

**ANALISIS PREDIKSI KEJADIAN *EL NINO* DENGAN MENGGUNAKAN
METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)
(STUDI KASUS: KABUPATEN MESUJI LAMPUNG)**

(Skripsi)

Oleh:

RAFI RAMADHAN CH

2055011019



**JURUSAN TEKNIK SIPIL
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG**

2024

ABSTRAK

ANALISIS PREDIKSI KEJADIAN *EL-NINO* DENGAN MENGGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN) (STUDI KASUS: KABUPATEN MESUJI, PROVINSI LAMPUNG).

Oleh

Rafi Ramadhan Ch

Indonesia sebagai negara tropis mengalami dua musim dan sering terpengaruh oleh El-Nino yang dapat menyebabkan pola curah hujan yang tidak teratur dan peningkatan tingkat kekeringan. Masalah penelitian berkisar pada kebutuhan untuk meminimalisir dan mempersiapkan dampak El-Nino, terutama di daerah seperti Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung. Tujuan penelitian ini adalah untuk menilai kelayakan model Artificial Neural Network dalam memprediksi peristiwa El-Nino dan untuk mendapatkan model prediksi El-Nino di Kabupaten Mesuji. Metodologi melibatkan penggunaan data meteorologi dari ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts untuk periode dari Januari 2014 hingga Desember 2023. Variabel seperti Evaporasi Potensial, komponen angin Zonal (U) dan Meridional (V) pada ketinggian 10 meter, radiasi termal permukaan bersih, suhu udara pada ketinggian 2 meter, dan total presipitasi dipertimbangkan. Hasil dari penelitian ini didapatkan kombinasi dengan Jumlah Hidden Layer, Learning Rate, dan Konstanta Momentum secara berurutan dengan nilai sebagai berikut: "[15,0.08,0.6]". Hal ini karena kombinasi Model ini menghasilkan MSE Training (0.00105), MSE Testing (0.00123), MAPE Training (14.61%) dan MAPE Testing (12.91%). Maka prediksi kejadian El-Nino menggunakan metode Artificial Neural Network dapat menjelaskan dan meramalkan kejadian presipitasi yang kemudian merepresentasikan kejadian El-Nino di Kabupaten Mesuji.

Kata kunci: El-Nino, Artificial Neural Network (ANN), Prediksi

ABSTRACT

PREDICTION ANALYSIS OF EL-NINO EVENTS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) METHOD (CASE STUDY: MESUJI DISTRICT, LAMPUNG PROVINCE).

By

Rafi Ramadhan Ch

Indonesia, as a tropical country, experiences two seasons and is often affected by El-Nino, which can lead to irregular rainfall patterns and increased levels of drought. The research problem revolves around the need to minimize and prepare for the impacts of El-Nino, particularly in areas like Mesuji Regency, Lampung Province. The aim of this study is to assess the feasibility of the Artificial Neural Network model in predicting El-Nino events and to obtain a predictive model for El-Nino in Mesuji Regency. The methodology involves the use of meteorological data from the ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts for the period from January 2014 to December 2023. Variables such as Potential Evaporation, Zonal (U) and Meridional (V) wind components at a height of 10 meters, Net surface thermal radiation, Air temperature at a height of 2 meters, and Total precipitation are considered. The results of this study found a combination with the Number of Hidden Layers, Learning Rate, and Momentum Constant in the following sequence: “[15,0.08,0.6]”. This is because this Model combination produced an MSE Training (0.00105), MSE Testing (0.00123), MAPE Training (14.61%), and MAPE Testing (12.91%). Therefore, the prediction of El-Nino events using the Artificial Neural Network method can explain and forecast precipitation events, which then represent the occurrence of El-Nino in Mesuji Regency.

Keywords: El-Nino, Artificial Neural Network (ANN), Prediction

**ANALISIS PREDIKSI KEJADIAN *EL NINO* DENGAN MENGGUNAKAN
METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)
(STUDI KASUS: KABUPATEN MESUJI LAMPUNG)**

Oleh

RAFI RAMADHAN CH

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Sipil
Fakultas Teknik Universitas Lampung**



**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi

**: ANALISIS PREDIKSI KEJADIAN *EL NINO*
DENGAN MENGGUNAKAN METODE
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)
(STUDI KASUS: KABUPATEN MESUJI
LAMPUNG)**

Nama Mahasiswa

: Rafi Ramadhan Ch

Nomor Pokok Mahasiswa : 2055011019

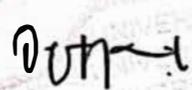
Program Studi : Teknik Sipil

Fakultas : Teknik

MENYETUJUI

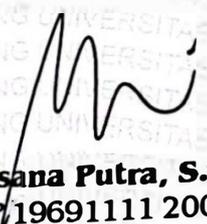
1. Komisi Pembimbing


Dr. Ir. Endro Prasetyo W., S.T., M.Sc.
NIP 19700129 199512 1 001


Prof. Dr. Dyah Indriana K., S.T., M.Sc.
NIP 19691219 199512 2 001

2. Ketua Jurusan Teknik Sipil

3. Ketua Program Studi Teknik Sipil

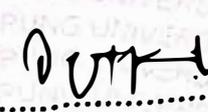

Sasana Putra, S.T., M.T.
NIP 19691111 200003 1 002

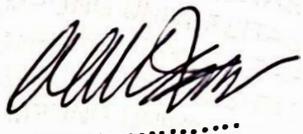

Dr. Suyadi, S.T., M.T.
NIP 19741225 200501 1 003

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Dr. Ir. Endro Prasetyo W., S.T., M.Sc.** 

Sekretaris : **Prof. Dr. Dyah Indriana K., S.T., M.Sc.** 

Penguji
Bukan Pembimbing : **Ir. Ahmad Zakaria, M.T., Ph.D.** 

2. Dekan Fakultas Teknik

 
Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.
NIP 19750928 200112 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 12 Juli 2024

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini adalah:

Nama : Rafi Ramadhan Ch
NPM : 2055011019
Prodi/Jurusan : S1/Teknik Sipil
Fakultas : Teknik Universitas Lampung

Dengan ini menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahun saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebut dalam daftar pustaka.

Atas pernyataan ini, apabila di kemudian hari ternyata ditemukan adanya ketidakbenaran, saya bersedia menanggung akibat dan sanksi sesuai hukum yang berlaku

Bandar Lampung,

2024




Rafi Ramadhan Ch
NPM. 2055011019

PERSEMBAHAN

Rasa Puji dan Syukur alhamdulillah saya ucapkan karena berkat rahmat dan hidayah Allah SWT hingga akhirnya saya bisa menyelesaikan tugas akhir skripsi ini, dan juga shalawat beserta salam tak lupa saya haturkan kepada Baginda Nabi Muhammmad SAW.

Karya tulis ini saya persembahkan kepada:

Kedua orang tuaku, Bapak Maisani Liswan dan Ibu Elfita Zaharo yang dengan tulus dan kerja keras telah mendidik dan membesarkan saya. Mereka selalu mendoakan, menyayangi, dan memberikan teladan. Saya menghargai semua perjuangan, kesabaran, pengertian, dan kepercayaan besar yang telah mereka berikan untuk mendukung pencapaian saya.

Dosen – dosen Teknik Sipil yang telah memberikan bimbingan dan arahan serta pengajaran selama saya berkuliah di Teknik Sipil. Khususnya kepada Bapak Dr. Ir. Endro Prasetyo W., S.T., M.Sc. dan Ibu Prof. Dr. Dyah Indriana K, S.T., M.Sc. yang sangat saya hormati dan sayangi karena telah senantiasa mau membimbing saya dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Dan Tak Lupa saya ucapkan terimakasih kepada jajaran staff “Green Day” karena dalam makna dan alunan nada yang telah dirangkai, sangat membantu membangkitkan semangat penulis dalam pengerjaan skripsi ini agar tidak “mager” dan “stres”.

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama Rafi Ramadhan Chaniago, dilahirkan di Kota Metro pada tanggal 03 Desember 2001 sebagai anak bungsu dari ketiga putra putri pasangan Bapak Drs. Maisani Liswan dan Ibu Dra. Elfita Zaharo.

Penulis memulai jenjang pendidikan di usia 7 tahun di SD Muhammadiyah Metro Pusat pada tahun 2013. Kemudian melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 1 Kota Metro pada tahun 2013 dan di selesaikan pada tahun 2016. Selanjutnya penulis melakukan pendidikan SMA di SMA Negeri 1 Kota Metro, Provinsi Lampung pada tahun 2016 dan lulus pada tahun 2019. Kemudian pada tahun 2020 penulis kemudian melanjutkan pendidikan perguruan tinggi di Universitas Lampung pada Program Studi S1 Teknik Sipil.

Pada tahun 2020 – 2023 penulis tergabung dan aktif dalam Himpunan Mahasiswa Teknik Sipil (HIMATEKS) Universitas Lampung. Selama masa kuliah di perguruan tinggi penulis telah menjalani kegiatan perkuliahan, Kuliah Kerja Nyata (KKN) dan Kerja Praktik (KP). Penulis melaksanakan kegiatan KKN di Kampung Mekar Jaya, Kecamatan Bangun Rejo, Kabupaten Lampung Timur, Provinsi Lampung selama 40 hari yakni pada Periode 2 Tahun 2023. Kemudian Penulis melaksanakan kegiatan Kerja Praktik di Proyek Gelanggang Olahraga Way Halim Bandar Lampung selama tiga bulan masa pelaksanaan.

Dalam pengambilan tugas akhir untuk skripsi, penulis melakukan penelitian dengan judul “Analisis Prediksi Kejadian El-Nino Dengan Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN) (Studi Kasus: Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung).

MOTO

“Dan Kami perintahkan kepada manusia (berbuat baik) kepada dua orang ibu-bapanya; ibunya telah mengandungnya dalam keadaan lemah yang bertambah-tambah, dan menyapihnya dalam dua tahun. Bersyukurlah kepada-Ku dan kepada dua orang ibu bapakmu, hanya kepada-Kulah kembalimu.”

(QS. Luqman ayat 14)

“Adaik basandi syarak, syarak basandi Kitabulla”

(Syekh Sulaiman ar-Rasuli)

“Drenched in my pain again becoming who we are”

“Yet they’ll never have Someone like you to guard them and help along the way”

*“Well don’t look away from the arms of a bad dream, well don’t look away
sometimes you’re better lost than to be seen”*

(Green Day)

"Berhentilah mengeluh dan mulailah bergerak. Jangan biarkan diri terlalu larut dalam kesedihan ataupun kebahagiaan."

(Rahul)

SANWACANA

Alhamdulillah rabbil'alamin, segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang telah memungkinkan penulis untuk menyelesaikan skripsi yang berjudul "**Analisis Prediksi Kejadian El Nino Dengan Menggunakan Metode *Artificial Neural Network* (ANN) Studi Kasus Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung**". Penyusunan skripsi ini merupakan bagian dari proses akademik dalam menyelesaikan pendidikan di Jurusan Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Lampung.

Penyelesaian Skripsi ini tentunya tidak lepas dari dukungan dan motivasi dari berbagai pihak yang telah memberikan bantuan, masukan, dan arahan selama proses penyusunan laporan ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Tuhan yang Maha Esa Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan ini.
2. Bapak Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T.,M.Sc. selaku Dekan Fakultas Teknik, Universitas Lampung.
3. Bapak Sasana Putra, S.T.,M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Sipil, Universitas Lampung.
4. Bapak Suyadi, S.T.,M.T. selaku Penanggungjawab Program Studi Teknik Sipil, Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Ir. Endro Prasetyo W., S.T., M.Sc. selaku pembimbing I atas ketersediaannya dalam memberikan arahan, masukan, bimbingan, serta bantuannya dalam hal penyusunan skripsi ini.
6. Ibu Prof. Dr. Dyah Indriana Kusumastuti, S.T., M.Sc., selaku Pembimbing II yang telah memberikan masukan serta bimbingannya selama proses penyelesaian skripsi ini.

