di Jawa Timur adalah Kabupaten Jember. Jember adalah daerah penghasil utama tembakau kualitas dunia yang 90% produksinya telah dieksport ke berbagai mancanegara. Setiap tahun produksi tembakau yang dihasilkan di Kabupaten Jember mengalami fluktuasi. Fluktuasi tersebut diantaranya disebabkan oleh curah hujan, luas lahan panen tembakau, dan produktivitas tembakau. Berdasarkan hal tersebut perlu adanya suatu langkah awal perencanaan. Prediksi berfungsi sebagai dasar sebuah perencanaan, dalam hal ini adalah perencanaan produksi. Maka dari itu, prediksi curah hujan sangat dibutuhkan untuk membantu mencegah terjadinya gagal panen. Serta diperlukan prediksi produksi tembakau yang akan dihasilkan pada masa mendatang agar perencanaan produksi dapat dilakukan dengan maksimal.

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka peneliti tertarik untuk melakukan penelitian untuk memprediksi produksi tembakau dan curah hujan di Kabupaten Jember. Metode yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). Proses prediksi memanfaatkan beberapa open data, yaitu: data curah hujan harian aktual Kabupaten Jember yang diperoleh dari BPS dan Dinas Pekerjaan Umum, Bina Marga dan Sumber Daya Air Kabupaten Jember; Data curah hujan satelit GSMAp Kabupaten Jember yang diperoleh dari website resmi JAXA Jepang; data model curah hujan global berupa data presipitasi GCM dari website Copernicus Eropa; data luas lahan panen tembakau, produktivitas tembakau dan produksi tembakau di Kabupaten Jember, yang diperoleh dari website BPS Kabupaten Jember. Tahapan penelitian ini terdiri dari pengumpulan data, pengolahan data, pengolahan data, pembuatan model (proses training dan testing), validasi model, dan analisis hasil.

Hasil penelitian prediksi curah hujan dengan menggunakan data satelit GSMAp adalah model ANFIS terbaik adalah ANFIS dengan fungsi keanggotaan generalized bell yang menghasilkan RMSE sebesar 14,6268. Hasil penelitian prediksi curah hujan dengan menggunakan data GCM adalah domain grid terbaik berukuran 11×11 . Domain grid 11×11 menghasilkan pelatihan dengan nilai MAE dan RMSE yang lebih kecil dari domain grid yang lain, yaitu sebesar 3,19 dan 4,66. Model jaringan saraf tiruan terbaik adalah jaringan dengan fungsi aktivasi biner dan 100 neuron yang

menghasilkan nilai MAE 6,12, Koefisien Korelasi -0,012, dan RMSE 9,0251. Hasil penelitian prediksi produksi tembakau adalah model ANFIS terbaik menggunakan fungsi keanggotaan generalized bell dengan tipe output konstan yang menghasilkan MAPE sebesar 0,091%. Variabel yang paling berpengaruh terhadap produksi tembakau tersebut adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
RINGKASAN	iv
DAFTAR ISI	vi
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian	3
BAB 2. KERANGKA TEORI	4
2.1 Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP)	4
2.2 General Circulation Model (GCM)	4
2.3 Tembakau	5
2.4 Jaringan Saraf Tiruan (JST)	6
2.5 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)	9
BAB 3. METODE PENELITIAN	14
3.1 Tahapan Penelitian	14
3.2 Data	14
BAB 4. HASIL YANG DICAPAI	15
4.1 Hasil Penelitian dan Pembahasan	15
4.2 Status Luaran Penelitian	20
BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN	22
5.1 Kesimpulan	22
5.2 Saran	22
DAFTAR PUSTAKA	23
LAMPIRAN	24

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pandemi Covid-19 berdampak signifikan tidak hanya pada kesehatan manusia. Pada sektor ekonomi, pandemi berdampak pada penurunan kinerja perekonomian global dan nasional. Produk domestik bruto (PDB) nasional pada triwulan II dan III tahun 2020 dibandingkan periode yang sama tahun sebelumnya mengalami kontraksi masing-masing sebesar -5,32% dan -3,47%. Sementara itu, pada periode yang sama pertumbuhan PDB pertanian pada triwulan II dan III tahun 2020 lebih tinggi lagi, yaitu masing-masing 2,81% dan 3,06%. Dari data tersebut dapat dimaknai bahwa sektor pertanian menjadi penyanga ekonomi nasional sehingga tidak terkontraksi lebih dalam lagi (Rusastra, dkk., 2020).

Sektor pertanian terbukti mampu bertahan pasca pandemi secara ekonomi. Namun masih terdapat faktor berpengaruh lainnya yang dapat menyebabkan dampak negatif pada sektor pertanian, yaitu faktor perubahan iklim dan cuaca. Beberapa tahun terakhir ini banyak kejadian alam yang dirasakan masyarakat terkait perubahan cuaca yang tak menentu terutama bagi para petani, mereka mengeluhkan datangnya musim hujan dan kemarau yang susah diprediksi sehingga menganggu musim tanam dan hasil produksi. Perubahan iklim membawa dampak terjadinya kelangkaan air, kegagalan panen dan meningkatnya harga pangan (DPPPI, 2020).

Faktor perubahan iklim dan cuaca sangatlah berpengaruh terhadap sektor pertanian/perkebunan. Tembakau merupakan salah satu komoditi perkebunan yang memberikan peran penting dalam perekonomian nasional. Daerah produksi tembakau terbesar di Jawa Timur adalah Kabupaten Jember. Jember adalah daerah penghasil utama tembakau kualitas dunia yang 90% produksinya telah dieksport ke berbagai mancanegara. Fluktuasi produksi tembakau diantaranya disebabkan oleh pengaruh intensitas curah hujan. Curah hujan dapat mempengaruhi kuantitas produksi tembakau yang dihasilkan (Herlina, dkk., 2020). Faktor lain yang mempengaruhi produksi tembakau adalah luas lahan panen (Lutfi dan Baladina, 2018). Luas areal penanaman tembakau di Kabupaten Jember banyak yang dikelola oleh petani dengan penuh risiko (Soetriono, dkk., 2014). Berdasarkan fakta tersebut perlu adanya suatu langkah awal perencanaan untuk menjaga supaya peningkatan produksi tembakau tetap konsisten.

Prediksi berfungsi sebagai dasar sebuah perencanaan, dalam hal ini adalah perencanaan produksi. Maka dari itu, prediksi curah hujan sangat dibutuhkan untuk membantu mencegah terjadinya gagal panen. Serta diperlukan prediksi produksi tembakau yang akan dihasilkan pada masa mendatang agar perencanaan produksi dapat dilakukan dengan maksimal.

Open data adalah suatu konsep tentang data yang tersedia secara bebas untuk diakses dan dimanfaatkan masyarakat. Data iklim dan cuaca yang diperoleh dari satelit banyak yang berupa open data, seperti data satelit pada <https://global.jaxa.jp/>, <https://www.copernicus.eu/>, <https://inderaja-catalog.lapan.go.id/>, atau <http://landsat-catalog.lapan.go.id/>. Juga telah banyak tersedia open data selain data satelit, misalnya seperti pada <https://finance.yahoo.com/>, <https://www.goldrate24.com/>, <https://data.go.id/>, <https://dataonline.bmkg.go.id/>, <https://www.bps.go.id/>, <https://datasetsearch.research.google.com> atau <https://www.kaggle.com/datasets>.

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka peneliti tertarik melakukan penelitian untuk memprediksi produksi tembakau dan curah hujan di Kabupaten Jember menggunakan *open data* dan *machine learning*. Metode yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). Proses prediksi memanfaatkan beberapa open data, yaitu: data curah hujan harian aktual Kabupaten Jember yang diperoleh dari BPS dan Dinas Pekerjaan Umum, Bina Marga dan Sumber Daya Air Kabupaten Jember; Data curah hujan satelit GSMAp Kabupaten Jember yang diperoleh dari website resmi JAXA Jepang; data model curah hujan global berupa data presipitasi GCM dari website Copernicus Eropa; data luas lahan panen tembakau, produktivitas tembakau dan produksi tembakau di Kabupaten Jember, yang diperoleh dari website BPS Kabupaten Jember.

1.2 Rumusan Masalah

- a. Bagaimana hasil prediksi curah hujan harian di Kabupaten Jember menggunakan metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) berdasarkan data satelit cuaca GSMAp.
- b. Bagaimana hasil prediksi curah hujan harian menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dan data GCM.

- c. Bagaimana hasil prediksi produksi tembakau di Kabupaten Jember menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.3.1 Tujuan

- a. Mendapatkan hasil hasil prediksi curah hujan harian di Kabupaten Jember menggunakan metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) berdasarkan data satelit cuaca GSMAp.
- b. Mendapatkan hasil prediksi curah hujan harian menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dan data GCM.
- c. Mendapatkan hasil prediksi produksi tembakau di Kabupaten Jember menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).

1.3.2 Manfaat

Hasil prediksi curah hujan dan produksi tembakau yang diperoleh dapat digunakan oleh petani, pemerintah, dan pelaku usaha untuk mengoptimalkan hasil pertanian/perkebunan khususnya tembakau berdasarkan tugas dan fungsi masing-masing.

BAB 2. KERANGKA TEORI

2.1 Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP)

Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) merupakan proyek yang dipromosikan oleh *Japan Aerospace Exploration Agency* (JAXA) untuk menghasilkan akumulasi curah hujan secara global. Proyek GS MaP dirintis oleh *Japan Science and Technology Agency* (JST) dengan memanfaatkan satelit cuaca geostationer yang menggunakan kombinasi sensor *microwave* (MWR) dan *infrared* (IR). Sensor MWR terdiri dari pengukur curah hujan TRMM, AQUA, dan DMSP. Sensor IR terdiri dari pengukur curah hujan MTSAT, METSOSAT-7/-8, dan GOES-11/12. Kedua sensor ini digabungkan sehingga menghasilkan vektor pergerakan awan (*Cloud Motion Vector*) yang ditahap dengan algoritma GS MaP (Kubota, 2020).

Pada tahun 2002 GS MaP pertama kali beroperasi. Tujuan dioperasikannya GS MaP untuk pengembangan algoritma pengamatan tingkat curah hujan agar menghasilkan resolusi peta curah hujan global yang tinggi menggunakan data satelit. GS Map memiliki keunggulan dengan resolusi spasialnya mencapai $0,1^\circ \times 0,1^\circ$ setara dengan $11,06 \times 11,06$ km, sehingga dapat mencakup data hujan di seluruh wilayah Indonesia yang memiliki pola curah hujan yang sangat bervariasi. Resolusi temporal GS MaP adalah 1 jam yang dapat diakses secara *real-time* (Kubota, 2020).

2.2 General Circulation Model (GCM)

General Circulation Model (GCM) adalah suatu model berbasis komputer yang terdiri atas berbagai persamaan numerik dan deterministik yang terpadu dan mengikuti kaidah-kaidah fisika. GCM merupakan alat terbaik untuk memperkirakan perubahan iklim global di masa depan karena terus meningkatnya konsentrasi gas rumah kaca di atmosfer. Model tersebut menjelaskan sirkulasi atmosfir skala global dengan menggunakan formula matematika. Model dari GCM dapat menggambarkan subsistem iklim di bumi, beberapa diantaranya adalah proses-proses di atmosfir, lautan dan daratan digambarkan melalui model tersebut dalam skala besar (resolusi rendah). Informasi dari GCM disajikan dalam bentuk grid, dimana tiap grid memiliki nilai dan pembangkit persamaan dari parameter yang berbeda beda bergantung dengan resolusi

dari penyedia luaran GCM (Wigena, 2006). Peneliti menggunakan data luaran GCM dari CMIP5 dengan resolusi GCM sebesar $1,875^\circ \times 1,875^\circ$ sebagai variabel prediktor.

2.3 Tembakau

Indonesia sudah sejak lama dikenal sebagai negara agraris. Sebutan tersebut disematkan karena sektor pertanian merupakan sektor penting dalam perekonomian Indonesia. Salah satu bagian dari sektor pertanian adalah sektor perkebunan. Tembakau merupakan salah satu hasil komoditi dari sektor perkebunan. Sejak tahun 1863, pengembangan komoditi tembakau yang merupakan bahan baku pembuatan cerutu di Indonesia terpusat di tiga daerah, yaitu Deli (Sumatra Utara), di Klaten (Jawa Tengah), dan di Karesidenan Besuki (Jawa Timur). Dewasa ini, areal terluas penanaman tembakau (sekitar 80% dari total areal penanaman) berada di daerah Karesidenan Besuki, terutama di Kabupaten Jember (Djajadi, 2008).

Tembakau di Indonesia dibudidayakan oleh para petani atau badan usaha swasta dan Badan Usaha Milik Negara (BUMN). Tembakau di Indonesia pada umumnya digunakan dalam industri pembuatan rokok dan cerutu. Terdapat beberapa jenis tembakau yang ditanam di Indonesia. Setiap jenis tembakau mempunyai kualitas dan kegunaan yang berbeda-beda. Dalam industri cerutu dikenal tiga kualitas daun tembakau, yaitu daun pembalut (*dekblad*), daun pembungkus (*omblad*), dan daun pengisi (*filler*). Tembakau juga dibedakan menjadi lima jenis berdasarkan daun yang dihasilkan, yakni: 1) tembakau cerutu, 2) tembakau pipa, 3) tembakau sigaret, 4) tembakau asli/rajangan, dan 5) tembakau asepan (Soetritono, dkk., 2014).

Faktor lain yang menjadi penentuan perbedaan jenis tembakau adalah musim tanamnya. Berdasarkan musim tanamnya, jenis dan varietas tanaman tembakau yang dibudidayakan di Indonesia dibedakan menjadi tembakau VO (*Voor-Oogst*) dan tembakau NO (*Na-Oogst*) (Soetritono, dkk., 2014). Tembakau VO merupakan jenis tembakau yang ditanam di penghujung musim hujan dan akan dipanen pada musim kemarau. Tembakau jenis ini merupakan bahan utama pembuatan rokok putih maupun rokok kretek. Produksi tembakau jenis VO kebanyakan diperuntukkan untuk memenuhi kebutuhan dalam negeri. Sedangkan, Tembakau NO merupakan tembakau yang ditanam di akhir musim kemarau dan dipanen atau dipetik pada musim penghujan. Tembakau

NO merupakan jenis tembakau yang dipakai untuk bahan dasar pembuatan cerutu dan berbeda dengan tembakau VO hampir seluruh produk dari tembakau NO diekspor.

Berdasarkan data Badan Pusat Statistika Jember, perkembangan luas areal panen dan produksi tembakau *Voor-Oogst Kasturi* di Kabupaten Jember memberikan sumbangsih terbesar untuk produksi tembakau di Kabupaten Jember. Pada tahun 2019, total produksi tembakau *Voor-Oogst Kasturi* sebesar 15.469,31 kuintal. Produksi tembakau *Voor-Oogst Kasturi* mengalami kenaikan sebesar 37.069% dari tahun 2018.

2.4 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) merupakan suatu salah satu algoritma *machine learning* yang cara kerjanya meniru sistem jaringan saraf biologis manusia (Perdana, 2020). Metode ini menggunakan neuron jaringan yang saling berhubungan, sehingga sama dengan jaringan saraf manusia. Seperti halnya neuron manusia, jaringan saraf tiruan memiliki sifat toleran terhadap kesalahan yaitu dapat mengenali sinyal *input* yang sedikit berbeda dari yang pernah diterima, dan tetap dapat bekerja jika terdapat beberapa neuron yang rusak, maka neuron yang lainnya dapat dilatih untuk menggantikan fungsi neuron yang rusak. Jaringan saraf tiruan menirukan kerja otak manusia dalam hal pengetahuan yang diperoleh jaringan melalui proses belajar, dan hubungan antar neuron yang sebagai bobot-bobot sinaptik digunakan untuk menyimpan pengetahuan. Jaringan saraf tiruan dapat belajar dari data-data sebelumnya dan mengenal pola data yang selalu berubah-ubah, sehingga dapat memecahkan suatu masalah seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pelatihan. Sistem yang dimiliki jaringan saraf tiruan ini merupakan sistem tidak terprogram yang artinya semua *output* yang didapat oleh jaringan didasarkan pada pengalaman selama proses pelatihan.

Konsep dasar jaringan saraf tiruan yaitu setiap pola-pola *input* dan *output* yang diberikan kedalam jaringan saraf tiruan akan diproses dalam neuron. Kemudian neuron-neuron tersebut terkumpul dalam lapisan-lapisan yang disebut lapisan neuron. Lapisan-lapisan jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi tiga :

a. Lapisan *input*

Unit-unit yang ada di dalam lapisan *input* akan menerima sinyal dari luar yang kemudian diteruskan pada neuron lainnya.

b. Lapisan tersembunyi

Unit-unit yang ada di dalam lapisan tersembunyi terdiri dari sel-sel saraf koneksi jaringan yang tidak dapat secara langsung dipelajari.

c. Lapisan *output*

Unit-unit yang ada di dalam lapisan *output* menyalurkan sinyal-sinyal keluaran hasil proses jaringan.

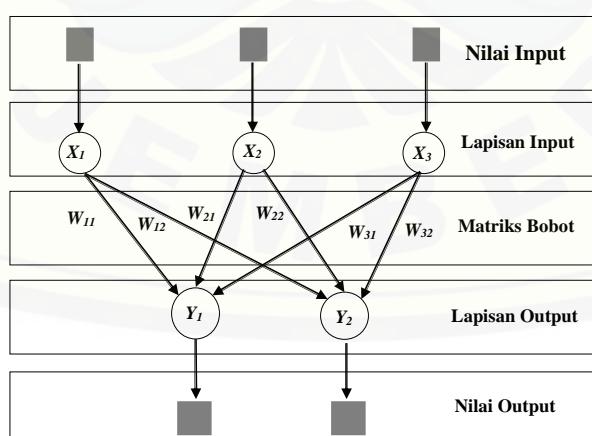
Kelebihan jaringan saraf tiruan yaitu mempunyai kemampuan untuk mempelajari data yang diberikan, sedangkan untuk kekurangannya yaitu membutuhkan pelatihan dengan waktu yang lama. Jaringan saraf tiruan ditentukan oleh beberapa hal yaitu arsitektur jaringan, metode pelatihan, dan fungsi aktivasi yang digunakan (Perdana, 2020).

2.4.1 Arsitektur Jaringan

Arsitektur jaringan merupakan pola-pola antar hubungan neuron. Arsitektur jaringan saraf tiruan dapat dibedakan menjadi tiga antara lain :

a. Jaringan lapis tunggal (*single layer network*)

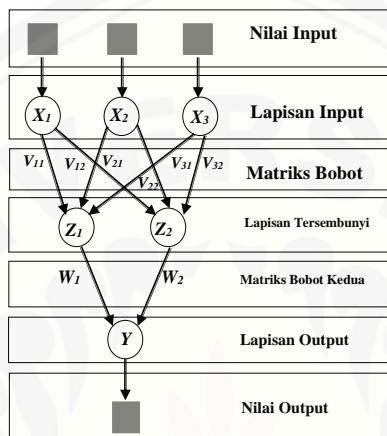
Jaringan lapis tunggal terdiri dari satu lapisan *input* dan satu lapisan *output*. Setiap neuron yang ada di dalam lapisan *input* selalu terhubung dengan setiap neuron yang ada dalam lapisan *output*. Arsitektur jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan diproses hingga mendapatkan *output* tanpa melalui lapisan tersembunyi. Contoh algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan arsitektur jaringan lapis tunggal yaitu *adaline*, *hopfield*, dan *perceptron*.



Gambar 2.1 Arsitektur jaringan lapis tunggal

b. Jaringan multi lapis (*multi layer network*)

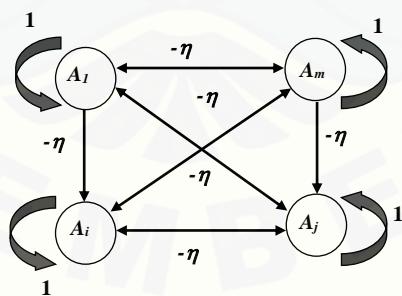
Jaringan multi lapis memiliki 3 jenis lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi. Jaringan multi lapis ini merupakan perluasan dari jaringan lapis tunggal sehingga dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dengan proses pelatihan yang cenderung lama. Contoh algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan arsitektur jaringan multi lapis yaitu madaline, *backpropagation*, dan *neocognitron*.



Gambar 2.2 Arsitektur jaringan multi lapis

c. Jaringan lapis kompetitif (*competitive layer network*)

Jaringan lapis kompetitif merupakan sekumpulan neuron bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Contoh algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan arsitektur jaringan lapis kompetitif yaitu LVQ.



Gambar 2.3 Arsitektur jaringan lapis kompetitif

2.4.2 Fungsi Aktivasi

Jaringan saraf tiruan menggunakan fungsi aktivasi untuk menentukan nilai keluaran suatu neuron. Fungsi aktivasi adalah kombinasi linier masukan dan bobotnya. Ada beberapa fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan antara lain :

a. Fungsi sigmoid

Fungsi sigmoid yang memenuhi syarat *backpropagation* yaitu sigmoid biner.

$$f(x) = 1/(1 + e^{-\sigma x}) \quad (2.1)$$

Turunan sigmoid biner :

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (2.2)$$

Fungsi aktivasi sigmoid lain yang biasa digunakan yaitu sigmoid bipolar yang memiliki rentang nilai antara -1 dan 1. Fungsi sigmoid bipolar sama seperti fungsi hiperbolik tangen.

$$g(x) = \frac{1-e^{-\sigma x}}{1+e^{-\sigma x}} \quad (2.3)$$

Turunan sigmoid bipolar :

$$g'(x) = \frac{\sigma}{2}[1 + g(x)][1 - g(x)] \quad (2.4)$$

2.5 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah gabungan dari mekanisme *Fuzzy Inference System* (FIS) dan digambarkan melalui arsitektur jaringan saraf tiruan. Saat memodelkan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) terdapat istilah “fuzzy set” dan “Fuzzy Inference System (FIS)”. Kedua istilah tersebut merupakan inti dalam pemodelan ANFIS. ANFIS menggunakan arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model *Takagi-Sugeno-Kang* (TSK) orde satu yang digunakan untuk mengambil keputusan berdasarkan aturan fuzzy *IF-THEN* dan data yang sudah ada. Karakteristik yang dimiliki oleh model fuzzy *Takagi-Sugeno-Kang* (TSK) yaitu konsekuensi, bukan merupakan himpunan fuzzy namun merupakan suatu persamaan linier dengan variabelnya sesuai dengan variabel-variabel *inputnya* (Kusumadewi dan Hartati, 2006).

2.5.1 Arsitektur ANFIS

Jaringan ANFIS memiliki *framework* dengan lima lapisan yang strukturnya menyerupai jaringan saraf tiruan. Lapisan ke-1 merupakan fuzzifikasi, lapisan ke-2 *rule*, lapisan yang ke-3 normalisasi, lapisan ke-4 defuzzifikasi, dan lapisan ke-5 adalah agregasi. Arsitektur ANFIS untuk data *time series* dengan *input* $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$ dan

satu *output* Z_t , diasumsikan dalam persamaan model fuzzy *Takagi-Sugeno-Kang* (TSK) orde satu, yang disajian dalam Persamaan 2.5:

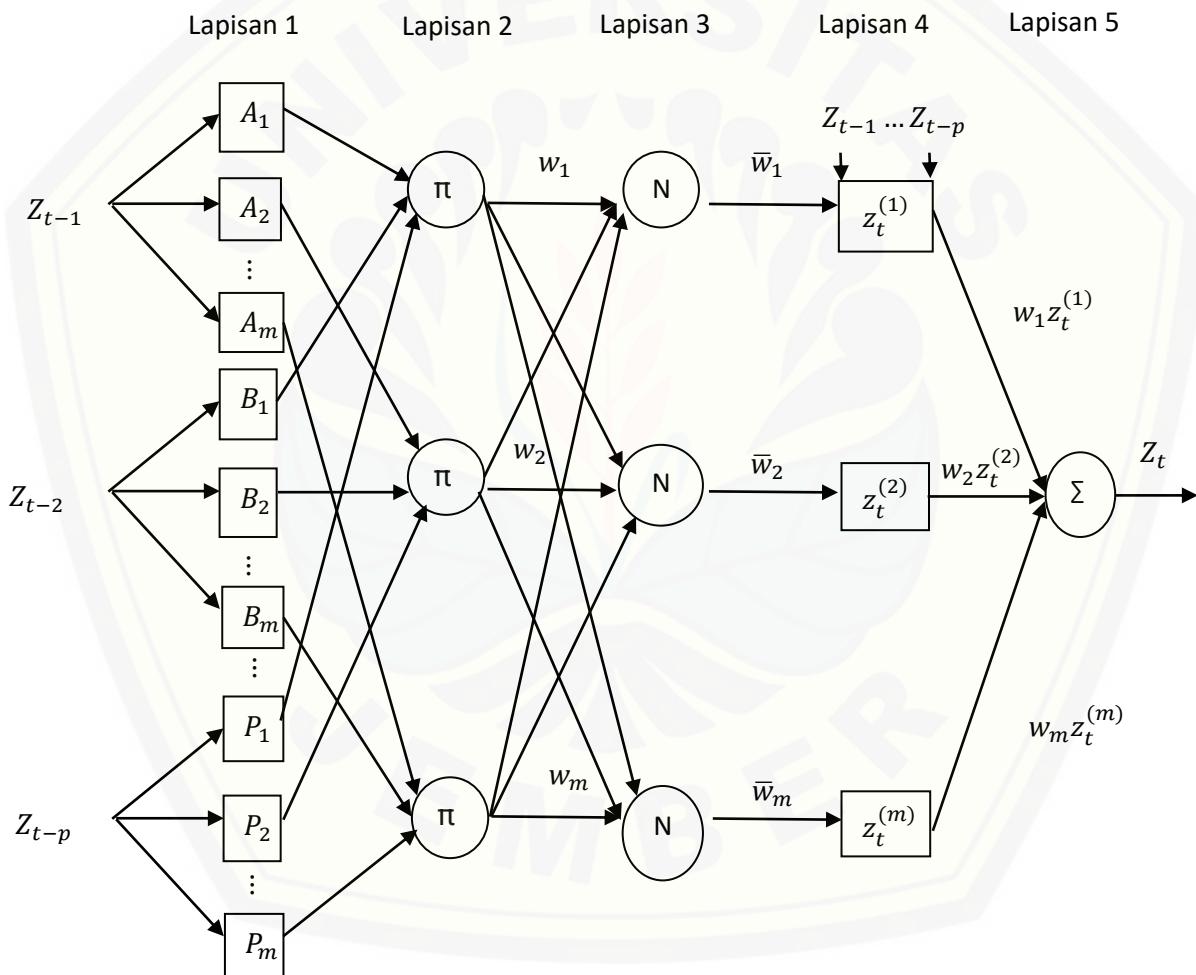
$$\text{If } Z_{t-k} \text{ is } A_{kj} \text{ then } z_t^{(j)} = \theta_{j0} + \sum_{k=1}^p \theta_{jk} Z_{t-1} \theta_{jk} \quad (2.5)$$

Dimana Z_{t-k} merupakan bagian dari parameter premis dan $z_t^{(j)}$ merupakan parameter konsekuensi. Output dapat dinyatakan dalam Persamaan 2.6 (Tarno, dkk., 2018):

$$Z_t = \bar{w}_1 z_t^{(1)} + \bar{w}_2 z_t^{(2)} + \cdots + \bar{w}_m z_t^{(m)} \quad (2.6)$$

Dimana Z_t merupakan output dan \bar{w}_i merupakan *normalized firing strength*.

