

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

(Skripsi)

Oleh:

FIDIA WATI

2015011034



**JURUSAN TEKNIK SIPIL
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

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

Oleh

Fidia Wati

Sebagai sebuah negara tropis, Indonesia mengalami dua musim dan seringkali terkena dampak dari fenomena El-Nino, yang dapat menyebabkan ketidakaturan pola curah hujan dan meningkatkan tingkat kekeringan. Masalah yang menjadi fokus penelitian adalah perlunya upaya untuk mengurangi dan mengantisipasi dampak El-Nino, terutama di wilayah seperti Kabupaten Lampung Utara, Provinsi Lampung. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi keefektifan model Jaringan Saraf Tiruan dalam meramalkan kejadian El-Nino serta untuk menghasilkan model prediksi khusus untuk Kabupaten Lampung Utara. Pendekatan metodologi melibatkan analisis data meteorologi dari ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts untuk periode dari Januari 2014 hingga Desember 2023. Variabel-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 menunjukkan bahwa kombinasi Jumlah Hidden Layer, Learning Rate, dan Konstanta Momentum berturut-turut adalah "[15,0.09,0.7]". Pilihan ini dibuat karena kombinasi model ini menghasilkan MSE Training (0.001951), MSE Testing (0.001338), MAPE Training (14.28%), dan MAPE Testing (14.31%) Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa metode Jaringan Saraf Tiruan dapat digunakan untuk meramalkan kejadian El-Nino dengan menjelaskan dan memprediksi pola presipitasi, yang kemudian merepresentasikan kejadian El-Nino di Kabupaten Lampung Utara.

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

ABSTRACT

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

By

Fidia Wati

As a tropical country, Indonesia experiences two seasons and is often affected by the El-Nino phenomenon, which can cause irregular rainfall patterns and increase drought levels. The research focuses on the need to mitigate and anticipate the impacts of El-Nino, especially in areas like North Lampung Regency, Lampung Province. The aim of this study is to evaluate the effectiveness of the Artificial Neural Network model in predicting El-Nino events and to develop a specific prediction model for North Lampung Regency. The methodological approach involves analyzing 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 indicate that the sequential combination of the Number of Hidden Layers, Learning Rate, and Momentum Constant is "[15,0.09,0.7]". This choice is made because this model combination yields Training Mean Squared Error (0.001951), Testing Mean Squared Error (0.001338), Training Mean Absolute Percentage Error (14.28%), and Testing Mean Absolute Percentage Error (14.31%). Therefore, it can be concluded that the Artificial Neural Network method can be used to predict El-Nino events by explaining and forecasting precipitation patterns, which then represent El-Nino occurrences in North Lampung Regency.

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

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

Oleh

FIDIA WATI

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 LAMPUNG UTARA)**

Nama Mahasiswa : **Fidia Wati**

Nomor Pokok Mahasiswa : 2015011034

Program Studi : Teknik Sipil

Fakultas : Teknik



1. Komisi Pembimbing

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

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

2. Ketua Jurusan Teknik Sipil

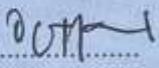
3. Ketua Program Studi Teknik Sipil

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

Sekretaris : **Dr. Ir. Endro Prasetyo W., 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 : Fidia Wati
NPM : 2015011034
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 pengetahuna 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



Fidia Wati
Fidia Wati
NPM. 2015011034

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama Fidia Wati, dilahirkan di Kota Tanggamus pada tanggal 31 Agustus 2002, sebagai anak pertama dari dua bersaudara, dari pasangan Bapak Yun Hendri dan Ibu Laila Marya. Penulis memulai jenjang pendidikan di usia 7 tahun di SD Negeri 1 Belu pada tahun 2008. Kemudian melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 1 Kotaagung, Provinsi Lampung pada tahun 2014 dan di selesaikan pada tahun 2017. Selanjutnya penulis melakukan pendidikan SMA di SMA Negeri 1 Kota Metro, Provinsi Lampung pada tahun 2017 dan lulus pada tahun 2020. Kemudian pada tahun penulis 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 Sri Tunggal, kecamatan Buay Bahuga Kabupaten Way Kanan, Provinsi Lampung selama 40 hari yakni pada Periode 1 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 Lampung Utara, Provinsi Lampung).

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 Lampung Utara, 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. Rasa puji dan Syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan ini.
2. Keluarga tercinta terutama untuk Ibu dan Ayah sebagai penyemangat terbesar yang selalu memberikan dukungan serta kepercayaan, dan karena doanya saya dapat menyelesaikan Laporan Kerja Praktik ini.
3. Bapak Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T.,M.Sc. selaku Dekan Fakultas Teknik, Universitas Lampung.
4. Bapak Sasana Putra, S.T.,M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Sipil, Universitas Lampung.
5. Bapak Sasana Putra, S.T.,M.T. selaku Penanggungjawab Program Studi Teknik Sipil, Universitas Lampung.
6. Prof. Dr. Dyah Indriana Kusumastuti, S.T., M.Sc., selaku pembimbing I atas ketersediaannya dalam memberikan arahan, masukan, bimbingan, serta bantuannya dalam hal penyusunan skripsi ini.

7. Bapak Dr. Ir. Endro Prasetyo W., S.T., M.Sc. selaku Pembimbing II yang telah memberikan masukan serta bimbinganya selama proses penyelesaian skripsi ini.
8. Bapak Riki Chandra Wijaya., S.Pd., M.T., selaku Pembimbing III dan pembimbing akademik yang telah memberikan masukan serta bimbinganya selama proses penyelesaian skripsi ini.
9. Bapak Ir. Ahmd Zakaria, M.T., Ph.D., selaku Penguji atas kesediaannya memberi arahan maupun saran supaya skripsi ini lebih baik.
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. Alrido Qurdianto S.T, kekasih hati yang selalu memberikan dukungan baik motivasi maupun materi.
12. Seluruh rekan-rekan Teknik Sipil 2020 Universitas Lampung yang telah membantu dan memberi semangat dalam penyusunan laporan ini.
13. Semua pihak yang terlibat dan tidak dapat disebutkan satu persatu, terimakasih atas motivasi dan dukungan yang diberikan kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan ini

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

Bandar lampung, 2024
Penulis,

Fidia Wati
NPM. 201501103

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	i
DAFTAR GAMBAR	ii
DAFTAR TABEL	iii
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Penelitian Relevan	5
2.2. Daerah Aliran Sungai (DAS)	6
2.3. Siklus Hidrologi	7
2.4. Presipitasi	9
2.5. Evaporasi	10
2.6. Temperatur Udara	11
2.7. Kecepatan Angin	12
2.8. Cuaca	12
2.9. <i>El Nino</i>	13
2.10. Uji Normalitas	17
2.11. Uji Korelasi dan Regresi	19
2.12. <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	22
2.13. <i>Arsitektur Artificial Neural Network</i> (ANN)	25
2.14. <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) <i>Backpropagation</i>	26