7. Bapak Riki Chandra Wijaya., S.Pd., M.T., selaku Pembimbing III yang telah memberikan masukan serta bimbingan pada skripsi ini.
8. Bapak Ir. Ahmd Zakaria, M.T., Ph.D., selaku Penguji atas kesediaannya memberi arahan maupun saran supaya skripsi ini lebih baik.
9. Ibu Vera Agustriana Noorhidana, S.T., M.T., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan saran, kritik dan bimbingan dalam akademik.
10. Bapak dan Ibu Dosen Prodi S1 Teknik Sipil atas semua bekal ilmu pengetahuan yang telah diberikan selama masa perkuliahan. Serta staf-staf Prodi S1 Teknik Sipil yang banyak membantu penulis, khususnya mbak Suci Auliadiningrum dan mas Kemi.
11. Keluarga tercinta terutama untuk Bapak, Ibu, Kakak dan Abang ku sebagai penyemangat terbesar yang selalu memberikan dukungan serta kepercayaan, dan karena doanya saya dapat menyelesaikan Skripsi ini.
12. Seluruh rekan-rekan keluarga Teknik Sipil 2020 Universitas Lampung yang telah membantu dan memberi semangat dalam penyusunan laporan ini.
13. Seluruh anggota Pasukan Kuorum yang saya sayangi, yang telah membantu menyukseskan penulis dalam setiap acara seminar.
14. Dan Terakhir saya ucapkan terimakasih kepada Green Day khususnya untuk Pak Billie Joe Armstrong, Mike Dirnt dan Tre cool karena telah membuat karya-karya lagu yang mampu membangkitkan semangat penulis dalam menyelesaikan Skripsi ini

Akhir kata, Penulis menyadari akan keterbatasan pengetahuan dan kemampuan yang dimiliki, sehingga dalam penulisan Skripsi ini masih banyak kekurangan dan masih jauh dari sempurna, Penulis berharap semoga Skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Bandar lampung, 2024
Penulis,

Rafi Ramadhan Ch
NPM. 205501101

DAFTAR ISI

	Halaman
SANWACANA	i
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR GAMBAR.....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	3
II. TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Penelitian Relevan	5
2.2. Daerah Aliran Sungai (DAS)	7
2.3. Siklus Hidrologi	7
2.4. Presipitasi	9
2.5. Evaporasi	10
2.6. Temperatur Udara	11
2.7. Kecepatan Angin	11
2.8. Cuaca	12
2.9. <i>El-Nino</i>	13
2.10. Uji Normalitas	18
2.11. Uji Korelasi dan Regresi	18
2.12. <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	22

2.13. Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	24
2.14. <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) <i>Backpropagation</i>	25
2.15. Fungsi Pelatihan	26
2.16. Fungsi Aktifasi	27
2.17. Tingkat Akurasi Model.....	28
III. METODE PENELITIAN	26
3.1. Wilayah Studi	26
3.2. Pengumpulan Data.....	26
3.3. Penentuan Input dan Output Data.....	27
3.4. Klasifikasi Sampel Data	27
3.5. Metode Analisis Data	28
3.5.1. Pengolahan Data	28
3.5.2. Normalisasi Data.....	28
3.5.3. Pembentukan Model Data.....	30
3.5.4. Melatih Model ANN Dengan Data <i>Training</i>	33
3.5.5. Pengujian Model ANN Dengan Data <i>Testing</i>	33
3.5.6. Evaluasi Model ANN.....	33
3.5.7. Analisa Hasil Prediksi Dengan ANN.....	33
3.6. Prosedur Penelitian	34
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	35
4.1. Lingkungan Kerja Penelitian	35
4.2. Pengolahan Data.....	36
4.3. Normalisasi Data	39
4.4. Pembuatan Model <i>Neural Network</i>	42
4.4.1. Pembagian Data	42
4.4.2. Membentuk dan Melatih Model	43
4.4.3. Melakukan Uji Model	45
4.5. Evaluasi Hasil Pengukuran Nilai <i>Error</i> Dengan MAPE dan MSE	46
4.6. Membuat Tabel Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	50
4.7. Perbandingan Tiap Parameter Dari Nilai MSE dan MAPE	52

4.8. Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	56
4.9. Analisa Hasil Prediksi Dari Model <i>Artificial Neural Network</i>	59
V. PENUTUP	65
5.1. Kesimpulan.....	65
5.2. Saran.....	65
DAFTAR PUSTAKA	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Ilustrasi siklus hidrologi.....	9
2. Kondisi normal sirkulasi angin pasat timuran.	14
3. Kondisi <i>El Nino</i> sirkulasi angin pasat timuran.	15
4. Proses <i>upwelling</i> pada kondisi normal.....	15
5. Proses <i>upwelling</i> pada kondisi <i>El-Nino</i>	16
6. Skema <i>Artificial Neural Network</i>	24
7. Jaringan lapis tunggal	24
8. Jaringan lapis jamak.....	25
9. Fungsi aktivasi linier.....	27
10. Fungsi aktivasi sigmoid biner	27
11. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar	28
12. Diagram alir penelitian	34
13. Plotting data potensial evaporasi	36
14. Plotting data radiasi termal	37
15. Plotting data temperatur udara ketinggian 2 meter	37
16. Plotting data total presipitasi.....	38
17. Plotting data kecepatan angin zonal ketinggian 10 meter.....	38
18. Plotting data kecepatan angin meridional ketinggian 10 meter	39
19. <i>Script</i> proses normalisasi data.....	40
20. <i>Script</i> proses <i>split</i> data	42
21. <i>Script</i> proses membuat dan melatih model	43
22. <i>Script</i> proses menguji model.....	45
23. <i>Script</i> proses evaluasi MAPE dan MSE.	46
24. <i>Script</i> proses mendefinisikan fungsi MAPE dan denormalisasi data.	49
25. <i>Script</i> proses membuat tabel hasil model <i>Artificial Neural Network</i>	50
26. Contoh data hasil yang ditabelkan dari fungsi <i>script</i>	51

27. Grafik perbandingan jumlah node <i>hidden layer</i> berdasarkan nilai MSE.....	53
28. Grafik perbandingan jumlah node <i>hidden layer</i> berdasarkan nilai MAPE....	53
29. Grafik perbandingan <i>learning rate</i> berdasarkan nilai MSE.....	54
30. Grafik perbandingan <i>learning rate</i> berdasarkan nilai MAPE.....	54
31. Grafik perbandingan konstanta momentum berdasarkan nilai MSE.	55
32. Grafik perbandingan konstanta momentum berdasarkan nilai MAPE.....	55
33. Grafik perbandingan total presipitasi antara data target dengan data asli	60
34. Grafik regresi setiap jamnya	60
35. Grafik regresi setiap bulannya	61
36. Grafik curah hujan di Kabupataen Mesuji	61

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Pengklasifikasian Sampel Data Untuk Membuat Model ANN.	31
2. Perangkat Keras Penelitian.	35
3. Perangkat Lunak Penelitian	35
4. Data Sebelum Dilakukan Proses Normalisasi	40
5. Data Setelah Dilakukan Proses Normalisasi.....	40
6. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Normalisasi Data	41
7. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses <i>Split</i> Data	42
8. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Membuat Dan Melatih Model.	44
9. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Menguji Model	45
10. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Evaluasi MAPE Dan MSE.....	47
11. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Mendefinisikan Fungsi MAPE Dan Denormalisasi Data.....	49
12. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Membuat Tabel Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	51
13. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Training</i> Terkecil (10 Terbaik)	56
14. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Testing</i> Terkecil (10 Terbaik).	56
15. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MAPE <i>Training</i> Terkecil (10 Terbaik)	57
16. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Testing</i> Terkecil (10 Terbaik)	57
17. Kriteria Kelaikan Model Berdasarkan Nilai MAPE	58
18. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan di Kabupaten Mesuji	62
19. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Setiap Bulan	62
20. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Dari Hasil Prediksi	63
21. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Setiap Bulan Dari Hasil Prediksi.....	63

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia merupakan negara tropis yang mengalami dua musim, yaitu musim hujan dan musim kemarau. Secara geografis wilayah Indonesia dilalui garis khatulistiwa, Sehingga Indonesia termasuk wilayah yang beriklim tropis. Selain Dari pada itu, Indonesia juga sering terdampak *El-Nino*.

El Niño Merupakan fenomena iklim di Samudera Pasifik tropis timur yang ditandai dengan kenaikan suhu muka air laut di atas kondisi normalnya. Kenaikan suhu ini disebabkan oleh interaksi antara permukaan laut dan atmosfer di Samudera Pasifik. Fenomena ini terjadi ketika angin pasat yang biasa berhembus dari timur ke barat melemah atau berbalik arah, sehingga air hangat, penguapan, awan, dan hujan bergeser ke timur, menjauh dari Indonesia. (National Geographic Indonesia, 2023)

El-Nino memberikan beberapa dampak yang signifikan terhadap Indonesia, diantaranya yaitu seperti pola curah hujan yang tidak teratur dan tingkat kekeringan yang meningkat, dapat memiliki konsekuensi serius bagi sektor pertanian, sumber daya air dan kesejahteraan masyarakat. Dampak tersebut terjadi juga pada wilayah Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung. Akibat dari fenomena *El-Nino* ini sebagian besar wilayah Kabupaten Mesuji mengalami kondisi kekeringan. Hal ini tidak hanya menghadirkan masalah terkait pasokan air bersih, tetapi juga berdampak pada kesehatan masyarakat karena peningkatan debu yang berterbangan dan meningkatkan risiko bencana kebakaran hutan.

Dalam situasi ini, maka kita perlu meminimalisir dan mempersiapkan dampak dari fenomena *El-Nino* ini. Para ahli di bidang hidrologi menggunakan berbagai metode untuk melakukan perhitungan terkait fenomena hidrologi, salah satunya adalah dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network*

(ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (El-Mahdy, 2021). Pemanfaatan metode *Artificial Neural Network* (ANN) sebagai sarana untuk memprediksi perubahan iklim *El-Nino* pada parameter suhu udara di Kabupaten Mesuji dengan dasar data meteorologi. *Artificial Neural Network* (ANN) telah terbukti efisien dalam menangani permasalahan prediksi dan analisis data yang kompleks, termasuk isu-isu seputar perubahan iklim dari berbagai sumber yang telah penulis pelajari.

Oleh karena itu, penelitian ini bermaksud menggunakan kemampuan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dalam menganalisis dan memprediksi perubahan iklim dari dampak *El-Nino* di Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung. Oleh sebab itu, penulis mengambil penelitian ini yang berjudul Analisis Prediksi Kejadian *El-Nino* dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) studi kasus Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung.

1.2. Rumusan Masalah

Dengan mempertimbangkan latar belakang yang telah diuraikan, dapat dibuat rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana kelayakan model *Artificial Neural Network* (ANN) dalam memprediksi kejadian *El-Nino* ?
2. Bagaimana hasil setelah dilakukan penelitian menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dalam memprediksi kejadian *El-Nino* di Kabupaten Mesuji?

1.3. Batasan Masalah

Untuk membatasi penelitian yang dilakukan, Maka penulis menyusun batasan masalah berikut:

1. Pada penelitian berfokus pada penggunaan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi kejadian *El-Nino* di wilayah Kabupaten Mesuji

2. Data pada penelitian ini berasal dari website ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) wilayah Kabupaten Mesuji.
3. Untuk memprediksi Kejadian *El-Nino* pada penelitian ini digunakan rentang data dari Januari 2014 sampai Desember 2023.
4. Variabel yang digunakan yaitu data Potensial Evaporasi, Komponen angin zonal (U) dan meridional (V) ketinggian 10 meter, Radiasi termal bersih permukaan, Temperatur udara ketinggian 2 meter, dan Total presipitasi.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi kelayakan model metode Artificial Neural Network (ANN) dalam memprediksi *El-Nino*.
2. Memperoleh model *Artificial Neural Network* (ANN) yang didapatkan dari variable yang tersedia untuk memprediksi *El-Nino* di Kabupaten Mesuji.

1.5. Manfaat Penelitian

Penulis berharap agar penelitian ini dapat bermanfaat bagi pembaca, manfaat yang didapatkan diantaranya sebagai berikut:

1. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan baru mengenai ilmu iklim dan teknik prediksi dengan memanfaatkan teknologi *Artificial Neural Network* (ANN) untuk menganalisis perubahan pola cuaca *El-Nino* di tingkat lokal.
2. Temuan penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai dampak *El-Nino* terhadap iklim di Kabupaten Mesuji. Informasi ini dapat digunakan untuk mengembangkan strategi mitigasi dan adaptasi yang lebih efektif.
3. Prediksi perubahan iklim *El-Nino* yang akurat akan membantu para pengambil keputusan, termasuk pemerintah dan lembaga terkait, dalam

memberikan informasi kepada masyarakat. Hal ini diharapkan dapat mengurangi risiko dampak negatif akibat perubahan iklim saat ini.