Arsitektur ANFIS untuk model *time series* terdiri dari lima lapisan dapat digambarkan pada Gambar 2.4:



Gambar 2.4 Arsitektur ANFIS untuk model Time Series

(Sumber: Tarno, dkk., 2006)

Gambar 2.4 merupakan diagram arsitektur ANFIS. Berikut penjelasan setiap lapisan pada arsitektur ANFIS (Tarno, dkk., 2018):

1. Lapisan 1

Simpul pada lapisan 1 merupakan simpul adaptif yang parameternya dapat berubah-ubah. Fungsi untuk simpul adaptif ini disajikan dalam Persamaan 2.7:

$$\mu_{A_{kj}}(x_k) \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, p \quad (2.7)$$

dengan:

$\mu_{A_{kj}}$: derajat keanggotaan

x_k : *input* ke- k

p : banyak *input*

2. Lapisan 2

Simpul pada lapisan 2 merupakan simpul nonadaptive semua parameternya selalu tetap dan berfungsi untuk mengalikan setiap sinyal masukan yang datang. Fungsi untuk simpul *nonadaptive* disajikan dalam Persamaan 2.8:

$$w_j = \prod_{k=1}^p \mu_{A_{kj}}(Z_{t-k}), j = 1, 2, \dots, m \quad (2.8)$$

dengan:

w_j : *firing strength*

$\mu_{A_{kj}}$: derajat keanggotaan

Z_{t-k} : *input* ke- k

m : banyak aturan (*rules*)

Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk karena tiap *output* dari simpul menyatakan *fire strength* dari setiap *rule* (aturan). Perhitungan untuk *output fire strength* ini menyesuaikan masing-masing aturan FIS yang digunakan.

3. Lapisan 3

Simpul pada lapisan 3 berfungsi untuk menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yang bersifat *nonadaptive* disimbolkan dengan N . *Neuron* tetap pada lapisan ini merupakan hasil perhitungan rasio keluaran simpul pertama pada lapisan sebelumnya dan *firing strength* ke- i (w_j) terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya. Bentuk fungsi disajikan dalam Persamaan 2.9:

$$\overline{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (2.9)$$

dengan:

\overline{w}_j : *normalized firing strength*

w_j : *firing strength*

4. Lapisan 4

Simpul pada lapisan 4 ini bersifat adaptif terhadap suatu *output*. Adapun fungsinya disajikan dalam Persamaan 2.10:

$$\overline{w_1}z_t^{(1)} = \overline{w_j}(\theta_{j1}Z_{t-1} + \theta_{j2}Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp}Z_{t-p} + \theta_{j0}) \quad (2.10)$$

dengan:

$\overline{w_1}z_t^{(1)}$: *output defuzzifikasi*

w_j : *normalized firing strength (output lapisan 3)*

$\theta_{j1}, \theta_{j2}, \dots, \theta_{jp}, \theta_{j0}$: parameter konsekuensi

5. Lapisan 5

Simpul terakhir pada lapisan 5 berupa simpul tetap yang berfungsi untuk menjumlahkan seluruh *output*, fungsi simpul disajikan dalam Persamaan 2.11:

$$Z_t = \sum_{j=1}^m \overline{w_j} (\theta_{j1}Z_{t-1} + \theta_{j2}Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp}Z_{t-p} + \theta_{j0}) \quad (2.11)$$

dengan:

Z_t : *output jaringan*

2.5.2 Least Square Estimator (LSE) Rekursif

Least Square Estimator (LSE) Rekursif merupakan suatu metode yang digunakan untuk menentukan suatu model matematika. LSE Rekursif dalam metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* digunakan untuk menentukan parameter konsekuensi pada lapisan 4. Persamaan model LSE dituliskan dalam Persamaan 2.12:

$$Z_t = A\theta \quad (2.12)$$

Dengan $Z_t \in \mathbb{R}^{mx1}$ berupa *output* model, parameter konsekuensi dilambangkan dengan $\theta \in \mathbb{R}^{nx1}$, dan $A \in \mathbb{R}^{mxn}$ ialah matriks dengan ordo $m \times n$. Bentuk persamaan dari LSE dituliskan dalam Persamaan 2.13:

$$\hat{\theta} = A^T Z_t \quad (2.13)$$

Jika $A^T A$ adalah matriks *nonsingular* dan $\hat{\theta}$ bersifat unik maka didapatkan Persamaan 2.14:

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T Z_t \quad (2.14)$$

Dengan membuang \wedge dan dimisalkan jumlah baris dari pasangan A dan Z_t adalah k, maka didapatkan Persamaan 2.15:

$$\theta_k = (A^T A)^{-1} A^T Z_t \quad (2.15)$$

Sedangkan pada LSE rekursif terdapat penambahan pasangan data $[a^T : y]$ sehingga terdapat sebanyak $(m + 1)$ pasangan data. Langkah LSE rekursif selanjutnya yaitu dengan menghitung kembali LSE θ_{k+1} dengan bantuan θ_k . Parameter pada LSE rekursif ada sebanyak n , maka matriks $n \times n$ dapat diselesaikan dengan metode invers, dituliskan pada Persamaan 2.16 dan Persamaan 2.17:

$$P_n = (A_n^T P_n)^{-1} \quad (2.16)$$

$$\theta_n = P_n A_n^T y_n \quad (2.17)$$

Oleh karena itu, iterasi dimulai dari data ke $(n + 1)$, dengan nilai P_{k+1} dan θ_{k+1} , dihitung dengan rumus pada Persamaan 2.18 dan Persamaan 2.19:

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}^T P_k}{1 + a_{k+1}^T P_k a_{k+1}} \quad (2.18)$$

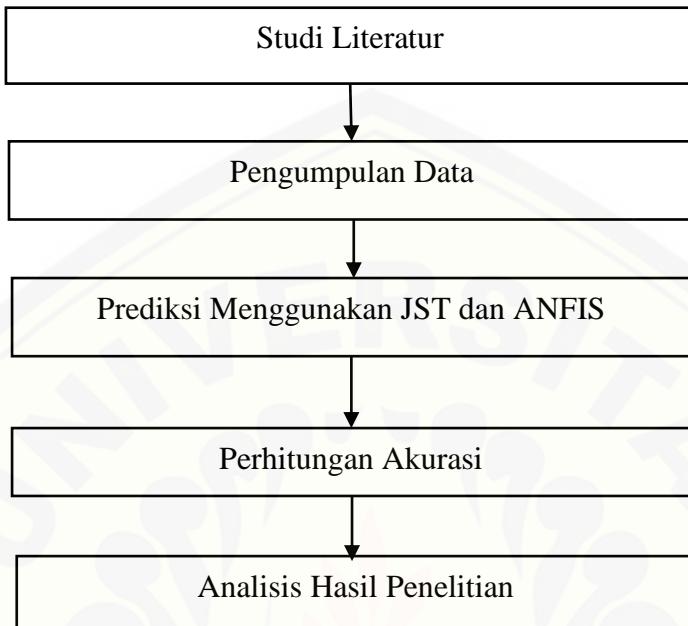
$$\theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}^T \theta_k) \quad (2.19)$$

(Kusumadewi dan Hartati, 2006)

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah metode yang akan dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan penelitian

3.2 Data

Pada penelitian ini akan digunakan beberapa data yang bersifat *open data*. Yaitu data terkait iklim dan terkait ekonomi. Berikut ini adalah data yang akan digunakan:

1. Data curah hujan aktual Kabupaten Jember, yang diperoleh dari Dinas Pekerjaan Umum, Bina Marga dan Sumber Daya Air Kabupaten Jember, Jawa Timur.
2. Data curah hujan satelit GSMAp Kabupaten Jember, yang diperoleh dari laman resmi JAXA <https://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMAp/>.
3. Data GCM curah hujan (presipitasi) Kabupaten Jember dari <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/projections-cmip5-daily-single-levels>. Data GCM menggunakan Eksperimen Representative Concentration Pathways 2.6 (RCP 2.6) dan simulasi utama r1i1p1 dari model CSIRO-MK3-6-0 (CSIRO, Australia). Batasan data GCM berada pada latitude: -19,5852°LS hingga 0,9337°LU dan longitude: 103,125°BT hingga 123,750°BB.
4. Data curah hujan, luas lahan panen tembakau, produktivitas tembakau dan produksi tembakau di Kabupaten Jember, yang diperoleh melalui BPS Kabupaten Jember.

BAB 4. HASIL YANG DICAPAI

4.1 Hasil Penelitian dan Pembahasan

4.1.1 Prediksi Curah Hujan dengan Metode ANFIS Menggunakan Data GS MaP

Pada penelitian ini digunakan tiga jenis fungsi keanggotaan fuzzy yang berbeda, yaitu: fungsi *generalized bell*, fungsi *gaussian*, dan fungsi *triangle*. Proses *training*, *testing*, dan prediksi dilakukan dengan menggunakan MATLAB, yaitu toolbox ANFIS Editor. Berikut adalah *error RMSE* yang diperoleh pada proses *training* dengan menggunakan Matlab seperti ditampilkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil RMSE tahap pelatihan ANFIS *Editor*

<i>Generalized bell</i>		<i>Gaussian</i>		<i>Triangle</i>	
Harian	Bulanan	Harian	Bulanan	Harian	Bulanan
12,7464	7,6336	12,909	7,6705	12,8295	7,7481

Sedangkan RMSE pada proses *testing* seperti pada Tabel 4.2 .

Tabel 4.2 Hasil RMSE tahap pengujian ANFIS *Editor*

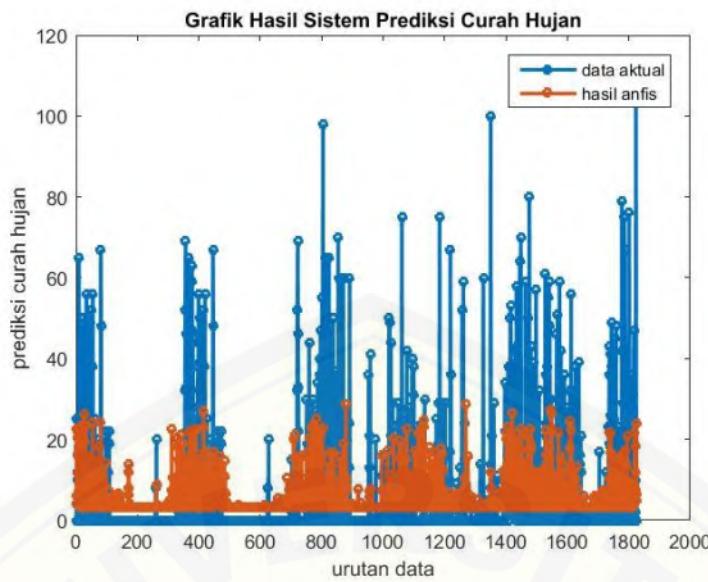
<i>Generalized bell</i>		<i>Gaussian</i>		<i>Triangle</i>	
Harian	Bulanan	Harian	Bulanan	Harian	Bulanan
14,6268	8,1456	14,8154	8,3046	14,7390	8,8072

Tabel 4.3 merupakan *output* prediksi ANFIS *Editor* pada masing-masing fungsi keanggotaan.

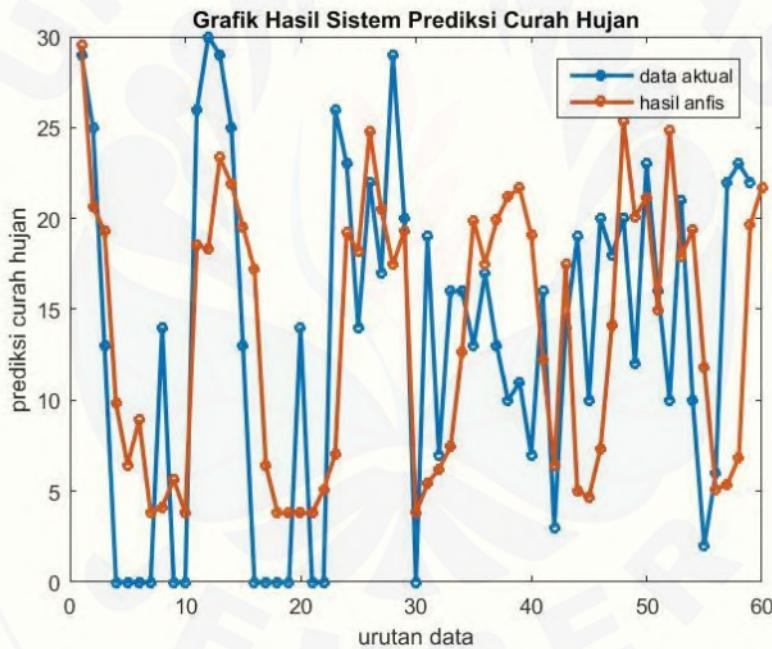
Tabel 4.3 *Output* Prediksi ANFIS *Editor*

<i>Generalized bell</i>		<i>Gaussian</i>		<i>Triangle</i>	
Harian	Bulanan	Harian	Bulanan	Harian	Bulanan
3,1971	19,9114	3,8573	19,8497	3,6257	20,4124

Grafik perbandingan antara data aktual dengan *output training* dan *testing* curah hujan di Kabupaten Jember menggunakan metode ANFIS dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Grafik perbandingan target dan *output* ANFIS curah hujan harian

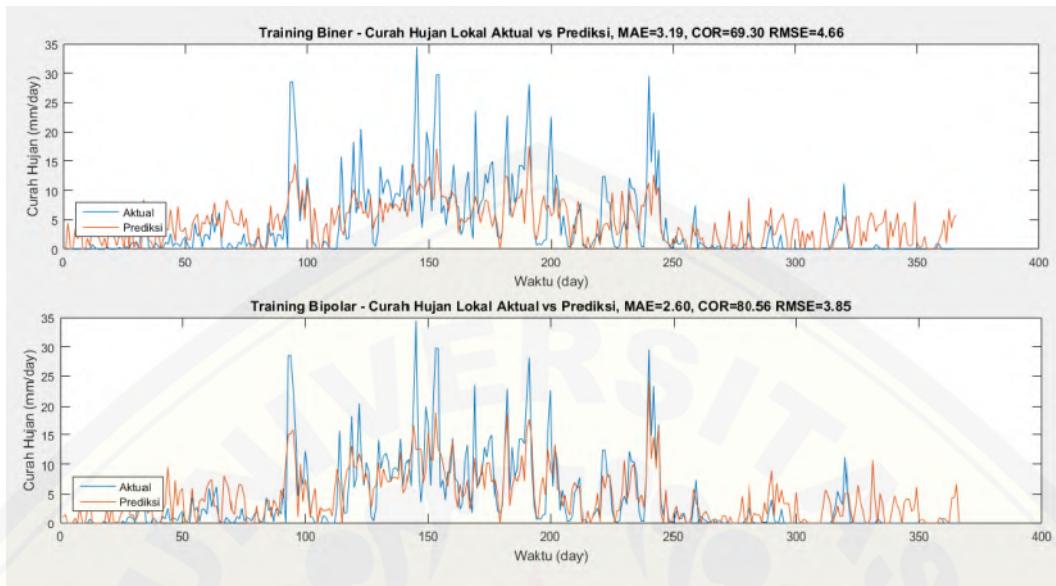


Gambar 4.2 Grafik perbandingan target dan *output* ANFIS curah hujan bulanan

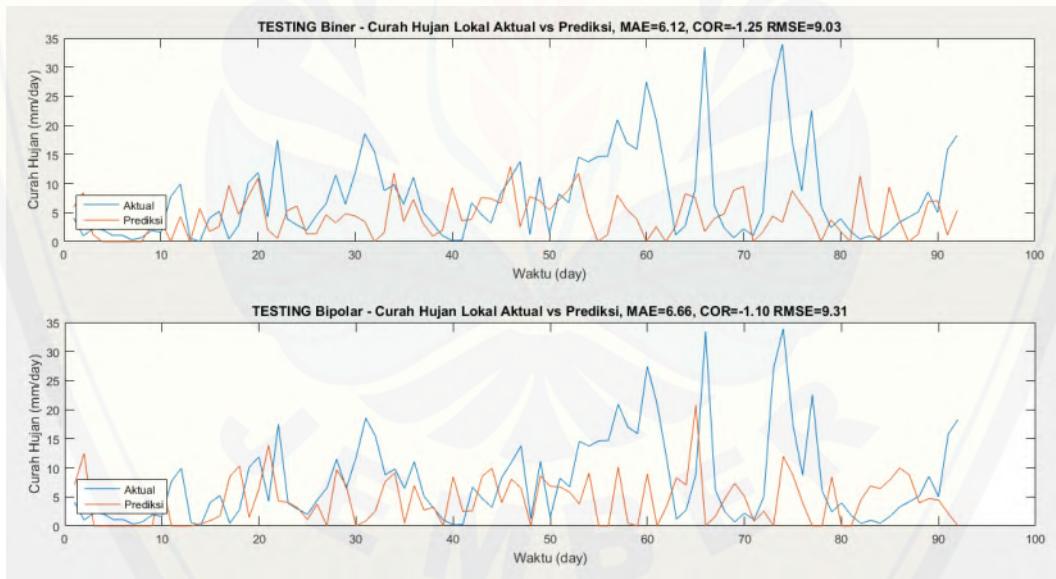
4.1.2 Prediksi Curah Hujan dengan JST dan menggunakan Data GCM

Data GCM yang digunakan pada penelitian ini adalah data GCM dengan ukuran grid 11×11 . Sedangkan fungsi aktivasi JST yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner dan bipolar. Sehingga terdapat dua model JST yang digunakan, yaitu JST dengan fungsi aktivasi biner dan bipolar dengan menggunakan data GCM grid 11×11 . Kedua model JST menggunakan 100 neuron dan *learning rate* sebesar 0.05 dalam

pembelajarannya. grafik pelatihan dan pengujian fungsi aktivasi biner dan bipolar dapat dilihat pada Gambar 4.3 dan Gambar 4.4.



Gambar 4.3 Grafik *Training* Model dengan Fungsi Aktivasi Biner dan Bipolar



Gambar 4.4 Grafik *Testing* Model dengan Fungsi Aktivasi Biner dan Bipolar

Hasil prediksi pada kedua model menunjukkan kemiripan pola terhadap data aktualnya. Namun pada kecocokan tiap data curah hujan prediksi dan aktual masih memiliki rentang yang jauh, hal ini dikarenakan resolusi data curah hujan harian memiliki resolusi yang tinggi. Model terbaik dari fungsi aktivasi biner menghasilkan MAE dan RMSE sebesar 6,12 dan 9,02 sementara pada fungsi aktivasi bipolar sebesar

6,65 dan 9,30. Pada pengujinya didapat MAE dan RMSE dari fungsi aktivasi biner lebih kecil dari fungsi aktivasi bipolar. Sehingga Model JST dengan fungsi aktivasi biner menjadi model terpilih untuk melakukan peramalan.

Tabel 4.4. Nilai MAE, Koefisien Korelasi dan RMSE

Fungsi Aktivasi	Pengujian		
	MAE	COR	RMSE
Biner	6,1205	-0,0125	9,0251
Bipolar	6,6568	-0,0110	9,3085

4.1.3 Prediksi Produksi Tembakau dengan Metode ANFIS Menggunakan Data BPS

Proses prediksi ini dilakukan untuk produksi tembakau di masa mendatang. Alur penggeraan pada proses prediksi sama dengan proses pengujian. Data *input* yang digunakan untuk prediksi dimasukkan ke setiap lapisan jaringan ANFIS. Proses prediksi menggunakan data *input* tahun 2020 untuk memprediksi *output* tahun 2021. Berikut ini merupakan variabel *input* yang digunakan.

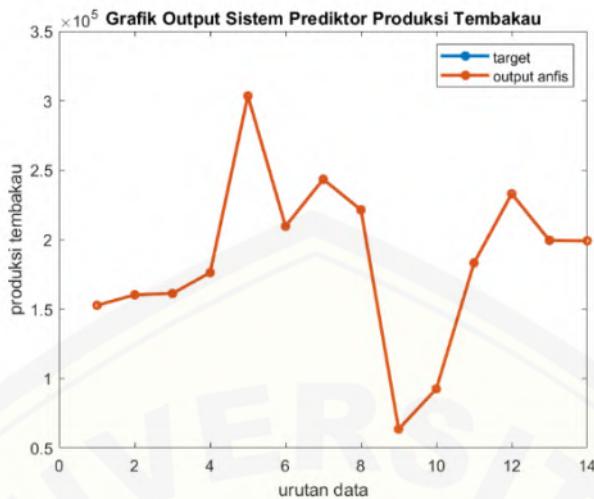
Tabel 4.5 Prediksi produksi tembakau *generalized bell*

<i>Generalized Bell</i>		<i>Gaussian</i>	
<i>Output Linier</i>	<i>Output Konstan</i>	<i>Output Linier</i>	<i>Output Konstan</i>
198.283,77	199.603,71	199.485,96	186.689,83

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa prediksi ANFIS untuk produksi tembaku Kabupaten Jember pada tahun 2021 terletak pada rentang 186.689,83 kuintal sampai dengan 199.603,71 kuintal. Model terbaik ANFIS yang sudah didapatkan sebelumnya dengan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan menunjukkan prediksi produksi tembakau pada tahun 2021 sebesar 199.603,71 kuintal. Hal ini menunjukkan bahwa pada tahun 2021 produksi tembakau mengalami kenaikan yang tidak terlalu jauh dari tahun 2020 yakni sebesar 217,01 kuintal.

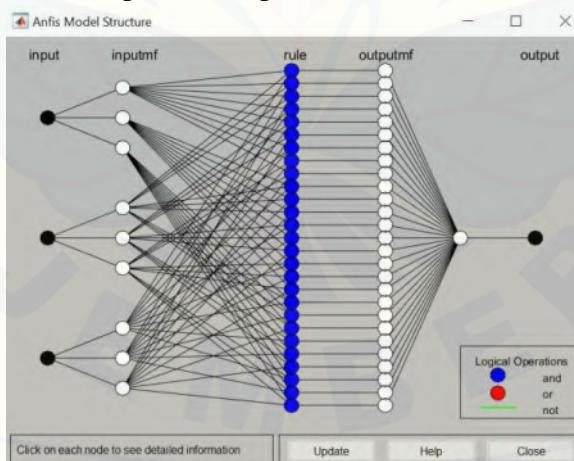
Tabel 4.5 menunjukkan bahwa angka produktivitas tembakau untuk prediksi tahun 2020 dan tahun 2021 tidak jauh berbeda yakni sebesar 15,32% dan 15,58% sehingga mengakibatkan produksi tembakau tahun 2020 dan tahun 2021 juga tidak terlalu jauh berbeda. Berdasarkan literatur, curah hujan yang tinggi dapat mengakibatkan tanaman tembakau layu sehingga produksi tembakau dapat berkurang. Tabel 4.5 menunjukkan bahwa jumlah curah hujan untuk prediksi tahun 2021 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan tersebut mengakibatkan produksi tembakau tahun 2021 bertambah dibandingkan dengan produksi tembakau tahun 2020. Berdasarkan hal tersebut, diperoleh bahwa produktivitas tembakau dan curah hujan berpengaruh terhadap jumlah produksi tembakau.

Perbandingan antara data aktual dengan *output* pelatihan, pengujian, dan prediksi menggunakan *generalized bell* tipe *output* konstan dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Grafik target dan *output* ANFIS tipe konstan

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa grafik antara target dengan *output* ANFIS saling berhimpit. Hal ini berarti bahwa perbandingan keduanya tidak terlalu jauh berbeda. *Output* ANFIS yang dihasilkan mendekati target yang dituju. *Software* MATLAB sudah menyediakan *toolbox* yang dapat digunakan untuk memprediksi data menggunakan ANFIS. *Toolbox* tersebut adalah ANFIS *Editor*. ANFIS *Editor* dapat diakses dengan cara mengetik anfisedit pada *command window*. struktur jaringan ANFIS sistem prediksi produksi tembakau dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Struktur jaringan ANFIS

Tabel 4.6 Perbandingan MAPE proses pelatihan

Fungsi Keanggotaan	Tipe Output	MAPE Perhitungan Manual	MAPE ANFIS Editor	Kriteria
<i>Generalized Bell</i>	Linier	1,29%	1,36%	Sangat Baik
<i>Generalized Bell</i>	Konstan	0,0049%	0,00015%	Sangat Baik
<i>Gaussian</i>	Linier	0,511%	0,511%	Sangat Baik
<i>Gaussian</i>	Konstan	0,0088%	0,0003%	Sangat Baik

MAPE paling kecil pada proses pelatihan ditunjukkan oleh fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe *output* konstan. Hasil MAPE yang dihasilkan pada perhitungan manual sebesar 0,0049% sedangkan pada perhitungan ANFIS *Editor* sebesar 0,00015%. Hasil tersebut termasuk pada *range* dengan model prediksi sangat baik.

Tabel 4.7 Perbandingan MAPE proses pengujian

Fungsi Keanggotaan	Tipe Output	MAPE Perhitungan Manual	MAPE ANFIS Editor	Kriteria
<i>Generalized Bell</i>	Linier	11.13%	12,59%	Baik
<i>Generalized Bell</i>	Konstan	0.12%	0,09%	Sangat Baik
<i>Gaussian</i>	Linier	14.46%	14,34%	Baik
<i>Gaussian</i>	Konstan	4.19%	4,19%	Sangat Baik

Hasil MAPE paling kecil pada proses pengujian ditunjukkan oleh fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan. MAPE yang dihasilkan pada perhitungan manual dan ANFIS *Editor* berturut-turut sebesar 0,12% dan 0,09%. Berdasarkan analisis tingkat akurasi MAPE pada proses pelatihan dan pengujian didapatkan model ANFIS terbaik untuk sistem prediksi produksi tembakau Kabupaten Jember adalah menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan.