2.15. Fungsi Pelatihan	27
2.16. Fungsi Aktifasi	27
2.17. Tingkat Akurasi Model.....	29
III. METODE PENELITIAN	31
3.1. Wilayah Studi	31
3.2. Pengumpulan Data	31
3.3. Penentuan Input dan Output Data	32
3.4. Klasifikasi Sampel Data	22
3.5. Metode Analisis Data	33
3.5.1. Pengolahan Data	33
3.5.2. Normalisasi Data	33
3.5.3. Pembentukan Model Data.....	33
3.5.4. Melatih Model ANN Dengan Data <i>Training</i>	34
3.5.5. Pengujian Model ANN Dengan Data <i>Testing</i>	34
3.5.6. Evaluasi Model ANN	34
3.5.7. Analisa Hasil Prediksi Dengan ANN	34
3.6. Prosedur Penelitian.....	35
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	36
4.1. Lingkungan Kerja Penelitian.....	36
4.2. Pengolahan Data.....	37
4.3. Normalisasi Data	41
4.4. Pembuatan Model <i>Neural Network</i>	43
4.4.1. Pembagian Data	44
4.4.2. Membentuk dan Melatih Model	45
4.4.3. Melakukan Uji Model.....	47
4.5. Evaluasi Hasil Pengukuran Nilai <i>Error</i> Dengan MAPE dan MSE	48
4.6. Membuat Tabel Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	52
4.7. Perbandingan Tiap Parameter Dari Nilai MSE dan MAPE	55
4.8. Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	58
4.9. Analisa Hasil Prediksi Dari Model <i>Artificial Neural Network</i>	61

V. PENUTUP.....	67
5.1. Kesimpulan.....	67
5.2. Saran.....	68
DAFTAR PUSTAKA.....	69
LAMPIRAN.....	70

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	25
8. Jaringan lapis jamak.....	25
9. Fungsi aktivasi linier.....	28
10. Fungsi aktivasi sigmoid biner	28
11. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar	28
12. Diagram alir penelitian	35
13. Plotting data potensial evaporasi	37
14. Plotting data radiasi termal	38
15. Plotting data temperatur udara ketinggian 2 meter	38
16. Plotting data total presipitasi.....	39
17. Plotting data kecepatan angin zonal ketinggian 10 meter.....	40
18. Plotting data kecepatan angin meridional ketinggian 10 meter	40
19. <i>Script</i> proses normalisasi data.....	41
20. <i>Script</i> proses <i>split</i> data	44
21. <i>Script</i> proses membuat dan melatih model	45
22. <i>Script</i> proses menguji model.....	47
23. <i>Script</i> proses evaluasi MAPE dan MSE.	48
24. <i>Script</i> proses mendefinisikan fungsi MAPE dan denormalisasi data.	51
25. <i>Script</i> proses membuat tabel hasil model <i>Artificial Neural Network</i>	53
26. Contoh data hasil yang ditabelkan dari fungsi <i>script</i>	53

27. Grafik perbandingan jumlah node <i>hidden layer</i> berdasarkan nilai MSE.....	55
28. Grafik perbandingan jumlah node <i>hidden layer</i> berdasarkan nilai MAPE....	56
29. Grafik perbandingan <i>learning rate</i> berdasarkan nilai MSE.....	56
30. Grafik perbandingan <i>learning rate</i> berdasarkan nilai MAPE.....	57
31. Grafik perbandingan konstanta momentum berdasarkan nilai MSE.	57
32. Grafik perbandingan konstanta momentum berdasarkan nilai MAPE.....	58
33. Grafik perbandingan total presipitasi antara data target dengan data asli	62
34. Grafik regresi tiap jamnya	62
35. Grafik regresi tiap bulannya	63
36. Grafik total presipitasi di Kabupataen Lampung Utara	63

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Pengklasifikasian Sampel Data Untuk Membuat Model ANN.	32
2. Perangkat Keras Penelitian.	36
3. Perangkat Lunak Penelitian	36
4. Data Sebelum Dilakukan Proses Normalisasi	42
5. Data Setelah Dilakukan Proses Normalisasi.....	42
6. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Normalisasi Data.....	42
7. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses <i>Split</i> Data	44
8. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Membuat Dan Melatih Model.	46
9. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Menguji Model	47
10. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Evaluasi MAPE Dan MSE.....	49
11. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Mendefinisikan Fungsi MAPE Dan Denormalisasi Data	51
12. Penjelasan Dari <i>Script</i> Proses Membuat Tabel Hasil Model <i>Artificial Neural Network</i>	54
13. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Training</i> Terkecil (10 Terbaik)	58
14. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Testing</i> Terkecil (10 Terbaik).	59
15. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MAPE <i>Training</i> Terkecil (10 Terbaik)	59
16. Kombinasi Parameter Terbaik Berdasarkan MSE <i>Testing</i> Terkecil (10 Terbaik)	60
17. Kriteria Kelaikan Model Berdasarkan Nilai MAPE.....	61
18. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan di Kabupaten Mesuji	64
19. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Setiap Bulan	64
20. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Dari Hasil Prediksi	65
21. Penyimpangan Intensitas Curah Hujan Setiap Bulan Dari Hasil Prediksi.....	65

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia sebagai negara tropis yang dilintasi oleh garis khatulistiwa, mengalami dua musim utama, yaitu musim hujan dan musim kemarau. Wilayah Indonesia memiliki iklim tropis yang dipengaruhi oleh posisinya yang strategis secara geografis. Selain itu, Indonesia seringkali terkena dampak dari fenomena El Nino.

El Nino merupakan fenomena global yang menyebabkan perubahan iklim, dipicu oleh peningkatan suhu permukaan air laut di wilayah Pasifik bagian timur. Siklus El Nino terjadi dalam rentang waktu 2-7 tahun dan berlangsung selama 12-15 bulan. Ciri khas dari El Nino adalah peningkatan periodik suhu permukaan laut di kawasan Pasifik serta perbedaan tekanan udara antara Darwin dan Tahiti (Taufiq & Marnita, 2011).

Dampak El Nino sangat dirasakan di Indonesia, terutama dalam bentuk berkurangnya curah hujan dan terjadinya kemarau yang panjang. Dampak tersebut dapat menyebabkan masalah serius di sektor pertanian, seperti gagal panen dan menurunnya ketahanan pangan. Dampak tersebut juga dirasakan di Kabupaten Lampung Utara, Provinsi Lampung. Akibat El Nino, sebagian besar wilayah Kabupaten Lampung Utara mengalami kekeringan, menyebabkan masalah pasokan air bersih dan meningkatkan risiko bencana kebakaran hutan. Kondisi ini tidak hanya mempengaruhi aspek kehidupan sehari-hari, tetapi juga berdampak pada kesehatan masyarakat karena peningkatan debu yang berterbangan.

Dalam keadaan ini, langkah yang perlu diambil adalah meminimalkan serta bersiap menghadapi dampak dari fenomena El Nino. Para pakar di bidang hidrologi menggunakan berbagai metode untuk menghitung aspek-aspek terkait fenomena hidrologi, salah satunya adalah melalui pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network/ ANN) adalah sebuah model komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia. (Ajina, 2023), pemodelan dengan pendekatan ANN yang digunakan pada beberapa parameter cuaca terbukti dapat meningkatkan keakuratan hasil prediksi . Pemanfaatan teknik ANN untuk meramalkan perubahan iklim El Nino di Kabupaten Lampung Utara menjadi suatu pendekatan yang relevan. Kemampuan ANN terbukti efisien dalam mengatasi permasalahan prediksi dan analisis data yang kompleks, termasuk dalam konteks isu-isu perubahan iklim.

Tujuan dari penelitian ini adalah menggabungkan keunggulan ANN dalam analisis dan prediksi perubahan iklim El Nino di Kabupaten Lampung Utara, Provinsi Lampung, Oleh karena itu, penulis mengambil penelitian ini yang berjudul Analisis Prediksi Kejadian *El Nino* dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) studi kasus Kabupaten Lampung Utara, Provinsi Lampung.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan maka dapat dibuat suatu rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana tingkat validasi metode Artificial Neural Network (ANN) dalam melakukan prediksi *El Nino* di wilayah Kabupaten Lampung Utara?
2. Bagaimana hasil dari penelitian prediksi *El Nino* menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) di Kabupaten Lampung Utara ?
3. Bagaimana penerapan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk melakukan analisis dan prediksi *El Nino* di wilayah Kabupaten Lampung Utara ?