4. Kajian ini bisa membantu efisiensi proses akuisisi data *El-Nino*, karena kajian ini menawarkan model ANN yang bisa digunakan untuk mendapatkan data curah hujan, cukup dengan data-data pada variabel independen. Jadi di kemudian hari jika terdeteksi kondisi-kondisi tertentu pada temperatur udara, kecepatan angin U10 dan V10, potensial evaporasi, radiasi termal, kita langsung dapat mengetahui prediksi curah hujan pada masa itu, tanpa perlu mengukur curah hujan itu sendiri secara langsung. Jadi kita bisa melakukan antisipasi dan mitigasi lebih awal.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Relevan

Dalam tinjauan pustaka, peneliti mencantumkan hasil-hasil penelitian yang relevan untuk tujuan perbandingan dan referensi. Hal ini dilakukan untuk menghindari asumsi kesamaan dengan penelitian yang sedang dilakukan. Maka dalam tinjauan pustaka ini peneliti mencantumkan hasil-hasil penelitian yang masih relevan dengan penelitian ini sebagai berikut:

1. Hasil penelitian Manh Hung Le (2016)

Penelitian Manh Hung Le yang berjudul “Prakiraan kekeringan meteorologi berdasarkan penggunaan sinyal iklim *Artificial Neural Network* (studi kasus Di provinsi Khanhhoa, Vietnam)”. Pada penelitian ini digunakan data curah hujan dari 3 stasiun curah hujan yang berada di wilayah provinsi Khanhkoa, Vietnam dari tahun 1977 sampai dengan tahun 2014.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, para peneliti mengambil kesimpulan bahwa Indeks Evapotranspirasi Curah Hujan Terstandar (SPEI) diukur dalam berbagai skala waktu: 3 bulan, 6 bulan, dan 12 bulan. Lima indeks iklim di Samudera Pasifik dipilih sebagai variabel input, bersama dengan SPEI dan curah hujan sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sinyal iklim dapat meningkatkan akurasi prediksi kekeringan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (ANN), tetapi pemilihan variabel input harus dilakukan dengan hati-hati untuk mendapatkan hasil prediksi terbaik. Sinyal iklim dapat digunakan sebagai prediktor tanpa perlu variabel lokal (SPEI dan curah hujan sebelumnya), dan akurasi prediksi meningkat seiring dengan skala waktu indeks kekeringan yang lebih panjang (Le et al., 2016).

2. Hasil penelitian Eka Suci Puspita Wulandari (2022)

Penelitian Eka Suci Puspita Wulandari yang berjudul “Model Prediksi Dengan *Artificial Neural Network* Untuk Kejadian Banjir Rob Di Wilayah

Pesisir Kota Bandar Lampung”. Dalam penelitian ini, data yang digunakan mencakup informasi tentang kejadian banjir rob yang diperoleh dari media online dan laporan langsung dari penduduk di daerah yang terkena dampak banjir rob. Selain itu, data prediksi pasang surut selama periode 2020-2021 disediakan oleh Pushidros AL, dan data gelombang untuk periode yang sama diperoleh dari arsip BMKG. Total data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 99 data. Dari jumlah tersebut, 75 data digunakan untuk pelatihan, terdiri dari 50 data pelatihan dan 25 data target pelatihan. Sementara itu, 24 data digunakan untuk pengujian, terdiri dari 16 data pengujian dan 8 data target pengujian. Secara keseluruhan, ada 99 data yang relevan dalam penelitian ini.

Hasil penelitian ini menunjukkan beberapa temuan penting, salah satunya adalah konfigurasi pelatihan yang telah dilakukan sebanyak 5 kali menghasilkan nilai korelasi di atas 0.9. Selama proses pengujian data, hanya ada 2 konfigurasi yang menunjukkan peningkatan performa, yaitu konfigurasi 2 dan 3. Dengan akurasi tertinggi mencapai 100%, konfigurasi 3 dipilih sebagai model untuk memprediksi kejadian banjir rob hanya dengan menggunakan data variabel yang ada. Misalnya, ketika tinggi muka laut mencapai 1.5 meter, probabilitas terjadinya banjir adalah 100%. Namun, untuk gelombang dengan tinggi di bawah 1.5 meter, kemungkinan terjadinya banjir rob cukup kecil, dengan persentase tertinggi hanya 30%. Tabel prediksi banjir rob ini dapat membantu prakirawan atau forecaster dalam pekerjaannya (Wulandari et al., 2022).

3. Hasil penelitian Aditya Parama Hadi (2018)

Penelitian Aditya Parama Hadi yang berjudul “Implementasi Metode Artificial Neural Network Untuk Prediksi Curah Hujan Dalam Penanggulangan Demam Berdarah di Kabupaten Malang”. Dalam penelitian ini, digunakan data iklim harian dari 1 Januari 2012 hingga 1 Januari 2017 di Provinsi Jawa Timur, terutama di Kabupaten Malang. Data iklim yang dianalisis mencakup Suhu Minimum, Kelembaban Rata-Rata, Curah Hujan, dan Kecepatan Angin Rata-Rata. Hasil penelitian menunjukkan beberapa temuan penting sebagai berikut:

- a. Dengan menggunakan Artificial Neural Network (ANN) untuk meramalkan curah hujan. Ini dapat membantu kita dalam mengambil keputusan sebelum musim hujan atau musim kemarau.
- b. Model yang paling sesuai untuk keperluan ini adalah model dengan periode 4 node 41. Model ini memiliki parameter seperti fungsi pelatihan trainlm, fungsi pembelajaran learnngdm, fungsi transfer tansig, fungsi momentum 0.8, dan fungsi learnrate 0.4. Model ini memberikan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 163.2885 dan Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE) sebesar 67.45% (Hadi, 2018).

2.2. Daerah Aliran Sungai (DAS)

Daerah Aliran Sungai (DAS) merujuk pada wilayah yang dibatasi oleh fitur topografi seperti punggung bukit. Fungsinya adalah mengumpulkan dan mendistribusikan air hujan, sedimen, dan unsur hara melalui anak-anak sungai, hingga akhirnya mengalir ke sungai utama dan menuju laut atau danau. Pengelolaan DAS dianggap sebagai strategi pengembangan wilayah yang memperlakukan DAS sebagai unit manajemen Sumber Daya Alam (SDA). Tujuan utamanya adalah meningkatkan produksi pertanian dan kehutanan secara berkelanjutan, sambil berusaha meminimalkan kerusakan sehingga distribusi aliran air sungai dari DAS dapat merata sepanjang tahun (Philipus, 2019).

2.3. Siklus Hidrologi

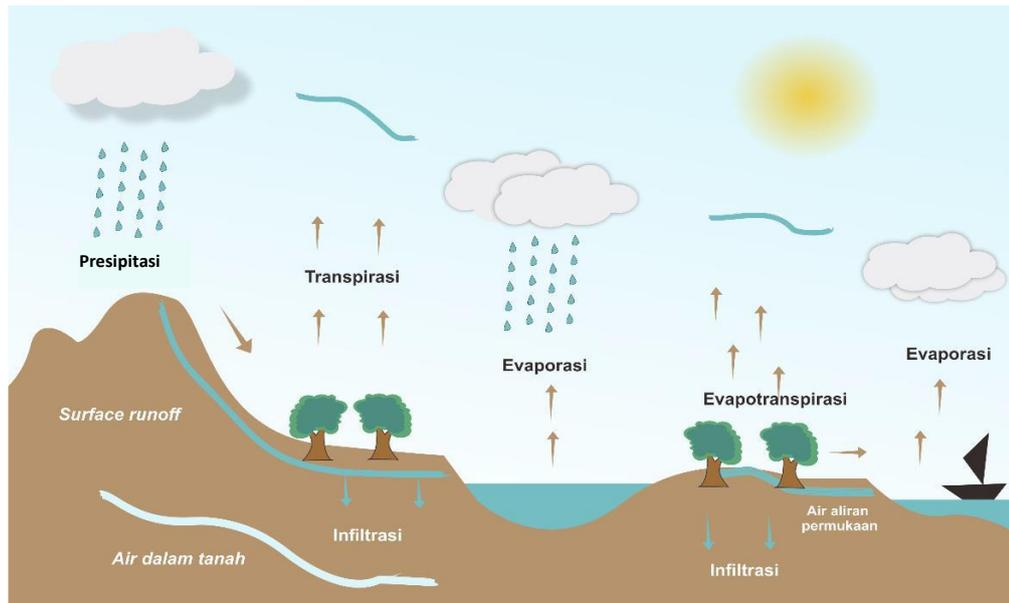
Siklus hidrologi merupakan alur tak henti dari pergerakan air. Dimulai dari laut, air naik ke atmosfer, lalu kembali lagi ke permukaan tanah, sebelum akhirnya kembali ke laut. Air ini bisa ditemukan di berbagai tempat seperti sungai, danau, atau tertanam dalam tanah, memberikan manfaat bagi kehidupan manusia dan makhluk lainnya.

Proses hidrologi dipicu oleh energi panas matahari dan faktor iklim, menyebabkan air menguap dari berbagai permukaan seperti tanaman, tanah,

laut, danau, sungai, dan badan air lainnya. Uap air yang terbentuk kemudian diangkut oleh angin melintasi daratan, mengalami kondensasi, dan turun kembali sebagai hujan yang dipengaruhi oleh gravitasi bumi. Sebelum mencapai tanah, air hujan bisa ditahan oleh vegetasi dan batangnya. Selanjutnya, air tersebut bisa kembali menguap ke atmosfer selama dan setelah hujan, fenomena ini dikenal sebagai interception loss. Bagian air hujan yang tidak terserap oleh vegetasi bisa langsung jatuh ke permukaan tanah sebagai throughfall, atau mengalir melalui batang menuju tanah. Sebagian air hujan yang mencapai permukaan tanah bisa meresap ke dalam tanah melalui infiltrasi. Infiltrasi adalah proses masuknya air ke dalam permukaan tanah, sedangkan perkolasi adalah pergerakan air melalui profil tanah karena gaya gravitasi. Air yang tidak terserap oleh tanah bisa mengalir di atas permukaan tanah sebagai runoff, menuju sungai, dan sebagian mungkin tertampung di cekungan permukaan tanah. Air yang terinfiltrasi ke dalam tanah, dipengaruhi oleh gaya kapiler, membentuk kelembaban tanah. Saat tingkat air tanah mencapai tingkat jenuh, air hujan baru yang masuk ke dalam tanah bisa bergerak secara horizontal dan kembali ke permukaan tanah sebagai subsurface flow, mengalir ke sungai. Air tanah juga bisa mengalir secara vertikal lebih dalam dan menjadi bagian dari air tanah, yang kemudian perlahan mengalir menuju sungai, danau, atau tempat penampungan lainnya.

Sebagian air yang terinfiltrasi di lapisan atas tanah bisa menguap kembali ke atmosfer melalui soil evaporation. Sementara itu, sebagian lainnya diserap oleh vegetasi melalui proses fisiologis dan menguap melalui daun atau bagian atas tanaman, proses ini dikenal sebagai transpirasi. Transpirasi berlangsung selama tidak ada hujan. Gabungan dari evapotranspirasi, yang mencakup soil evaporation dan transpirasi, memiliki nilai yang berubah selama satu tahun.

Konsep luas dari siklus hidrologi menjadi dasar untuk menganalisis berbagai isu, seperti dalam perencanaan dan evaluasi pengelolaan hutan dan Daerah Aliran Sungai (DAS). Walaupun hanya sekitar 1% dari air tawar yang mengalami proses siklus hidrologi yang digunakan oleh manusia, mayoritas air, sekitar 97,3%, tersimpan sebagai air laut yang bersifat asin, sementara sekitar 2,14% tersimpan sebagai es di kutub (Fathony, 2022).



Gambar 1. Ilustrasi siklus hidrologi.

(Sumber : Fathony, 2022)

2.4. Presipitasi

Presipitasi adalah proses dimana air turun dari atmosfer ke permukaan bumi dalam bentuk hujan, hujan salju, kabut, embun, atau hujan es. Di daerah tropis, hujan biasanya menjadi penyumbang utama dalam presipitasi (Triatmodjo, 2008). Menurut Sosrodarsono (1976) yang dikutip oleh Triatmodjo (2008), presipitasi merupakan istilah yang merujuk pada kondensasi uap air yang kemudian jatuh ke tanah sebagai bagian dari siklus hidrologi. Pengukuran presipitasi umumnya dilakukan dalam satuan milimeter. Ketika uap air turun dalam bentuk cair, dikenal sebagai hujan (rainfall), dan jika dalam bentuk padat, disebut salju (snow).