Akurasi prediksi tersebut menunjukkan bahwa model yang dibuat untuk sistem prediksi produksi tembakau sudah sangat baik. Model dapat menunjukkan hasil yang akurat terkait jumlah produksi tembakau. Akurasi model tersebut juga menunjukkan bahwa variabel *input* yang digunakan sudah sesuai dan berpengaruh terhadap produksi tembakau. Variabel yang paling berpengaruh dan berkaitan erat dengan produksi tembakau adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.

4.2 Status Luaran Penelitian

Status Luaran Wajib

Jenis Luaran	Judul Artikel	Capaian	Keterangan
Jurnal Nasional Terakreditasi SINTA 2	<i>Rainfall Prediction in Jember Regency With Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Based on GSMAp Satellite Data</i>	Terbit	Judul Jurnal: BAREKENG : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan Alamat Website Jurnal: https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng

Status Luaran Tambahan

Jenis Luaran	Judul Artikel	Capaian	Keterangan
Jurnal Nasional Terakreditasi SINTA 4	Peramalan Curah Hujan Harian Kabupaten Jember Dengan Jaringan Saraf Tiruan Dan <i>General Circulation Model</i>	Terbit	Judul Jurnal: J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika Alamat Website Jurnal: https://jurnal.unipasby.ac.id/index.php/jstatistika
Jurnal Nasional Terakreditasi SINTA 3	Penerapan <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS) Dalam Prediksi Produksi Tembakau Di Jember	Terbit	Judul Jurnal: InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer Alamat Website Jurnal: https://publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/Incomtech/index

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

- a. Pada prediksi curah hujan dengan menggunakan data satelit GSMAp: Model ANFIS terbaik adalah ANFIS dengan fungsi keanggotaan generalized bell yang menghasilkan RMSE sebesar 14,6268.
- b. Pada prediksi curah hujan dengan menggunakan data GCM: Domain grid terpilih adalah domain grid berukuran 11×11 . Domain grid 11×11 menghasilkan pelatihan dengan nilai MAE dan RMSE yang lebih kecil dari domain grid yang lain, yaitu sebesar 3,19 dan 4,66. Model jaringan saraf tiruan terbaik adalah jaringan saraf tiruan dengan fungsi aktivasi biner dan 100 neuron yang menghasilkan nilai MAE 6,12, Koefisien Korelasi -0,012, dan RMSE 9,0251.
- c. Pada prediksi produksi tembakau: Model ANFIS terbaik adalah menggunakan fungsi keanggotaan generalized bell dengan tipe output konstan yang menghasilkan MAPE sebesar 0,091%. Variabel yang paling berpengaruh terhadap produksi tembakau tersebut adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya dapat digunakan metode *machine learning* lainnya yang dapat meningkatkan akurasi prediksi. Serta akurasi prediksi dapat ditingkatkan dengan menggunakan dan/atau mengkombinasikan open data yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistika Jember. 2021. Luas Panen, Rata-Rata Produksi, dan Total Produksi Tembakau Voor Oogst Kasturi Menurut Kecamatan. <https://jemberkab.bps.go.id/statictable/2020/11/10/220/luas-panen-rata-rata-produksi-dan-total-produksi-tebakau-voor-oogst-kasturi-menurut-kecamatan-2019.html> [Diakses pada 31 Januari 2023].
- BMKG. 2021. *Probabilistik Curah Hujan 20 mm (tiap 24 jam)*. <https://www.bmkg.go.id/cuaca/probabilistik-curah-hujan.bmkg> [Diakses 31 Januari 2023].
- Djajadi. 2008. Tembakau Cerutu Besuki-NO: Pengembangan Areal dan Permasalahannya di Jember Selatan. *Perspektif* 7(1): 12-19.
- Dewan Pertimbangan Pengendalian Perubahan Iklim (DPPPI). 2020. *Dampak Perubahan Iklim Berkaitan dengan Produksi Pengolahan Pangan Lokal dan Perempuan*. <http://pojokiklim.menlhk.go.id/read/dampak-perubahan-iklim-berkaitan-dengan-produksi-pengolahan-pangan-lokal-dan-perempuan> [Diakses 31 Januari 2023].
- Herlina, N., Azizah, N., dan Pradiga, E. P. 2020. Pengaruh Suhu dan Curah Hujan terhadap Produktivitas Tembakau (*Nicotiana tabacum* L.) di Kabupaten Malang. *PLANTROPICA: Journal of Agricultural Science* 5(1): 52-63.
- Kubota, T. 2020. *JAXA GSMAp and Applicattions Status*. EORC: PMM Science Team Meeting.
- Kusumadewi, S., dan Hartati, S. (2006). *Neuro Fuzzy: Integral Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lutfi, M., dan Baladina, N. 2018. Analisis efisiensi teknis penggunaan faktor produksi pertanian pada usahatani tembakau (Studi kasus di Desa Polagan Kecamatan Galis Kabupaten Pamekasan). *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)* 2(3): 226-233.
- National Aeronautics and Space Administration. 2020. *GSMAp Operational: Global Satellite Mapping of Precipitation*. https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/JAXA_GPM_L3_GSMAp_v6_operational [Diakses 31 Januari 2023].
- Perdana, W. A, Dameli, N, Anjar, W, dan M. Said. 2020. *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*. Medan: Yayasan Kita Menulis.
- Rusastra, I.W., T. Sudaryanto, dan S. Pasaribu. 2020. *Dampak Pandemi Covid-19: Presfektif Adaptasi dan Resiliensi Sosial Ekonomi Pertanian*. IAARD Press : Jakarta.
- Tarno, Rusgiyono, A., dan Sugito. 2018. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) approach for modeling paddy production data in Central Java. *Journal of Physics*, 1-8.
- Wigena, A. H. 2006. *Permodelan Statistical Downscaling dengan Regresi Projection Pursuit untuk Peramalan Curah Hujan Bulanan*. Disertasi. Bogor: Program Pasca Sarjana Institut Pertanian Bogor.

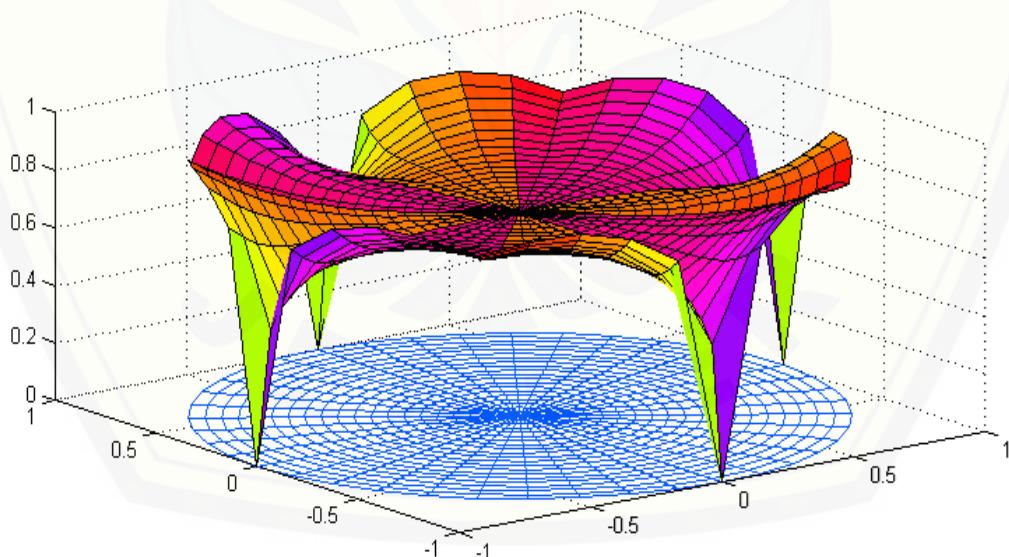
LAMPIRAN

1. Artikel yang terbit pada Jurnal Barekeng (SINTA 2)
2. Artikel yang terbit pada Jurnal J Statistika (SINTA 4)
3. Artikel yang terbit pada Jurnal InComTech (SINTA 3)





Barekeng : Journal of Mathematics and Its Applications





jurnal ilmu matematika dan terapan

BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan (BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications) is a peer-reviewed, scientific journal published by Pattimura University in Collaboration with The Indonesian Mathematical Society (IndoMS). The journal aims to publish and disseminate high-quality, original research papers, and article reviews in the following fields: pure mathematics, applied mathematics, statistics, actuarial science, mathematical physics, mathematics education, and computer mathematics. This journal is published four times yearly, in March, June, September, and December. Articles or manuscripts in this journal are the results of personal or group research that have never been published in other scientific journals or proceedings.

Publisher:

Pattimura University
Indonesia

September 2023,
Copyright © 2023 by the Authors

**EDITOR IN CHIEF**

Yopi Andry Lesnussa, S.Si., M.Si. (Universitas Pattimura, Indonesia)

ASSOCIATE EDITOR

Berny P. Tomasouw, S.Si., M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Muh. Yahya Matdoan, S.Si, M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Meilin I. Tilukay, S.Si., M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

ADVISORY EDITORIAL BOARD

Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Indonesia)

Prof. Dr. Budi Nuraini, MS. (Universitas Padjajaran, Indonesia)

Prof. Dr. Atje Setiawan Abdullah, MS., M.Kom. (Universitas Padjajaran, Indonesia)

Prof. Drs. Marjono, M.Phil., Ph.D. (Universitas Brawijaya, Indonesia)

Prof. Dr. T. G. Ratumanan, M.Pd. (Universitas Pattimura, Indonesia)

Prof. Dr. Theresia Lourens, M.Pd. (Universitas Pattimura, Indonesia)

Prof. Subchan, M.Sc., Ph.D. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (ITS), Indonesia)

Dr. Ikha Magdalena, M.Si. (Institut Teknologi Bandung (ITB), Indonesia)

Dr. Rr. Kurnia Novita Sari, M.Si (Institut Teknologi Bandung (ITB), Indonesia)

Dr. Sobri Abusini, MT. (Universitas Brawijaya (UB), Indonesia)

Dr. Fajar Adi Kusumo, M.Si. (Universitas Gadjah Mada (UGM), Indonesia)

Dr. Sumardi, M.Si. (Universitas Gadjah Mada (UGM), Indonesia)

Dr. Sutikno, S.Si., M.Si. (Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Indonesia)

Prof. Dr. Ir. Bib Paruhum Silalahi, M.Kom. (Institut Pertanian Bogor (IPB), Indonesia)

Prof. Guisheng Zhai (Shibaura Institute of Technology, Japan)

Dr. Yuwadee Klomwises (King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand)

Hengameh R. Dehkodi, Ph.D. (Universidade Federal do ABC, Brazil)

Dr. Antonio Comi (Università degli Studi di Roma "Tor Vergata", Roma)

Prof. Dr. Shakir Ali (Aligarh Muslim University, India)

ASISTANT EDITORIAL

Jefri E. T. Radjabayolle, S.Si., M.Cs., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Venn Y. I. Ilwaru, S.Si., M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Noriska Lewaherilla, ST., M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Dyana Patty, S.Si., M.Sc., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Novita Serly Laamena, S.Pd., M.Si., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Novita Dahoklory, S.Si., M.Sc., (Universitas Pattimura, Indonesia)

Citra Fathia Palembang, S.Kom., M.Kom., (Universitas Pattimura, Indonesia)

PUBLISHER

Pattimura University, in Collaboration with
The Indonesian Mathematical Society (IndoMS)

EDITORIAL ADDRESS

Pattimura University

Jln. Ir. M. Putuhena, Poka, Post Code 97233, Ambon City – Maluku Province, Indonesia

Website: <https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/>

Email: barekeng.math@yahoo.com; barekeng.journal@mail.unpatti.ac.id; Mobile Phone / WA : +62 85243358669

Facebook (FB): Jurnal Barekeng

Instagram (IG): jurnal_barekeng



List of Articles

Title	Authors	Page
ANALYSIS OF COMMUNITY COMPLIANCE WITH THE COVID-19 HEALTH PROTOCOLS: A QUANTITATIVE ANALYTICAL APPROACH	I Komang Gde Sukarsa, GK Gandhiadi	1193-1202
POVERTY PANEL DATA MODELING IN SOUTH SUMATERA	Nurul Hidayati, Herlin Fransiska, Winalia Agwil	1203-1214
OPTIMIZATION OF RICE INVENTORY USING FUZZY INVENTORY MODEL AND LAGRANGE INTERPOLATION METHOD	Eka Susanti, Fitri Maya Puspita, Evi Yuliza, Siti Suzlin Supadi, Oki Dwipurnani, Novi Rustiana Dewi, Ahmad Farhan Ramadhan, Ahmad Rindarto	1215 -1220
MODELLING EARTHQUAKE DISASTER DAMAGE DUE DEPTH OF EPICENTER AND MAGNITUDE USING SPATIAL REGRESSION	Dhea Laksmita Arsyia Primananda, Muhammad Muahir	1221-1234
ANALYSIS OF SOCIO-ECONOMIC IMPACTS OF THE COVID-19 PANDEMIC USING FACTOR ANALYSIS	Made Susilawati, I Wayan Sumarjaya, IGAM Srinadi, DPE Nilakusmawati, NLP Suciptawati	1235-1244
FUZZY TIME SERIES BASED ON THE HYBRID OF FCM WITH CMBO OPTIMIZATION TECHNIQUE FOR HIGH WATER PREDICTION	Nursyiva Irsalinda, Dera Kurnia Laely, Sugiyarto Surono	1245-1256
CLUSTERIZATION OF REGION IN SOUTH SUMATERA BASED ON COVID-19 CASE DATA	Anita Saragih, Dian Cahyawati Sukanda, Ning Eliyati	1257-1264
MODEL OF TRANSMISSION COVID-19 USING SIQRD MODEL WITH THE EFFECT OF VACCINATION IN MATARAM	Annisa Zaen Febryantika, Marwan Marwan, Lailia Awalushaumi, Bulqis Nebulla Syechah	1265-1276
JCI MODELING IN INDONESIA BASED ON INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX WITH LOCAL POLYNOMIAL ESTIMATOR APPROACH	Rizky Ismaul Uyun Hidayat, Juan Krisfigo Prasetyo, Berliani Larasati, Mutiara Aisharezka, Nur Chamidah	1277-1286
CATEGORICAL ANALYSIS TO PERCEPTIONS OF GOVERNMENT POLICY IN ELECTRICITY FUEL MANAGEMENT AS ALTERNATIVE TO SUBSTITUTE OIL FUEL USING CHI-SQUARE TEST	Nur Chamidah, Naufal Ramadhan Al Akhwal Siregar, Muhammad Fikry Al Farizi, Bagas Shata Pratama, Atikah Faiza, Muhammad Hilmi Fibryan	1287-1300
COMPARISON OF WEIGHTED MARKOV CHAIN AND FUZZY TIME SERIES-MARKOV CHAIN METHODS IN AIR TEMPERATURE PREDICTION IN BANDA ACEH CITY	Siti Rusdiana, Diana Febriana, Ikhsan Maulidi, Vina Apriliani	1301-1312

<i>THE IMPLEMENTATION OF THE TAGUCHI METHOD WITH TRAPEZOIDAL FUZZY NUMBER IN THE TOFU PRODUCTION PROCESS</i>	Djihad Wungguli, Jefri N. Isa, Muhammad Rezky Fresta Payu, Nurwan Nurwan, Salmun K Nasib, Stella Junus	1313-1324
<i>THE DEVELOPMENT OF COVID-19 USING OUTBREAK THE SUSCEPTIBLE, INFECTED, AND RECOVERED (SIR) MODEL WITH VACCINATION</i>	Dorrah Azis, La Zakaria, Tiryono Ruby, Muhammad Is'ad Arifaldi	1325-1340
<i>THE EXISTENCE OF SOLUTION OF GENERALIZED EIGENPROBLEM IN INTERVAL MAX-PLUS ALGEBRA</i>	Siswanto Siswanto	1341-1346
<i>COMPARISON BETWEEN VALUE AT RISK AND ADJUSTED EXPECTED SHORTFALL: A NUMERICAL ANALYSIS</i>	Trimono Trimono, Di Asih Maruddani	1347-1358
<i>TRANSFER FUNCTION AND ARIMA MODEL FOR FORECASTING BI RATE IN INDONESIA</i>	Khusnia Nurul Khikmah, Kusman Sadik, Indahwati Indahwati	1359-1366
<i>ANNIHILATING IDEAL AND EXACT ANNIHILATING IDEAL GRAPH OF RING Z_n</i>	Anindito Wisnu Susanto, Dewa Putu Wiadnyana Putra	1367-1372
<i>SOME PROPERTIES ON COPRIME GRAPH OF GENERALIZED QUATERNION GROUPS</i>	Arif Munandar	1373-1380
<i>SPATIAL MODELING IN DATA PANELS WITH LEAST SQUARE DUMMY VARIABLE TO IDENTIFY FACTORS AFFECTING UNEMPLOYMENT IN INDONESIA</i>	Sri Indriani Amil, Sri Astuti Thamrin, Siswanto Siswanto	1381-1392
<i>THE POWER GRAPH REPRESENTATION FOR INTEGER MODULO GROUP WITH POWER PRIME ORDER</i>	Lalu Riski Wirendra Putra, Zata Yumni Awanis, Salwa Salwa, Qurratul Aini, I Gede Adhitya Wisnu Wardhana	1393-1400
<i>INCORPORATING COMPLEX SURVEY DESIGN FOR ANALYSING THE DETERMINANT OF WOMEN IN REPRODUCTIVE AGE PARTICIPATION IN FAMILY PLANNING PROGRAM IN INDONESIA</i>	Erni Tri Astuti, Rini Rahani, Setia Pramana	1401-1410
<i>STATISTICAL DOWNSCALING USING REGRESSION NONPARAMETRIC OF FOURIER SERIES-POLYNOMIAL LOCAL OF CLIMATE CHANGE</i>	Tiani Wahyu Utami, Fatkhurokhman Fauzi, Eko Yuliyanto	1411-1418
<i>STUDY TIME CLASSIFICATION OF MATHEMATICS AND INFORMATION TECHNOLOGY DEPARTMENT OF KALIMANTAN INSTITUTE OF TECHNOLOGY USING NAÏVE BAYES ALGORITHM</i>	Fatrysa Wikarya Sucipto, Ramadhan Paninggalih, Indira Anggriani	1419-1428
<i>HIERARCHICAL CLUSTER ANALYSIS OF DISTRICTS/CITIES IN NORTH SUMATRA PROVINCE BASED ON HUMAN DEVELOPMENT INDEX INDICATORS USING PSEUDO-F</i>	Neva Satyahadewi, Steven Jansen Sinaga, Hendra Perdana	1429-1438
<i>COMPARISON OF RANDOM FOREST AND NAÏVE BAYES CLASSIFIER METHODS IN SENTIMENT ANALYSIS ON CLIMATE CHANGE ISSUE</i>	Fatkhurokhman Fauzi, Wiwik Setiayani, Tiani Wahyu Utami, Eko Yuliyanto, Iis Widya Harmoko	1439-1448
<i>THE APPLICATION OF DISCRETE HIDDEN MARKOV MODEL ON CROSSES OF DIPLOID PLANT</i>	Nahrul Hayati, Berlian Setiawaty, I Gusti Putu Purnaba	1449-1462

ON PROPERTIES OF PRIME IDEAL GRAPHS OF COMMUTATIVE RINGS	Rian Kurnia, Ahmad Muchlas Abrar, Abdul Gazir Syarifudin, Verrel Rievaldo Wijaya, Nur Ain Supu, Erma Suwastika	1463-1472
THE CONSTRUCTION OF SOFT SETS FROM FUZZY SUBSETS	Na'imah Hijriati, Irma Sari Yulianti, Dewi Sri Susanti, Dewi Anggraini	1473-1482
CLASSIFICATION OF TODDLER'S NUTRITIONAL STATUS USING THE ROUGH SET ALGORITHM	Izzati Rahmi, Yana Wulandari, Hazmira Yozza, Mahdhivan Syafwan	1483-1494
COMPARATIVE STUDY OF SURVIVAL SUPPORT VECTOR MACHINE AND RANDOM SURVIVAL FOREST IN SURVIVAL DATA	Ni Gusti Ayu Putu Puteri Suantari, Anwar Fitrianto, Bagus Sartono	1495-1502
A MAGDM ALGORITHM FOR DECISION-MAKING PROBLEMS ON FUZZY SOFT SETS USING A COEFFICIENT CORRELATION AND AN ENTROPY MEASURE FOR DETERMINING THE WEIGHT OF PARAMETERS	Latifa Khairunnisa, Admi Nazra, Izzati Rahmi HG	1503-1512
PROJECTION OF THE INFLATION RATE IN PANGKALPINANG CITY USING THE AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (ARMA)	Desy Yuliana Dalimunthe, Ineu Sulistiana, Darman Saputra, Herman Aldila, Sisilia Jesika Pririzki	1513-1520
COMBINATION OF SAW-TOPSIS AND BORDA COUNT METHODS IN SEQUENCING POTENTIAL CONVALESCENT PLASMA DONORS	Nur Fadilatul Ilmiyah, Salma Zahrotun Nihayah Al Hasani, Della Renaningtyas	1521-1532
COMPARISON OF FORECASTING RICE PRODUCTION IN MAGELANG CITY USING DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING AND AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)	M. Imron, Hani Khaulasari, Diva Ayu SNM, Jauharotul Inayah, Eka Eliyana S	1533-1542
ON RAINBOW ANTIMAGIC COLORING OF SNAIL GRAPH(S_n), COCONUT ROOT GRAPH ($Cr_{(n,m)}$), FAN STALK GRAPH (Kt_n) AND THE LOTUS GRAPH(Lo_n)	R Adawiyah, I I Makhfudloh, Dafik Dafik, RM Prihandini, AC Prihandoko	1543-1552
ANALYSIS OF NEW CHAOTIC MAP AND PERFORMANCE EVALUATION IN ITS APPLICATION TO DIGITAL COLOR IMAGE ENCRYPTION	Ita Mar'atu Solihat, Suryadi MT, Yudi Satria	1553-1564
TUBERCULOSIS CASE MODEL USING GCV AND UBR KNOT SELECTION METHODS IN TRUNCATED SPLINE NONPARAMETRIC REGRESSION	Sitti Anggraeni, Sifriyani Sifriyani, Qonita Qurrota A'yun	1565-1574
CRYPTOCURRENCY PRICE PREDICTION: A HYBRID LONG SHORT-TERM MEMORY MODEL WITH GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSEDASTICITY	Indah Manfaati Nur, Rifqi Nugrahanto, Fatkhurokhman Fauzi	1575-1584
A COMPARISON OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND NAÏVE BAYES CLASSIFICATION USING UNBALANCED DATA HANDLING	Nila Lestari, Indahwati Indahwati, Erfiani Erfiani, Elisa D Julianti	1585-1594
DETERMINATION OF BANK INDONESIA SCHOLARSHIP RECIPIENTS USING NAÏVE BAYES CLASSIFIER	Fera Malianis Febri, Devni Prima Sari	1595-1604

<i>PERFORMANCE COMPARISON OF K-MEDOIDS AND DENSITY BASED SPATIAL CLUSTERING OF APPLICATION WITH NOISE USING SILHOUETTE COEFFICIENT TEST</i>	Taufiq Akbar, Georgina Maria Tinungki, Siswanto Siswanto	1605-1616
<i>CLUSTERING OF STATE UNIVERSITIES IN INDONESIA BASED ON PRODUCTIVITY OF SCIENTIFIC PUBLICATIONS USING K-MEANS AND K-MEDOIDS</i>	Ermawati Ermawati, Idhia Sriilana, Riry Sriningsih	1617-1630
<i>SUGAR DEMAND FORECASTING IN PT XYZ WITH WINQSB SOFTWARE</i>	Astrid Wahyu Adventri Wibowo, Fitri Maimunah	1631-1640
<i>SEIR MODEL SIMULATION WITH PART OF INFECTED MOSQUITO EGGS</i>	James Uriel Livingstone Mangobi	1641-1652
<i>MODELING CLUSTERWISE LINEAR REGRESSION ON POVERTY RATE IN INDONESIA</i>	Eni Meylisah, Dyah Setyo Rini, Herlin Fransiska, Winalia Agwil, Bagus Sartono	1653-1662
<i>NON HIERARCHICAL K-MEANS ANALYSIS TO CLUSTERING PRIORITY DISTRIBUTION OF FUEL SUBSIDIES IN INDONESIA</i>	Ani Budi Astuti, Abdi Negara Guci, Viky Iqbal Azizul Alim, Laila Nur Azizah, Meirida Karisma Putri; Wigbertus Ngabu	1663-1672
<i>DYNAMICS OF A SIRV MODEL FOR THE SPREAD OF COVID-19 IN MALUKU PROVINCE</i>	Nona Tjie Sapulette, Yopi Andry Lesnussa, Monalissa E Rijoly	1673-1684
<i>A TWO-STEP CLUSTER FOR CLASSIFYING PROVINCES IN INDONESIA BASED ON ENVIRONMENTAL QUALITY</i>	Umi Mahmudah, Muhamad Safiilh Lola	1685-1694
<i>ON THE GIRTH, INDEPENDENCE NUMBER, AND WIENER INDEX OF COPRIME GRAPH OF DIHEDRAL GROUP</i>	Agista Surya Bawana, Aluysius Sutijana, Yeni Susanti	1695-1702
<i>DEVELOPMENT OF EXPECTED MONETARY VALUE USING BINOMIAL STATE PRICE IN DETERMINING STOCK INVESTMENT DECISIONS</i>	Giovanny Theotista, Margareta Febe, Yvone Marshelly	1703-1712
<i>RAINFALL PREDICTION IN JEMBER REGENCY WITH ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM BASED ON GSMAp SATELLITE DATA</i>	Abduh Riski, Wakhidatun Nafi'u Haqqi, Ahmad Kamsyakawuni	1713-1724
<i>A STATISTICAL ANALYTICS OF MIGRATION USING BINARY BAYESIAN LOGISTIC REGRESSION</i>	Devi Azarina Manzilir Rohmah, Ani Budi Astuti, Achmad Efendi	1725-1738
<i>VALUE AT RISK ANALYSIS ON BLUE CHIP STOCKS PORTFOLIO WITH GAUSSIAN COPULA</i>	Tiffany Ardhittha, Evy Sulistianingsih, Neva Satyahadewi	1739-1748
<i>A COMPARISON OF LOGISTIC REGRESSION AND GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION (GWLR) ON COVID-19 DATA IN WEST SUMATRA</i>	Irvanal Haq, Muhammad Nur Aidi, Anang Kurnia, Efriwati Efriwati	1749-1760
<i>POISSON REGRESSION MODELS TO ANALYZE FACTORS THAT INFLUENCE THE NUMBER OF TUBERCULOSIS CASES IN JAVA</i>	Zalfa Alifah Budiawan, Yekti Widyaningsih	1761-1772
<i>COMPARISON OF SEASONAL TIME SERIES FORECASTING USING SARIMA AND HOLT WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING (CASE STUDY: WEST SUMATRA EXPORT DATA)</i>	Lilis Harianti Hasibuan, Syarto Musthofa, Darvi Mailisa Putri, Miftahul Jannah	1773-1784

Digital Repository Universitas Jember

CLASSIFICATION OF STUDENT GRADUATION STATUS USING XGBOOST ALGORITHM	Maria Welita Dwinanda, Neva Satyahadewi, Wirda Andani	1785-1794
SURVIVAL FUNCTION AND HAZARD FUNCTION ANALYSIS OF EXPONENTIAL DISTRIBUTION IN TYPE I CENSORED SURVIVAL DATA: A CASE STUDY OF BREAST CANCER PATIENTS	Ardi Kurniawan, Anggara Teguh Previan, Zidni Ilmatun Nurrohmah	1795-1802
DESIGN OF KIP KULIAH SELECTION SYSTEM AND RECIPIENT DETERMINATION USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)	Mozart Winston Talakua, Berny Pebo Tomasouw, Venn Yan Ishak Ilwaru	1803-1814
COMPARISON OF EDGE DETECTION METHODS USING ROBERTS AND LAPLACIAN OPERATORS ON MANGO LEAF OBJECTS	Dedi Darwis, Yusra Fernando, Fika Trisnawati, Dwiki Hafizh Marzuki, Setiawansyah Setiawansyah	1815-1824

Barekeng : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan

Barekeng : Journal of Mathematics and Its Applications

Nationally Accredited at Rank 2 (SINTA 2) 2021
Ministry of Education Culture, Research, and Technology,
Republic of Indonesia,
based on Decree No.: 158/E/KPT/2021

Indexed by:



WWW <https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/>

EMAIL barekeng.math@yahoo.com; barekeng.jurmath@gmail.com;
barekeng.journal@mail.unpatti.ac.id

Contact Person:  +62 85243358669 /  +62 8114798669



RAINFALL PREDICTION IN JEMBER REGENCY WITH ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM BASED ON GSMAp SATELLITE DATA

Abduh Riski^{1*}, Wakhidatun Nafi'u Haqqi², Ahmad Kamsyakawuni³

^{1,2,3}Department of Mathematics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, University of Jember
Kalimantan Street No. 37, Jember, 68121, Indonesia

Corresponding author's e-mail: * riski.fmipa@unej.ac.id

ABSTRACT

Article History:

Received: 22nd May 2023

Revised: 15th August 2023

Accepted: 24th August 2023

Keywords:

Prediction;
Rainfall;
Adaptive Neuro Fuzzy
Inference System (ANFIS);
GSMAp.