1.3 Batasan Masalah

Untuk membatasi penelitian ini, maka penulis menyusun batasan masalah antara lain :

1. Data yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari stasiun meteorologi Kabupaten Lampung Utara.
2. Data yang digunakan untuk memprediksi pada penelitian ini dari Januari 2013 sampai desember 2023.
3. Data yang digunakan adalah data potensi penguapan, Limpasan permukaan, Radiasi gelombang panjang bersih permukaan, Temperatur ketinggian 2 meter, presipitasi, komponen angin zonal (U) dan meridional (V) ketinggian 10 meter.
4. Konfigurasi data yang digunakan yaitu sebanyak 5 dengan berbagai skema konfigurasi.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan sebagai berikut:

1. Untuk mengidentifikasi efektivitas *Artificial Neural Network* (ANN) dalam memprediksi *El Nino* di Kabupaten Lampung Utara.
2. Untuk mengetahui hasil prediksi *El Nino* menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) di Kabupaten Lampung Utara.
3. Menganalisis kelayakan penggunaan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi *El Nino*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan dapat menghadirkan terobosan baru dalam ilmu iklim dan teknik prediksi dengan memanfaatkan teknologi *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memahami perubahan iklim *El Nino* di tingkat lokal.
2. Dengan adanya hasil penelitian ini, diharapkan akan tercipta pemahaman yang lebih mendalam mengenai dampak perubahan iklim *El-Nino* di Kabupaten Lampung Utara. Informasi ini nantinya dapat menjadi landasan untuk merencanakan tindakan mitigasi dan adaptasi yang lebih efektif.
3. Prediksi yang lebih akurat terkait perubahan iklim *El Nino* akan membantu pihak berwenang, termasuk pemerintah dan instansi terkait, dalam memberikan peringatan dini kepada masyarakat. Hal ini diharapkan dapat mengurangi risiko dampak negatif yang timbul akibat perubahan iklim tersebut.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Relevan

Penelitian terdahulu dimaksudkan untuk tujuan perbandingan dan referensi. Selain itu, untuk menghindari asumsi kesamaan dengan penelitian ini. Maka dalam tinjauan pustaka ini peneliti mencantumkan hasil-hasil penelitian yang relevan sebagai berikut:

1. Nur Rochman (2011), Telah melakukan penelitian yang berjudul “Prediksi Kondisi Cuaca Kota Surabaya Menggunakan Metode Artificial Neural Network”. Manfaat yang dihasilkan dari penelitiannya adalah memperoleh model yang tepat terhadap jenis data yang ada pada variabel cuaca kota Surabaya dengan menggunakan metode Artificial Neural Network dan mengetahui tingkat akurasi model Artificial Neural Network yang dibuat.
2. Dyah Susilokarti (2015), Telah melakukan penelitian yang berjudul “Studi Komparasi Prediksi Curah Hujan Metode Fast Fourier Transformation (FFT), Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dan Artificial Neural Network (ANN)” dengan tujuan membandingkan membandingkan akurasi prediksi curah hujan menggunakan ketiga metode diatas, dengan kesimpulan yang didapatkan, Model ANN sebagai model analisis runtun waktu untuk prediksi curah hujan hasilnya lebih baik dibanding metode FFT dan ARIMA dari segi performa dan kehandalan dalam memprediksi waktu yang akan datang yang bersifat nonlinear.
3. Resty salmayenti (2017), Telah melakukan penelitian yang berjudul “Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Teknik Jaringan Syaraf Tiruan” dengan kesimpulan yang dihasilkan, Pola curah hujan di dua belas stasiun pengamatan terbagi menjadi pola ekuatorial (Sampali, Padang

Marpoyan dan Samarinda) dan pola musonial (Ciomas, Indramayu, Bojonegoro, Poetere, Kendari, Samuntai, Gerung, Naibonat dan Uthan Rhee). Pola ekuatorial memiliki dua puncak musim hujan, sedangkan pola musonial ditandai dengan satu puncak musim hujan. Indeks ENSO Nino-3.4 dan DMI memiliki korelasi yang berbeda-beda terhadap keragaman curah hujan pada setiap stasiun pengamatan. Stasiun pengamatan yang berada di wilayah bagian selatan Indonesia memiliki korelasi kuat negatif terutama pada periode Juni-November, sedangkan stasiun yang berada di wilayah dekat garis ekuator memiliki nilai korelasi yang lebih lemah. Hasil simulasi dan aktual periode 1985-2012 menggunakan model 3 menunjukkan bahwa delapan titik pengamatan dengan pola musonial menghasilkan tingkat keakuratan prediksi yang tinggi dengan R² berkisar 0.59-0.82 dan RMSE rendah dengan kisaran 0.04-0.09. Sedangkan hasil simulasi di stasiun yang berpola ekuatorial serta Samuntai memiliki tingkat keakuratan yang lebih rendah dengan kisaran R² 0.13- 0.37 dan RMSE 0.07-0.16. Hal ini dipengaruhi oleh indeks ENSO dan IOD sebagai prediktor yang juga rendah terhadap keragaman curah hujan di wilayah tersebut dan adanya limitasi model pada proses iterasi. Berdasarkan empat skenario model yang digunakan, semakin panjang periode prediksi yang dilakukan, maka tingkat keakuratan prediksi akan semakin berkurang.

2.2 Daerah Aliran Sungai (DAS)

Menurut Notohadiprawiro (1985), Daerah Aliran Sungai (DAS) adalah wilayah yang menjadi tempat pengumpulan sistem tunggal, yang sering disamakan dengan catchment area. Martopo (1994) memberikan definisi bahwa DAS adalah area yang dibatasi oleh topografi yang memisahkan aliran air dan di mana semua sungai yang berada di dalamnya akan bermuara ke saluran tunggal keluar dari wilayah tersebut.

Soemarwoto (1985) menjelaskan bahwa DAS merupakan wilayah yang dibatasi oleh puncak gunung, di mana semua aliran permukaan air mengalir ke sungai utama. Berdasarkan definisi tersebut, DAS dapat dipahami sebagai ruang yang terdiri dari unsur abiotik (seperti tanah, air, dan udara), biotik (seperti vegetasi, hewan, dan organisme lainnya), serta interaksi dan ketergantungan antara manusia dengan lingkungan tersebut. Ini menunjukkan bahwa pengelolaan hutan, tanah, air, dan masyarakat harus memperhatikan peran dari semua komponen ekosistem yang terlibat agar keterkaitan yang efektif dapat terjaga.

2.3 Siklus Hidrologi

Siklus hidrologi dimulai dengan penguapan air permukaan laut, yang merupakan proses awal dalam aliran secara berkesinambungan. Air berevaporasi dan kemudian turun kembali ke permukaan bumi dalam berbagai bentuk presipitasi seperti hujan, salju, hujan batu, atau hujan es. Total volume air di planet ini relatif stabil dari waktu ke waktu karena siklus hidrologi ini terus berulang tanpa henti. Siklus hidrologi merupakan serangkaian peristiwa yang berlangsung secara terus-menerus dan tidak memiliki titik akhir yang pasti (Pratiwi, 2007).

Dalam proses daur hidrologi, energi panas matahari dan faktor iklim lainnya memicu evaporasi pada permukaan vegetasi, tanah, laut, danau, sungai, atau badan air lainnya. Uap air hasil evaporasi diangkut oleh angin melintasi daratan yang berkontur pegunungan atau datar. Apabila memungkinkan, uap ini akan mengalami kondensasi dan turun sebagai hujan di bawah pengaruh gravitasi bumi.