Sumber lain juga mengakui pentingnya presipitasi, terutama hujan, dalam siklus hidrologi. Hujan bukan hanya sebagai komponen input dalam proses, tetapi juga sebagai faktor pengontrol yang mudah diamati di wilayah tertentu, terutama di Daerah Aliran Sungai (DAS) (Winarno et al., 2010). Dengan demikian, presipitasi atau hujan adalah hasil dari proses kondensasi di dalam awan yang mencapai tingkat kejenuhan tertentu. Partikel-partikel air

mengalami perubahan fase dan kemudian turun dari atmosfer ke permukaan bumi. Proses ini melibatkan perjalanan kompleks dalam siklus hidrologi, di mana uap air mengalami kondensasi dan berubah menjadi tetes-tetes air yang akhirnya mencapai tanah sebagai presipitasi.

2.5. Evaporasi

Evaporasi adalah proses dimana air berubah dari bentuk cair menjadi uap air dan berpindah dari permukaan penguapan. Proses ini terjadi di berbagai jenis permukaan seperti danau, sungai, tanah, dan vegetasi hijau. Untuk mengubah air dari fase cair menjadi uap, diperlukan energi, yang dapat diperoleh dari radiasi matahari langsung dan faktor lingkungan yang memengaruhi suhu udara.

Perbedaan tekanan antara uap air di permukaan penguapan dan udara atmosfer adalah faktor pendorong dalam memindahkan uap air dari permukaan penguapan. Selama proses berlangsung, udara di sekitarnya secara bertahap menjadi jenuh, dan proses ini akan melambat atau berhenti jika udara yang lembap tidak dipindahkan ke atmosfer. Kecepatan penggantian udara yang jenuh dengan udara kering sangat bergantung pada kecepatan angin. Oleh karena itu, radiasi matahari, suhu udara, kelembaban udara, dan kecepatan angin adalah faktor iklim yang memengaruhi proses evaporasi. Jika permukaan penguapan adalah tanah, faktor-faktor seperti tingkat penutupan tanaman dan ketersediaan air pada permukaan tanah juga memengaruhi proses evaporasi.

Hujan, irigasi, dan pergerakan air dalam tanah dari muka air tanah dangkal menjadi sumber air untuk membasahi permukaan tanah. Jika tanah mampu menyediakan air dengan cepat untuk memenuhi kebutuhan evaporasi, maka evaporasi dari tanah hanya akan dipengaruhi oleh kondisi cuaca. Namun, jika interval antara hujan dan irigasi cukup lama dan kemampuan tanah untuk mengalirkan air ke permukaan tanah terbatas, kandungan air di lapisan atas tanah akan berkurang, menyebabkan permukaan tanah menjadi kering. Di lingkungan yang airnya terbatas, ketersediaan air menjadi faktor pembatas. Pengurangan

pasokan air ke permukaan tanah dapat menyebabkan penurunan yang signifikan dalam proses evaporasi (Faisal et al., 2018).

2.6. Temperatur Udara

Suhu udara atau temperatur mencerminkan tingkat panas yang dihasilkan oleh aktivitas molekul di atmosfer. Suhu udara dapat dijelaskan sebagai tingkat energi kinetik rata-rata dari pergerakan molekul-molekul, yang menggambarkan derajat kehangatan yang dihasilkan oleh aktivitas mereka (Fadholi, 2013).

Perubahan suhu udara secara signifikan terjadi dalam siklus harian 24 jam, dan fluktuasi ini erat hubungannya dengan proses pertukaran energi di atmosfer. Fluktuasi suhu dapat dipicu oleh aktivitas turbulensi udara atau pergerakan massa udara yang intens, terutama pada kecepatan angin yang tinggi. Ketika pergerakan massa udara melibatkan seluruh lapisan udara di sekitar permukaan, suhu udara pada lapisan tersebut akan cenderung homogen. Suhu udara memiliki peran kunci dalam iklim, dan variasi suhu dapat terjadi tergantung pada letak geografis dan waktu (Prakoso, 2018).

2.7. Kecepatan Angin

Angin adalah aliran udara sepanjang permukaan bumi yang diinduksi oleh perbedaan tekanan udara. Udara mengalir dari wilayah dengan tekanan tinggi ke wilayah dengan tekanan rendah, membentuk arah dan kecepatan angin karena ketidaksamaan tekanan di suatu daerah.

Proses terjadinya angin merupakan hasil dari perbedaan suhu antara udara yang dingin dan panas yang bergerak, menciptakan energi yang mendorong udara untuk bergerak. Angin, sebagai udara yang bergerak, memiliki kecepatan, tenaga, dan arah yang dipengaruhi oleh ketidaksetaraan suhu tersebut. Radiasi matahari yang memanaskan permukaan bumi adalah pemicu utama dari pergerakan angin.

Seperti fluida lainnya, angin memiliki profil geseran atau profil kecepatan saat melintasi benda padat, seperti permukaan bumi. Di permukaan bumi, kecepatan relatif angin terhadap permukaan menjadi nol, dan kecepatan ini bertambah seiring

dengan ketinggian dari permukaan bumi (Ardiansyah, 2021).

2.8. Cuaca

Cuaca merupakan kondisi atmosfer pada suatu tempat tertentu dalam rentang waktu yang terbatas. Hal ini mencakup sejumlah faktor seperti suhu, cahaya matahari, kelembapan, kecepatan angin, serta elemen-elemen lain yang memengaruhi lingkungan tersebut. Konsep cuaca menyoroti fluktuasi harian dalam hal suhu, curah hujan, dan kondisi atmosfer lainnya, sementara "iklim" merujuk pada karakteristik atmosfer secara keseluruhan dalam periode waktu yang lebih panjang, mencakup pola-pola cuaca yang berulang dan tren jangka panjang (Darmawan, 2019).

Unsur-unsur yang mempengaruhi cuaca adalah sebagai berikut (Puspita et al., 2016):

- Perubahan suhu udara di berbagai lokasi dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti ketinggian tempat dan posisi astronomis, yang sering kali dinyatakan dalam bentuk lintang. Perbedaan ketinggian memiliki dampak yang signifikan terhadap variasi suhu, dengan perubahan sekitar 0,6 derajat Celsius setiap 100 meter kenaikan. Termometer adalah alat yang umum digunakan untuk mengukur suhu udara.
- Tekanan udara juga memainkan peran penting dalam membentuk cuaca. Tekanan udara mencerminkan berat dari massa udara di suatu daerah tertentu, dan mengindikasikan energi yang diperlukan untuk memindahkan massa udara dalam satuan luas. Tekanan udara cenderung menurun seiring dengan ketinggian dari permukaan laut. Alat yang umum digunakan untuk mengukur tekanan udara adalah barometer.
- Kecepatan angin juga merupakan faktor yang signifikan dalam menentukan cuaca. Angin terjadi karena adanya perbedaan tekanan udara antara satu daerah dengan daerah lainnya, yang menyebabkan aliran udara dari daerah tekanan tinggi menuju daerah tekanan rendah. Anemometer adalah alat yang digunakan untuk mengukur kecepatan angin.

- Kelembaban udara adalah faktor penting lainnya dalam membentuk cuaca. Hal ini mencerminkan jumlah uap air dalam udara, yang bisa berasal dari berbagai sumber seperti penguapan air dari permukaan bumi, air tanah, atau hasil penguapan dari tumbuhan. Higrometer adalah alat yang umum digunakan untuk mengukur kelembaban udara.

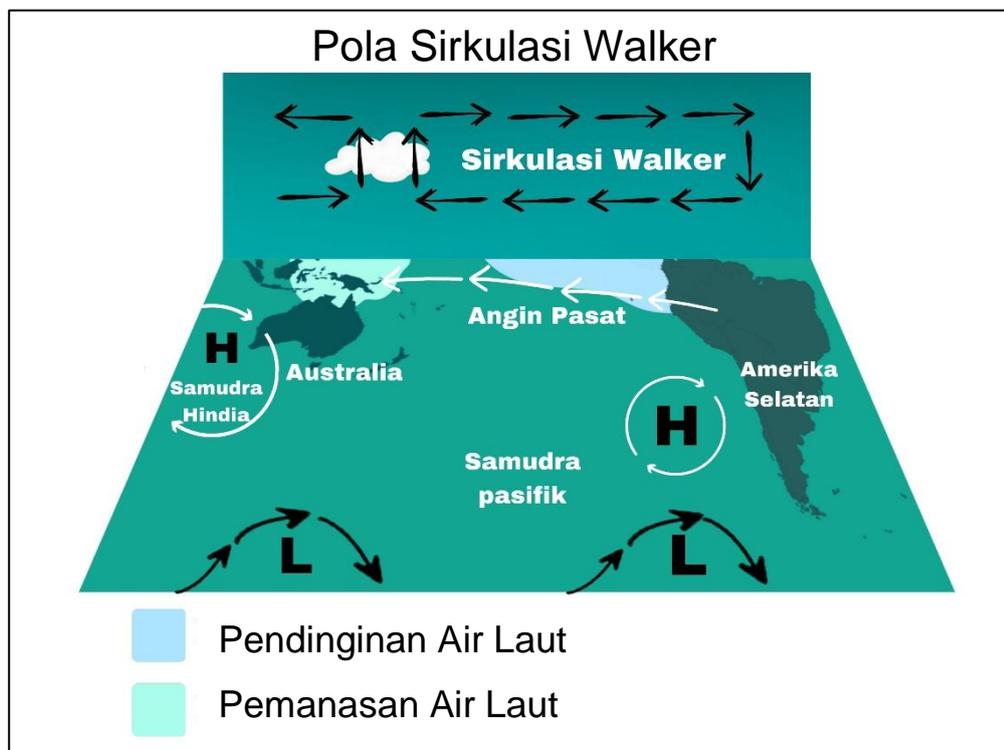
2.9. *El-Nino*

Fenomena El Nino merupakan suatu proses yang tidak terjadi secara tiba-tiba, melainkan melibatkan transformasi gradual suhu permukaan laut dari kondisi yang biasanya dingin menjadi lebih hangat, yang bisa memakan waktu berminggu-minggu hingga berbulan-bulan sebelum mencapai titik puncaknya. Karena sifat perubahan yang bertahap ini, El Nino menjadi dapat diprediksi dengan mengamati fluktuasi suhu permukaan laut. Hal ini telah menjadi perhatian dalam beberapa tahun terakhir (Suryani, 2015). El Nino menjadi indikasi dari penyimpangan dalam kondisi laut, yang terutama tercermin dalam kenaikan suhu permukaan laut di kawasan Pasifik sepanjang garis khatulistiwa, terutama di bagian tengah dan timur wilayah tersebut, yang berdekatan dengan pantai Peru. Terdapat hubungan erat antara kondisi laut ini dengan atmosfer, dimana perubahan dalam laut mempengaruhi kondisi atmosfer, dan akhirnya mempengaruhi pola iklim (Nugroho et al., 2019).

Pada kondisi biasa, air laut yang dingin di sepanjang pesisir Amerika Selatan, terutama di sekitar Ekuador dan perairan Peru, naik ke permukaan laut melalui proses yang dikenal sebagai upwelling. Angin permukaan di wilayah Samudra Pasifik, terutama di sekitar khatulistiwa yang disebut Angin Pasat Timuran atau Walker Circulation, serta arus laut di bawahnya biasanya mengalir dari Timur ke Barat (Ahrens, 2007). Sedikit ada deviasi ke utara di Belahan Bumi Utara dan ke selatan di Belahan Bumi Selatan. Kondisi ini mengakibatkan penguapan di wilayah Samudra Pasifik, meningkatkan kelembaban udara di atasnya, sehingga Angin Pasat Timuran dapat menyebabkan pembentukan awan hujan di beberapa lokasi, termasuk di sekitar Samudra Pasifik Barat, wilayah Indonesia, dan Australia Utara. Namun, saat El Nino terjadi, terjadi

peningkatan suhu dan kelembaban di atmosfer di atas perairan yang lebih hangat di tengah dan timur Pasifik, yang memicu pembentukan awan. Di sisi lain, peningkatan tekanan udara di sebelah barat Samudra Pasifik menghambat pembentukan awan di atas laut di bagian timur Indonesia, yang mengakibatkan penurunan curah hujan di beberapa wilayah Indonesia yang jauh dari kondisi biasa (Rosmawati, 2014).