Rainfall is very influential in daily life, including in agriculture. According to the Jember Regency Government, the majority of the economic activities of the Jember people come from the agricultural sector. Significant changes in rainfall conditions will adversely affect the agricultural sphere. The Water Resources Office of Jember Regency measures rainfall directly. Precipitation measurement can also be made indirectly using the Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMAp), a project promoted by the Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) to produce rainfall accumulation globally. Rainfall predictions are urgently needed to address rainfall-related issues. The Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) method is an effective method for prediction because its working principle combines adaptive methods of artificial neural networks and fuzzy logic. The RMSE in the ANFIS training and testing process on daily rainfall was 12.7464 and 14.6268. Furthermore, RMSE in ANFIS training and testing on monthly rainfall was 7.6336 and 8.1456. The predicted daily rainfall in Jember Regency on January 1, 2023, is 3.1971 mm. Meanwhile, the predicted monthly rainfall in Jember Regency in January 2023 is 19.9114 mm.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

How to cite this article:

A. Riski, W. N. Haqqi and A. Kamsyakawuni., "RAINFALL PREDICTION IN JEMBER REGENCY WITH ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM BASED ON GSMAp SATELLITE DATA," *BAREKENG: J. Math. & App.*, vol. 17, iss. 3, pp. 1713-1724, September, 2023.

Copyright © 2023 Author(s)

Journal homepage: <https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/>

Journal e-mail: barekeng.math@yahoo.com; barekeng.journal@mail.unpatti.ac.id

Research Article · Open Access

1. INTRODUCTION

Indonesia is located along the equator, with its astronomical position ranging from 6° north to 11° south latitude and 95° east to 141° east longitude. As a result, it falls within the region that has a tropical climate with two alternating seasons every six months dry season and rainy season. The dry and rainy seasons in recent years have occurred under abnormal conditions due to the phenomenon of weather anomalies [1]. Jember Regency is one of the regencies in East Java, where the majority of its economic activities come from the agricultural sector. It has a land area of 2.431 km^2 and agricultural land use covers an area of 329.334 Ha. The agricultural sector requires a good irrigation system to determine the suitability of crops. Due to the unpredictable weather conditions, farmers in Jember have experienced crop failure and a decline in the quality of their harvests, resulting in significant losses for them [2].

Based on these issues, it is necessary to have information on rainfall conditions over time as a reference for making policies to address problems in the agricultural sector. The rainfall observation center in Jember Regency is not directly managed by the rainfall observation station of BMKG (Indonesian Meteorology, Climatology, and Geophysics Agency), resulting in incomplete and inaccurate rainfall data records. Rainfall data in Jember Regency is manually recorded by the Department of Public Works, Highways, and Water Resources of Jember Regency, East Java. The available rainfall data is still in raw data and difficult to access for the general public. However, rainfall observations can be conducted using the Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMap). GSMap is capable of providing good estimates of rainy days. The satellite imagery of GSMap works by measuring precipitation that is still present in the atmosphere [3]. Previous research on validating rainfall using GSMap satellite data with observation data in the Bali and Nusa Tenggara regions from January 2013 - December 2017 showed similar rainfall patterns and a close correlation value [4]. Besides that, a validation research of rainfall data from the GSMap satellite with actual rainfall data has also been conducted in Jember Regency using the Backpropagation method. The daily rainfall research resulted in 8,17 for RMSE value and 5,53 for MAE value. As for monthly rainfall, the research resulted in 111,70 for RMSE value and 71,23 MAE value [5].

The implementation of a rainfall prediction system is crucial in addressing such issues. Research on rainfall prediction has been extensively conducted using various methods. The research on rainfall prediction using the Real Coded Genetic Fuzzy System (RCGFS) method resulted in an RMSE of 8,45 [6]. In addition, research on rainfall prediction has also been conducted in the Tengger region using the Tsukamoto Fuzzy Inference System method, resulting in an RMSE of 8,64 [7]. The research on rainfall prediction using a hybrid combination of Tsukamoto Fuzzy Inference System (FIS) with a genetic algorithm resulted in an RMSE of 6,63 [8]. In the next research, the combination of the ANFIS method with the Genetic Algorithm method resulted in an RMSE of 5,41 [9].

The use of the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) method is considered appropriate for predicting rainfall because it has a lower error rate compared to using the Artificial Neural Network (ANN) method [10]. The ANFIS method is a combination of Artificial Neural Network (ANN) and Fuzzy Logic. Basically, Artificial Neural Networks (ANN) can provide an overview of the complex relationship between inputs and outputs. On the other hand, Fuzzy Logic has the advantage of being highly flexible, as it can adapt to changes and uncertainties in a given scenario [11]. The use of the ANFIS method in rainfall prediction systems is further strengthened by related research that has achieved an RMSE of 1,88 [12]. In the subsequent study, the prediction of confirmed Covid-19 cases in Indonesia was conducted using the ANFIS method, and the results obtained an MAPE (Mean Absolute Percentage Error) of less than 20% [13]. The ANFIS method has also been applied to predict the unemployment rate in Maluku Province, resulting in an error of 4,49% [14]. The subsequent application of ANFIS was conducted to predict rubber tree production, which showed a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 1,182% [15]. The research related to the forecast of electricity consumption in Medan City also utilized the ANFIS method, yielding a MAPE of 0,0059% [16]. The application of the ANFIS method can also be used to predict the highest stock prices and forecast inflation. The results, respectively, show a MAPE of 97,8% and an RMSE of 1,35E-07 [17], [18]. In this research, the application of the ANFIS method will be conducted to predict daily and monthly rainfall in Jember Regency. The prediction will be performed using rainfall data from the GSMap satellite to replace the actual data, which is difficult to access.

2. RESEARCH METHODS

2.1 Data Collection

This research used two sets of data as follows:

1. Actual daily and monthly rainfall data of Jember Regency for the years 2018-2022, obtained from the Department of Public Works, Highways, and Water Resources of Jember Regency, East Java.
2. Daily and monthly rainfall data from the GSMAp satellite for Jember Regency for the years 2018-2022, obtained from the official website <https://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMAp/>.

2.2 Design of ANFIS System

The rainfall prediction system using the ANFIS method is a system that can provide future rainfall prediction results based on time series data. Design of the prediction system using the ANFIS method is divided into three process that is training process, testing process, and the prediction process. The steps for this process are as follow [19]:

1. To determine the output layer-1 in the form of the membership degrees for all input variables using the generalized bell membership function, we can refer to **Equation (1)**.

$$\mu_{A_{kj}}(x_k) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_k - c}{a} \right|^{2b}}, \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

Where a is the half-width of the membership function curve, b controls the slopes at the crossover points, and c determines the center of the corresponding membership function.

2. To determine the output layer 2 in the form of firing strength by multiplying the membership degrees of the input with the rules, we can use **Equation (2)**.

$$w_j = \prod_{k=1}^p \mu_{A_{kj}}(Z_{t-k}), \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

3. Calculate the output in layer 3, which is the value of the normalized firing strength, using **Equation (3)**.

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (3)$$

4. Calculate the output in layer 4 by multiplying the output weights in layer 3 with the consequent parameters, using **Equation (4)**.

$$\bar{w}_1 z_t^{(1)} = \bar{w}_j (\theta_{j1} Z_{t-1} + \theta_{j2} Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp} Z_{t-p} + \theta_{j0}) \quad (4)$$

5. Determine the output in layer 5, which is the rainfall prediction, using **Equation (5)**.

$$Z_t = \sum_{j=1}^m \bar{w}_j (\theta_{j1} Z_{t-1} + \theta_{j2} Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp} Z_{t-p} + \theta_{j0}) \quad (5)$$

6. Determine the level of accuracy of the prediction results with actual data using the Root Mean Squared Error (RMSE) using **Equation (6)**.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}{N}} \quad (6)$$

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1 Training Process

The training process involves using data from the years 2018 to 2020. In this process, the appropriate parameters are determined based on the patterns in the training data. These parameters will be used in the testing and prediction process.

Table 1. Premise Parameter

Membership Degree	Daily			Monthly		
	a	b	c	a	b	c
μ_{A_1}	24,47	0,139	0,004	5,597	0,121	-0,0018
μ_{A_2}	24,78	1,226	48,73	6,468	2,083	10,43
μ_{A_3}	24,51	1,859	97,92	6,289	1,199	21,47

Table 1 contains the premise parameters that will be used to calculate the degree of membership using the Generalized Bell membership function. These parameters are obtained from the Backpropagation Error method with 100 iterations for daily rainfall and 125 iterations for monthly rainfall. These parameters are obtained through the use of MATLAB software and the ANFIS Editor.

a. Layer-1

The nodes in first layer are adaptive nodes whose parameters can vary. The function for these adaptive nodes is presented in **Equation (1)**.

Table 2. Membership Degree of Training Process

Daily			Monthly		
μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}	μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}
0,635	0,185	0,007	0,418	0,082	0,997
0,450	0,999	0,077	0,465	1,000	0,190
0,766	0,162	0,006	0,484	0,957	0,126
0,528	0,341	0,011	0,560	0,255	0,063
:	:	:	:	:	:
0,917	0,160	0,006	0,635	0,147	0,053
0,658	0,177	0,006	0,599	0,177	0,056
0,578	0,227	0,008	0,534	0,386	0,072
0,595	0,210	0,007	0,475	0,993	0,148
0,596	0,209	0,007	0,500	0,767	0,098

Table 2 represents the output of the first layer, which consists of the degree of membership. The premise parameters are used for all input variables using the generalized bell membership function.

b. Layer-2

Table 3. Fuzzy Rules

Rules
If (X is μ_{A_1}) then (output is $w_{1,a,b}$)
If (X is μ_{A_2}) then (output is $w_{2,a,b}$)
If (X is μ_{A_3}) then (output is $w_{3,a,b}$)

Table 4. Firing Strength of Training Process

Daily			Monthly		
$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$	$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$
0,635	0,185	0,007	0,418	0,082	0,997
0,450	0,999	0,077	0,465	1,000	0,190
0,766	0,162	0,006	0,484	0,957	0,126
0,528	0,341	0,011	0,560	0,255	0,063
:	:	:	:	:	:
0,917	0,160	0,006	0,635	0,147	0,053
0,658	0,177	0,006	0,599	0,177	0,056

0,578	0,227	0,008	0,534	0,386	0,072
0,595	0,210	0,007	0,475	0,993	0,148
0,596	0,209	0,007	0,500	0,767	0,098

Table 3 shows the 3 rules that will be used in this study, which are obtained from a combination of the number of input variables. Each rule will produce a firing strength by multiplying the degree of membership with the input that represents the fuzzy rules.

Table 4 represents the output of the second layer, which is the firing strength. The nodes in this layer are non-adaptive nodes, where all parameters remain constant and function to multiply each incoming input signal. The function for non-adaptive nodes is presented in **Equation (2)**.

c. Layer-3

The third layer consists of normalized firing strength, which functions to display the normalized activation degree function and is non-adaptive in nature.

Table 5. Normalized Firing Strength of Training Process

Daily			Monthly		
$\bar{w}_{J,1,a}$	$\bar{w}_{J,2,a}$	$\bar{w}_{J,3,a}$	$\bar{w}_{J,1,a}$	$\bar{w}_{J,2,a}$	$\bar{w}_{J,3,a}$
0,769	0,223	0,008	0,279	0,055	0,666
0,295	0,654	0,051	0,281	0,604	0,115
0,820	0,174	0,006	0,309	0,611	0,080
0,600	0,387	0,013	0,638	0,290	0,072
:	:	:	:	:	:
0,847	0,148	0,005	0,760	0,176	0,064
0,782	0,210	0,007	0,720	0,212	0,068
0,711	0,279	0,010	0,538	0,389	0,073
0,733	0,258	0,009	0,294	0,614	0,092
0,734	0,257	0,009	0,367	0,562	0,072

Table 5 represents the output of the third layer, which is the normalized firing strength. The fixed neurons in this layer are the result of calculating the ratio of the output of the first nodes in the previous layer to the firing strength with respect to all outputs of the previous layer. The functional form is presented in **Equation (3)**.

d. Layer-4

This layer produces an output by multiplying the normalized firing strength with the consequent parameters. The consequent parameters are obtained using the recursive Least Squares Estimation (LSE) calculation with the help of the "recursively" function in MATLAB.

Table 6. Consequent Parameter

Parameter	Daily	Monthly
θ_{j_1}	-2,1266	-1,5883
θ_{j_2}	32,3603	26,7724
θ_{j_3}	40,7105	42,7791

Table 6 contains the consequent parameters obtained using recursive least squares (LSE) calculation with the help of the "recursivels" function in MATLAB. These consequent parameters will also be used for testing and prediction purposes in the later stage.

Table 7. Layer-4 Output of Training Process

Daily			Monthly		
-1,635	7,232	0,323	-0,443	1,461	28,501
-0,627	21,179	2,059	-0,446	16,174	4,913
-1,744	5,626	0,255	-0,490	16,355	3,435
-1,276	12,528	0,522	-1,014	7,769	3,062
:	:	:	:	:	:
-1,801	4,782	0,217	-1,207	4,721	2,723
-1,663	6,807	0,305	-1,144	5,686	2,889
-1,513	9,025	0,393	-0,855	10,422	3,103
-1,558	8,358	0,368	-0,467	16,443	3,929

-1,560	8,331	0,367	0,224	5,408	0,001
--------	-------	-------	-------	-------	-------

Table 7 represents the output of the fourth layer. The nodes in this layer are adaptive and specific to an output variable. The consequent parameters obtained through recursive least squares (LSE) calculation are used to determine the results for the calculations in the fourth layer. The function refers to **Equation (4)**.

e. Layer-5

Table 8. Output of Training Process

Daily			Monthly		
Date	Actual Data	Output	Date	Actual Data	Output
2 February 2021	0	5,92	February 2021	21,99	29,52
3 February 2021	25	22,61	Maret 2021	9,96	20,64
4 February 2021	0	4,14	April 2021	7,35	19,30
5 February 2021	0	11,77	May 2021	2,06	9,82
6 February 2021	10	16,25	June 2021	0,65	6,43
:	:	:	:	:	:
27 December 2022	5	3,20	August 2022	0,57	6,24
28 December 2022	17	5,45	September 2022	1,07	7,43
29 December 2022	40	7,91	October 2022	3,2	12,67
30 December 2022	0	7,17	November 2022	8,44	19,91
31 December 2022	5	7,14	December 2022	5,57	17,52

Table 8 shows the output of the training process, which consists of crisp numbers. In a systematic manner, the fifth layer consists of fixed nodes that function to sum up all the outputs from the previous layer. The output of the ANFIS model refers to Equation 5.

f. Accuracy Calculation

Table 9. RMSE Calculation of Training Process

Daily	Monthly
12,7464	7,6336

Table 9 shows the RMSE (Root Mean Square Error) values during the training process. For daily rainfall using the generalized bell membership function with 100 iterations, the obtained RMSE is 12,7464. On the other hand, for monthly rainfall using the generalized bell membership function with 125 iterations, the RMSE value obtained is 7,6336.

3.2 Testing Process

The testing process is conducted for a dataset that has not undergone the previous training process. Testing process used the daily and monthly rainfall data from the years 2021-2022.

a. Layer-1

Table 10. Membership Degree of Testing Process

Daily			Monthly		
μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}	μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}
0.625	0.190	0.007	0.459	1.000	0.228
0.600	0.206	0.007	0.455	0.999	0.259
0.540	0.300	0.010	0.486	0.938	0.120
0.568	0.241	0.008	0.537	0.361	0.070
:	:	:	:	:	:
0.582	0.223	0.008	0.699	0.128	0.051
0.624	0.190	0.007	0.679	0.131	0.051
0.428	0.600	0.373	0.614	0.161	0.055
0.614	0.196	0.007	0.479	0.982	0.138
0.697	0.169	0.006	0.455	0.998	0.263

Table 10 represents the output of the first layer, which consists of the degree of membership calculated using the Generalized Bell membership function. The premise parameters used are the parameters obtained during the training process.

b. Layer-2

Table 11. Firing Strength of Testing Process

Daily			Monthly		
$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$	$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$
0.625	0.190	0.007	0.459	1.000	0.228
0.600	0.206	0.007	0.455	0.999	0.259
0.540	0.300	0.010	0.486	0.938	0.120
0.568	0.241	0.008	0.537	0.361	0.070
:	:	:	:	:	:
0.582	0.223	0.008	0.699	0.128	0.051
0.624	0.190	0.007	0.679	0.131	0.051
0.428	0.600	0.373	0.614	0.161	0.055
0.614	0.196	0.007	0.479	0.982	0.138
0.697	0.169	0.006	0.455	0.998	0.263

Table 11 represents the output of the second layer, which is the firing strength. There are 3 rules being used, and for each rule, the firing strength is obtained by multiplying the degree of membership with the input that represents the fuzzy rules.

c. Layer-3

Table 12. Normalized Firing Strength of Testing Process

Daily			Monthly		
$\bar{w}_{j,1,a}$	$\bar{w}_{j,2,a}$	$\bar{w}_{j,3,a}$	$\bar{w}_{j,1,a}$	$\bar{w}_{j,2,a}$	$\bar{w}_{j,3,a}$
0.761	0.231	0.008	0.272	0.593	0.135
0.738	0.253	0.009	0.266	0.583	0.151
0.635	0.353	0.012	0.315	0.607	0.078
0.695	0.295	0.010	0.555	0.373	0.073
:	:	:	:	:	:
0.716	0.275	0.010	0.797	0.145	0.058
0.760	0.232	0.008	0.788	0.152	0.060
0.305	0.428	0.266	0.740	0.194	0.066
0.752	0.240	0.008	0.299	0.614	0.086
0.800	0.193	0.007	0.265	0.582	0.153

Table 12 represents the output of the third layer, which is the normalized firing strength. The fixed neurons in this layer are the result of calculating the ratio of the output of the first nodes in the previous layer to the firing strength with respect to all outputs of the previous layer.

d. Layer-4

Table 13. Layer-4 Output of Testing Process

Daily			Monthly		
-1,618	7,473	0,333	-0,432	15,872	5,771
-1,570	8,190	0,361	-0,422	15,605	6,477
-1,350	11,430	0,482	-0,500	16,260	3,336
-1,477	9,557	0,414	-0,881	9,973	3,105
:	:	:	:	:	:
-1,523	8,883	0,388	-1,265	3,893	2,482
-1,616	7,497	0,334	-1,252	4,078	2,549
-0,649	13,858	10,846	-1,175	5,200	2,816
-1,599	7,753	0,344	-0,476	16,448	3,688
-1,701	6,254	0,282	-0,421	15,571	6,560

Table 13 represents the output of the fourth layer. The nodes in this layer are adaptive and specific to an output variable. The parameters used for the calculation in the fourth layer are the consequent parameters obtained during the training process.

e. Layer-5

Table 14. Output of Testing Process

Daily			Monthly		
Date	Actual Data	Output	Date	Actual Data	Output
2 February 2021	22	6,19	February 2021	11	21,21
3 February 2021	9	6,98	Maret 2021	11,73	21,66
4 February 2021	38	10,56	April 2021	7,06	19,10
5 February 2021	31	8,49	May 2021	3,01	12,20
6 February 2021	4	17,38	June 2021	0,63	6,38
:	:	:	:	:	:
27 December 2022	0	7,75	August 2022	0,17	5,11
28 December 2022	2	6,21	September 2022	0,25	5,38
29 December 2022	110	24,05	October 2022	0,82	6,84
30 December 2022	0	6,50	November 2022	7,96	19,6
31 December 2022	0	4,84	December 2022	11,81	21,7

Table 14 shows the output of the training process, which consists of crisp numbers. In a systematic manner, the fifth layer consists of fixed nodes that function to sum up all the outputs from the previous layer.

f. Accuracy Calculation

Table 15. RMSE Calculation of Training Process

Daily	Monthly
14,6268	8,1456

Table 15 shows the RMSE (Root Mean Square Error) values during the training process. For daily rainfall using the generalized bell membership function with 100 iterations, the obtained RMSE is 14,6268. On the other hand, for monthly rainfall using the generalized bell membership function with 125 iterations, the RMSE value obtained is 8,1456.

3.3 Prediction Process

The prediction is performed for the rainfall output data in the year 2023. The steps in the prediction process are the same as the steps in the testing process.

a. Layer-1

Table 16. Membership Degree of Prediction Process

Daily			Monthly		
μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}	μ_{A_1}	μ_{A_2}	μ_{A_3}
0,917	0,160	0,005	0,475	0,992	0,148

Table 16 represents the degree of membership in the prediction process. The parameters used are the same as those obtained during the training process.

b. Layer-2

Table 17. Firing Strength of Prediction Process

Daily			Monthly		
$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$	$w_{1,a}$	$w_{2,a}$	$w_{3,a}$
0,917	0,160	0,005	0,475	0,992	0,148

Table 17 represents the output of the second layer, which is the firing strength. There are 3 rules being used, and for each rule, the firing strength is obtained by multiplying the degree of membership with the input data prediction that represents the fuzzy rules.

c. Layer-3

Table 18. Normalized Firing Strength of Prediction Process

Daily			Monthly		
$\bar{w}_{j,1,a}$	$\bar{w}_{j,2,a}$	$\bar{w}_{j,3,a}$	$\bar{w}_{j,1,a}$	$\bar{w}_{j,2,a}$	$\bar{w}_{j,3,a}$
0,846	0,147	0,005	0,293	0,614	0,092

Table 18 represents the output of the third layer, which is the normalized firing strength. The fixed neurons in this layer are the result of calculating the ratio of the output of the first nodes in the previous layer to the firing strength with respect to all outputs of the previous layer.

d. Layer-4

Table 19. Layer-4 Output of Prediction Process

Daily			Monthly		
-1,799	4,7569	0,203	-0,465	16,438	3,935

Table 19 represents the output of the fourth layer. The nodes in this layer are adaptive and specific to an output variable. The parameters used for the calculation in the fourth layer are the consequent parameters obtained during the training process.

e. Layer-5

Table 20. Output of Prediction Process

Daily		Monthly	
Date	Prediction	Date	Prediction
1 January 2023	3,1971	January 2023	19,9114

Table 20 shows that the ANFIS prediction for daily rainfall in Jember regency on January 1, 2023 is 3,1971 mm. For monthly rainfall in Jember regency in January 2023, the prediction is 19,9114 mm. This indicates an increase in rainfall from the previous day, which was 3,1971 mm on December 31, 2022. However, for monthly rainfall, there is a decrease of 2,886 mm from the previous month, which was December 2022.

Based on the calculations from the first layer to the fifth layer, the ANFIS system is unable to produce a prediction output of 0. From the degree of membership, firing strength, normalized firing strength, and recursive LSE calculations in each formula, it can be observed that the overall calculations cannot result in an output of 0. Based on the information provided, it appears that the ANFIS prediction system for daily and monthly rainfall cannot detect days without rainfall.

A comparison graph between actual data and ANFIS rainfall output in Jember Regency using the ANFIS method can be seen in **Figure 1(a)** and **Figure 1(b)**.