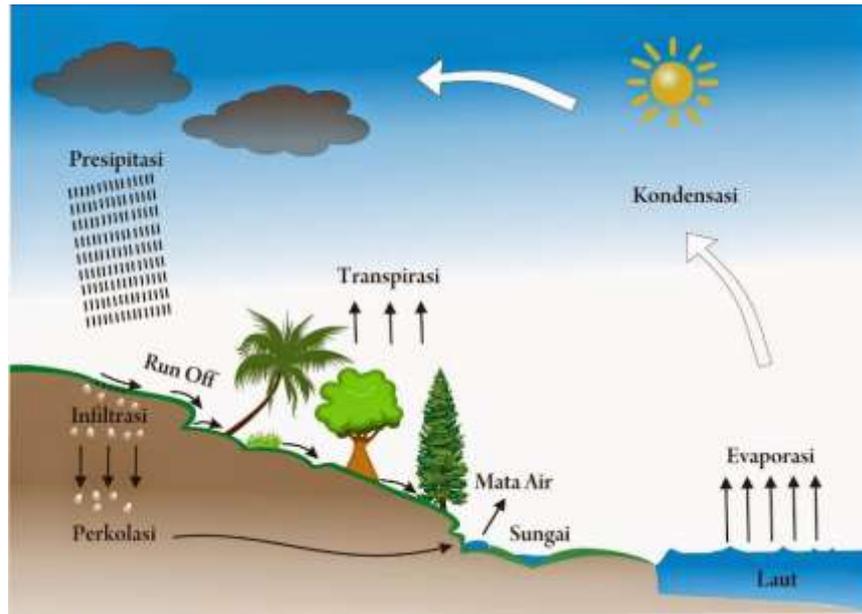
Air hujan sebelum mencapai tanah dapat tertahan oleh vegetasi dan batangnya, kemudian mengalami penguapan kembali ke atmosfer selama dan setelah hujan, yang disebut sebagai interception loss.

Air hujan yang tertahan oleh vegetasi terdistribusi melalui beberapa cara, seperti air yang jatuh langsung dari tajuk ke permukaan tanah (throughfall) dan sebagian yang mengalir melalui batang (stemflow) menuju permukaan tanah.

Sebagian air hujan yang mencapai permukaan tanah akan meresap ke dalam tanah (infiltrasi), dengan proses ini dikenal sebagai infiltrasi. Sebaliknya, perkolasi adalah pergerakan air melalui profil tanah karena adanya gaya gravitasi. Air yang tidak dapat terserap akan mengalir di atas permukaan tanah sebagai aliran permukaan (surface runoff), berlanjut menuju sungai, sementara sebagian tertampung di cekungan permukaan tanah (surface detention).

Air yang berhasil meresap ke dalam tanah akan tertahan oleh pengaruh gaya kapiler, membentuk kelembaban tanah. Pada saat tingkat air tanah mencapai titik jenuh, air hujan yang baru masuk tanah akan bergerak horizontal, keluar ke permukaan tanah sebagai aliran subsurface (subsurface flow), dan akhirnya mengalir ke sungai. Air tanah juga dapat mengalir secara vertikal ke lapisan tanah yang lebih dalam dan menjadi bagian dari air tanah (groundwater), yang lambat laun mengalir menuju sungai, danau, atau tempat penampungan air lainnya.

Air yang berhasil meresap ke dalam tanah, terutama pada lapisan top soil, sebagian menguap kembali ke atmosfer melalui proses evaporasi tanah (soil evaporation). Sebagian lagi diserap oleh vegetasi melalui proses fisiologis dan kemudian diuapkan melalui daun/tajuk tanaman (transpirasi). Proses transpirasi terjadi selama tidak ada hujan. Kombinasi dari kedua proses tersebut disebut sebagai evapotranspirasi, yang besarnya dihitung selama satu tahun.



Gambar 1. Ilustrasi Siklus Hidrologi.

(Sumber : <https://riset.guru/siklus-hidrologi/>)

Konsep daur hidrologi yang luas ini digunakan sebagai konsep kerja untuk analisis dari berbagai masalah misalnya dalam perencanaan dan evaluasi pengelolaan hutan dan DAS. Air tawar yang diproses dari daur hidrologi dan dimanfaatkan manusia ini tidak lebih dari 1 % saja. Sisanya tersimpan sebagai air laut (asin) sebesar 97.3 % atau air es (glacier) 2.14 % yang tersimpan di kutub.

2.4 Presipitasi

Presipitasi merupakan fenomena turunnya air dari atmosfer ke permukaan bumi, yang dapat berwujud sebagai hujan, hujan salju, kabut, embun, dan hujan es. Di daerah tropis, kontribusi terbesar dalam bentuk presipitasi umumnya berasal dari hujan, sehingga seringkali hujan dianggap sebagai bentuk presipitasi (Triatmodjo, 2008). Jika uap air jatuh dalam bentuk cair, disebut sebagai hujan (rainfall), sedangkan jika berwujud padat, disebut salju (snow).

Beberapa sumber menyatakan bahwa presipitasi, khususnya hujan, merupakan salah satu komponen hidrologi yang sangat penting. Hujan menjadi peristiwa

dimana cairan (air) jatuh dari atmosfer ke permukaan bumi. Hujan menjadi salah satu input utama dalam suatu proses dan berfungsi sebagai faktor pengontrol yang dapat mudah diamati dalam siklus hidrologi di suatu Kawasan.

Berdasarkan berbagai pendapat di atas, dapat disimpulkan bahwa presipitasi atau hujan merupakan hasil dari kondensasi uap air di awan yang mencapai titik jenuh, sehingga akhirnya turun dari atmosfer ke permukaan bumi.

2.5 Evaporasi

Evaporasi adalah proses di mana air dalam bentuk cair diubah menjadi uap air (vaporization) dan dipindahkan dari permukaan penguapan (vapour removal). Air dapat mengalami penguapan dari berbagai permukaan seperti danau, sungai, tanah, dan vegetasi hijau.

Proses ini memerlukan energi untuk mengubah molekul air dari fase cair ke fase uap. Radiasi matahari langsung dan faktor lingkungan yang mempengaruhi suhu udara menjadi sumber energi. Perbedaan tekanan antara uap air di permukaan penguapan dan tekanan udara atmosfer adalah gaya penggerak untuk memindahkan uap air dari permukaan penguapan. Selama proses berlangsung, udara sekitar secara perlahan menjadi jenuh, dan kemudian proses ini akan melambat atau bahkan berhenti jika udara yang basah tidak dipindahkan ke atmosfer. Kecepatan penggantian udara jenuh dengan udara kering sangat dipengaruhi oleh kecepatan angin. Oleh karena itu, radiasi matahari, suhu udara, kelembaban udara, dan kecepatan angin adalah parameter iklim yang harus diperhatikan dalam menentukan proses evaporasi.

Jika permukaan penguapan adalah tanah, maka tingkat penutupan tanaman pelindung (crop canopy) dan ketersediaan air pada permukaan penguapan juga mempengaruhi proses evaporasi. Hujan, irigasi, dan pergerakan vertikal air dalam tanah dari muka air tanah dangkal adalah sumber kelembaban permukaan tanah. Jika tanah dapat menyuplai air dengan cepat yang memenuhi

kebutuhan evaporasi, maka evaporasi dari tanah akan ditentukan oleh kondisi meteorologi. Namun, jika interval antara hujan dan irigasi cukup lama, dan kemampuan tanah untuk mengalirkan air ke dekat permukaan tanah terbatas, maka kandungan air di lapisan topsoil akan berkurang, menyebabkan permukaan tanah menjadi kering. Di lingkungan dengan keterbatasan air, jumlah air yang tersedia menjadi faktor pembatas. Penurunan suplai air ke permukaan tanah akan menyebabkan penurunan drastis dalam proses evaporasi. Proses ini dapat terjadi dalam beberapa hari (Faisal et al., 2018).