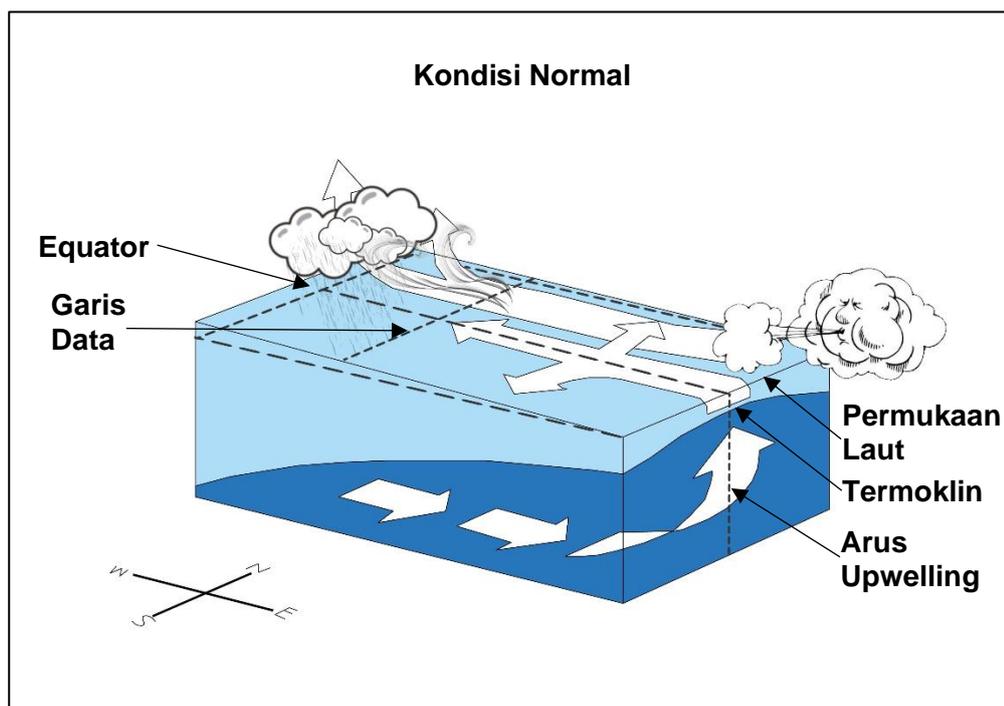
Dampak dari fenomena El Nino terhadap iklim di Indonesia cukup signifikan. Penurunan curah hujan dan musim kemarau yang berkepanjangan menjadi konsekuensi langsungnya, yang dapat menyebabkan tantangan tambahan dalam sektor pertanian, seperti gagal panen dan kerentanan pangan. Oleh karena itu, menjadi penting untuk segera menyusun peta daerah yang rentan terhadap dampak El Nino, hingga pada tingkat kabupaten, guna merancang kebijakan yang sesuai untuk menghadapi fenomena ini dengan tepat (Safitri, 2015)



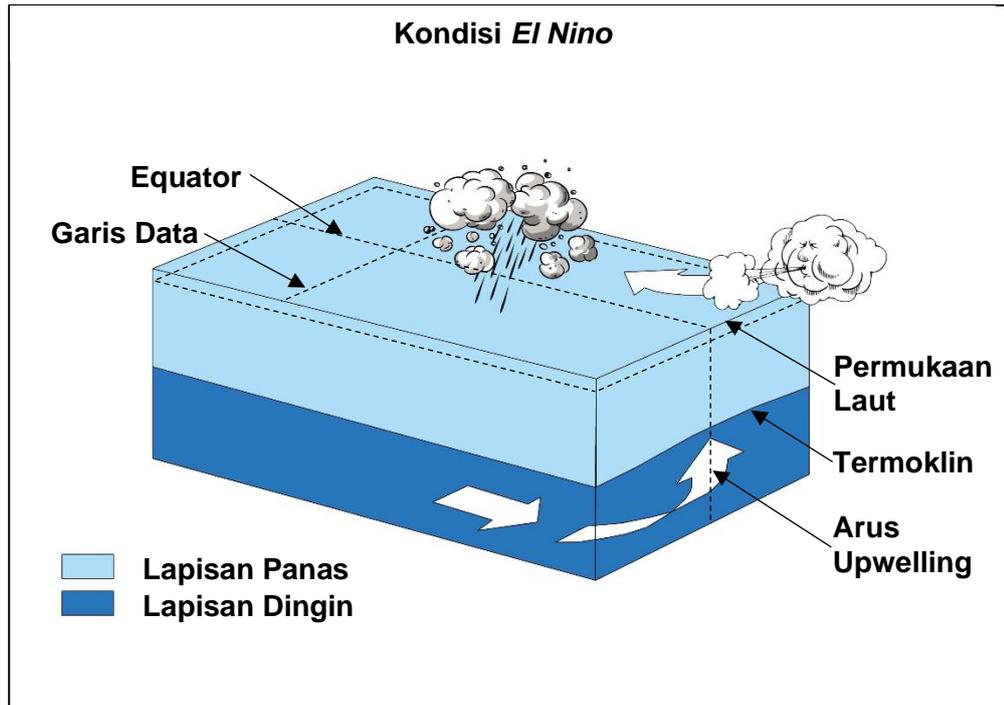
Gambar 2. Kondisi normal sirkulasi angin pasat timuran.



Gambar 3. Kondisi *El Nino* sirkulasi angin pasat timuran.



Gambar 4. Proses *upwelling* pada kondisi normal.



Gambar 5. Proses *upwelling* pada kondisi *El Nino*.

Berdasar intensitasnya *El Nino* dikategorikan sebagai (Kelbulan et al., 2021):

1. ***El Nino Lemah***, jika anomali suhu permukaan laut (SST) di Samudera Pasifik tropis bagian tengah dan timur lebih hangat $0.5 - 1.0^{\circ}\text{C}$ dari kondisi normalnya, dan diikuti oleh penurunan intensitas curah hujan di wilayah Indonesia sekitar $1 - 2 \text{ mm/jam}$ dari rata-rata normalnya.
2. ***El Nino Sedang***, jika anomali SST lebih hangat $1.0 - 2.0^{\circ}\text{C}$ dari kondisi normalnya, dan diikuti oleh penurunan intensitas curah hujan di wilayah Indonesia sekitar $2 - 4 \text{ mm/jam}$ dari rata-rata normalnya.
3. ***El Nino Kuat***, jika anomali SST lebih hangat lebih dari 2.0°C dari kondisi normalnya, dan diikuti oleh penurunan intensitas curah hujan di wilayah Indonesia lebih dari 4 mm/jam dari rata-rata normalnya.

El Nino adalah fenomena cuaca global yang mempengaruhi kondisi iklim di banyak tempat.

- Pengaruh *El Nino* pada situasi cuaca global
 - a) Akibat dari *El Nino* terhadap situasi cuaca global adalah penurunan kekuatan angin pasat timuran. Angin pasat merupakan aliran angin

yang bergerak secara terus-menerus dari dua daerah bertekanan maksimum subtropis utara dan selatan menuju khatulistiwa.

- b) Terjadi kelambatan dalam sirkulasi muson. Muson adalah angin yang mengalami perubahan arah setengah tahunan. Ada dua jenis muson:
 - 1) Angin muson barat yang berhembus dari barat laut (Asia) ke selatan (Australia) dari bulan Oktober hingga April. Angin ini membawa kelembaban dan menyebabkan musim hujan di Indonesia selama periode tersebut.
 - 2) Angin muson timur yang berhembus dari Australia ke Asia dari bulan April hingga Oktober. Angin ini bersifat kering, panas, dan memiliki sedikit uap air.
- c) Potensi hujan meningkat di sepanjang Pasifik Ekuatorial Tengah dan Barat, serta di wilayah Argentina. Cuaca menjadi lebih hangat dan lembab selama periode ini.

- Pengaruh *El Nino* pada situasi cuaca Indonesia

Fenomena *El Nino* memiliki dampak yang signifikan terhadap curah hujan di sebagian besar wilayah Indonesia, dengan tingkat penurunan curah hujan yang sangat bervariasi tergantung pada intensitas *El Nino* yang terjadi. Meskipun demikian, karena letak geografis Indonesia yang dikenal sebagai benua maritim, tidak semua bagian wilayahnya terpengaruh oleh *El Nino*. *El Nino* pernah menyebabkan periode kekeringan yang panjang di Indonesia, di mana curah hujan menurun drastis, memperburuk situasi dengan meluasnya kebakaran hutan dan asap yang dihasilkannya. Salah satu kejadian terparah terjadi pada tahun 1997, di mana kekeringan dan kebakaran hutan mencapai tingkat terparah dalam 50 tahun terakhir. Dampaknya tidak hanya dirasakan di Indonesia tetapi juga meluas ke wilayah negara-negara tetangga seperti Brunei, Filipina, dan Thailand. Selama periode tersebut, polusi udara yang dihasilkan oleh kebakaran hutan menyebar luas, menciptakan masalah serius tidak hanya di Indonesia tetapi juga memengaruhi negara-negara di sekitarnya. (Rosmawati, 2014).

2.10. Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan tahapan penting dalam pra-pemrosesan data. Pada proses normalisasi, dilakukan penyesuaian skala nilai-nilai untuk mempermudah proses analisis. Selain itu, normalisasi data tidak mengakibatkan peningkatan yang signifikan dalam beban kerja memori maupun kebutuhan daya untuk pemrosesan data.

Terdapat beberapa metode normalisasi data, antara lain MaxAbs Normalization, MinMax Normalization, dan Z-Score Normalization. Metode-metode tersebut akan dijelaskan secara detail dalam tiga subbab berikutnya (Permana et al., 2022).

2.10.1. Metode Normalisasi MinMax

Metode MinMax Normalisasi yaitu merupakan metode yang merubah rentang nilai data menjadi antara 0 dan 1. Persamaannya dapat dilihat pada Persamaan berikut:

$$x' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Keterangan:

1. x_i = nilai tertentu yang akan dinormalitas
2. x' = nilai hasil normalitas
3. $\min(x)$ = nilai minimal dari sebuah atribut
4. $\max(x)$ = nilai maksimal dari sebuah atribut

2.10.2. Metode Normalisasi Z-Score

Metode Z-Score Normalisasi merupakan metode yang menggunakan mean dan standar deviasi dari setiap atribut fitur untuk menyesuaikan skala nilai data. Pendekatan ini membantu mengurangi pengaruh outlier. Persamaannya dapat dilihat pada Persamaan berikut:

$$x' = \frac{x_i - \text{mean}(x)}{\text{std}(x)}$$

Keterangan:

1. x_i = nilai tertentu yang akan dinormalisasi
2. x' = nilai hasil normalisasi
3. $mean(x)$ = nilai rata-rata dari sebuah atribut
4. $std(x)$ = nilai standar deviasi dari sebuah atribut

2.10.3. Metode Normalisasi MaxAbs

Metode MaxAbs Normalisasi merupakan metode normalisasi dengan membagi semua nilai dengan nilai absolut dari nilai maksimum, mengubah nilai maksimum menjadi 1. Metode ini tidak mengubah distribusi data karena tidak memusatkan data. Persamaannya dapat dilihat pada Persamaan berikut:

$$x' = \frac{x_i}{|max(x)|}$$

Keterangan:

1. x_i = nilai tertentu yang akan dinormalisasi
2. x' = nilai hasil normalisasi
3. $max(x)$ = nilai maksimal dari sebuah atribut

2.11. Uji Korelasi Dan Regresi

Metode yang digunakan untuk mendeteksi perubahan dalam tren suatu kurva juga dikenal sebagai metode regresi. Meskipun metode ini melibatkan perhitungan yang relatif sederhana, hasilnya memberikan informasi yang berharga. Metode regresi memanfaatkan data historis yang telah terakumulasi.