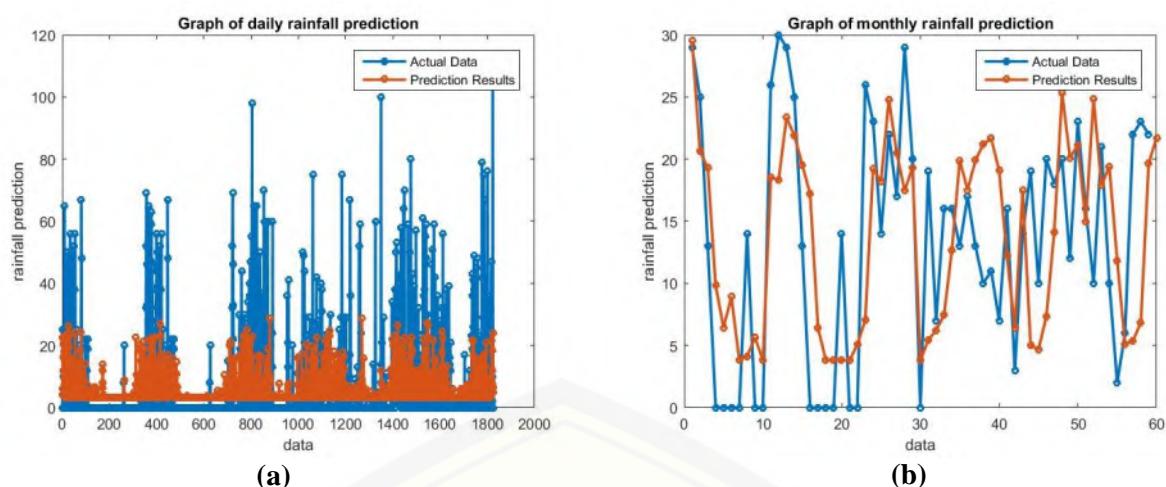


Figure 1. Graph of the comparison between prediction results and actual data
 (a) Daily precipitation graph, (b) Monthly precipitation graph

Figure 1 (a) and **Figure 1 (b)** show the comparison graph between actual data and ANFIS output for daily and monthly rainfall in Jember Regency using the ANFIS method. Based on the graph, the prediction results for rainfall are able to follow the pattern of actual rainfall data. However, it is unable to predict the actual lowest rainfall, which is 0.

4. CONCLUSIONS

Based on the results and discussion, the following conclusions can be drawn:

1. The best model for the ANFIS method in predicting daily rainfall in Jember Regency using the generalized bell membership function with 100 iterations, resulting in accuracy levels measured by RMSE in the training and testing process. Specifically, for daily rainfall, the RMSE values achieved were 12.7464 in the training process and 14.6268 in the testing process. The predicted daily rainfall in Jember Regency on January 1, 2023, is 3.1971 mm.
 2. The best model for the ANFIS method in predicting monthly rainfall in Jember Regency using the generalized bell membership function with 125 iterations, resulting in accuracy levels in terms of RMSE for training and testing process. Specifically, for monthly rainfall, the RMSE values achieved were 7,6336 in the training process and 8,1456 in the testing process. The predicted monthly rainfall in Jember Regency on January 1, 2023, is 19,9114 mm.
 3. The ANFIS method has the advantage of being able to capture extreme rainfall patterns, but it may not be able to detect days without rainfall. Indeed, while the ANFIS method may have limitations in detecting days without rainfall, it can still detect rainfall amounts as low as 3 mm. This sensitivity to low rainfall values can be beneficial in capturing even minor precipitation events.

ACKNOWLEDGMENT

This research was supported by the Institute for Research and Community Service (LP2M) University of Jember. Research funding by Grant No. 3287/UN25.3.1/LT/2023. For the preparation of this paper, we thanks to all member of Mathematical Optimization and Computation (MOCo) Research Group.

REFERENCES

- [1] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, *Climate Outlook 2023*. Jakarta: Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, 2022.

[2] Dinas Komunikasi dan Informatika Kabupaten Jember, “Geografis dan Topografi,” 2021.
<https://www.jemberkab.go.id/selayang-pandang/geografis-dan-topografi/> (accessed Jan. 23, 2023).

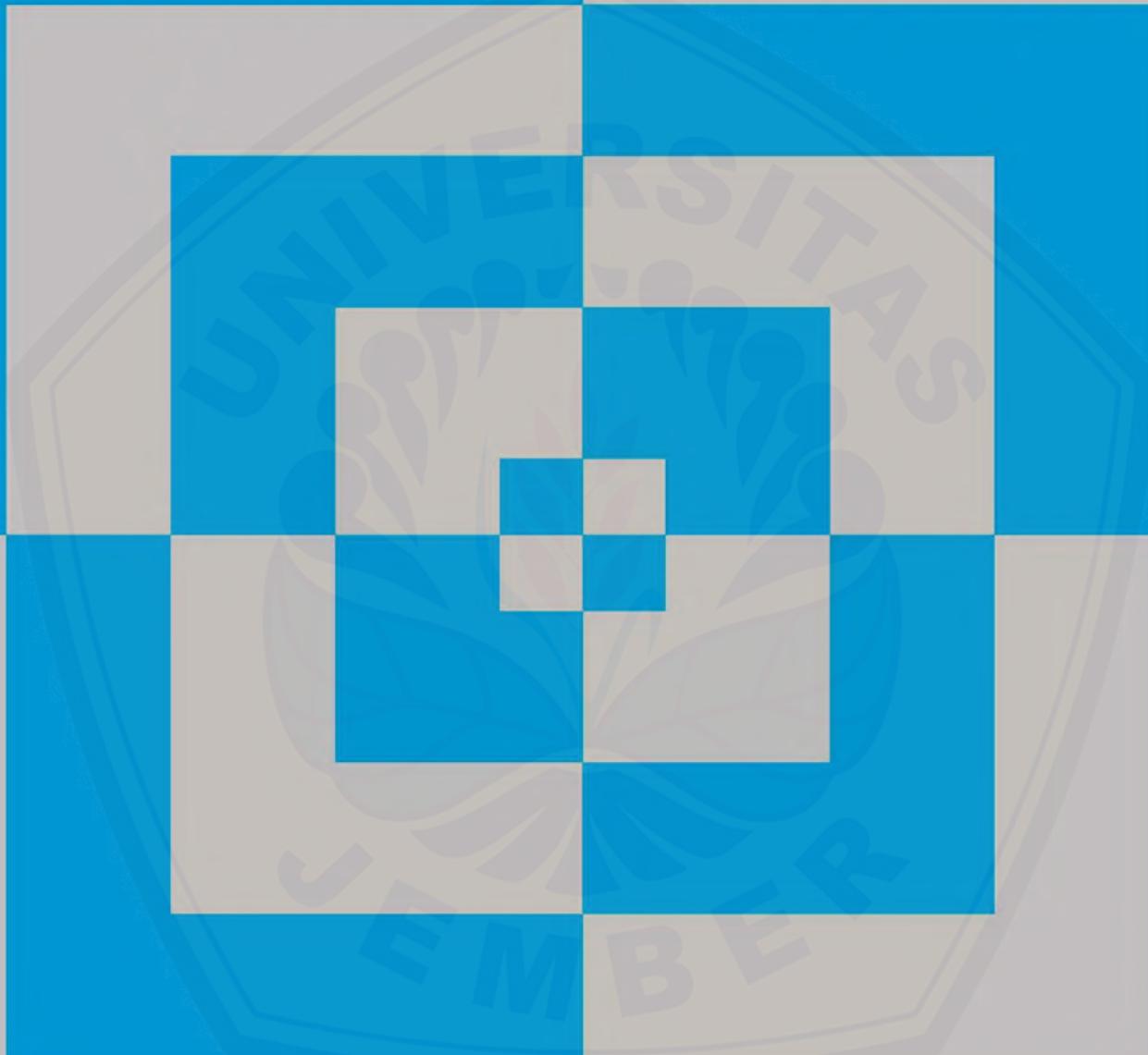
- [3] T. Kubota *et al.*, “Global Satellite Mapping of Precipitation (GSMaP) Products in the GPM Era,” 2020, pp. 355–373. doi: 10.1007/978-3-030-24568-9_20.
- [4] I. G. A. M. Duwanda and I. K. Sukarasa, “Validation of Daily Rainfall Based on Global Satellite Mapping Of Precipitation (Gsmap) Data with Observation Data in The Bali Region,” *BULETIN FISIKA*, vol. 23, no. 2, p. 106, Aug. 2021, doi: 10.24843/BF.2022.v23.i02.p05.
- [5] Sumila, “Validasi Curah Hujan Satelit GSMAp Pada Data Curah Hujan Aktual Kabupaten Jember,” University of Jember, Jember, 2022.
- [6] T. Fatyanosa and W. Mahmudy, “Implementation of Real Coded Genetic Fuzzy System for Rainfall Forecasting,” in *International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET), Oct. 2016, pp. 24–33.
- [7] I. Wahyuni, W. F. Mahmudy, and A. Iriany, “Rainfall prediction in Tengger region Indonesia using Tsukamoto fuzzy inference system,” in *1st International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, IEEE, Aug. 2016, pp. 130–135. doi: 10.1109/ICITISEE.2016.7803061.
- [8] I. Wahyuni and W. F. Mahmudy, “Rainfall Prediction in Tengger, Indonesia Using Hybrid Tsukamoto FIS and Genetic Algorithm Method,” *Journal of ICT Research and Applications*, vol. 11, no. 1, pp. 38–55, Apr. 2017, doi: 10.5614/itbj.ict.res.appl.2017.11.1.3.
- [9] I. Wahyuni, W. F. Mahmudy, and A. Iriany, “Rainfall Prediction Using Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and Genetic Algorithm,” *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, vol. 9, no. 2–8, pp. 51–56, Sep. 2017, [Online]. Available: <https://jtec.utm.edu.my/jtec/article/view/2627>
- [10] N. Triana, “Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Seledri Menggunakan Metode ANFIS ,” *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 1, no. 8, pp. 418–423, 2021.
- [11] R. Janarthanan, R. Balamurali, A. Annapoorni, and V. Vimala, “Prediction of rainfall using fuzzy logic,” *Mater Today Proc*, vol. 37, pp. 959–963, 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2020.06.179.
- [12] M. I. Azhar and W. F. Mahmudy, “Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 4932–4939, Jul. 2018, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3139>
- [13] S. A. Hardiyanti and Q. Shofiyah, “Prediksi Kasus COVID-19 Di Indonesia Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS),” *Prosiding Seminar Nasional Terapan Riset Inovatif (SENTRINOV)*, vol. 6, no. 1, pp. 974–981, Nov. 2020, [Online]. Available: <https://proceeding.isas.or.id/index.php/sentrinov/article/view/569>
- [14] D. Rahakbauw, Muh. Tanassy, and B. Tomasouw, “Sistem Prediksi Tingkat Pengangguran Di Provinsi Maluku Menggunakan ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System),” *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 12, no. 2, pp. 99–106, Dec. 2018, doi: 10.30598/vol12iss2pp099-106ar621.
- [15] R. F. Rahmat, Nurmawan, S. Sembiring, M. F. Syahputra, and Fadli, “Adaptive neuro-fuzzy inference system for forecasting rubber milk production,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 308, p. 012014, Feb. 2018, doi: 10.1088/1757-899X/308/1/012014.
- [16] Y. T. Nugraha, K. Ghabriel, and I. F. Dharmawan, “Implementasi ANFIS Dalam Prakiraan Konsumsi Energi Listrik Di Kota Medan Pada Tahun 2030,” *RELE (Rekayasa Elektrikal Dan Energi) : Jurnal Teknik Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 55–59, 2021.
- [17] M. A. Raharja, I. D. M. B. A. Darmawan, D. P. E. Nilakusumawati, and I. W. Supriana, “Analysis of membership function in implementation of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) method for inflation prediction,” *J Phys Conf Ser*, vol. 1722, no. 1, p. 012005, Jan. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1722/1/012005.
- [18] I. P. Sedana Wijaya, M. Agung Raharja, L. A. Ayu Rahning Putri, I. P. G. Hendra Suputra, I. B. M. Mahendra, and I. G. Santi Astawa, “Penerapan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Dengan Membership function Tipe Gaussian dan Generalized Bell Dalam Prediksi Harga Tertinggi Saham,” *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 11, no. 1, p. 111, Jul. 2022, doi: 10.24843/JLK.2022.v11.i01.p12.
- [19] Tarno, A. Rusgiyono, and Sugito, “Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) approach for modeling paddy production data in Central Java,” *J Phys Conf Ser*, vol. 1217, no. 1, p. 12083, May 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1217/1/012083.





J STATISTIKA

JURNAL ILMIAH TEORI DAN APLIKASI STATISTIKA



EDITORIAL TEAM

Person in Charge	
Alfisyahrina Hapsery, S.Si., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Editor in Chief	
Muhammad Athoillah, S.Si., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Editorial Officer	
Sari Cahyaningtias, S.Si., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Artanti Indrasetimingsih, S.Si., M.Si	(Universitas PGRI Adi Buana Surabaya)
Nur Silviyah Rahmi, S.Si., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Sekar Utami Wijaya S.Stat., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Reviewer Team	
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si	(Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S	(Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Dr. Bambang Widjanarko Otok	(Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Novri Suhermi, S.Si., M.Si., M.Sc	(Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Shofi Andari, S.Stat., M.Si	(Institut Teknologi Sepuluh Nopember)
Dr. RB Fajriya Hakim, S.Si., M.Si	(Universitas Islam Indonesia)
A'yunin Sofro, S.Si., M.Si., Ph.D.	(Universitas Negeri Surabaya)
Arief Rachman Hakim, S.Si., M.Si	(Universitas Diponegoro)
Dani Al Mahkya, S.Si., M.Si	(Sains Aktuaria Institut Teknologi Sumatra)
Dr. Sri Harini	(Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim)
Dr. Faula Arina, M.Si	(Universitas Sultan Agung Tirtayasa)
Fenny Fitriani, S.Si., M.Si	(Universias PGRI Adi Buana Surabaya)
Gangga Anuraga, S.Si., M.Si	(Universitas PGRI Adi Buana Surabaya)
Winda Aprianti, S.Si., M.Si	(Politeknik Negeri Tanah Laut)

INTRODUCTION

We are delighted to announce the upcoming publication of Volume 16, Number 1 of JStatistika, affiliated with the Statistics Department at PGRI Adi Buana University Surabaya, scheduled for release in July 2023. This particular issue of the JStatistika Scientific Journal features a diverse array of articles addressing a wide spectrum of topics. One of the highlighted articles delves into “Penerapan Model Spasial Menggunakan Matriks Pembobot Queen Contiguity dan Euclidean Distance Terhadap Kasus Gizi Buruk Balita di Provinsi Nusa Tenggara Timur; Peramalan Curah Hujan Harian Kabupaten Jember Dengan Jaringan Saraf Tiruan Dan General Circulation Model; Analisis Regresi Logistik Biner Multilevel pada Status Kemiskinan di Pulau Jawa menggunakan Algoritma MCMC Metropolis-Hasting; Peramalan Nilai Ekspor Migas di Indonesia dengan Model Long ShortTerm Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU); Application of Agglomerative Hierarchical Clustering Method for Grouping Non-Cash Food Assistance Recipients in Ngambon Bojonegoro; Multiperiod Logit on Survival Analysis of Financial Distress in Manufacturing Company; Optimasi Produk Plastik pendekatan Taguchi Mixed Level pada Faktor Interaksi Injeksi Molding; Comparison of Support Vector Machine (SVM) and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Methods for Predicting Air Quality Using Python and KNIME; Klasifikasi Pengeluaran per Kapita di Tiga Provinsi Sulawesi menggunakan K-Nearest Neighbor; Perbandingan Kinerja Hasil Luaran Model Jaringan Syaraf Tiruan dan SARIMA Untuk Prediksi Awal Musim Hujan Kota Pangkalpinang; Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Berdasarkan Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah; Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Anemia Pada Ibu Hamil Menggunakan CART; Pengelompokkan Kecamatan di Kabupaten Bima Berdasarkan Jumlah Produksi dan Luas Panen Bawang Merah Tahun 2021 Menggunakan K-Means Clustering; Estimation of Survival Function in Head and Neck Cancer Patients Using the Kaplan-Meier Method; Analisis Tingkat Kepuasan Masyarakat Terhadap Pelayanan BPJS Kesehatan Cabang Utama Surabaya Dengan Metode Customer Satisfaction Indeks dan Importance Performance Analysis”

The JStatistika Scientific Journal enthusiastically welcomes and invites contributions in a diverse range of formats, including but not limited to scholarly scientific articles that encompass various facets of statistical science. We eagerly seek research findings, comprehensive reports, insightful case studies, thorough literature reviews, and updates that pertain to the dynamic landscape of statistical science. Our overarching objective is to cultivate a repository of knowledge that is not only current but also invaluable in tackling the ever-evolving and intricate challenges confronting our field. We actively encourage authors to submit their work if it resonates with the most recent advancements and frontiers in statistical science. Our aspiration is to foster an environment where these contributions can flourish, ultimately serving as a

wellspring of cutting-edge insights and understanding. We believe that these insights are instrumental in addressing the multifaceted issues that confront us in today's complex world.

Our editorial team extends a warm and inclusive invitation to scientists and scholars from diverse backgrounds and affiliations, including institutions of higher learning and esteemed research organizations. We seek your valuable contributions, whether they be grounded in empirical research results or rooted in rigorous scholarly studies within the expansive domain of statistics and its myriad practical applications. We hold a deep appreciation for the feedback and perspectives of our esteemed readership. Your input not only enriches the discourse but also plays a pivotal role in our continuous efforts to elevate the quality and relevance of the journal. We earnestly value your insights and ideas, recognizing that they are integral to our ongoing pursuit of excellence. Our ultimate vision is for the articles featured in the JStatistika Scientific Journal to transcend the confines of academia and serve as a wellspring of knowledge that benefits not only scholars and researchers but also professionals actively engaged in the diverse realms of statistical science and its multifaceted real-world applications. Through collaborative efforts and a shared commitment to advancing our understanding of statistics, we aim to make a meaningful impact in the broader scientific community and beyond.

Jstatistika has been indexed by Sinta 4 Kemendikbud, Garuda, Google Scholar, Crossref, Dimensions, One Search, Scilit, Journal Stories, Neliti, Base.

Surabaya, July 2023

Editor in Chief

LIST OF CONTENTS

COVER

EDITORIAL TEAM

INTRODUCTION

LIST OF CONTENTS

- **Penerapan Model Spasial Menggunakan Matriks Pembobot Queen Contiguity dan Euclidean Distance Terhadap Kasus Gizi Buruk Balita di Provinsi Nusa Tenggara Timur**
Kris Suryowati, Meitriana Nahak, and Rokhana Dwi Bekti
Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta 298 - 308
- **Peramalan Curah Hujan Harian Kabupaten Jember Dengan Jaringan Saraf Tiruan Dan General Circulation Model**
Abduh Riski, Ahmad Kamsyakawuni, and Cahya Ramadhani Azhar
Universitas Jember 309 - 315
- **Analisis Regresi Logistik Biner Multilevel pada Status Kemiskinan di Pulau Jawa menggunakan Algoritma MCMC Metropolis-Hasting**
Regita Putri Permata and Rifdatun Ni'mah
Institut Teknologi Telkom Surabaya 316 - 327
- **Peramalan Nilai Ekspor Migas di Indonesia dengan Model Long ShortTerm Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU)**
Prissy Nusaiba Yulisa, M. Al Haris, and Prizka Rismawati Arum
Universitas Muhammadiyah Semarang 328 - 341
- **Application of Agglomerative Hierarchical Clustering Method for Grouping Non-Cash Food Assistance Recipients in Ngambon Bojonegoro**
Alif Yuanita Kartini and Abdul Manaf Jamiluddin
Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri 342 – 353
- **Multiperiod Logit on Survival Analysis of Financial Distress in Manufacturing Company**
Wilda Yulia Rusyida and Anas Yoga Nugroho
UIN K.H. Abdurrahman Wahid Pekalongan 354 - 370
- **Optimasi Produk Plastik pendekatan Taguchi Mixed Level pada Faktor Interaksi Injeksi Molding**
Muhammad Ahsan, Galuh Kusuma W, and Salman Alfarizi P A
Institut Teknologi Sepuluh Nopember 371 - 383
- **Comparison of Support Vector Machine (SVM) and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Methods for Predicting Air Quality Using Python and KNIME**
Tiara Melati Putri Wirayawanto, Zuyyina Hawani, and Muhammad Attar Ramadhani
UIN Sunan Ampel Surabaya 384 - 394

- **Klasifikasi Pengeluaran per Kapita di Tiga Provinsi Sulawesi menggunakan K-Nearest Neighbor**
Ismi Rizqa Lina and Dia Cahya Wati
Universitas Insan Cita Indonesia 395 - 406
- **Perbandingan Kinerja Hasil Luaran Model Jaringan Syaraf Tiruan dan SARIMA Untuk Prediksi Awal Musim Hujan Kota Pangkalpinang**
Presli Panusunan Simanjuntak
Stasiun Klimatologi Bangka Belitung 407 - 423
- **Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Berdasarkan Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah**
Nur Huriyatullah Rona Nabila, Yulia Fitri, and Prizka Rismawati Arum
Universitas Muhammadiyah Semarang 424 – 433
- **Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Anemia Pada Ibu Hamil Menggunakan CART**
Atika Nurani Ambarwati, Naulia Fadilah, and Safa'at Yulianto
Institut Teknologi Statistika dan Bisnis Muhammadiyah Semarang 434 – 441
- **Pengelompokkan Kecamatan di Kabupaten Bima Berdasarkan Jumlah Produksi dan Luas Panen Bawang Merah Tahun 2021 Menggunakan K-Means Clustering**
Ashabul Akbar Maulana, Athallah Widyatama Rafii, Yulia Anggi Anjelina, and Edy Widodo
Universitas Islam Indonesia 442 – 451
- **Estimation of Survival Function in Head and Neck Cancer Patients Using the Kaplan-Meier Method**
Ardi Kurniawan, Adelia Frielady Yosifa, Azizatul Kholidiyah, and Vrisca Natalia Putri Wardhani
Universitas Airlangga 452 - 461
- **Analisis Tingkat Kepuasan Masyarakat Terhadap Pelayanan BPJS Kesehatan Cabang Utama Surabaya Dengan Metode Customer Satisfaction Indeks dan Importance Performance Analysis**
Putri Nur Farida, Ardi Kurniawan, Sediono, and Dita Amelia
Universitas Airlangga 462 - 473

Peramalan Curah Hujan Harian Kabupaten Jember Dengan Jaringan Saraf Tiruan Dan *General Circulation Model*

Abduh Riski⁽¹⁾, Ahmad Kamsyakawuni⁽²⁾, Cahya Ramadhani Azhar⁽³⁾

^{1,2,3} Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jember

Jalan Kalimantan No. 37, Jember, Jawa Timur, Indonesia

e-mail: riski.fmipa@unej.ac.id⁽¹⁾

ABSTRAK

Curah hujan memiliki peran penting di beberapa bidang seperti pertanian dan pengairan. Oleh sebab itu diperlukan model peramalan untuk mengetahui curah hujan di masa yang akan datang. Model peramalan dapat dibentuk menggunakan jaringan saraf tiruan (JST) *backpropagation*. Hasil akurasi peramalan JST diukur dengan MAE, korelasi dan RMSE. Data lokal sebagai data target model merupakan data rataan curah hujan harian dari 73 stasiun di wilayah kabupaten Jember mulai dari Oktober 2019 hingga Desember 2020. Data global sebagai data input model menggunakan data *Global Circulation Model* (GCM) model CSIRO-MK3-6-0 dengan eksperimen RCP 2.6. Data GCM direduksi menggunakan *principal component analysis* (PCA) guna menghindari multikolinieritas pada data. Penelitian ini mengkombinasikan jumlah neuron sebesar 10 hingga 100 neuron dan dua fungsi aktivasi pada model JST. Berdasarkan hasil penelitian, model terbaik yang digunakan untuk peramalan adalah model JST dengan 100 neuron dan fungsi aktivasi biner dengan MAE sebesar 6,1205, korelasi sebesar -0,0125, dan RMSE sebesar 9,0251. hasil peramalan curah hujan harian kabupaten Jember untuk bulan Januari 2021 adalah terjadi curah hujan tertinggi pada hari ke-19 sebesar 10,0471 mm/hari dan curah hujan terendah terdapat pada hari ke-2 sebesar 1,3106 mm/hari.

Kata kunci: curah hujan harian; *general circulation model*; jaringan saraf tiruan; peramalan

ABSTRACT

Rainfall is essential in several fields, such as agriculture and irrigation. Therefore, a forecasting model is needed to determine future rainfall. Forecasting models can be formed using artificial neural networks (ANN) backpropagation. MAE, correlation, and RMSE measure the results of ANN forecasting accuracy. Local data as the model target data is the average daily rainfall data from 73 stations in the Jember regency from October 2019 to December 2020. Global data as the input data model uses the Global Circulation Model (GCM) data model CSIRO-MK3-6-0 with the RCP 2.6 experiment. GCM data is reduced using principal component analysis (PCA) to avoid multicollinearity. This study combines the number of neurons of 10 to 100 neurons and two activation functions in the ANN model. Based on the research results, the best model used for forecasting is the ANN model with 100 neurons and a binary activation function with an MAE of 6.1205, a correlation of -0.0125, and an RMSE of 9.0251. the results of forecasting the daily rainfall for the Jember regency for January 2021 are that the highest rainfall occurred on the 19th day at 10.0471 mm/day, and the lowest rainfall occurred on the second day at 1.3106 mm/day.

Keywords: daily rainfall; *general circulation models*; artificial neural networks; forecasting

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara beriklim tropis dan hanya memiliki dua musim yang didasarkan atas banyaknya curah hujan, kedua musim tersebut adalah musim hujan dan musim kemarau. Salah satu bidang yang bergantung pada kondisi hujan adalah bidang pertanian, karena tinggi rendahnya curah hujan dapat mempengaruhi hasil panen. Kabupaten Jember merupakan daerah yang mayoritas penduduknya bergerak di bidang pertanian. Untuk meminimalisir masalah tersebut, perlu adanya model peramalan yang dapat digunakan untuk meramalkan intensitas curah hujan secara lokal di Kabupaten Jember. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk membuat model peramalan adalah melalui pendekatan data iklim global menggunakan data *General Circulation Model* (GCM).

GCM merupakan alat untuk memperkirakan perubahan iklim global di masa depan yang diukur berdasarkan peningkatan konsentrasi gas rumah kaca di atmosfer. Informasi dari GCM disajikan dalam bentuk *grid*, dimana tiap *grid* memiliki nilai dan persamaan dari parameter yang berbeda tergantung pada resolusi dari penyedia luaran GCM [1]. Model GCM menggunakan luaran *grid-grid* untuk menduga perubahan unsur-unsur cuaca. Data GCM memiliki banyak dimensi yang kemungkinan besar terjadi korelasi antar *grid* dalam domain dan multikolinearitas antar variabel. Semakin besar domain dan semakin banyak variabel yang digunakan, hal ini juga berpengaruh pada kompleksitas model. Sehingga perlu adanya pereduksian variabel tanpa mengurangi variansi data tersebut. *Principal component analysis* (PCA) merupakan metode yang dapat digunakan untuk mereduksi variabel-variabel yang saling berkorelasi. Variabel yang dihasilkan melalui PCA menghasilkan variabel-variabel yang tidak saling berkorelasi. Proporsi keragaman yang dianggap cukup mewakili total keragaman data jika keragaman kumulatif mencapai 70% s/d 80%. Penelitian oleh [2] menghasilkan tingkat akurasi lebih baik menggunakan metode PCA dibanding dengan metode HMM dalam mengenali pola wajah.