2.6 Temperatur Udara

Temperatur udara atau suhu adalah ukuran derajat panas yang berasal dari aktivitas molekul dalam atmosfer. Suhu udara mencerminkan energi kinetik rata-rata dari pergerakan molekul-molekul di atmosfer (Fadholi, 2013). Pengukuran suhu udara dilakukan dengan alat yang disebut termometer, dan umumnya dinyatakan dalam skala Celcius (C), Reamur (R), dan Fahrenheit (F). Timbulnya udara terkait dengan radiasi panas matahari yang diterima oleh bumi (Yuniarti, 2009).

Suhu merupakan sifat yang terkait dengan panas dan energi pada suatu benda (Lakitan, 2002). Suhu udara akan mengalami fluktuasi yang signifikan dalam setiap periode 24 jam, yang erat kaitannya dengan proses pertukaran energi di atmosfer. Fluktuasi suhu dapat terganggu oleh aktivitas turbulensi udara atau pergerakan massa udara yang sangat aktif, terutama pada kondisi kecepatan angin tinggi. Jika pergerakan massa udara melibatkan seluruh lapisan udara dekat permukaan, suhu udara pada lapisan tersebut cenderung homogen. Suhu udara memiliki peran penting sebagai unsur iklim, dan perubahan suhu udara terjadi sesuai dengan tempat dan waktu (Tjasyono, 1992).

2.7 Kecepatan Angin

Angin merupakan pergerakan udara yang sejajar dengan permukaan bumi, mengalir dari daerah bertekanan tinggi menuju daerah bertekanan rendah. Karakteristik angin melibatkan besaran fisik seperti kecepatan dan arah, yang disebabkan oleh perbedaan tekanan udara di suatu wilayah. Pergerakan angin terjadi karena adanya perbedaan suhu antara udara yang dingin dan panas yang bergerak, membawa energi angin. Angin dapat dianggap sebagai udara dalam gerakan yang memiliki kecepatan, energi, dan arah tertentu. Proses ini dipicu oleh pemanasan bumi melalui radiasi matahari.

Sebagai fluida, angin memiliki profil geseran atau profil kecepatan ketika melewati benda padat, seperti permukaan bumi. Pada tingkat permukaan bumi, kecepatan angin relatif terhadap permukaan menjadi nol. Namun, kecepatan ini meningkat seiring dengan ketinggian dari permukaan bumi (Ardiansyah, 2021).

2.8 Cuaca

Cuaca, menurut definisi dari Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), mencerminkan kondisi udara di suatu lokasi tertentu dalam jangka waktu terbatas, termasuk temperatur, intensitas cahaya matahari, kelembapan, kecepatan angin, dan sebagainya. Perspektif Merriam-Webster menyatakan cuaca sebagai keadaan atmosfer yang melibatkan suhu (panas atau dingin), kelembapan (basah atau kering), ketenangan atau badai, serta kejernihan atau kekeruhan. Cuaca fokus pada variabilitas harian suhu dan curah hujan, sedangkan iklim digunakan untuk menggambarkan rata-rata kondisi atmosfer dalam periode waktu yang lebih panjang.

Beberapa faktor yang memengaruhi cuaca antara lain suhu udara, yang dipengaruhi oleh ketinggian tempat dan letak astronomis (lintang). Perubahan suhu karena perbedaan ketinggian terjadi lebih cepat daripada perubahan suhu

karena perbedaan lintang. Alat ukur suhu udara adalah termometer. Tekanan udara mengukur berat massa udara di suatu wilayah, menunjukkan kekuatan yang mendorong pergerakan massa udara dalam satu satuan luas tertentu. Tekanan udara semakin rendah seiring dengan kenaikan ketinggian di atas permukaan laut, dan barometer digunakan untuk mengukurnya. Kecepatan angin, yang merupakan pergerakan massa udara dari satu tempat ke tempat lain, terjadi ketika terdapat perbedaan tekanan udara di suatu daerah. Alat ukur kecepatan angin adalah anemometer. Kelembaban udara merujuk pada kandungan uap air dalam udara yang berasal dari penguapan air di berbagai sumber, dan higrometer digunakan untuk mengukur kelembaban udara.

2.9 *El Nino*

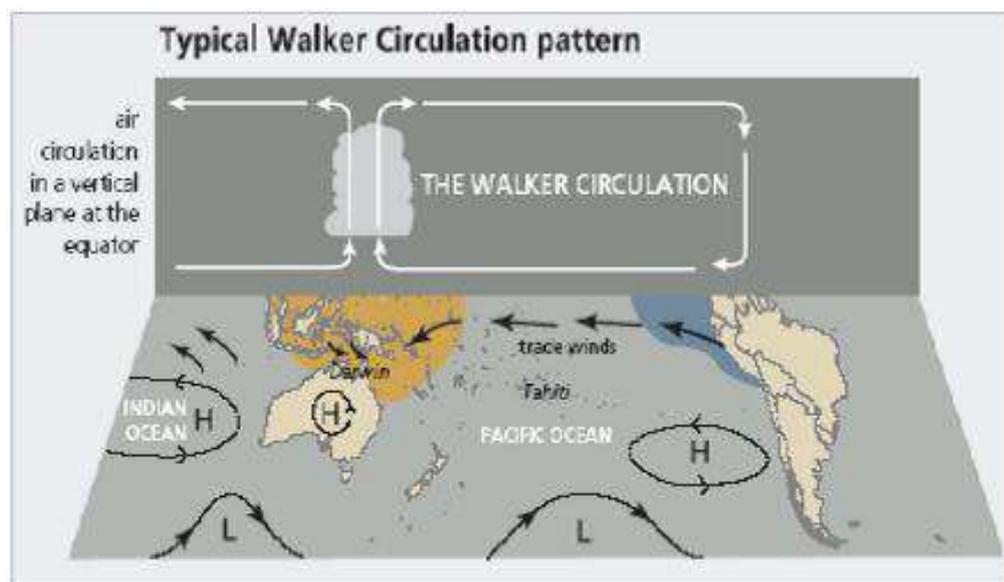
El Nino berasal dari bahasa Spanyol yang berarti "anak laki-laki". Awalnya, istilah ini digunakan oleh para nelayan Peru untuk menggambarkan fenomena laut yang ditandai dengan munculnya arus laut hangat di sepanjang pantai Peru dan Ekuador menjelang Natal. Saat ini, istilah ini digunakan oleh banyak ilmuwan untuk merujuk pada peningkatan suhu permukaan air laut di Pasifik Tengah dan Timur sepanjang garis khatulistiwa, yang memicu perubahan pola cuaca di banyak wilayah dunia (Haryanto, 1998)

El Nino merupakan fenomena ketidaknormalan kondisi laut yang dicirikan oleh peningkatan suhu permukaan laut (sea surface temperature-SST) di samudra Pasifik, terutama di daerah equatorial Pasifik bagian tengah dan timur, seperti sepanjang pantai Peru. Keterkaitan antara laut dan atmosfer menyebabkan anomali kondisi laut ini mempengaruhi kondisi atmosfer, yang pada akhirnya membawa dampak pada anomali iklim