Analisis regresi, sebagai salah satu teknik umum dalam data mining, bertujuan untuk mengevaluasi hubungan antara variabel dependen atau hasil yang dapat diprediksi, dan variabel independen atau penyebab secara individual (Muriyatmoko, 2018). Analisis regresi terbagi menjadi dua jenis:

a). Regresi linier sederhana

Model regresi linier sederhana merupakan model paling primitif yang hanya melibatkan satu variabel independen, X. Analisis regresi ini memiliki banyak aplikasi, termasuk kemampuannya untuk memprediksi variabel dependen, Y. Persamaan untuk model regresi linier sederhana adalah sebagai berikut:

$$Y = a + bX$$

Di mana Y adalah variabel dependen yang diprediksi, X adalah variabel independen, a adalah intercept (nilai Y saat $X = 0$), dan b adalah slope (perubahan rata-rata Y per perubahan satu unit X). Koefisien a dan b mencerminkan sifat hubungan tersebut (Hijriani et al., 2016).

b). Regresi linier berganda

analisis regresi linear berganda melibatkan lebih dari satu variabel independen. Dengan demikian, analisis regresi linear berganda sebenarnya merupakan ekstensi dari analisis regresi linear sederhana. Persamaan yang digunakan untuk analisis ini adalah persamaan yang lebih kompleks, yang mencakup lebih dari satu variabel independen dalam menentukan variabel dependen dengan persamaan umumnya sebagai berikut:

$$Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_n X_n.$$

Dalam konteks ini, Y adalah variabel dependen, sedangkan X adalah variabel independen. Konstanta a merepresentasikan intercept, sementara b_1, b_2, \dots, b_n adalah koefisien regresi untuk setiap variabel independen. Analisis regresi linear berganda membutuhkan pengujian bersamaan menggunakan uji F. Dalam proses perhitungannya, hubungan regresi berhubungan dengan korelasi, di mana setiap regresi memiliki korelasi, meskipun korelasi tersebut tidak selalu dapat diterapkan dalam proses regresi. Regresi adalah metode umum yang digunakan dalam pengambilan keputusan untuk mengembangkan model matematika. Dalam metode regresi, terdapat dua jenis variabel:

1. Variabel Respon / Variabel Dependan, yang dipengaruhi oleh variabel lain dan dilambangkan dengan Y.
2. Variabel Prediktor / Variabel Independen, yang bebas (tidak dipengaruhi oleh variabel lain) dan dilambangkan dengan X..

Ketepatan metode regresi dapat dievaluasi melalui koefisien korelasi (r). Koefisien korelasi mengindikasikan sejauh mana hubungan antara variabel X dan variabel Y pada suatu kurva, dengan nilai berkisar antara -1 dan +1. Koefisien yang mendekati nol menunjukkan hubungan yang lemah.

Bila $r = +1$, hubungan antara variabel X dan variabel Y adalah sempurna dan positif.

Bila $r = -1$, hubungan antara variabel X dan variabel Y adalah sempurna dan negatif.

Bila $r = 0$, hubungan antara variabel X dan variabel Y sangat lemah atau bahkan tidak ada.

Rumus untuk koefisien korelasi (r) dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$r = \frac{\sum x_i y_i}{\sqrt{\sum x_i^2} \sqrt{\sum y_i^2}}$$

Dengan

$$x_i = x_i - \bar{x}; \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$y_i = y_i - \bar{y}; \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

x_i , adalah data x_i ke n

y_i , adalah data y_i ke n

n , adalah banyak data ($n = 1, 2, 3, \dots, n$)

Persamaan diatas dapat ditulis sebagai berikut:

$$r = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2] [n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}}$$

2.12. Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) adalah suatu metode komputasi yang terinspirasi dari studi tentang otak dan sistem saraf pada makhluk hidup. Pada dasarnya, ANN didasarkan pada keyakinan bahwa kinerja yang efisien dari sistem saraf biologis berkaitan dengan cara pemrosesan yang terdistribusi secara paralel dalam jaringan sel yang disebut neuron. Untuk menirukan struktur ini, ANN menggunakan pendekatan yang mendistribusikan perhitungan ke unit-unit pemrosesan kecil dan sederhana yang dikenal sebagai neuron buatan atau node. Pendekatan ini telah terbukti sebagai representasi matematika yang kuat dan efektif dalam memodelkan fungsi dan mengenali pola. Dalam menjalankan perhitungan, ANN memiliki komponen-komponen berikut (Darmawan, 2019):

a) Neuron

Sebuah neuron dengan label j menerima sebuah input $p_j(t)$ dari neuron pendahulunya terdiri dari komponen-komponen berikut: Sebuah neuron yang diberi label j menerima input $p_j(t)$ dari neuron pendahulunya, yang terdiri dari komponen-komponen berikut:

- Sebuah aktivasi $a_j(t)$, tergantung pada parameter waktu diskrit
- Ambang batas θ_j , yang merupakan nilai tetap kecuali diubah oleh fungsi pembelajaran.
- Sebuah fungsi aktivasi f yang menghitung aktivasi baru pada waktu tertentu $t + 1$ dari $a_j(t)$, θ_j dan input net $p_j(t)$ sehingga menimbulkan relasi $a_j(t + 1) = f(a_j(t), p_j(t), \theta_j)$
- Dan sebuah fungsi output f_{out} yang menghitung luaran dari aktivasi $o_j(t) = f_{out}(a_j(t))$

b) Koneksi, Bobot, dan Bias

Jaringan saraf terbentuk dari hubungan antar neuron, di mana setiap koneksi mentransfer output dari neuron i ke input dari neuron j . Dalam konteks ini, i dianggap sebagai neuron pendahulu j , sementara j berperan sebagai penerus dari i . Setiap koneksi memiliki bobot w_{ij} . Terkadang,

istilah bias dapat ditambahkan ke jumlah total bobot input sebagai ambang batas untuk menggeser fungsi aktivasi.

c) Fungsi Propagasi

Fungsi propagasi menghitung input $p_j(t)$ ke neuron j dari output $o_i(t)$ dari neuron pendahulu. Biasanya, fungsi ini memiliki bentuk umum:

$$p_j(t) = \sum o_i(t) w_{ij}$$

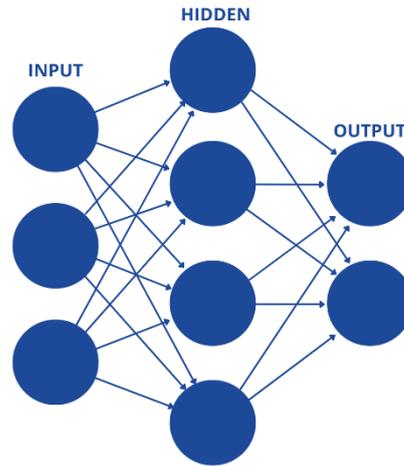
Namun, ketika nilai bias dimasukkan ke dalam fungsi di atas, bentuknya berubah menjadi (Dawson et al., 1998):

$$p_j(t) = \sum o_i(t) w_{ij} + w_{0j}, \text{ dimana } w_{0j} \text{ adalah bias}$$

d) Aturan Belajar

Aturan pembelajaran adalah seperangkat pedoman atau prosedur algoritma yang digunakan untuk mengubah parameter dalam jaringan saraf, sehingga input yang diberikan kepada jaringan akan menghasilkan output yang sesuai dengan yang diinginkan. Proses pembelajaran ini umumnya melibatkan penyesuaian bobot dan ambang variabel yang terdapat dalam struktur jaringan saraf.

Jaringan saraf tiruan dibentuk oleh kumpulan node yang saling terhubung satu sama lain. Node-node ini, yang memiliki karakteristik serupa, biasanya dikelompokkan ke dalam apa yang disebut sebagai lapisan atau layer. Lapisan-lapisan ini dapat dianggap sebagai kumpulan node yang memiliki hubungan ke lapisan lainnya atau ke lingkungan luar, tanpa adanya koneksi internal di antara mereka, seperti yang dijelaskan oleh (Luk et al., 2001). Sebagai contoh, dalam sebuah gambaran Artificial Neural Network sederhana yang terdiri dari tiga lapisan, terdapat tiga jenis lapisan utama yang dapat diidentifikasi. Lapisan pertama, yang terhubung secara langsung dengan variabel input, dikenal sebagai lapisan input, sedangkan lapisan terakhir, yang terhubung dengan variabel output, disebut sebagai lapisan output. Dalam situasi yang lebih sederhana, aliran informasi hanya bergerak maju, dari lapisan input ke lapisan output, sebagaimana diilustrasikan dalam Gambar 6.



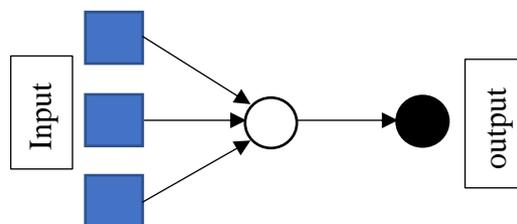
Gambar 6. Skema *Artificial Neural Network*.

2.13. Arsitektur *Artificial Neural Network* (ANN)

Dalam ANN, neuron-neuron dapat dikelompokkan ke dalam lapisan, seperti yang telah dijelaskan sebelumnya. Berdasarkan jumlah lapisan tersembunyi yang digunakan dalam ANN, struktur jaringan dapat dibedakan menjadi dua jenis: jaringan dengan satu lapisan (*single layer network*) dan jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer network*) (Ryandhi, 2017).

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

Jaringan dengan satu lapisan terdiri dari satu layer bobot yang saling terhubung. Pada jenis jaringan ini, informasi yang masuk akan langsung diolah menjadi keluaran tanpa melalui lapisan tersembunyi terlebih dahulu. Ilustrasi arsitektur *single layer* dapat dilihat pada Gambar 7.

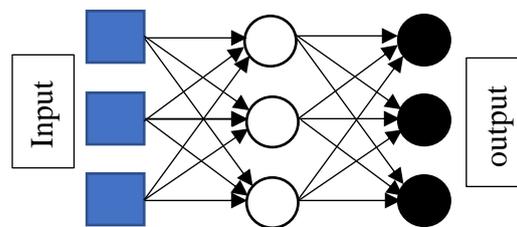


Gambar 7. Jaringan lapis tunggal.

2. Jaringan lapis jamak (*multilayer network*)

Jaringan Saraf Tiruan (ANN) dengan tipe ini memiliki lebih dari satu

lapisan yang disebut hidden layer. Semua lapisan yang berada di antara lapisan input dan lapisan output dianggap sebagai hidden layer, karena jumlah lapisan tersembunyi dapat lebih dari satu. ANN dengan struktur ini menggunakan fungsi aktivasi nonlinear yang beragam, yang memungkinkannya untuk menangani berbagai jenis masalah yang lebih kompleks dan sulit. Struktur jaringan multilayer ini ditampilkan dalam Gambar 8 di bawah.



Gambar 8. Jaringan lapis jamak.

2.14. *Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation*

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang banyak digunakan dalam Artificial Neural Network untuk menyelesaikan masalah-masalah yang kompleks. Algoritma ini melibatkan dua tahap perhitungan utama, yaitu perhitungan maju untuk menghitung kesalahan antara output ANN dan target yang diinginkan, serta perhitungan mundur yang menggunakan kesalahan tersebut untuk menyesuaikan bobot pada semua neuron.

Ada tiga fase utama dalam alur kerja backpropagation, yaitu fase feed forward, backpropagation error, dan fase terakhir Perubahan nilai bobot.

Berikut adalah penjelasan dari setiap fase (Ryandhi, 2017):

1. *Feedforward*

Pada tahap ini, terjadi aliran maju dari jaringan saraf tiruan, di mana semua nilai input dan variabel yang digunakan pada lapisan input dikirimkan ke lapisan tersembunyi. Nilai-nilai ini diterima oleh sejumlah node di lapisan tersembunyi, dihitung oleh masing-masing node dengan bobot yang sesuai, dan hasilnya kemudian dikirimkan ke lapisan output. Di lapisan output, dilakukan perhitungan kembali menggunakan fungsi

aktivasi tertentu untuk menghasilkan nilai output berdasarkan pola masukan.

2. *Backpropagation error*

Backpropagation error dilakukan setelah artificial neural network memberikan output dari perhitungan input melalui *feedforward*, tahap *backpropagation error* dilakukan. Nilai yang dihasilkan oleh masing-masing node output dibandingkan dengan nilai output yang diinginkan menggunakan fungsi *loss*. Selanjutnya, nilai *error* yang didapatkan dipropagasi ke belakang, dimulai dari lapisan output, sehingga semua node, baik di lapisan output maupun di lapisan tersembunyi, memberikan gambaran nilai *error* terhadap nilai output yang diinginkan. Setelah artificial neural network memberikan output dari perhitungan input melalui *feedforward*, tahap *backpropagation error* dilakukan. Nilai yang dihasilkan oleh masing-masing node output dibandingkan dengan nilai output yang diinginkan menggunakan fungsi *loss*. Selanjutnya, nilai *error* yang didapatkan dipropagasi ke belakang, dimulai dari lapisan output, sehingga semua node, baik di lapisan output maupun di lapisan tersembunyi, memberikan gambaran nilai *error* terhadap nilai output yang diinginkan.