Salah satu metode *machine learning* yang dapat digunakan untuk membentuk model peramalan curah hujan harian adalah jaringan saraf tiruan (JST) [3]. Metode pembelajaran JST berbentuk sistem yang memproses informasi dan mempunyai cara kerja seperti jaringan saraf biologi. *Backpropagation* merupakan algoritma yang biasa digunakan dalam pembentukan model JST. Algoritma *backpropagation* ini mengurangi kesalahan atau error dengan menyesuaikan hasil pelatihan berdasarkan target yang ingin dicapai. Algoritma ini memiliki 3 tahap pelatihan, propagasi maju, propagasi mundur, dan modifikasi bobot.

Beberapa penelitian tentang peramalan curah hujan menggunakan JST seperti peramalan curah hujan bulanan kota Palembang menggunakan JST *Backpropagation* menghasilkan akurasi peramalan yang baik dengan tingkat error sebesar 0,2528 [4]. JST juga telah digunakan untuk meramalkan curah hujan bulanan daerah Jember dan menghasilkan RMSE 83,487 [5]. Berdasarkan hal tersebut, pada artikel ini dilakukan peramalan curah hujan harian Kabupaten Jember dengan reduksi variabel GCM menggunakan PCA sebagai metode pra-pemrosesan data dan metode pelatihan menggunakan JST *Backpropagation*. Batasan penelitian ini menggunakan *grid* GCM yang berada pada *latitude*: -19,5852° LS hingga 0,9337° LU dan *longitude*: 103,125° BT hingga 123,750° BB.

METODE PENELITIAN

Terdapat dua jenis data yang digunakan pada artikel ini yaitu data input dan data target. Data input adalah data GCM dari CMIP5 dengan model CSIRO-MK3-6-0, eksperimen RCP 2.6, dan resolusi GCM sebesar $1,875^\circ \times 1,875^\circ$ [6]. Data target merupakan data aktual dari 78 stasiun yang tersebar di wilayah kabupaten Jember mulai dari Oktober 2019 hingga Desember 2020. Seluruh data dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan sebanyak 366 data (80%) dan data pengujian sebanyak 92 data (20%).

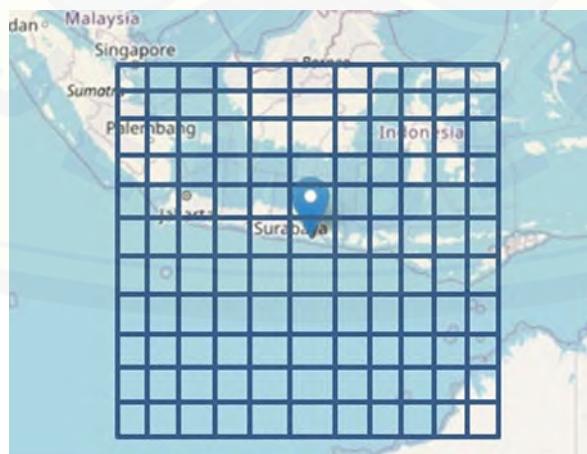
Banyaknya domain GCM dapat memungkinkan terjadinya multikolinieritas antar variabel input. PCA dapat mengatasi masalah multikolinieritas. Reduksi variabel grid GCM oleh PCA akan menghasilkan variabel baru yang disebut *principal component* (PC). Variabel baru yang dibuat tetap mempertimbangkan varian dari data GCM. PC pertama merupakan kombinasi linier dengan maksimum variansi [7]. Variabel PC ini digunakan sebagai input ke dalam algoritma *backpropagation*.

Selanjutnya dibangun model arsitektur jaringan dengan mengkombinasikan neuron dan fungsi aktivasi ke dalam dua *hidden layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi biner dengan rentang nilai [0,1] dan fungsi aktivasi bipolar dengan rentang nilai [-1,1]. Pembelajaran berhenti apabila epoch telah mencapai 1000 atau target minimal error mencapai 10^{-6} . Model terbaik adalah model yang memiliki MAE dan RMSE yang terkecil dan korelasi terbesar. MAE dan RMSE yang kecil menunjukkan kemiripan antara data target dan hasil dari pembelajaran. Model JST terbaik kemudian dipilih untuk digunakan sebagai model peramalan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Konstruksi Data

Titik wilayah Kabupaten Jember diambil di pusat kota Jember pada *longitude* $113,7047581^\circ$ dan *latitude* $-8,17704765^\circ$. Kabupaten Jember terletak di antara grid baris ke-6 kolom ke-6 ($grid_{6,6}$), dengan *longitude* $112,500^\circ$ BT s/d $114,375^\circ$ BB dan *latitude* $-8,3937^\circ$ LS s/d $-10,2589^\circ$ LU. Penentuan ukuran domain *grid* yang digunakan berukuran $n \times n$ yaitu ukuran domain *grid* 1×1 , 3×3 , 5×5 hingga 11×11 . Ukuran-ukuran domain *grid* tersebut menentukan banyaknya variabel input. Gambaran wilayah dalam bentuk grid dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Domain Grid GCM

B. Pra-Pemrosesan Data

Domain *grid* yang digunakan sebagai variabel input berukuran 1×1 , 3×3 , 5×5 hingga 11×11 . Banyak variabel input beragam sesuai dengan grid GCM yang digunakan. Berdasarkan Tabel 1 persentase varian kumulatif ukuran domain *grid* 3×3 adalah sebesar $\geq 98\%$, dengan PC yang tereduksi menjadi 6 variabel. Peneliti menetapkan PC minimum yang memenuhi persentase varian kumulatif $\geq 98\%$ sebagai PC terpilih. Persentase varian kumulatif setiap ukuran domain *grid* dapat dilihat pada Tabel 1. Jumlah PC masing-masing domain *grid* pada Tabel 1 merupakan jumlah variabel input yang akan digunakan pada proses pelatihan. Pada ukuran domain *grid* 3×3 dengan variabel input sebanyak 6 PC mampu menjelaskan sebesar 98,55% varian dari data GCM.

Tabel 1. Persentase Varian Kumulatif PC Setiap Ukuran Domain *Grid*

Ukuran Domain <i>Grid</i>	Jumlah PC	Persentase Varian Kumulatif (%)
1×1	1	100
3×3	6	98,55
5×5	15	98,31
7×7	27	98,00
9×9	44	98,05
11×11	65	98,03

C. Pelatihan Model JST

Hasil model pelatihan dengan fungsi aktivasi biner dengan jumlah iterasi 1000 dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi: 10, 20, 30, sampai dengan 100 memberikan nilai yang beragam. Nilai RMSE, MAE dan koefisien korelasi (COR) pelatihan dan pengujian menggunakan fungsi aktivasi biner dan bipolar dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pelatihan dan Pengujian dengan Fungsi Aktivasi Biner dan Bipolar

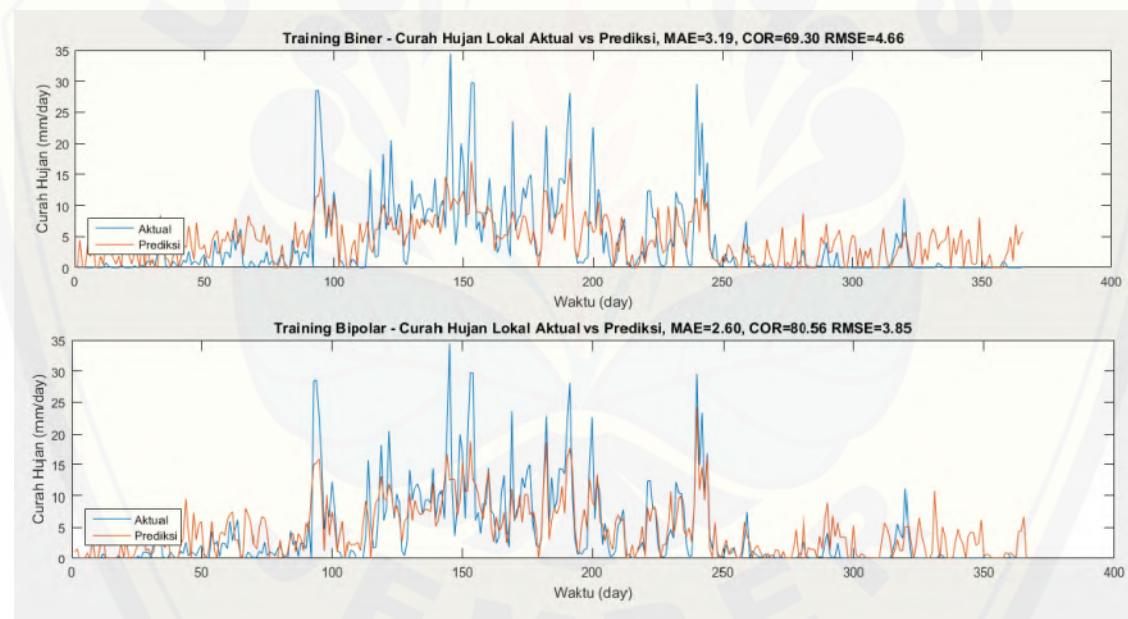
Ukuran Domain	Neuron	Fungsi Aktivasi	Pelatihan			Pengujian		
			MAE	COR	RMSE	MAE	COR	RMSE
1×1	90	Biner	4,0639	0,3775	5,8693	6,1376	0,0509	8,8596
3×3	90	Biner	3,9840	0,3844	5,8524	6,1711	-0,0778	8,9706
5×5	40	Biner	3,7824	0,4929	5,5446	5,9585	0,0335	9,0930
7×7	70	Biner	3,6154	0,5423	5,3605	5,9891	0,0623	8,9220
9×9	90	Biner	3,5122	0,5930	5,1593	6,0246	0,1123	8,8052
11×11	100	Biner	3,1900	0,6930	4,6633	6,1205	-0,0125	9,0251
1×1	90	Bipolar	3,9233	0,4006	5,8070	6,1837	0,0287	8,9209
3×3	80	Bipolar	3,7240	0,4647	5,6225	6,3585	-0,0902	9,4232
5×5	50	Bipolar	3,9445	0,4174	5,7765	5,7826	0,1343	8,7424
7×7	50	Bipolar	3,2685	0,6227	5,0157	5,9219	0,1730	8,6167
9×9	90	Bipolar	2,9285	0,7016	4,5898	6,3321	0,1116	9,0666
11×11	100	Bipolar	2,5984	0,8056	3,8519	6,6568	-0,0110	9,3085

Dari Tabel 2 nilai MAE, koefisien korelasi (COR), dan RMSE tiap domain *grid* berbeda-beda. Dari hasil pada Tabel 2 neuron yang lebih banyak cenderung menghasilkan MAE yang

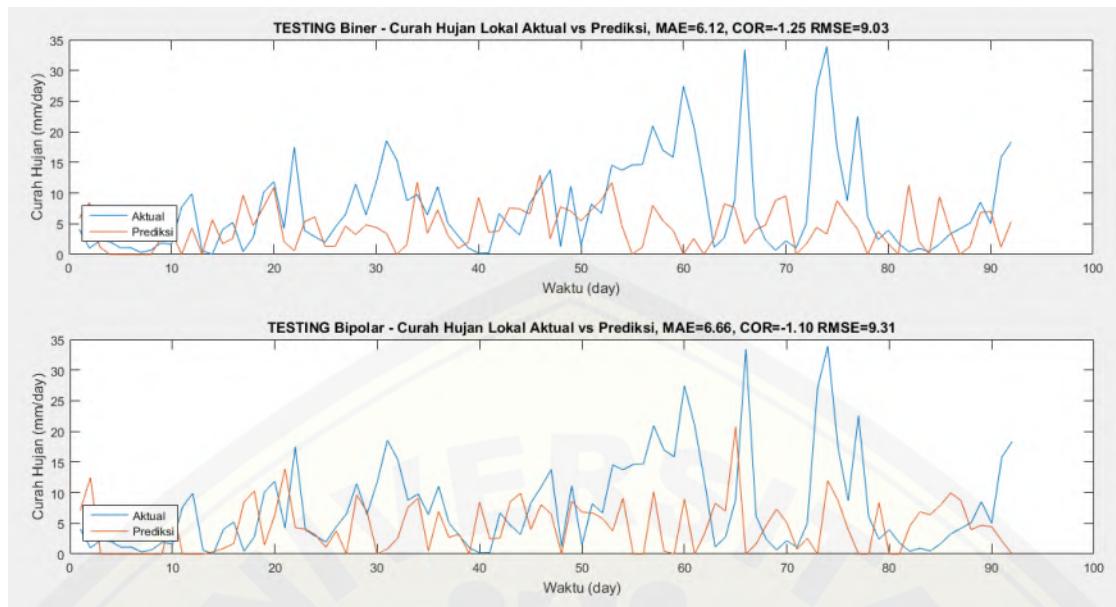
rendah pada pelatihan dan pengujian. Nilai terendah MAE dan RMSE pada domain grid 1×1 dengan 100 neuron untuk pelatihan sebesar 4,06 dan 5,85, akan tetapi dibandingkan 90 neuron, MAE dan RMSE yang dihasilkan menjadi lebih tinggi yaitu sebesar 6,1685 dan 8,9949. Sehingga model terbaik untuk domain $grid 1 \times 1$ menggunakan model dengan neuron 90.

D. Analisis dan Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model JST pada fungsi aktivasi biner mempertimbangkan nilai MAE dan RMSE pada pelatihan dan pengujian. Berdasarkan Tabel 2, nilai MAE dan RMSE pelatihan pada domain $grid 11 \times 11$ menghasilkan nilai MAE dan RMSE yang terkecil. Pada pengujinya diperoleh MAE dan RMSE dari fungsi aktivasi biner lebih kecil dari fungsi aktivasi bipolar. Nilai MAE dan RMSE fungsi aktivasi biner 6,1205 dan 9,0251 sementara pada fungsi aktivasi bipolar sebesar 6,6568 dan 9,3085. Grafik pelatihan dan pengujian model JST $grid 11 \times 11$ dengan fungsi aktivasi biner dan bipolar dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3. Pada kedua gambar tersebut terlihat bahwa hasil pelatihan curah hujan harian Kabupaten Jember menggunakan fungsi aktivasi biner maupun fungsi aktivasi bipolar memiliki pola curah hujan yang hampir sama. Sehingga model JST dengan $grid 11 \times 11$ menjadi ukuran domain yang terpilih (model terbaik) untuk digunakan sebagai model peramalan, dengan fungsi aktivasi biner dan 100 neuron.



Gambar 2. Grafik Pelatihan Model dengan Fungsi Aktivasi Biner dan Bipolar



Gambar 3. Grafik Pengujian Model dengan Fungsi Aktivasi Biner dan Bipolar

E. Peramalan

Hasil pemodelan JST terbaik kemudian digunakan untuk meramalkan curah hujan harian di Kabupaten Jember selama 1 bulan penuh yaitu 1 Januari 2021 sampai dengan 31 Januari 2021. Parameter yang digunakan adalah 2 *hidden layer* dengan fungsi aktivasi biner, 1 *output layer* dengan fungsi aktivasi linier, 100 neuron pada hidden layer. Domain *grid* yang terbaik adalah *grid* dengan ukuran 11×11 . Sebanyak 65 variabel yang mewakili 121 variabel dengan persentase varian kumulatif sebesar 98% sebagai variabel input. Hasil peramalan curah hujan harian Kabupaten Jember Januari 2021 dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan Curah Hujan Harian Kabupaten Jember Januari 2021

Hari	mm/hari	Hari	mm/hari	Hari	mm/hari
1	5.8603	11	8.5583	21	5.9703
2	1.3106	12	8.6513	22	8.9885
3	8.8921	13	6.9761	23	8.3052
4	2.6628	14	6.0941	24	6.6885
5	3.5648	15	5.9329	25	8.442
6	7.3438	16	3.7436	26	8.5982
7	2.5936	17	2.1324	27	7.9574
8	5.4087	18	6.2416	28	7.1832
9	6.8419	19	10.0471	29	6.0312
10	4.7952	20	9.0329	30	7.4895
				31	7.4289

SIMPULAN DAN SARAN

Model JST dengan fungsi aktivasi biner menggunakan dua *hidden layer* dan 100 neuron menjadi model terbaik untuk melakukan peramalan curah hujan harian Kabupaten Jember. Pemodelan tersebut diperoleh dengan menggunakan domain *grid* GCM 11×11 sebagai variabel input dan menghasilkan nilai MAE 6,1205, Koefisien Korelasi -0,0125, dan RMSE 9,0251.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penelitian ini didanai oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LP2M) Universitas Jember melalui Hibah Kelompok Riset dan Pengabdian Masyarakat Tahun 2023 No. 3287/UN25.3.1/LT/2023.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. H. Wigena, "Pemodelan statistical downscaling dengan regresi projection pursuit untuk peramalan curah hujan bulanan," *Disertasi. IPB*, 2006.
- [2] A. R. Syakhala, D. Puspitaningrum, and E. P. Purwandari, "Perbandingan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dengan Metode Hidden Markov Model (HMM) Dalam Pengenalan Identitas Seseorang Melalui Wajah," *Rekursif: Jurnal Informatika*, vol. 3, no. 2, Mar. 2016, doi: 10.33369/rekursif.v3i2.743.
- [3] L. V. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*. London: Prentice-Hall, 1994.
- [4] I. Sofian and Y. Apriani, "Metode Peramalan Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation (Studi Kasus Peramalan Curah Hujan Kota Palembang)," May 2017.
- [5] A. Riski, A. F. Hadi, O. Tazkiyah, and D. Anggraeni, "Neural Network and Principal Component Analysis on Statistical Downscaling for Local Rainfall Forecasting," *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, vol. 12, pp. 812–826, May 2020.
- [6] K. E. Taylor, R. J. Stouffer, and G. A. Meehl, "An Overview of CMIP5 and the Experiment Design," *Bull Am Meteorol Soc*, vol. 93, no. 4, pp. 485–498, Apr. 2012, doi: 10.1175/BAMS-D-11-00094.1.
- [7] R. A. Johnson and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6th ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2007.





Digital Repository Universitas Jember

InComTech

Jurnal Telekomunikasi dan Komputer

p-ISSN: 2085-4811, e-ISSN: 2579-6089

Vol. 13 No. 1, April 2023

Josuansef Pardede , Nisa Hanum Harani

01-17

Perancangan Aplikasi Penilaian Kinerja CTB di PT. Telkom
Medan dengan Metode TOPSIS

Wellia Shinta Sari, Christy Atika Sari

18-27

Multi-SVM Dalam Indetifikasi Bunga Berbasis Ekstraksi Ciri Orde
Satu

Chaerul Umam, Muslih

28-39

Enkripsi Data Teks Dengan AES dan Steganografi DWT

**Jihadul Akbar, Tamrizal A.M, Yefta Tolla, Abdulrahmat E.
Ahmad, Ainul Yaqin, Ema Utami**

40-50

Pemodelan Topik Menggunakan Latent Dirichlet Allocation pada
Ulasan Aplikasi PeduliLindungi

Azimatul Matsniya, Abduh Riski, Ahmad Kamsyakawuni

51-68

Penerapan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (Anfis)
Dalam Prediksi Produksi Tembakau Di Jember

Zuhri Nopriyanto, Rico Andrian, Rahmat Safei, Kurnia Muludi

69-79

Implementasi Metode CNN *Computer Vision* Dalam Identifikasi
Tipe Kerusakan Pohon Berbasis FHM

Misbahul Fajri, Anita Ratnasari, Yani Prabowo

80-89

Implementasi Active Queue Management pada Jaringan
Bottleneck

InComTech : Jurnal Telekomunikasi dan Komputer	Volume 13	Nomor 1	Halaman 01-89	Jakarta April 2023	p-ISSN: 2085-4811 e-ISSN: 2579-6089
--	--------------	------------	------------------	--------------------------	--

pISSN: 2085-4811 - eISSN: 2579-6089



Vol. 13, No. 1, April 2023

Editor in Chief :

Prof. Dr. -Ing. Mudrik Alaydrus (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Managing Editor :

Dr. Umaisaroh, S.ST. (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Editorial Board :

Prof. Dr. Andi Adriansyah (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Prof. Dr. -Ing. Thomas Eibert (Technische Universitaet Muencen, Germany)

Prof. Dr. Mohammad Khairudin (Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia)

Dr. Denny Setiawan (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Dr. Irfan Syamsuddin (Politeknik Negeri Ujung Pandang, Indonesia)

Dr. Kahlii Muchtar (Universitas Syiah Kuala, Indonesia)

Dr. Iwan Krisnadi (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Dr. Setiyo Budiyanto (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Dr. Sitti Rachmawati Yahya (Universitas Siber Asia, Indonesia)

Dr. Syopiansyah Jayaputra (UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Indonesia)

Dr. Yaya Sudarya Triana (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Dr. Yuliarman Saragih (Universitas Singaperbangsa Karawang, Indonesia)

Dr. Yusnita Rahayu (Universitas Riau, Indonesia)

Editorial Staff :

Julpri Andika, ST., M.Sc (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Trie Maya Kadarina, ST, MT (Universitas Mercu Buana, Indonesia)

Editorial Address :

Magister Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana

Jl. Raya Meruya Selatan, Kembangan, Jakarta 11650

Tlp/Fax: 021-31935454 / 021-31934474

<http://www.publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/Incomtech>

InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer is a peer-reviewed journal academics, practitioners and other activist in the field on information, telecommunication and computers (ICT) to publish their works. Areas covered by this journal include technology, business, and regulation in the field of ICT, such as IP Technology, Wireless Technology, Internet of Things, Microwaves, Digital Broadcasting, Optical Fiber, ICT Business Strategy, Human Resources ICT, Business Planning, NGN Regulation, Security in ICT, cyberlaw.



Reviewers

- Dr. Anton Yudhana (Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia)
Dr. Arief Marwanto (Universitas Islam Sultan Agung, Indonesia)
Dr. Dahlan Abdullah (Universitas Malikussaleh, Indonesia)
Dr. Erwin Erwin (Universitas Sriwijaya, Indonesia)
Mr. Galang Persada Nurani Hakim (Universitas Mercu Buana, Indonesia)
Dr. Ida Nurhaida (Universitas Mercu Buana, Indonesia)
Mr. Matheus Supriyanto Rumetna (Universitas Victory Sorong, Indonesia)
Dr. Munawar Agus Riyadi (Universitas Dipenogoro, Indonesia)
Dr. Muhammad Syafrullah (Universitas Budi Luhur, Indonesia)
Mrs. Regina Lionnie (Universitas Mercu Buana, Indonesia)
Dr. Satria Mandala (Telkom University, Indonesia)
Dr. Teguh Prakoso (Universitas Dipenogoro, Indonesia)
Mrs. Tirsa Ninja Lina (Universitas Victory Sorong, Indonesia)
Dr. Umaisaroh Umaisaroh (Universitas Mercu Buana, Indonesia)
Dr. Yusnita Rahayu (Universitas Riau, Indonesia)

TABLE OF CONTENTS

Perancangan Aplikasi Penilaian Kinerja CTB di PT. Telkom Medan dengan Metode TOPSIS	01-17
Josuansef Pardede, Nisa Hanum Harani <i>Teknik Informatika, Politeknik Pos Indonesia Bandung, Indonesia</i>	
Multi-SVM Dalam Indetifikasi Bunga Berbasis Ekstraksi Ciri Orde Satu	18-27
Wellia Shinta Sari, Christy Atika Sari <i>Sistem Informasi, Universitas Dian Nuswantoro Semarang, Indonesia</i>	
Enkripsi Data Teks Dengan AES dan Steganografi DWT	28-39
Chaerul Umam, Muslih <i>Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia</i>	
Pemodelan Topik Menggunakan Latent Dirichlet Allocation pada Ulasan Aplikasi PeduliLindungi	40-50
Jihadul Akbar ¹ , Tamrizal A.M ¹ , Yefta Tolla ¹ , Abdulrahmat E. Ahmad ¹ , Ainul Yaqin ² , Ema Utami ² ¹ <i>Magister Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia</i> ² <i>Informatics Faculty of Computer Science, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia</i>	
Penerapan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) Dalam Predksi Produksi Tembakau Di Jember	51-68
Azimatul Matsniya, Abduh Riski, Ahmad Kamsyakawuni <i>Matematika FMIPA Universitas Jember Jember, Indonesia</i>	
Implementasi Metode CNN Computer Vision Dalam Identifikasi Tipe Kerusakan Pohon Berbasis FHM	69-79
Zuhri Nopriyanto ¹ , Rico Andrian ² , Rahmat Safei ³ , Kurnia Muludi ⁴ ^{1,2,4} <i>Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung,</i> ³ <i>Program Studi Magister Kehutanan, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung,</i>	
Implementasi Active Queue Management pada Jaringan Bottleneck	80-89
Misbahul Fajri ^{1*} , Anita Ratnasari ¹ , Yani Prabowo ² ¹ <i>Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana,</i> ² <i>Sistem Komputer, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia</i>	



Penerapan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (Anfis) Dalam Prediksi Produksi Tembakau Di Jember

Azimatul Matsniya, Abduh Riski*, Ahmad Kamsyakawuni

Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember, Jember

Jl. Kalimantan No.37, Krajan Timur, Jemberlor, Kecamatan Sumbersari,

Kabupaten Jember, Jawa Timur 68121

*e-mail: riski.fmipa@unej.ac.id

Abstrak:

Kabupaten Jember adalah penghasil tembakau kualitas dunia terbesar di Jawa Timur. Produksi tembakau di Jember mengalami fluktuasi setiap tahunnya sehingga perlu dilakukan prediksi produksi tembakau. Metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) adalah metode yang efektif digunakan untuk prediksi karena gabungan dari metode jaringan saraf tiruan dan *fuzzy*. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi produksi tembakau di Jember. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan, luas lahan panen tembakau, produktivitas tembakau, dan produksi tembakau di Jember dari tahun 2007 - 2020. Jaringan ANFIS yang dibuat terdiri dari tiga variabel *input* dan satu variabel *output*. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah *generalized bell* dan *gaussian* dengan total fungsi keanggotaan sebesar tiga buah. Jenis *output* dibagi menjadi dua, yaitu linier dan konstan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik adalah menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan dengan nilai MAPE pada proses pelatihan dan pengujian berturut-turut adalah 0,00015% dan 0,091%. Tipe konstan menghasilkan MAPE lebih akurat dibanding tipe linier. Metode ANFIS adalah metode yang akurat digunakan untuk prediksi produksi. Variabel yang paling berpengaruh dan harus diperhatikan dalam produksi tembakau untuk tahun mendatang adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.