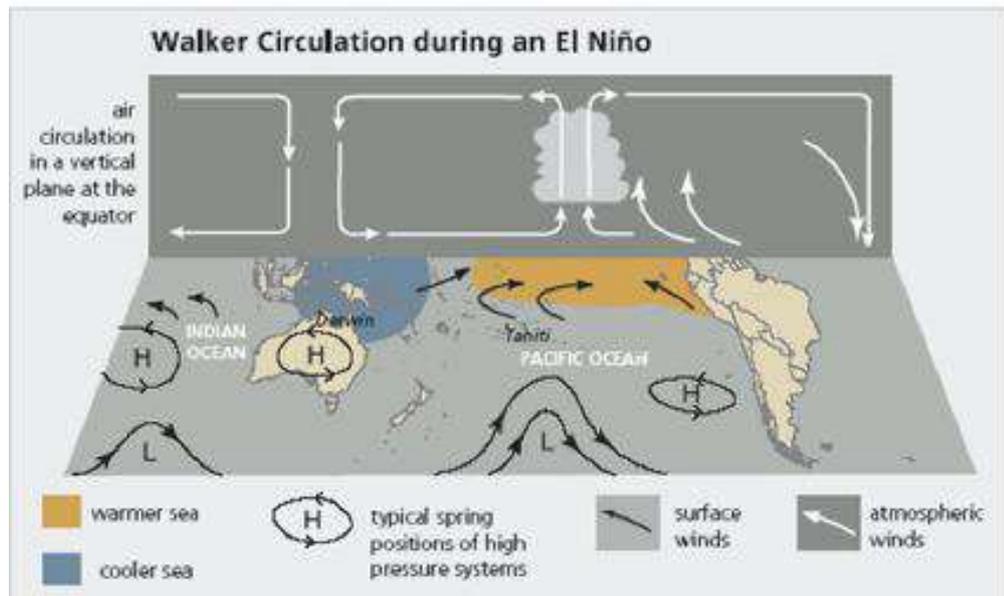
Dalam keadaan normal, air laut yang dingin di sepanjang pantai Amerika Selatan, dekat Ekuador dan Perairan Peru, mengalami upwelling atau naik ke permukaan laut. Pada kondisi ini, angin permukaan di wilayah Samudra Pasifik sekitar khatulistiwa, yang dikenal sebagai Angin Pasat Timuran (Walker

Circulation), bergerak dari Timur ke Barat. Arah aliran ini sedikit berbelok ke utara di Belahan Bumi Utara dan ke selatan di Belahan Bumi Selatan. Hal ini menyebabkan penguapan di Samudra Pasifik meningkatkan kelembaban udara di atasnya, dan Angin Pasat Timuran mendorong pembentukan awan hujan di beberapa wilayah, termasuk Samudra Pasifik Barat, wilayah Indonesia, dan utara Australia.

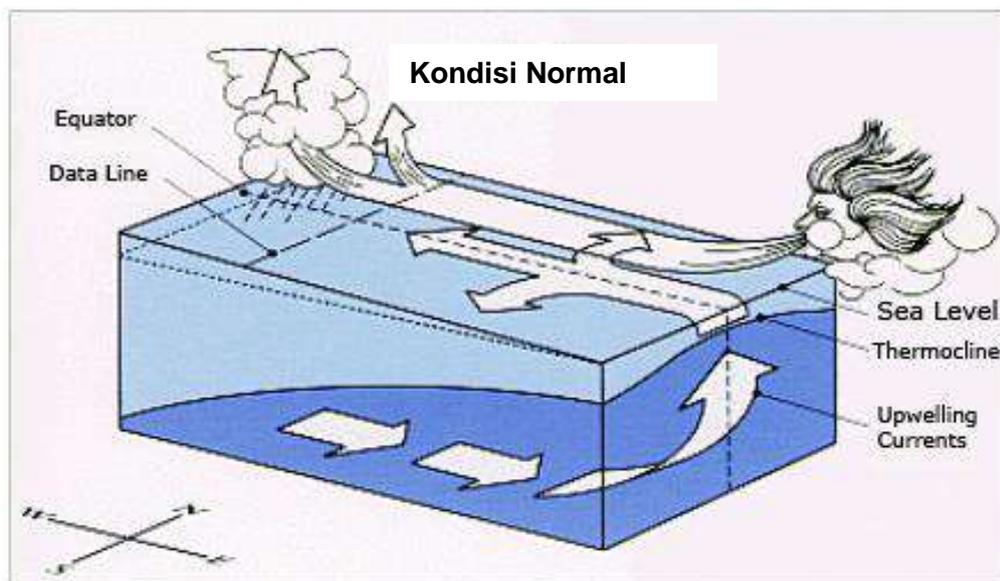
Ketika El Nino terjadi, peningkatan suhu dan kelembaban di atmosfer di atas perairan yang lebih hangat di tengah dan timur Pasifik menyebabkan pembentukan awan. Sementara itu, peningkatan tekanan udara di bagian barat Samudra Pasifik menghambat pembentukan awan di atas laut bagian timur Indonesia. Akibatnya, curah hujan di beberapa wilayah Indonesia mengalami penurunan yang signifikan dari kondisi normal (Rosmawati, 2014).



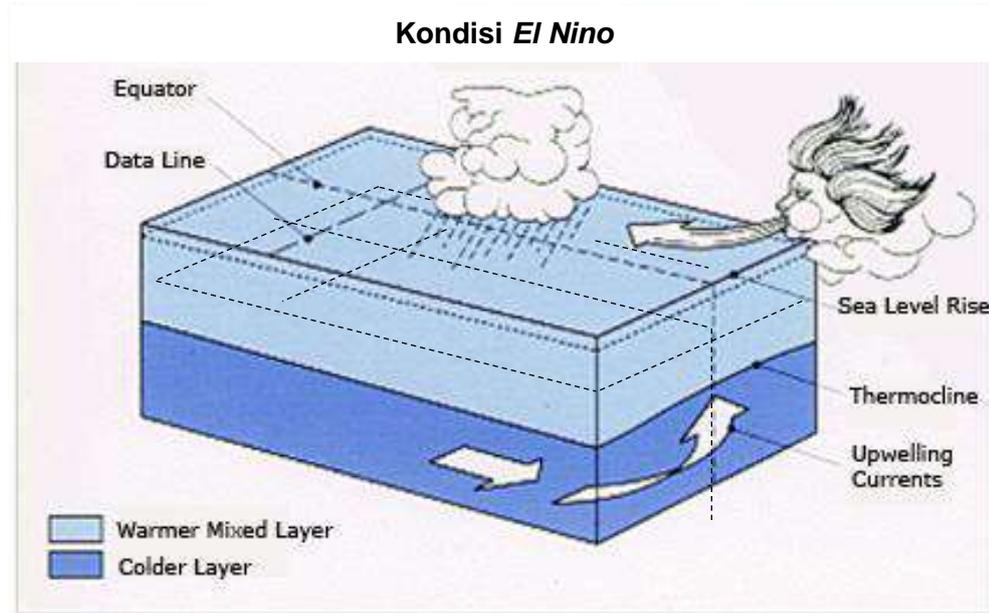
Gambar 2. Kondisi Normal Sirkulasi Angin Pasat Timuran.



Gambar 3. Kondisi *El Niño* Sirkulasi Angin Pasat Timuran.



Gambar 4. Proses *Upwelling* pada Kondisi Normal.



Gambar 5. Proses Upwelling pada Kondisi El Nino.