3. Perubahan nilai bobot

Setelah mendapatkan nilai kesalahan, nilai tersebut digunakan untuk menghitung gradien dari fungsi kerugian dengan mempertimbangkan bobot dalam jaringan. Gradien ini kemudian dimanfaatkan untuk mencari nilai optimal yang akan digunakan untuk memperbarui bobot.

2.15. Fungsi Pelatihan

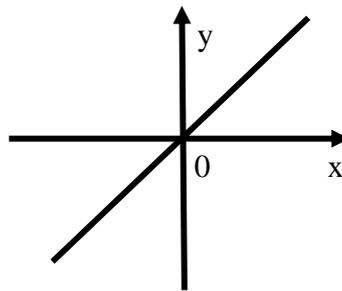
Fungsi pelatihan berperan sebagai algoritma yang digunakan pada ANN untuk melatih jaringan dalam memahami pola-pola data. Terdapat beragam fungsi pelatihan yang tersedia dan dapat dipilih, yang seringkali membuat orang bingung dalam menentukan pilihan yang terbaik. Namun, berdasarkan percobaan yang dilakukan menggunakan MATLAB, satu fungsi pelatihan

yang dipilih untuk penelitian ini adalah Lavenberg-Marquardt (LM). Fungsi pelatihan tersebut telah diuji dan terbukti lebih efektif dibandingkan dengan fungsi-fungsi lainnya dalam menyelesaikan berbagai kasus permasalahan, baik dalam aproksimasi fungsi maupun pengenalan pola (Ryandhi, 2017).

2.16. Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan untuk mengolah inputan informasi. Beberapa fungsi aktivasi pada ANN adalah (Ryandhi, 2017):

1. Fungsi aktivasi linier

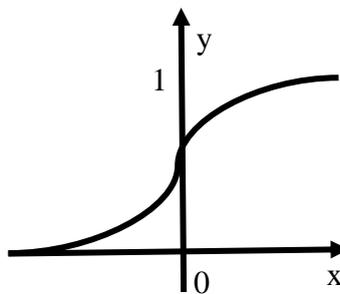


Gambar 9. Fungsi aktivasi linier.

Fungsi aktivasi linier menghasilkan nilai output yang sama dengan nilai input. Fungsi aktivasi linear dapat digunakan dengan rumus:

$$f(x) = x$$

2. Fungsi aktivasi sigmoid biner

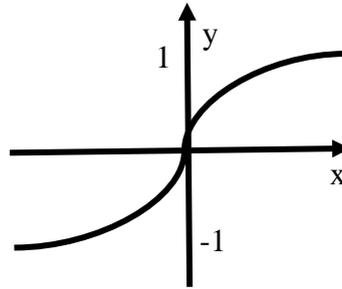


Gambar 10. Fungsi aktivasi sigmoid biner.

Fungsi aktivasi sigmoid biner menghasilkan nilai output pada interval 0 hingga 1. Rumus fungsi ini adalah :

$$y = ft(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

3. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar



Gambar 11. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

Fungsi aktivasi sigmoid bipolar menghasilkan nilai output pada interval -1 hingga 1. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar dapat digunakan dengan rumus :

$$y = ft(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1$$

2.17. Tingkat Akurasi Model

Dalam evaluasi kinerja model, terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat akurasi. Pemilihan metode ini disesuaikan dengan jenis dan karakteristik data yang sedang ditangani.

1. Mean Squared Error (MSE)

Salah satu metode yang umum digunakan adalah Mean Squared Error (MSE), yang menghitung error dengan cara mengkuadratkan selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual pada setiap observasi. Dalam konteks pencarian model menggunakan Artificial Neural Network (ANN), nilai MSE yang lebih rendah menandakan model yang lebih stabil. Perhitungan MSE dapat dilakukan menggunakan rumus berikut (Ryandhi, 2017) :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y'i - Yi)^2$$

Keterangan :

n = Jumlah Sampel

Y' = Nilai aktual indeks

Y = Nilai prediksi

2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metode yang mengukur kesalahan dengan membandingkan kesalahan absolut pada setiap periode dengan nilai observasi sebenarnya untuk periode tersebut, kemudian menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut tersebut. MAPE dianggap memiliki keunggulan dibandingkan dengan MSE dalam mengukur kesalahan. Perhitungan MAPE dapat dilakukan dengan menggunakan rumus berikut (Ryandhi, 2017) :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{xt - ft}{xt} \right|}{n} \times 100\%$$

Keterangan :

n = Jumlah Sampel

xt = Nilai Aktual Indeks pada period ke-t

ft = Nilai Prediksi Indeks pada period ke-t

III. METODE PENELITIAN

3.1. Wilayah Studi

Wilayah studi ini berfokus pada Kabupaten Mesuji, sebuah kabupaten di Provinsi Lampung, dengan luas wilayah $\pm 2.200,51 \text{ Km}^2$. Kabupaten Mesuji terletak di antara garis $3,73^\circ - 4,23^\circ \text{ LS}$ dan $105,05^\circ - 105,75^\circ \text{ BT}$ merupakan wilayah Provinsi Lampung yang wilayahnya berada di ujung timur lautnya yang bertemu langsung dengan Provinsi Sumatera Selatan di semua arah kecuali selatan, di mana wilayahnya berbatasan dengan kabupaten-kabupaten lain dalam Provinsi Lampung. Kabupaten Mesuji terletak paling jauh dari ibu kota provinsi, Kota Bandar Lampung.

3.2. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengumpulan data sekunder. Data sekunder adalah data yang diambil secara tidak langsung atau data yang didapatkan dari sumber yang telah ada dari berbagai instansi. Penelitian ini menggunakan data sekunder sebagai data yang kemudian akan dapat diolah secara matematis dengan model *Artificial Neural Network* untuk mendapatkan hasil prediksi kejadian *El Nino* di Kabupaten Mesuji.

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian diperoleh dari website ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) (<https://cds.climate.copernicus.eu/>) dengan pengambilan data berada di kabupaten Mesuji, ERA5 ECMWF ini menyediakan data-data relevan yang diperlukan, seperti yang sudah dibahas pada batasan masalah sebagai peninjau dalam melakukan penelitian ini.

3.3. Penentuan Input dan Output Data

Dalam pembangunan model ANN, penentuan input dan output data merupakan aspek yang sangat penting. Jaringan saraf tiruan terdiri dari berbagai lapisan dan simpul yang berbeda di setiap layer. Jenis layer yang digunakan dapat dikelompokkan sebagai berikut (Hadi, 2018):

1. Input Layer: terdiri dari simpul-simpul yang berfungsi sebagai titik awal proses pengolahan data pada neural network.
2. Hidden Layer: terbentuk oleh simpul-simpul yang disamakan dengan lapisan tersembunyi, bertugas meneruskan respons dari input.
3. Output Layer: terdiri dari simpul-simpul yang memberikan solusi dari data input.

Dalam penelitian ini, Total Presipitasi dipilih sebagai data output. Sementara itu, variabel yang memengaruhi prediksi kejadian El Nino disajikan sebagai data input dalam model ANN. Variabel yang digunakan meliputi Potensial Evaporasi, Radiasi Termal, Temperatur Udara pada ketinggian 2 meter, Total Presipitasi, serta Kecepatan Angin Zonal (U) dan Meridional (V) pada ketinggian 10 meter.

3.4. Klasifikasi Sampel Data

Dari kumpulan data yang sudah dikumpulkan, dilakukan pembagian data penelitian menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk mengembangkan model ANN, sedangkan data testing digunakan untuk menganalisis hasil prediksi. Rasio yang digunakan untuk data training 70% dan data testing 30%. Dari tahun Januari 2014 – Desember 2023 dengan jumlah sampel data yaitu sebanyak 87.720 data.

Tabel 1. Pengklasifikasian Sampel Data Untuk Membuat Model ANN.

Klasifikasi	Presentase	Periode	Total Sampel
Training	70%	2014-2020	61.440
Testing	30%	2021-2023	26.280

3.5. Metode Analisis Data

3.5.1. Pengolahan Data

Pada langkah ini, data yang telah terkumpul diolah untuk analisis. Hasil analisis data akan memberikan wawasan tentang pola data, yang kemudian digunakan sebagai dasar untuk memilih metode peramalan yang sesuai. Peneliti juga melakukan pengaturan ulang data untuk memudahkan penggunaan saat melakukan peramalan dengan MATLAB. Data akan dipisahkan berdasarkan fungsinya.

3.5.2. Normalisasi Data

Analisis menggunakan *Artificial Neural Network* Algoritma *Backpropagation* memerlukan normalisasi data yang sesuai untuk mendapatkan performa terbaik. Data input dan output dalam ANN perlu di normalisasi agar memberikan keseragaman atau kesamaan pada data. Pada penelitian ini normalisasi dilakukan dengan teknik MinMax Normalisasi, yaitu merubah rentang nilai data menjadi antara 0 sampai dengan 1 sesuai dengan persamaan yang telah dijelaskan dalam bab 2 tinjauan pustaka.

3.5.3. Pembentukan Model ANN

Proses pembentukan model Artificial Neural Network melibatkan penentuan variabel input, jumlah hidden layer, jumlah output, *learning rate*, Konstanta Momentum, fungsi aktivasi, dan jumlah node pada hidden layer. Pada struktur Artificial Neural Network yang diterapkan, terdapat 5 node pada input layer. Selanjutnya, variasi node pada hidden layer yaitu 1 sampai 15 node *hidden layer*, sementara output layer memiliki 1 node.

3.5.4. Melatih Model ANN Dengan Data *Training*

Setelah pembuatan model *Artificial Neural Network*, langkah selanjutnya untuk memungkinkan model tersebut memprediksi kejadian *El-Nino* dengan melatihnya menggunakan data pelatihan. Tujuan dari pelatihan ini adalah agar model *Artificial Neural Network* dapat belajar dan mengenali pola data yang telah disajikan.

3.5.5. Pengujian Model ANN Dengan Data *Testing*

Pada fase ini, model *Artificial Neural Network* yang telah dibuat dan dilatih menggunakan data pelatihan akan diuji menggunakan data testing. Tujuannya adalah untuk mengukur akurasi dari model *Artificial Neural Network* yang telah dikembangkan.