Keywords:

ANFIS;

Prediksi;

Produksi Tembakau

Riwayat Artikel :

Diserahkan Juni 13, 2022

Direvisi September 07, 2022

Diterima Serptember 30, 2022

Dipublikasi 30 Arpil 2023

DOI:

10.22441/incomtech.v13i1.15655



1. PENDAHULUAN

Tembakau merupakan salah satu komoditi perkebunan yang memberikan peran penting dalam perekonomian nasional. Pada tahun 2021, penerimaan cukai yang berasal dari Cukai Hasil Tembakau tercatat tumbuh 50,60 persen [1]. Daerah produksi tembakau terbesar di Jawa Timur adalah Kabupaten Jember. Jember adalah daerah penghasil utama tembakau kualitas dunia yang 90% produksinya telah diekspor ke berbagai mancanegara. Produksi tembakau di Kabupaten Jember pada tahun 2020 mencapai 199.386,7 kuintal [2]. Setiap tahun produksi tembakau yang dihasilkan di Kabupaten Jember mengalami fluktuasi [2]. Berdasarkan fakta tersebut perlu adanya prediksi sebagai langkah awal perencanaan untuk menjaga supaya peningkatan produksi tembakau tetap konsisten.

Prediksi berfungsi sebagai dasar sebuah perencanaan, dalam hal ini adalah perencanaan produksi. Liza dan Sulistijanti (2020) berhasil melakukan prediksi produksi tembakau dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN) [3]. Sarkar *et al.* (2021) membandingkan metode ANFIS dan ANN dalam pemodelan untuk prediksi perilaku penyerapan air dari polyester oleh polyurethane dan diperoleh hasil *error MAPE* yang kecil (0.76% untuk ANFIS dan 1.18% untuk ANN) [4]. Del *et al.* (2021) melakukan prediksi curah hujan di Kota Cebu menggunakan ANFIS dengan keakuratan model sebesar 87.67% dan dinilai lebih bagus dibandingkan dengan *Bayesian Network* [5]. Hal ini menunjukkan bahwa metode ANFIS adalah metode yang efektif digunakan untuk sebuah prediksi.

Metode ANFIS adalah gabungan dari metode *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan. Jaringan adaptif ini digunakan untuk mengadaptasi sistem inferensi logika *fuzzy* agar dapat mewakili sistem inferensi *fuzzy* yang diinginkan. ANFIS termasuk jaringan saraf tiruan dengan *input* yang difuzzykan pada lapisan pertama atau kedua, namun bobot-bobot pada jaringan saraf tersebut tidak difuzzykan. ANFIS adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno [6]. Struktur ANFIS memiliki struktur seperti jaringan saraf tiruan. *Framework* dari metode ANFIS mempunyai lima lapisan, yaitu lapisan fuzzifikasi, lapisan *rule*, lapisan normalisasi, lapisan defuzzifikasi, dan hasil neuro tunggal [6].

Penggunaan metode ANFIS dalam prediksi diperkuat dengan beberapa penelitian terdahulu. Ruminta (2017) berhasil memperoleh prediksi curah hujan dan produksi tanaman di Jawa Barat menggunakan ANFIS dengan data *multivariate* yaitu curah hujan, lama penyiraman, luas lahan dan produktivitas tanaman [7]. Rahmat *et al.* (2018) menggunakan metode ANFIS dengan input dan output sama yakni produksi karet menunjukkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1,182% [8]. Suparta *et al.* (2020) melakukan prediksi curah hujan di Tangerang Selatan menggunakan ANFIS dan diperoleh keakuratan model sebesar 80% [9]. Kajian mengenai metode ANFIS telah banyak dilakukan [10-12].

Faktor yang mempengaruhi produksi tembakau diantaranya adalah curah hujan [13], luas lahan panen tembakau [14-15], dan produktivitas tembakau [16]. Faktor-

faktor tersebut dapat mempengaruhi produksi tembakau yang dihasilkan. Setiap tahunnya produksi tembakau di Kabupaten Jember masih mengalami fluktuasi [2]. Oleh karena itu, perlu dilakukan sebuah prediksi produksi tembakau. Penelitian ini menggunakan metode ANFIS untuk memprediksi produksi tembakau Kabupaten Jember di masa mendatang. Prediksi yang akurat mengenai produksi tembakau berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi tersebut sangat diperlukan dalam pengambilan keputusan dan menjaga produksi tembakau tetap konsisten atau meningkat di masa mendatang. Dalam penelitian ini, penulis juga menghitung dan membandingkan *output* linier dan *output* konstan yang tidak ada di penelitian sebelumnya untuk mengetahui tipe *output* terbaik.

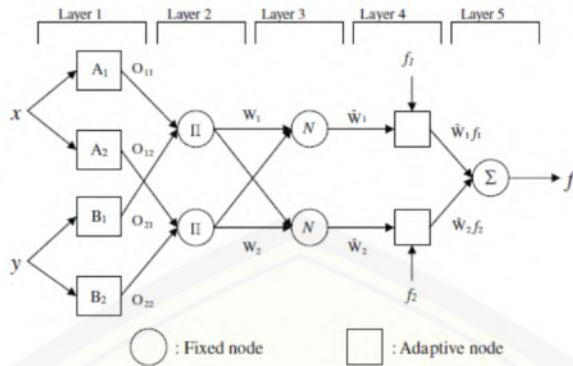
2. METODE

Arsitektur jaringan ANFIS sama dengan *fuzzy inference system* model sugeno [6]. Misalkan input terdiri atas $Z_{1,t}$ dan $Z_{2,t}$. Aturan model sugeno orde satu dengan dua aturan *fuzzy if-then* dapat dilihat pada Gambar 2.1 berikut.

$$\begin{array}{ll} \text{Aturan 1 : if } Z_{1,t} \text{ is } A_1 \text{ and } Z_{2,t} \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1 \cdot Z_{1,t} + q_1 \cdot Z_{2,t} + r_1 \\ \quad \quad \quad \underbrace{\qquad\qquad}_{\text{Premis}} \quad \quad \quad \underbrace{\qquad\qquad}_{\text{Konsekuensi}} \\ \text{Aturan 2 : if } Z_{1,t} \text{ is } A_2 \text{ and } Z_{2,t} \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2 \cdot Z_{1,t} + q_2 \cdot Z_{2,t} + r_2 \\ \quad \quad \quad \underbrace{\qquad\qquad}_{\text{Premis}} \quad \quad \quad \underbrace{\qquad\qquad}_{\text{Konsekuensi}} \end{array}$$

Gambar 2.1 Aturan *fuzzy* model sugeno orde satu [6]

Pemilihan orde satu dilakukan karena dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan perhitungan. Dengan A_i dan B_i adalah nilai-nilai keanggotaan yang merupakan label *linguistic* (seperti “besar” atau “kecil”) serta p_i , q_i , dan r_i adalah parameter konsekuensi. Model *fuzzy* Struktur ANFIS memiliki struktur seperti jaringan saraf tiruan. *Framework* dari metode ANFIS mempunyai lima lapisan (*layer*) [6].



Gambar 2.2 Struktur ANFIS [6]

Lapisan 1

Lapisan ini merupakan lapisan fuzzifikasi. *Output* dari tiap neuron adalah derajat keanggotaan. Fungsi yang biasanya digunakan adalah *Generalized Bell* dan *Gaussian*. Parameter *b* untuk *generalized bell* biasanya bernilai 1 untuk menentukan nilai fungsi keanggotaan tidak terbalik [17].

Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.1)$$

Keterangan:

c = pusat kurva

a = lebar setengah kurva

b = bilangan bulat positif

Fungsi Keanggotaan *Gaussian*.

$$\mu(x) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-a}{b})^2} \quad (2.2)$$

Keterangan:

a = titik pusat

b = lebar setengah kurva

Lapisan 2

Lapisan 2 berupa neuron tetap yang merupakan hasil kali dari semua masukan, sebagai berikut:

$$w_i = \mu_{A_j} \cdot \mu_{B_j} \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, n ; j = 1, \dots, m \quad (2.3)$$

Dimana *n* adalah banyaknya aturan dan *m* adalah banyaknya jumlah fungsi keanggotaan *input*. Dalam lapisan ini biasanya digunakan operator “AND”.

Lapisan 3

Neuron tetap di lapisan ini merupakan hasil perhitungan rasio dan *firing strength* ke-i (w_i) terhadap jumlah dari keseluruhan *firing strength* pada lapisan kedua, sebagai berikut:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \dots + w_n}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.4)$$

Dimana n adalah banyaknya aturan. Hasil perhitungan ini disebut *normalized firing strength*.

Lapisan 4

Lapisan 4 merupakan neuron yang adaptif terhadap suatu *output*, sebagai berikut:

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i Z_{1,t} + q_i Z_{2,t} + r_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (2.5)$$

Dimana n adalah banyaknya aturan pada sistem. p_i , q_i , dan r_i adalah parameter-parameter konsekuensi pada neuron tersebut. FIS Tipe Sugeno memiliki 2 tipe *output* yakni tipe linier dan konstan. Tipe *output* linier ditunjukkan oleh persamaan $f_i = p_i Z_{1,t} + q_i Z_{2,t} + r_i$. Tipe *output* konstan terjadi saat $p_i = q_i = 0$.

Lapisan 5

Lapisan ini berupa neuron tunggal yang merupakan hasil penjumlahan seluruh *output* dari lapisan keempat, sebagai berikut:

$$\sum_i^n \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i^n w_i f_i}{\sum_i^n w_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

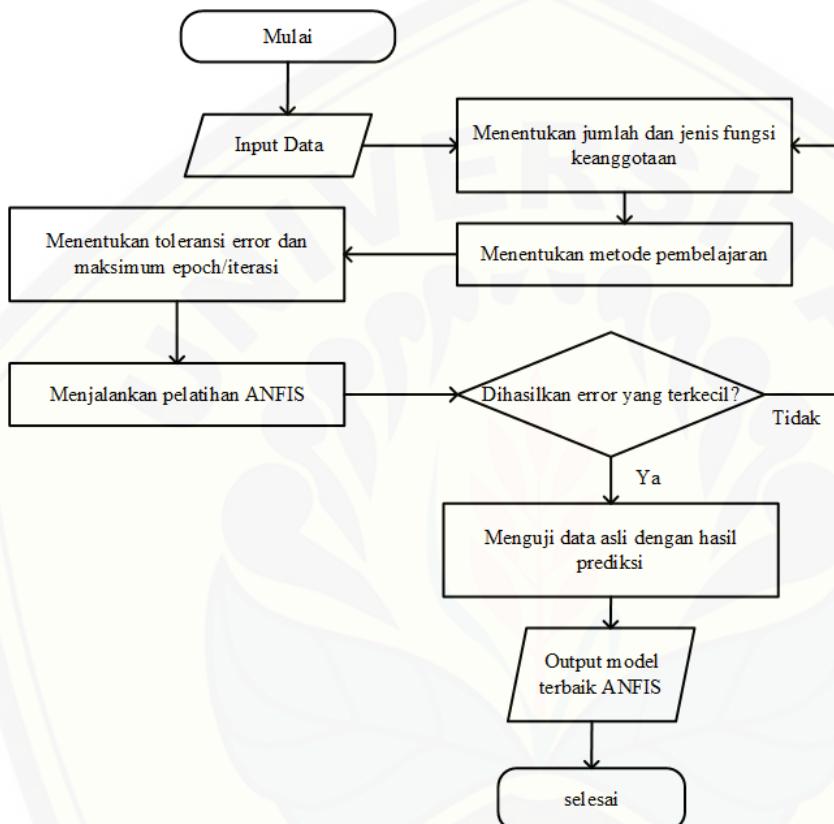
Dimana n adalah banyaknya aturan pada sistem.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan, luas lahan panen tembakau, produktivitas tembakau dan produksi tembakau di Kabupaten Jember. Data tersebut diperoleh melalui Badan Pusat Statistik Jember dari tahun 2007 - 2020.

Tabel 2.1 Jenis variabel data

Jenis Variabel Data	Makna Variabel
$X_{1,t}$	Curah hujan pada tahun t
$X_{2,t}$	Luas lahan panen tembakau pada tahun t
$X_{3,t}$	Produktivitas tembakau pada tahun t
Y_t	Produksi tembakau pada tahun t

Secara keseluruhan sistem prediksi menggunakan struktur jaringan ANFIS yang terbagi menjadi proses pelatihan, pengujian, dan prediksi. Metode ANFIS dapat dihitung menggunakan bantuan *software* MATLAB melalui ANFIS *Editor* yang diakses dengan cara mengetik *anfisedit* pada *command window*. Langkah-langkah yang akan dilakukan dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Diagram alir struktur jaringan ANFIS

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Jaringan ANFIS yang dibuat menggunakan data *multivariate* dibagi menjadi variabel *input* dan variabel *output*. Variabel *input* pada tahun ke-*t* digunakan untuk memprediksi variabel *output* pada tahun ke-(*t* + 1). Data yang digunakan diperoleh melalui Badan Pusat Statistika Jember. Prediksi produksi tembakau Kabupaten Jember dilakukan untuk produksi tembakau pada tahun 2021. Data Variabel *input* dan variabel *output* untuk sistem prediksi dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel *input* dan *output*

<i>t</i>	$X_{1,t}$ (Tahun ke- <i>t</i>)	$X_{2,t}$ (Tahun ke- <i>t</i>)	$X_{3,t}$ (Tahun ke- <i>t</i>)	Y_{t+1} (Tahun ke-(<i>t</i> +1))
2007	143,82	9.317,22	12,68	152.666,93
2008	174,99	11.134,1	13,71	160.249,35
2009	118,30	13.879	11,55	161.200,95
2010	224,22	14.819,17	10,88	176.239,65
2011	161,24	15.209	11,59	303.364
2012	156,37	22.283,5	13,61	209.640,5
2013	197,12	15.624	13,42	243.394,8
2014	197,12	17.419,5	13,97	221.394,46
2015	128,82	15.783,05	14,03	63.639,3
2016	236,36	6.148,8	10,54	92.617,76
2017	167,33	8.788,6	10,54	183.204,6
2018	209,91	10.877,33	16,84	232.983,6
2019	170,65	14.957,55	15,32	199.386,7
2020	143,82	13.017,84	15,58	

Proses Pelatihan (*Training*)

Proses pelatihan dilakukan menggunakan variabel *input* dari tahun 2007-2018 dan variabel *output* dari tahun 2008-2019. Berikut ini merupakan hasil dari setiap lapisan dalam proses pelatihan pada sistem prediksi produksi tembakau menggunakan ANFIS.

1. Lapisan 1

Dalam penelitian ini, dipilih untuk masing-masing *input* menggunakan jumlah derajat keanggotaan sebesar tiga buah berdasarkan hasil *error* yang paling kecil dari beberapa percobaan. Dalam proses pelatihan, parameter fungsi keanggotaan *input* didapatkan dari metode *Backpropagation Error*. Perhitungan parameter tersebut diperoleh menggunakan bantuan *software* MATLAB melalui ANFIS *Editor*.

Tabel 3.2 Derajat keanggotaan pelatihan *generalized bell* konstan

$X_{1,t}$			$X_{2,t}$			$X_{3,t}$		
A_1	A_2	A_3	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	C_3
0,671	0,358	0,006	0,742	0,358	0,0025	0,387	0,0126	0,006
0,038	1,000	0,035	0,284	0,691	0,0054	0,087	0,6955	0,022
1,000	0,043	0,002	0,055	0,999	0,0225	0,970	0,0010	0,002
0,002	0,110	0,983	0,034	0,997	0,0407	1,000	0,0004	0,001
0,135	0,937	0,014	0,028	0,985	0,0529	0,963	0,0011	0,002
0,221	0,820	0,011	0,002	0,111	1,0000	0,099	0,4969	0,019

0,008	0,853	0,218	0,023	0,959	0,0708	0,130	0,2090	0,015
0,007	0,824	0,238	0,011	0,666	0,2766	0,062	0,9877	0,032
0,994	0,097	0,003	0,022	0,945	0,0794	0,057	0,9967	0,035
0,001	0,043	1,000	1,000	0,111	0,0008	1,000	0,0002	0,001
0,075	0,992	0,021	0,865	0,291	0,0020	1,000	0,0002	0,001
0,004	0,387	0,626	0,333	0,638	0,0048	0,004	0,0010	1,000

2. Lapisan 2

Lapisan 2 merupakan perkalian dari derajat keanggotaan masing-masing *input*. Perkalian tersebut disesuaikan dengan *rules* dari aturan *fuzzy*. Secara matematis, perhitungan *firing strength* pada lapisan ini dapat dilihat pada Persamaan 3.1.

$$w_{i,t} = \mu_{A_j} \cdot \mu_{B_j} \cdot \mu_{C_j}, \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, 27 \text{ dan } j = 1, 2, 3 \quad (3.1)$$

Rules dalam sistem prediksi produksi tembakau dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Operasi logika *fuzzy*

Logika AND
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_1) then (<i>output</i> is $w_{1,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_2) then (<i>output</i> is $w_{2,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_3) then (<i>output</i> is $w_{3,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_1) then (<i>output</i> is $w_{4,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_2) then (<i>output</i> is $w_{5,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_3) then (<i>output</i> is $w_{6,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_1) then (<i>output</i> is $w_{7,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_2) then (<i>output</i> is $w_{8,t}$)
If ($X_{1,t}$ is A_1) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_3) then (<i>output</i> is $w_{9,t}$)

- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{10,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{11,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{12,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{13,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{14,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{15,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{16,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{17,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_2) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{18,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{19,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{20,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_1) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{21,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{22,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{23,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_2) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{24,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_1) then ($output$
is $w_{25,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_2) then ($output$
is $w_{26,t}$)
- If ($X_{1,t}$ is A_3) and ($X_{2,t}$ is B_3) and ($X_{3,t}$ is C_3) then ($output$
is $w_{27,t}$)

Tabel 3.4 Firing strength ($w_{i,t}$) pelatihan generalized bell konstan

$w_{1,t}$	$w_{2,t}$	$w_{3,t}$...	$w_{27,t}$
0.192598	0.00628019	0.0031740	...	0.00000009
0.000937	0.00751926	0.0002380	...	0.00000417
0.053297	0.00005738	0.0001224	...	0.00000009
0.000061	0.00000002	0.0000001	...	0.00005281
0.003670	0.00000428	0.0000088	...	0.00000175
0.000051	0.00025412	0.0000099	...	0.00020939
0.000023	0.00003764	0.0000027	...	0.00023064
0.000005	0.00007925	0.0000026	...	0.00210407
0.001237	0.02149176	0.0007464	...	0.00000785
0.001058	0.00000026	0.0000011	...	0.00000084
0.064924	0.00001592	0.0000672	...	0.00000004
0.000005	0.00000126	0.0012297	...	0.00299017

3. Lapisan 3

Lapisan ini merupakan lapisan yang menghasilkan *output normalized firing strength*. Persamaan untuk menghitung *normalized firing strength* adalah sebagai berikut.

$$\bar{w}_{i,t} = \frac{w_{i,t}}{\sum_{i=1}^{27} w_{i,t}}, \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, 27 \quad (3.2)$$

Tabel 3.5 $\bar{w}_{i,t}$ pelatihan generalized bell konstan

$\bar{w}_{1,t}$	$\bar{w}_{2,t}$	$\bar{w}_{3,t}$...	$\bar{w}_{27,t}$
0.415811	0.01355867	0.0068525	...	0.00000019
0.001107	0.00888548	0.0002813	...	0.00000492
0.048661	0.00005239	0.0001117	...	0.00000009
0.000052	0.00000002	0.0000001	...	0.00004493
0.003278	0.00000382	0.0000079	...	0.00000157
0.000070	0.00035296	0.0000137	...	0.00029082
0.000058	0.00009344	0.0000067	...	0.00057250

0.000004	0.00007185	0.0000023	...	0.00190771
0.000994	0.01726741	0.0005997	...	0.00000630
0.000911	0.00000022	0.0000009	...	0.00000072
0.051484	0.00001263	0.0000533	...	0.00000003
0.000005	0.00000126	0.0012343	...	0.00300141

4. Lapisan 4

Lapisan 4 merupakan lapisan neuron yang adaptif. Lapisan ini menghasilkan *output* berupa perkalian antara $\bar{w}_{i,t}$ dengan $f_i = p_i X_{1,t} + q_i X_{2,t} + r_i X_{3,t} + s_i$.

Tabel 3.6 Perhitungan *output* lapisan 4

Output Lapisan 4	
Output Linier	Output Konstan
$\bar{w}_{1,t} f_1 = \bar{w}_{1,t} (p_1 X_{1,t} + q_1 X_{2,t} + r_1 X_{3,t} + s_1)$	$\bar{w}_{1,t} f_1 = \bar{w}_{1,t} (s_1)$
$\bar{w}_{2,t} f_2 = \bar{w}_{2,t} (p_2 X_{1,t} + q_2 X_{2,t} + r_2 X_{3,t} + s_2)$	$\bar{w}_{2,t} f_2 = \bar{w}_{2,t} (s_2)$
$\bar{w}_{3,t} f_3 = \bar{w}_{3,t} (p_3 X_{1,t} + q_3 X_{2,t} + r_3 X_{3,t} + s_3)$	$\bar{w}_{3,t} f_3 = \bar{w}_{3,t} (s_3)$
\vdots	\vdots
$\bar{w}_{26,t} f_{26} = \bar{w}_{26,t} (p_{26} X_{1,t} + q_{26} X_{2,t} + r_{26} X_{3,t} + s_{26})$	$\bar{w}_{26,t} f_{26} = \bar{w}_{26,t} (s_{26})$
$\bar{w}_{27,t} f_{27} = \bar{w}_{27,t} (p_{27} X_{1,t} + q_{27} X_{2,t} + r_{27} X_{3,t} + s_{27})$	$\bar{w}_{27,t} f_{27} = \bar{w}_{27,t} (s_{27})$

Persamaan 3.3 merupakan persamaan untuk *output* model ANFIS.

$$y = A\theta \quad (3.3)$$

$$\theta = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (3.4)$$

Estimasi parameter konsekuensi θ (p_i, q_i, r_i , dan s_i) diperoleh melalui metode LSE Rekursif. Parameter tersebut akan diperbarui secara rekursif. Perhitungan LSE Rekursif menggunakan bantuan fungsi *recursivels* pada MATLAB. Pada *output* konstan, matriks A adalah matriks yang memiliki ordo 12×27 dan anggotanya merupakan $\bar{w}_{i,t}$ dapat dilihat pada Tabel 3.5. Variabel y dalam LSE Rekursif adalah data aktual produksi tembakau yang berisi 12 data yang membentuk matriks $y_{12 \times 1}$. *Output* parameter dari metode LSE Rekursif ini berupa matriks θ yang merupakan parameter konsekuensi (p_i, q_i, r_i , dan s_i).

Tabel 3.7 Parameter θ *generalized bell* konstan

Parameter	Output
s_1	123.273,43
s_2	975,17
s_3	2.785,004
:	:
s_{25}	9.866,42
s_{26}	37.230,68
s_{27}	3.777,85

Parameter θ yang sudah didapatkan tersebut digunakan untuk menentukan model ANFIS untuk sistem prediksi produksi tembakau. Secara matematis, model ANFIS dengan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan dapat dilihat pada Persamaan 2.10.

$$Y_{t+1} = \bar{w}_{1,t}(123.273,43) + \bar{w}_{2,t}(975,17) + \bar{w}_{3,t}(2.785,004) + \dots + \bar{w}_{25,t}(9.866,42) + \bar{w}_{26,t}(37.230,68) + \bar{w}_{27,t}(3.777,85) \quad (3.5)$$

5. Lapisan 5

Lapisan terakhir ini menghasilkan *output* proses pelatihan dari metode ANFIS. *Output* diperoleh melalui perkalian antara matriks A dengan parameter θ . Berikut ini merupakan *output* lapisan 5 dari masing-masing tipe linier dan konstan.

Tabel 3.8 *Output* proses pelatihan *generalized bell*

t + 1	Data Aktual	Output Tipe Linier	Output Tipe Konstan
2007	152.666,93	151.264,67	152.664,51
2008	160.249,35	158.573,43	160.253,10
2009	161.200,95	159.127,49	161.199,93
2010	176.239,65	174.011,47	176.237,94
2011	303.364	301.087,34	303.361,43
2012	209.640,5	206.317,24	209.635,73
2013	243.394,8	241.051,14	243.386,35
2014	221.394,46	218.784,84	221.383,88
2015	63.639,3	61.282,11	63.637,86
2016	92.617,76	91.671,05	92.614,76
2017	183.204,6	181.877,42	183.198,89

2018	232.983,6	231.340,05	232.903,60
------	-----------	------------	------------

Proses Pengujian (*Testing*)

Proses pengujian adalah proses memasukkan data baru yang tidak pernah dilatihkan sebelumnya yang bertujuan untuk menguji model matematis dari sistem prediksi. Perhitungan dalam proses ini sama dengan proses pelatihan namun tidak dilakukan pencarian nilai parameter dalam tahapan proses pengujian. Proses pengujian dilakukan menggunakan variabel *input* tahun 2019 dan variabel *output* tahun 2020.

Tabel 3.9 *Output* proses pengujian *generalized bell*

Data	<i>Generalized Bell</i>		<i>Gaussian</i>		
	Aktual	linier	Konstan	Linier	Konstan
199.386,7	224.481		199.205,2	227.985,6	191.039,9

Tabel 3.9 menunjukkan bahwa fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe *output* konstan menujukkan hasil yang mendekati data aktual. Hasil ANFIS menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe output konstan menghasilkan produksi tembakau sebesar 199.205,2 kuintal terpaut selisih sebesar 181,5 kuintal dengan data aktual. Dari proses pengujian didapatkan bahwa fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe *output* konstan menghasilkan pengujian ANFIS yang paling baik untuk sistem prediksi produksi tembakau.

Proses Prediksi

Proses prediksi ini dilakukan untuk produksi tembakau di masa mendatang. Alur penggeraan pada proses prediksi sama dengan proses pengujian. Data *input* yang digunakan untuk prediksi dimasukkan ke setiap lapisan jaringan ANFIS. Proses prediksi menggunakan data *input* tahun 2020 untuk memprediksi *output* tahun 2021. Berikut ini merupakan variabel *input* yang digunakan.