(Sumber: http://winds.jpl.nasa.gov/images/winds_over_ocean2.gif)

Berdasar intensitasnya El Nino dikategorikan sebagai :

Berdasar intensitasnya *El Nino* dikategorikan sebagai :

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 memiliki dampak signifikan pada kondisi iklim di berbagai lokasi. Dampak El Nino pada cuaca global mencakup pelemahan angin pasat timuran, yang merupakan angin yang bertiup menuju equator dari dua daerah bertekanan maksimum subtropika utara dan selatan secara terus-menerus. Sirkulasi muson juga mengalami

pelemahan, dengan angin muson barat bertiup dari arah barat laut ke selatan pada bulan Oktober-April, membawa musim penghujan, sedangkan angin muson timur bertiup dari Australia ke Asia pada bulan April-Oktober, bersifat kering dan panas.

Potensi hujan meningkat di sepanjang Pasifik Ekuatorial Tengah dan Barat serta wilayah Argentina, yang cenderung hangat dan lembab. Namun, dampak El Nino terhadap cuaca Indonesia mencakup pengurangan curah hujan di sebagian besar wilayah, dan intensitas penurunan ini bervariasi tergantung pada keparahan El Nino. Meskipun demikian, karena posisi geografis Indonesia yang dikenal sebagai benua maritim, tidak semua wilayah Indonesia terpengaruh oleh El Nino.

El Nino pernah menyebabkan kekeringan yang panjang di Indonesia, dengan penurunan signifikan dalam curah hujan dan situasi memburuk dengan meluasnya kebakaran hutan dan asapnya. Kejadian kekeringan dan kebakaran hutan terparah tercatat pada tahun 1997, dengan polusi udara yang dihasilkan menyebar hingga ke seluruh wilayah Indonesia dan negara-negara tetangga seperti Brunei, Filipina, dan Thailand (Rosmawati, 2014).

2.10 Uji Normalitas

Uji Normalitas adalah suatu evaluasi yang dilakukan untuk menilai distribusi data dalam suatu kelompok data atau variabel, apakah distribusi data tersebut mengikuti pola distribusi normal atau tidak. Uji Normalitas bermanfaat untuk menentukan apakah data yang telah dikumpulkan mengikuti distribusi normal atau berasal dari populasi yang memiliki distribusi normal. Meskipun metode klasik dalam pengujian normalitas data, seperti asumsi bahwa data dengan jumlah lebih dari 30 angka ($n > 30$) dapat diasumsikan sebagai berdistribusi normal, namun untuk memberikan kepastian, disarankan menggunakan uji normalitas. Sebab, tidak selalu data dengan jumlah lebih dari 30 dapat dipastikan berdistribusi normal, begitu juga sebaliknya, data dengan jumlah

kurang dari 30 belum tentu tidak mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, suatu pembuktian diperlukan, dan dalam kasus pengujian data ekonomi mikro desa Senggigi, peneliti melakukan uji normalitas menggunakan skewness dan kurtosis.

Adapun Macam-macam uji Normalitas data sebagai berikut:

A. Uji Normalitas Chi-Square

Chi square merupakan uji statistik untuk menguji probabilitas perbedaan frekuensi data berskala nominal dengan cara membandingkan antara frekuensi yang dapat diobservasi atau observed frequencies (disingkat F_o atau O) dan frekuensi yang diharapkan atau expected frequencies (disingkat F_h atau E) (Sugiyono, 2010).

B. Uji Normalitas Shapiro-Wilk

Uji normalitas Shapiro-Wilk, yang dikembangkan oleh Samuel Shapiro dan Martin Wilk pada tahun 1965, saat ini lebih disukai karena memiliki kekuatan uji yang lebih baik daripada uji-uji alternatif dengan berbagai rentang data. Uji ini bergantung pada korelasi antara data yang diamati dan distribusi normal. Rumus uji Shapiro-Wilk dapat dirumuskan sebagai berikut (Nasrum, 2018):

$$W = \frac{b^2}{S^2} = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

C. Uji Smirnov Kolmogorov

Tes satu sampel Kolmogorov Smirnov mencakup perhitungan distribusi frekuensi kumulatif yang akan terjadi di bawah distribusi teoritisnya, serta membandingkan distribusi frekuensi itu dengan distribusi frekuensi kumulatif hasil observasi (Siegel, 1997: 59).

$$W = \max_{1 \leq i \leq n} (|F(z_i) - F_{n_{i-1}}(x)|, |F(z_i) - F_{n_{i-1}}(x)|)$$

dengan $F(z)$ adalah fungsi distribusi kumulatif teoritis (Normal Baku Z) dan $F_n(x)$ adalah fungsi distribusi kumulatif data observasi.

D. Uji Anderson Darling

Uji Anderson Darling merupakan uji kenormalan data yang cukup handal. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa uji ini lebih sensitif dalam mendeteksi penyimpangan terhadap distribusi normal dibandingkan dengan uji-uji yang lain.

Uji Anderson Darling di rumuskan sebagai berikut (Nasrum, 2018):

$$W_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) [\ln F(X_i) + \{1 - \ln F(X_{x+1-i})\}]$$

Dimana $F(X_i)$ adalah fungsi distribusi kumulatif untuk distribusi tertentu dan n adalah banyaknya sampel yang akan diuji.

2.11 Uji Korelasi Dan Regresi

Teknik untuk mengidentifikasi perubahan dalam suatu kurva tren dikenal dengan istilah metode regresi. Metode ini memiliki perhitungan yang relatif sederhana namun memberikan hasil yang baik. Metode regresi efektif dalam mengelola data masa lampau yang telah terkumpul.

Analisis regresi merupakan salah satu teknik yang sering digunakan dalam data mining untuk mengungkap tingkat hubungan antara variabel dependen atau hasil yang dapat diprediksi melalui variabel independen atau penyebab secara individual (Muriyatmoko, 2018). Analisis regresi dapat dibagi menjadi dua kategori:

a). Regresi linier sederhana

Model regresi linier sederhana adalah model regresi yang paling sederhana yang hanya memiliki satu variabel bebas X . Analisis regresi memiliki beberapa kegunaan, salah satunya untuk melakukan prediksi terhadap variabel terikat Y . Persamaan untuk model regresi linier sederhana adalah sebagai berikut.

$$Y = a + bX$$

Y adalah variabel terikat yang diramalkan, X adalah variabel bebas, a adalah intercep, yaitu nilai Y pada saat $X=0$, dan b adalah slope, yaitu

perubahan rata-rata Y terhadap perubahan satu unit X . Koefisien a dan b adalah koefisien Nilai a adalah slope, b adalah intercep. (Astria et al., 2016)

b). Regresi linier berganda

Analisis regresi linear berganda sebenarnya sama dengan analisis regresi linear sederhana, hanya variabel bebasnya lebih dari satu buah. Persamaan umumnya adalah:

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

Dengan Y adalah variabel bebas, dan X adalah variabel-variabel bebas, a adalah konstanta (intersept) dan b adalah koefisien regresi pada masing-masing variabel bebas. Analisis regresi linear berganda memerlukan pengujian secara serempak dengan menggunakan F hitung. Dalam perhitungan ini dimana regresi erat hubungannya dengan korelasi, dimana setiap regresi pasti memiliki korelasi, tetapi tiap korelasi belum tentu bisa dilanjutkan ke proses regresi, Regresi merupakan metode pengambilan keputusan yang sering digunakan dalam pengembangan model matematis. Perkembangan teknologi yang cepat membutuhkan model matematis yang dapat diandalkan yang akan memudahkan proses identifikasi variable utama, estimasi, dan dalam perancangan proyek simulasi. Dalam metode regresi dikenal dengan dua variable yaitu :

1. Variable Respon / Variabel dependen, yaitu variable yang keberadaannya di pengaruhi oleh variable lain nya dan di notasikan dengan variable Y .
2. Variabel Prediktor / Variabel Independen yaitu variable yang bebas (Tidak dipengaruhi oleh variable lainnya) dan dinotasikan dengan variabel X .