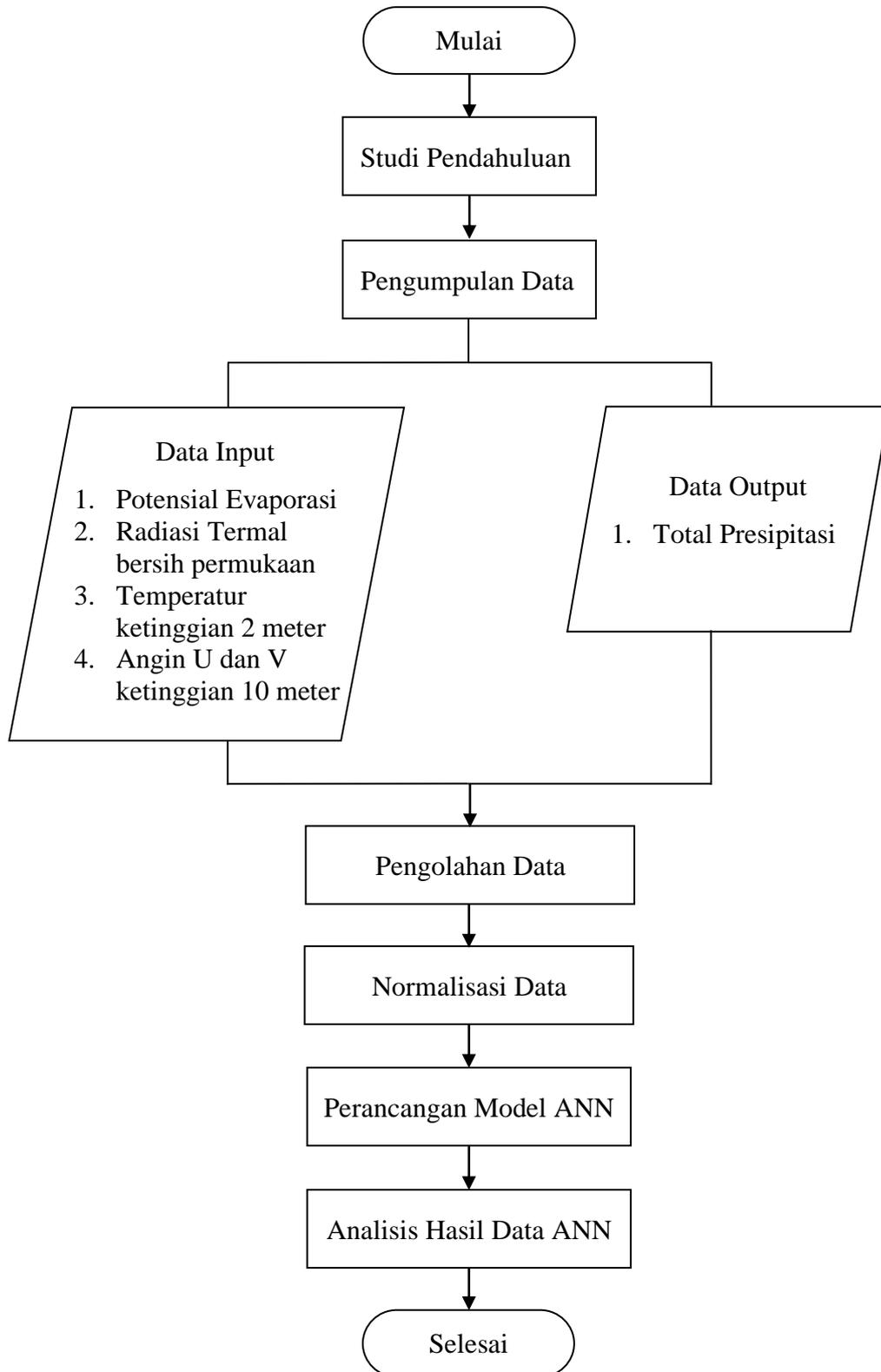
3.5.6. Evaluasi Model ANN

Tahapan ini untuk menguji tingkat keakuratan dari model dengan melihat nilai *error* MSE dan MAPE dengan melakukan analisis dari setiap model yang telah didapatkan dari banyaknya kombinasi yang digunakan. Proses prediksi dibantu dengan aplikasi MATLAB yang berfungsi sebagai pengolah data.

3.5.7. Analisa Hasil Prediksi Dengan ANN

Pada tahap ini dilakukan tujuan utama dari penelitian yaitu melakukan analisa hasil prediksi kejadian *El-Nino* di Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung dengan menggunakan model *Artificial Neural Network* yang sebelumnya telah didapatkan, yaitu dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual sehingga akan didapatkan keakuratan dari hasil prediksi.

3.6. Prosedur Penelitian



Gambar 12. Diagram alir penelitian.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Permodelan ANN Metode *Backpropagation* dengan algoritma '*trainlm*' atau Algoritma Levenberg-Marquardt dengan fungsi aktivasi yang digunakan adalah '*tansig*' pada *hidden layer* dan '*purelin*' pada output, dapat menjelaskan dan meramalkan kejadian presipitasi yang kemudian merepresentasikan kejadian *El-Nino* di Kabupaten Mesuji. Kelayakan model dalam melakukan peramalan masuk ke kriteria **Baik** berdasarkan nilai MSE dan MAPE yang terlampir.
2. Terdapat perbedaan kombinasi model terbaik antara nilai MSE *Training* dan MAPE *Training* dikarenakan perbedaan metode pengukuran, Tetapi terdapat kesamaan model terbaik pada hasil kombinasi antara MSE *Testing* dan MAPE *Testing*. Pada intinya ke-10 model terbaik tersebut merupakan metode terbaik. Dipilih kombinasi dengan Jumlah *Hidden Layer*, *Learning Rate*, dan Konstanta Momentum secara berurutan dengan nilai sebagai berikut: [15, 0.08, 0.6]. Hal ini karena kombinasi Model ini menghasilkan MSE *Training* (0.00105), MSE *Testing* (0.00123), MAPE *Training* (14.61%) dan MAPE *Testing* (12.91%).

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan dari penelitian tugas akhir, beberapa saran yang diberikan bagi penelitian selanjutnya adalah:

1. Uji coba pada penelitian tugas akhir ini terbatas pada data periode Januari 2014 sampai desember 2023. Dengan menambah periode data,

data yang didapat dan diproses akan lebih bervariasi dan periode lebih panjang.

2. Penggunaan metode-metode lain dalam analisis, seperti ARIMA, ARIMAX, dan metode lainnya, bisa dieksplorasi
3. Perbedaan hasilnya dapat diamati menggunakan perangkat lunak selain MATLAB, seperti Python, NeuroSolutions, RStudio dan sebagiannya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahrens, C. D. (2009). *Meteorology Today: An Introduction to Weather, Climate, and the Environment* (9th Editio). Brooks/Cole, Cengage Learning.
- Aprilia, B., Marzuki, M., & Taufiq, I. (2021). Prediksi El Nino Southern Oscillation (ENSO) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST)-Backpropagation. *Jurnal Fisika Unand*, 9(4), 421–427. <https://doi.org/10.25077/jfu.9.4.421-427.2020>
- Ardiansyah, Z. (2021). Analisis Pengaruh Kecepatan Putaran Angin Terhadap Daya Keluaran Yang Dihasilkan Turbin Pada PLT Bayu Di Masjid Taqwa Muhammadiyah Kecamatan Sawit Sebrang Langkat. In *Jurnal Ekonomi* Volume 18, Nomor 1 Maret201 (Vol. 2, Issue 1).
- Darmawan, N. R. (2019). *Prediksi Kondisi Cuaca Kota Surabaya Menggunakan Metode Artificial Neural Network Prediction of Surabaya City Weather Conditions Using Artificial Neural Network Method*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
- Dawson, C. W., & Wilby, R. (1998). An Artificial Neural Network Approach to Rainfall-Runoff Modeling. *Hydrological Sciences Journal*, 43(1), 47–66. <https://doi.org/10.1080/02626669809492102>
- El-Mahdy, M. E. S., El-Abd, W. A., & Morsi, F. I. (2021). Forecasting lake evaporation under a changing climate with an integrated artificial neural network model: A case study Lake Nasser, Egypt. *Journal of African Earth Sciences*, 179, 104191. <https://doi.org/10.1016/J.JAFREARSCI.2021.104191>
- Fadholi, A. (2013). Uji Perubahan Rata-Rata Suhu Udara Dan Curah Hujan Di Kota Pangkalpinang. *Jurnal Matematika Sains Dan Teknologi*, 14(1), 11–25. <https://doi.org/10.33830/jmst.v14i1.309.2013>

- Fahmeyzan, D., Soraya, S., & Etmy, D. (2018). Uji Normalitas Data Omzet Bulanan Pelaku Ekonomi Mikro Desa Senggigi dengan Menggunakan Skewness dan Kurtosi. *Jurnal VARIAN*, 2(1), 31–36. <https://doi.org/10.30812/varian.v2i1.331>
- Faisal, Yulianur, A., & Meilianda, E. (2018). Studi Peningkatan Intensitas Luas Dan Pola Tanam Pada Daerah Irigasi Krueng Jreue. *Jurnal Arsip Rekayasa Sipil Dan Perencanaan*, 1(3), 141–149. <https://doi.org/10.24815/jarsp.v1i3.11783>
- Hadi, A. P. (2018). *Implementasi Metode Artificial Neural Network Untuk Prediksi Curah Hujan Dalam Penanggulangan Demam Berdarah di Kabupaten Malang*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
- Hijriani, A., Muludi, K., & Andini, E. A. (2016). Implementasi Metode Regresi Linier Sederhana Pada Penyajian Hasil Prediksi Pemakaian Air Bersih Pdam Way Rilau Kota Bandar Lampung Dengan Sistem Informasi Geografis. *Informatika Mulawarman: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 11(2), 37. <https://doi.org/10.30872/jim.v11i2.212>
- Kelbulan, E., Laimeheriwa, S., & Patty, J. R. (2021). Analisis Kejadian El Nino dan Dampaknya Terhadap Musim Tanam dan Produktivitas Kacang Tanah (*Arachis hypogaea L.*) di Pulau Kei Kecil Kabupaten Maluku Tenggara. *Jurnal Budidaya Pertanian*, 17(1), 52–58. <https://doi.org/10.30598/jbdp.2021.17.1.52>
- Le, M. H., Perez, G. C., Solomatine, D., & Nguyen, L. B. (2016). Meteorological Drought Forecasting Based on Climate Signals Using Artificial Neural Network - A Case Study in Khanhhoa Province Vietnam. *Procedia Engineering*, 154, 1169–1175. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.07.528>
- Luk, K. C., Ball, J. E., & Sharma, A. (2001). An application of artificial neural networks for rainfall forecasting. *Mathematical and Computer Modelling*, 33(6–7), 683–693. [https://doi.org/10.1016/S0895-7177\(00\)00272-7](https://doi.org/10.1016/S0895-7177(00)00272-7)

- Mukhaer, A. A. (2023). *Apa Itu El Nino & Bagaimana Mekanisme Iklim Panas-Dingin Ini Bekerja?* <https://nationalgeographic.grid.id/read/133778198/apa-itu-el-nino-bagaimana-mekanisme-iklim-panas-dingin-ini-bekerja>
- Muriyatmoko, D. (2018). Analisa Volume Terhadap Sitasi Menggunakan Regresi Linier Pada Jurnal Bereputasi di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Simantec*, 6(3), 129–134.
- Nasrum, A. (2018). *Buku Referensi Uji NORMALITAS DATA untuk Penelitian*. Jayapangus Press.
- Nugroho, T., Abidin, Z., & Marlina, L. (2019). Dampak Fenomena El Nino Terhadap Pendapatan Usahatani Dan Pola Tanam Petani Padi Di Kecamatan Natar Kabupaten Lampung Selatan. *Jurnal Ilmu-Ilmu Agribisnis*, 7(1), 75. <https://doi.org/10.23960/jiia.v7i1.75-82>
- Nurpambudi, R., & Aziz, R. A. (2022). Prediksi Kejadian Banjir Di Wilayah Kota Bandar Lampung Dengan Metode Artificial Neural Network. *Proseding Seminar Nasional Hasil Penelitian Dan Pengabdian*, 93–104.
- Permana, I. (2022). The Effect of Data Normalization on the Performance of the Classification Results of the Backpropagation Algorithm Pengaruh Normalisasi Data Terhadap Performa Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation. In *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering* (Vol. 2, Issue 1).
- Philipus, Susilo, G. E., & Irianti, L. (2020). Karakteristik Distribusi Curah Hujan Di Wilayah Sungai Mesuji - Sekampung. *Jrsdd*, 8(1), 193–202.
- Prakoso, D. (2018). Analisis pengaruh tekanan udara, kelembaban udara dan suhu udara terhadap tingkat curah hujan di kota semarang [Univeersitas Negeri Semarang]. <http://lib.unnes.ac.id/id/eprint/36742>
- Puspita, E. S., & Yulianti, L. (2016). Perancangan Sistem Peramalan Cuaca Berbasis Logika Fuzzy. *Jurnal Media Infotama*, 12(1). <https://doi.org/10.37676/jmi.v12i1.267>

- Rifan Fathony, A. (2023). *Studi Analisis El Nino Dan La Nina Terhadap Curah Hujan Menggunakan Fast Fourier Transform (FFT) Dan Lomb Periodogram (Studi Kasus : Provinsi Jawa Tengah)*. Universitas Lampung.
- Rosmawati. (2014). *Dampak El-Nino Terhadap Fluktuasi Curah Hujan di Bandar Lampung*. Universitas Lampung.
- Ryandhi, R. (2017). *Penerapan Metode Artificial Neural Network (ANN) Untuk Peramalan Inflasi Di Indonesia*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
- Safitri, S. (2015). El Nino , La Nina dan Dampaknya Terhadap Kehidupan. *Jurnal Criksetra*, 4(8), 153.
- Sugiyono. (2007). Statistika Untuk Penelitian. In *Alfabeta Bandung* (Vol. 12, pp. 1–415).
- Suryani, A. S. (2015). ancaman EL NINO 2015. *INFO Singkat*, VII(13), 9–12.
- Triatmojo, B. (2008). *Hidrologi terapan*. Beta Offset Yogyakarta.
- Winarno, G. D., Hatma, & Soejoko, S. A. (2010). *Buku Ajar Hidrologi Hutan*. Universitas Lampung.