Tabel 3.10 Prediksi produksi tembakau *generalized bell*

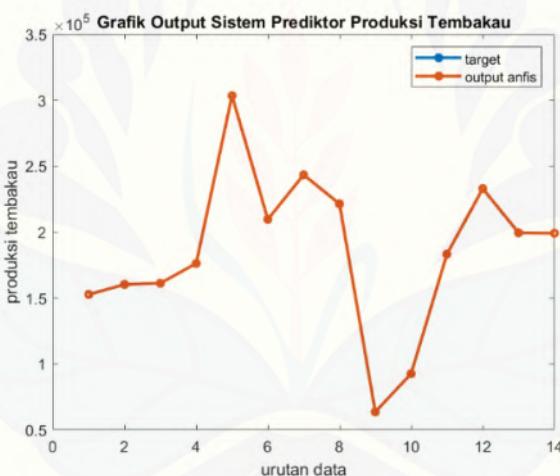
<i>Generalized Bell</i>		<i>Gaussian</i>	
<i>Output</i> Linier	<i>Output</i> Konstan	<i>Output</i> Linier	<i>Output</i> Konstan
198.283,77	199.603,71	199.485,96	186.689,83

Tabel 3.10 menunjukkan bahwa prediksi ANFIS untuk produksi tembaku Kabupaten Jember pada tahun 2021 terletak pada rentang 186.689,83 kuintal sampai dengan 199.603,71 kuintal. Model terbaik ANFIS yang sudah didapatkan sebelumnya dengan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan menunjukkan prediksi produksi tembakau pada tahun 2021 sebesar 199.603,71 kuintal. Hal ini menunjukkan bahwa pada tahun 2021 produksi tembakau

mengalami kenaikan yang tidak terlalu jauh dari tahun 2020 yakni sebesar 217,01 kuintal.

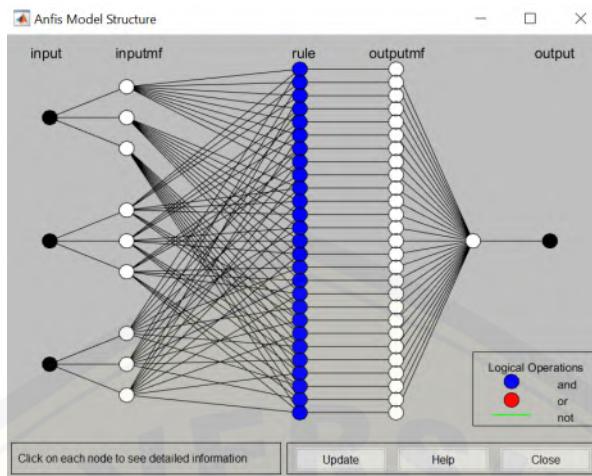
Tabel 3.1 menunjukkan bahwa angka produktivitas tembakau untuk prediksi tahun 2020 dan tahun 2021 tidak jauh berbeda yakni sebesar 15,32% dan 15,58% sehingga mengakibatkan produksi tembakau tahun 2020 dan tahun 2021 juga tidak terlalu jauh berbeda. Berdasarkan literatur, curah hujan yang tinggi dapat mengakibatkan tanaman tembakau layu sehingga produksi tembakau dapat berkurang [13]. Tabel 3.1 menunjukkan bahwa jumlah curah hujan untuk prediksi tahun 2021 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan tersebut mengakibatkan produksi tembakau tahun 2021 bertambah dibandingkan dengan produksi tembakau tahun 2020. Berdasarkan hal tersebut, diperoleh bahwa produktivitas tembakau dan curah hujan berpengaruh terhadap jumlah produksi tembakau.

Perbandingan antara data aktual dengan *output* pelatihan, pengujian, dan prediksi menggunakan *generalized bell* tipe *output* konstan dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Grafik target dan *output* ANFIS tipe konstan

Gambar 3.1 menunjukkan bahwa grafik antara target dengan *output* ANFIS saling berimpit. Hal ini berarti bahwa perbandingan keduanya tidak terlalu jauh berbeda. *Output* ANFIS yang dihasilkan mendekati target yang dituju. *Software* MATLAB sudah menyediakan *toolbox* yang dapat digunakan untuk memprediksi data menggunakan ANFIS. *Toolbox* tersebut adalah ANFIS *Editor*. ANFIS *Editor* dapat diakses dengan cara mengetik anfisedit pada *command window*. struktur jaringan ANFIS sistem prediksi produksi tembakau dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Struktur jaringan model ANFIS untuk prediksi tembakau

Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE adalah nilai rata-rata perbedaan absolut yang ada diantara nilai prediksi dan nilai asli yang digambarkan sebagai hasil persen dari nilai asli [18]. Berikut ini merupakan persamaan untuk menghitung MAPE.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - p_i|}{y_i}}{n} \times 100\% \quad (3.6)$$

Dimana y_i adalah data aktual, p_i adalah *output* ANFIS, dan n adalah banyak data.

Tabel 3.11 Perbandingan MAPE proses pelatihan

Fungsi Keanggotaan	Tipe Output	MAPE Perhitungan Manual	MAPE ANFIS Editor	Kriteria
Generalized Bell	Linier	1,29%	1,36%	Sangat Baik
Generalized Bell	Konstan	0,0049%	0,00015%	Sangat Baik
Gaussian	Linier	0,511%	0,511%	Sangat Baik
Gaussian	Konstan	0,0088%	0,0003%	Sangat Baik

MAPE paling kecil pada proses pelatihan ditunjukkan oleh fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe *output* konstan. Hasil MAPE yang dihasilkan pada perhitungan manual sebesar 0,0049% sedangkan pada perhitungan ANFIS *Editor* sebesar 0,00015%. Hasil tersebut termasuk pada *range* dengan model prediksi sangat baik.

Tabel 3.12 Perbandingan MAPE proses pengujian

Fungsi Keanggotaan	Tipe Output	MAPE Perhitungan Manual	MAPE ANFIS Editor	Kriteria
Generalized Bell	Linier	11.13%	12,59%	Baik
Generalized Bell	Konstan	0.12%	0,09%	Sangat Baik
Gaussian	Linier	14.46%	14,34%	Baik
Gaussian	Konstan	4.19%	4,19%	Sangat Baik

Hasil MAPE paling kecil pada proses pengujian ditunjukkan oleh fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan. MAPE yang dihasilkan pada perhitungan manual dan ANFIS *Editor* berturut-turut sebesar 0,12% dan 0,09%. Berdasarkan analisis tingkat akurasi MAPE [18] pada proses pelatihan dan pengujian didapatkan model ANFIS terbaik untuk sistem prediksi produksi tembakau Kabupaten Jember adalah menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan.

Akurasi prediksi tersebut menunjukkan bahwa model yang dibuat untuk sistem prediksi produksi tembakau sudah sangat baik. Model dapat menunjukkan hasil yang akurat terkait jumlah produksi tembakau. Akurasi model tersebut juga menunjukkan bahwa variabel *input* yang digunakan sudah sesuai dan berpengaruh terhadap produksi tembakau. Variabel yang paling berpengaruh dan berkaitan erat dengan produksi tembakau adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya, model ANFIS terbaik untuk sistem prediksi produksi tembakau adalah menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* dengan tipe *output* konstan dengan jumlah fungsi keanggotaan sebesar 3 buah. Hasil prediksi produksi tembakau di Kabupaten Jember pada tahun 2021 adalah 199.603,71 kuintal. Variabel yang paling berpengaruh dan harus diperhatikan kedepannya terhadap produksi tembakau tersebut adalah curah hujan dan produktivitas tembakau.

Model ANFIS sistem prediksi produksi tembakau terbaik dengan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan menghasilkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada proses pelatihan dan pengujian berturut-turut sebesar 0,00015% dan 0,091%. Hasil MAPE yang dihasilkan kurang dari 10%. Angka tersebut menunjukkan bahwa model ANFIS sangat akurat. Model dengan tipe *output* konstan menunjukkan hasil lebih baik dibanding dengan tipe *output* linier. Metode ANFIS adalah metode yang akurat dan cocok digunakan untuk prediksi produksi.

MAPE model ANFIS yang dihasilkan oleh perhitungan manual dan ANFIS *editor* tidak jauh berbeda. Model ANFIS terbaik dengan fungsi keanggotaan *generalized bell* tipe *output* konstan memiliki *error* pengujian berturut-turut sebesar 0,12% untuk perhitungan manual dan 0,09% untuk ANFIS *editor*. Perhitungan

model menggunakan ANFIS *editor* menghasilkan *output* yang lebih akurat dan disarankan menggunakan data *timeseries* yang lebih banyak untuk hasil yang lebih baik.

REFERENSI

- [1] Kementerian Keuangan. 2021. *APBN KITA (Kinerja dan Fakta)*. Jakarta: Kementerian Keuangan Republik Indonesia.
- [2] Badan Pusat Statistik Jember. 2021. Luas Panen, Rata-Rata Produksi, dan Total Produksi Tembakau Voor Oogst Kasturi Menurut Kecamatan. <https://jemberkab.bps.go.id/statictable/2020/11/10/220/luas-panen-rata-rata-produksi-dan-total-produksi-tembakau-voor-oogst-kasturi-menurut-kecamatan-2019.html> [Diakses pada 09 Mei 2021].
- [3] F. Liza, dan W. Sulistijanti, "Predksi Produksi Dan Luas Area Tanam Tembakau Di Indonesia Dengan Metode Artificial Neural Network." *Prosiding Seminar Edusainstech. EDUSAINTEK*, vol. 4, pp. 319-333, 2020.
- [4] J. Sarkar, Z. H. Prottoy, M. T. Bari, dan M. A. Al Faruque, "Comparison of ANFIS and ANN modeling for predicting the water absorption behavior of polyurethane treated polyester fabric" *Heliyon*, vol. 7, no. 9, 2021, doi : [10.1016/j.heliyon.2021.e08000](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e08000).
- [5] R. Del, V. X. C. Narca, F. T. J. Laconsy, dan C. J. Alliac, "Weather Forecasting Rain Probability in Cebu Using ANFIS and Bayesian Network." *In: 2021 1st International Conference in Information and Computing Research (iCORE)*, pp. 39-43, 2021, doi: [10.1109/iCORE54267.2021.00026](https://doi.org/10.1109/iCORE54267.2021.00026).
- [6] S. Kusumadewi, S. Hartati, A. Harjoko, dan R. Wardoyo, *Fuzzy multiattribute decision making (fuzzy madm)*, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.
- [7] T. N. Ruminta, "Simulasi dan Prediksi Curah Hujan dan Produksi Tanaman Di Jawa Barat Menggunakan ANFIS." *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 13, no. 2, pp. 83-94, 2017, doi : [10.24198/jmi.v13.n2.11844.83-94](https://doi.org/10.24198/jmi.v13.n2.11844.83-94).
- [8] R. F. Rahmat, Nurmawan, S. Sembiring, M. F. Syahputra, dan Fadli, "Adaptive neuro-fuzzy inference system for forecasting rubber milk production". *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 308 no. 1, pp. 1-11, 2018, doi : [10.1088/1757-899X/308/1/012014](https://doi.org/10.1088/1757-899X/308/1/012014).
- [9] W. Suparta dan A. A. Samah, "Rainfall prediction by using ANFIS times series technique in South Tangerang, Indonesia". *Geodesy and Geodynamics*, vol. 11, no. 6, pp. 411-417, 2020, doi : [10.1016/j.geog.2020.08.001](https://doi.org/10.1016/j.geog.2020.08.001).
- [10] D. J. Armaghani dan P. G. Asteris, "A comparative study of ANN and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength." *Neural Computing and Applications*, vol. 33, no. 9, pp. 4501-4532, 2021, doi : [10.1007/s00521-020-05244-4](https://doi.org/10.1007/s00521-020-05244-4).
- [11] S. A. Hardiyanti dan Q. Shofiyah, "Prediksi kasus COVID-19 di Indonesia menggunakan metode adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)." *In Prosiding Seminar Nasional Terapan Riset Inovatif (SENTRINOV)*, vol. 6, no. 1, pp. 974-981, 2020.
- [12] A. H. Nurcahyono, F. Nhita, D. Saepudin, dan A. Aditsania, "Price prediction of chili in bandung regency using support vector machine (SVM) optimized with an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)." *In 2019 7th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, pp. 1-6, 2019, doi : [10.1109/ICoICT.2019.8835367](https://doi.org/10.1109/ICoICT.2019.8835367).
- [13] N. Herlina, N. Azizah, dan E. P. Pradiga, "Pengaruh Suhu dan Curah Hujan terhadap Produktivitas Tembakau (*Nicotiana tabacum* L.) di Kabupaten Malang." *PLANTROPICA*:

- [14] M. Lutfi dan N. Baladina, “Analisis efisiensi teknis penggunaan faktor produksi pertanian pada usahatani tembakau (Studi kasus di Desa Polagan Kecamatan Galis Kabupaten Pamekasan).” *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)*, vol. 2, no. 3, pp. 226-233, 2018, doi : [10.21776/ub.jepa.2018.002.03.7](https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2018.002.03.7).
- [15] Soetriono, E. Solihahani, F. A. Zulan, N. Inayatin, N. Susanti, dan Q. Zuniana, *Agribisnis Tembakau Besuki Na-Oogst*, Jember: Surya Pena Gemilang, 2014.
- [16] E. Sumartono, “Analisis Produksi Tembakau Rajangan Tipe Magelangan dalam Pola Kemitraan CV. Merabu-PT. Djarum Kudus.” *Jurnal AGRISEP: Kajian Masalah Sosial Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, vol. 14, no. 2, pp. 131-146, 2015, doi : [10.31186/jagrisep.14.2.131-146](https://doi.org/10.31186/jagrisep.14.2.131-146).
- [17] T. Mustaqim, K. Umam, dan M. A. Muslim, “Twitter text mining for sentiment analysis on government’s response to forest fires with vader lexicon polarity detection and k-nearest neighbor algorithm.” *6th International Conference in Mathematics, Science, and Education (ICMSE 2019) Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1567, no. 3, pp.032024, 2020, doi : 10.1088/1742-6596/1567/3/032024.
- [18] I. Nabillah dan I. Ranggadara, “Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut.” *JOINS (Journal of Information System)*, vol. 5, no. 2, pp. 250-255, 2020, doi : 10.33633/joins.v5i2.3900.



Petunjuk Penulisan Naskah InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer (TNR Bold 20 Maksimal 14 Kata)

Mudrik Alaydrus^{1*}, Andi Adriansyah¹, Julpri Andika²

¹Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana,

Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia

²Teknik Informatika, Universitas Mercu Buana,

Jl. Meruya Selatan, Jakarta 11650, Indonesia

*mudrikalaydrus@yahoo.com (Corresponding Email only)

Abstrak (TNR 10 Bold Italic):

Abstrak terdiri dari 200-250 kata dalam bentuk paragraf tunggal. Abstrak harus jelas, informatif, deskriptif dan menggambarkan pernyataan yang jelas mengenai masalah, pendekatan solusi yang ditawarkan, menjelaskan temuan utama dan kesimpulan yang didapatkan. Nomenklatur dan peristilahan standar harus digunakan serta hindari penggunaan singkatan. Tidak perlu mensitisasi studi pustaka pada bagian ini. Abstrak harus ditutup dengan kata kunci di kolom sebelahnya. Panduan ini menjadi syarat bagi penulisan Jurnal InComTech, format standar dan dapat juga digunakan sebagai template (Abstrak TNR 10).

Copyright © 2020 Universitas Mercu Buana.
All right reserved.

Keywords:

Panduan;
Penulisan;
Format;
Judul;
Abstrak

(terdiri dari 3-4 kata, dipisahkan oleh titik koma, 10 Times New Roman)

Article history:

Received Jun x, 20xx

Revised Nov x, 20xx

Accepted Dec x, 20xx

DOI:

10.22441/incomtech.v10i3.7777

1. PENDAHULUAN (10%)

Berisi latar belakang, rasional, dan atau urgensi penelitian. Sitasi referensi perlu dicantumkan dalam bagian ini, hubungannya dengan justifikasi urgensi penelitian, pemunculan permasalahan penelitian, alternatif solusi, dan solusi yang dipilih. Cara penulisan sumber dalam teks perlu menunjukkan secara jelas nama author dan sitasi sumber, yang berupa tahun terbit dan halaman tempat naskah berada. Sebagai contoh adalah: ... hasil penelitian menunjukkan bahwa lebih dari 70% siswa tidak mampu mengenali permasalahan otentik ... [1]. (Indentation = 0.5 cm).

Derajat kemutakhiran bahan yang diacu dengan melihat proporsi 10 tahun terakhir dan mengacu pustaka primer (jurnal internasional atau konferensi internasional) [2, 3]. Permasalahan dan tujuan, serta kegunaan penelitian ditulis secara naratif dalam paragraf-paragraf, tidak perlu diberi subjudul khusus. Demikian pula definisi operasional, apabila dirasa perlu, juga ditulis naratif [4].

Pendahuluan ditulis dengan TNR-12 tegak, bold, dengan spasi 1. Tiap paragraf diawali kata yang menjorok ke dalam 0.5 cm dari tepi kiri tiap kolom [5, 6]. Kertas A4, margin Top/Bottom 3 cm, mirror margin Inside/Outside 3.5 cm [7, 8].

2. METODE (30%)

Berisi jenis penelitian, waktu dan tempat penelitian, target/sasaran, subjek penelitian, prosedur, instrumen dan teknik analisis data serta hal-hal lain yang berkait dengan cara penelitiannya. target/sasaran, subjek penelitian, prosedur, data dan instrumen, dan teknik pengumpulan data, serta teknik analisis data serta hal-hal lain yang berkait dengan cara penelitiannya dapat ditulis dalam sub-subbab, dengan sub-subheading [9, 10]. Subjudul perlu diberi notasi, 2.1 dan seterusnya. Sub-sub judul tidak perlu diberi notasi, namun ditulis dengan huruf kecil berawalan huruf non-kapital, TNR-12 unbold, rata kiri [11].

2.1 Penelitian Kualitatif

Khususnya untuk penelitian kualitatif, waktu dan tempat penelitian perlu dituliskan secara jelas (untuk penelitian kuantitatif, juga perlu). Target/subjek penelitian (untuk penelitian kualitatif) atau populasi-sampel (untuk penelitian kuantitatif) perlu diuraikan dengan jelas dalam bagian ini [10].

Perlu juga dituliskan teknik memperoleh subjek (penelitian kualitatif) dan atau teknik samplingnya (penelitian kuantitatif). Prosedur perlu dijabarkan menurut tipe penelitiannya. Bagaimana penelitian dilakukan dan data akan diperoleh, perlu diuraikan dalam bagian ini [12].

2.2. Penelitian Eksperimental

Untuk penelitian eksperimental, jenis rancangan (*experimental design*) yang digunakan sebaiknya dituliskan di bagian ini. Macam data, bagaimana data dikumpulkan, dengan instrumen yang mana data dikumpulkan, dan bagaimana teknis pengumpulannya, perlu diuraikan secara jelas dalam bagian ini.

Bagaimana memaknakan data yang diperoleh, kaitannya dengan permasalahan dan tujuan penelitian, perlu dijabarkan dengan jelas. (Catatan: Sub-subbab bisa berbeda, menurut jenis atau pendekatan penelitian yang digunakan. Jika ada prosedur atau langkah yang sifatnya sekuensial, dapat diberi notasi (angka atau huruf) sesuai posisinya) [10-12].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN (55%)

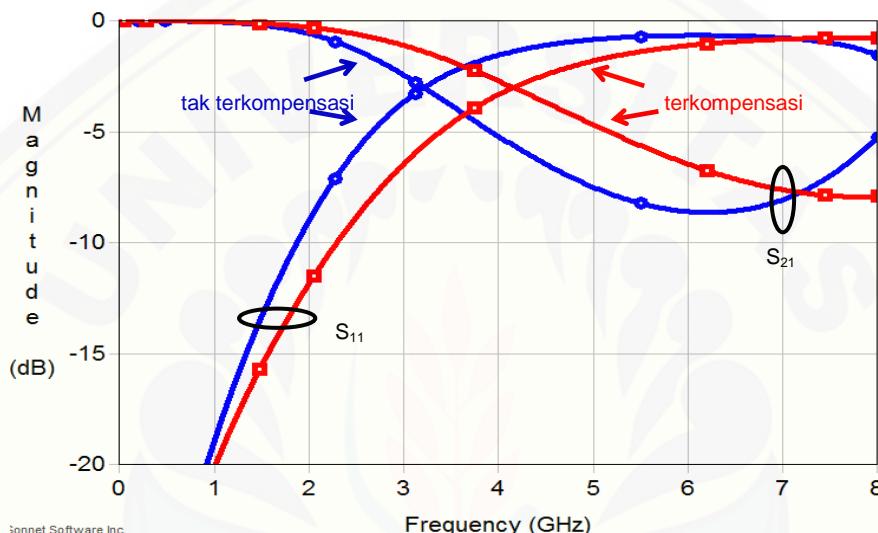
Hasil penelitian disajikan dalam bentuk grafik, tabel, atau deskriptif. Analisis dan interpretasi hasil ini diperlukan sebelum dibahas.

Tabel dituliskan di tengah atau di akhir setiap teks deskripsi hasil/perolehan penelitian, TNR 10. Bila lebar Tabel tidak cukup ditulis dalam setengah halaman, maka dapat ditulis satu halaman penuh. Judul Tabel ditulis dari kiri rata tengah, semua kata diawali huruf besar, kecuali kata sambung. Kalau lebih dari satu baris dituliskan dalam spasi tunggal. Sebagai contoh, dapat dilihat Tabel 1 (hindari penulisan tabel di bawah ini atau tabel di atas).

Tabel 1. Data Lebar dan Panjang Gelombang Setiap Strip

	Mikrostrip feed	Impedansi besar	Impedansi kecil
Nilai impedansi	50 Ω	93 Ω	24 Ω
Lebar strip	0,7891 mm	0,1517 mm	2,6336 mm
Panjang gelombang	30,0761 mm	31,4213 mm	28,2787 mm

Hasil berupa gambar, atau data yang dibuat gambar/skema/grafik/diagram/sebangsanya, pemaparannya juga mengikuti aturan yang ada; judul atau nama gambar ditaruh di bawah gambar, dari kiri, dan diberi jarak 1 spasi dari gambar. Bila lebih dari 1 baris, antarbaris diberi spasi tunggal. Sebagai contoh, dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Filter Lowpass dengan Aproksimasi Butterworth

Pembahasan difokuskan pada mengaitkan data dan hasil analisisnya dengan permasalahan atau tujuan penelitian dan konteks teoretis yang lebih luas. Dapat juga pembahasan merupakan jawaban pertanyaan mengapa ditemukan fakta seperti pada data.

Pembahasan ditulis melekat dengan data yang dibahas. Pembahasan diusahakan tidak terpisah dengan data yang dibahas.

4. KESIMPULAN (5%)

Kesimpulan dapat bersifat generalisasi temuan sesuai permasalahan penelitian. Temuan dapat dinyatakan per kasus pada pengujian atau dinyatakan secara keseluruhan. Kesimpulan kualitatif dapat disebutkan tetapi tidak mengulangi pembahasan yang telah disampaikan sebelumnya. Kesimpulan dapat pula berupa rekomendatif untuk langkah selanjutnya.

REFERENSI

Penyusunan Referensi yang mengikuti teknik yang standar harus dilakukan secara baku dan konsisten. Semua referensi harus disitasi pada tulisan dan sebaliknya. Untuk menjaga konsistensi cara pengacuan, pengutipan dan daftar

pustaka sebaiknya menggunakan aplikasi Reference Manager, seperti, Mendeley, atau aplikasi berbayar yang lain.

Referensi menggunakan aturan IEEE Style. Referensi ditulis dalam TNR 10, spasi tunggal, antar Referensi diberi jarak 1 spasi. Setiap artikel harus menuliskan minimal 15 buah referensi, dengan 80% berasal dari sumber utama (jurnal dan konferensi) dengan waktu terbitan 5 tahun terakhir. Sebagian contoh cara penulisan referensi, diberikan sebagai berikut.

- [1] Sommerville, *Software Engineering*, 8th Ed. Boston, MA: Pearson Education Ltd, 2006.
- [2] S. M. Metev and V. P. Veiko, *Laser Assisted Microtechnology*, 2nd ed., R. M. Osgood, Jr., Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1998.
- [3] J. Breckling, Ed., *The Analysis of Directional Time Series: Applications to Wind Speed and Direction*, ser. Lecture Notes in Statistics. Berlin, Germany: Springer, 1989, Vol. 61.
- [4] H. M. Deitel, P. J. Deitel, "Strings and characters," in *Java How To Program*, 4th Ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002, ch. 10, sec. 5, pp. 542 – 547.
- [5] J. W. Cooper, "The singleton pattern," in *Introduction to Design Patterns in C#*. Boston, MA: Addison Wesley, 2002, pp. 145 – 148.
- [6] A. Ibrahim, et. al., "Determining technological innovation and competitiveness: a cross organizational analysis of the Malaysian manufacturing industry," *The Asian Journal of Technology Management*, vol.1, no. 2, pp. 71 – 89, December 2008. DOI: 10.1109/MITP.2018.2876534
- [7] T. E. Roden, I. Parberry, D. Ducrest, "Toward mobile entertainment: a paradigm for narrative-based audio only games," *Science of Computer Programming*, Vol. 5, No. 2, pp. 76-90, April 2007.
- [8] R. Hadrup, et al., "Designing an auditory W-LAN based game," in *Proc. Mobile Entertainment: User-Centered Perspectives*, Manchester, UK., 2004, pp. 207–214.
- [9] R. Frinkel, R. Taylor, R. Bolles, R. Paul, "An overview of AL, programming system for automation," in *Proc. Fourth Int. Join Conf. Artif. Intel.*, Banglore, India, September, 3-7, 2006, pp. 758-765.
- [10] E.V. Buskirk. (2009, August 6). *Denial-of-Service Attack Knocks Twitter Offline* [Online]. Available: <http://www.wired.com/epicenter/2009/08/twitter-apparently-down/>
- [11] Admin, "The academic writing help center referencing: IEEE", *University of Ottawa*, [Online]. Tersedia: <http://www.sass.uOttawa.ca/writing> [Diakses 30 September 2011].
- [12] B. Paynter, "Robodinos: what could possibly go wrong?", *Wired*, 20 Juli 2009, [Online]. Tersedia: http://www.wired.com/entertainment/magazine/17-08/st_robodinos [Diakses: 25 Juli 2010].
- [13] J. W. Cooper, "The singleton pattern," in *Introduction to Design Patterns in C#*. Boston, MA: Addison Wesley, 2002, pp. 145 – 148.
- [14] R. Hadrup, et al., "Designing an auditory W-LAN based game," in *Proc. Mobile Entertainment: User-Centered Perspectives*, Manchester, UK., 2004, pp. 207–214.
- [15] R. Frinkel, R. Taylor, R. Bolles, R. Paul, "An overview of AL, programming system for automation," in *Proc. Fourth Int. Join Conf. Artif. Intel.*, Banglore, India, September, 3-7, 2006, pp. 758-765.



InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer

Gedung Tedja Buana Lt. 4

Jl. Menteng Raya No. 29

Jakarta Pusat

Phone : (021) 31935454 / 31934474

Fax (021) 31934474

Email : mtel@mercubuana.ac.id

Web : <http://www.mte.mercubuana.ac.id>