Ketelitian dari metode regresi dapat terlihat dari koefesien korelasinya (r). Koefesien korelasi memperlihatkan besarnya hubungan antara variabel X dan variabel Y dari suatu kurva dan mempunyai nilai -1 atau $+1$, dan dan dinilai buruk bila berharga mendekati nol.

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 lemah sekali (tidak ada).

Rumus koefisien korelasi (r) adalah 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:

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

Uji Signifikansi t (Uji Parsial)

Untuk menguji apakah hipotesis yang diajukan diterima atau ditolak digunakan uji t (uji parsial). Kriteria pengujian hipotesis untuk uji parsial :

a. Hipotesis

$$H_0 : b_i = 0$$

Dimana $i = 1, 2, \dots, k$ (variabel bebas (X_1 dan X_2) tidak mempengaruhi variabel dependen (Y))

$$H_1 : b_i \neq 0$$

Dimana $i = 1, 2, \dots, k$ (minimal ada satu parameter koefisien regresi yang tidak sama dengan nol atau mempengaruhi variabel dependen (Y))

b. Taraf signifikansi (α) = 5% = 0,05

c. Kriteria pengujian

Dalam hal ini, t_{hitung} , dibandingkan dengan t_{tabel}

H_0 ditolak jika $t_{hitung} > t_{tabel}$

H_0 diterima jika $t_{hitung} > t_{tabel}$

Bentuk kekeliruan baku koefisien b_i , yaitu :

$$\sqrt{\frac{S_{y,1,2,\dots,k}^2}{(\sum x_i^2)(1-R_i^2)}}$$

d. Uji statistik

$$t_i = b_i / Sb_i$$

Keterangan :

t_i = nilai t hitung untuk variabel bebas ke i

b_i = koefisien regresi untuk variabel bebas ke i

Sb_i = simpangan baku koefisien regresi variabel bebas ke i

2.12 Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network) adalah pendekatan komputasi lunak yang mencoba meniru proses transfer informasi otak manusia. Secara umum, artificial neural network (ANN) adalah teknik pendekatan fungsi yang dapat digunakan ketika sifat kontak antara input dan output sangat kompleks dan non linier (Garrett, 1994). Dalam keyakinan ini, kekuatan fungsionalitas sistem saraf biologis terkait dengan sifat pemrosesan yang terdistribusi secara paralel dari jaringan sel, yang lebih dikenal sebagai neuron. Artificial Neural Network mereplikasi struktur ini dengan membagi perhitungan ke dalam unit pemrosesan kecil dan sederhana, yang disebut sebagai neuron buatan atau node. Dengan arsitektur ini, Artificial Neural Network terbukti menjadi model matematika yang andal dan unggul dalam

pendekatan fungsi dan pengenalan pola. Jaringan Saraf Tiruan memiliki komponen-komponen berikut ketika melakukan suatu perhitungan.

a) Neuron

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

- Sebuah aktivasi $a_j(t)$, tergantung pada parameter waktu diskrit
- Ambang batas θ_j , yang bernilai 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 terdiri dari koneksi, setiap koneksi mentransfer *output* dari neuron i ke *input* dari neuron j . Dalam pengertian ini, i merupakan pendahulu j dan j adalah penerus i . Setiap koneksi diberi bobot w_{ij} . Kadang-kadang istilah bias 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 luaran $o_i(t)$ dari neuron pendahulu dan biasanya memiliki bentuk:

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

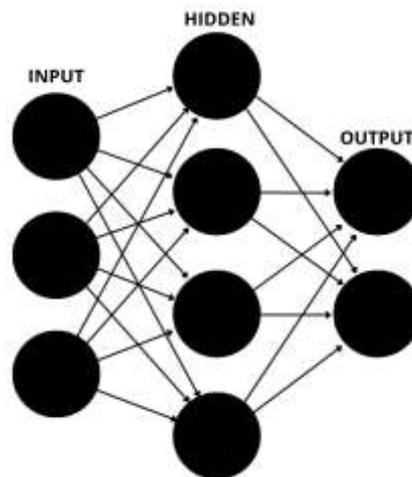
Ketika nilai bias ditambahkan ke dalam fungsi diatas,

maka bentuk di atas berubah menjadi:

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

d) Aturan Belajar

Peraturan pembelajaran merujuk pada aturan atau algoritma yang mengubah parameter jaringan saraf agar input yang diberikan dapat menghasilkan output yang diinginkan. Proses pembelajaran ini umumnya melibatkan modifikasi bobot dan ambang variabel dalam jaringan. Jaringan Saraf Tiruan terbentuk oleh node yang saling terhubung. Node dengan karakteristik serupa disusun menjadi lapisan (layer), yang dapat dilihat sebagai kumpulan node yang terhubung ke lapisan lain atau lingkungan eksternal tanpa interkoneksi internal. Sebagai contoh, Gambar 5 menampilkan sebuah Jaringan Saraf Tiruan sederhana dengan tiga lapisan. Terdapat tiga jenis lapisan dasar, yaitu lapisan input yang terhubung ke variabel input, lapisan output yang terhubung ke variabel output, dan lapisan tersembunyi di antara lapisan input dan output; bisa ada lebih dari satu lapisan tersembunyi. Informasi dikirimkan melalui koneksi antar node, dan dalam situasi sederhana, informasi hanya bergerak ke depan, sesuai yang ditunjukkan pada gambar 5.



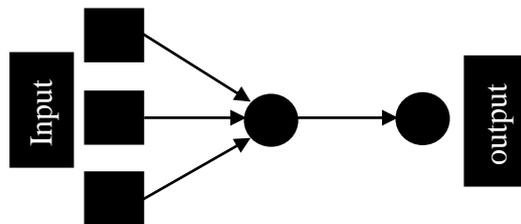
Gambar 6. Skema *Artificial Neural Network*.

2.13. Arsitektur *Artificial Neural Network* (ANN)

Pada ANN, neuron diasumsikan dapat dikelompokkan dalam layer seperti yang telah dijelaskan sebelumnya. Berdasarkan jumlah hidden layer yang digunakan pada ANN, struktur ANN dibagi menjadi dua yaitu single layer network dan multilayer network (Ryandhi, 2017).

1. Jaringan lapis tunggal (single layer network)

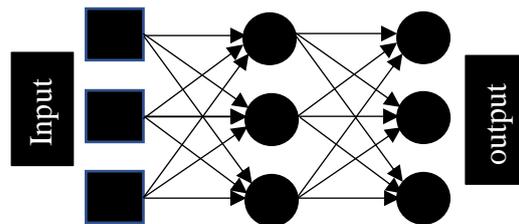
Jaringan lapis tunggal terdiri dari satu layer dari bobot yang saling terhubung. Pada jaringan lapis tunggal, informasi yang masuk akan langsung diproses menjadi sinyal keluaran tanpa melalui hidden layer terlebih dahulu.



Gambar 7. Jaringan lapis tunggal.

2. Jaringan lapis jamak (multilayer network)

ANN dengan tipe ini memiliki lebih dari satu layer yang diberi nama hidden layer. Semua layer yang terletak diantara input layer dan output layer merupakan hidden layer, karena jumlah hidden layer yang bisa lebih dari satu layer. ANN lapis jamak ini menggunakan fungsi aktivasi nonlinear yang dapat digunakan untuk menyelesaikan berbagai tipe permasalahan yang lebih rumit dan kompleks. Arsitektur multilayer network dapat dilihat pada 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 telah ada sejak tahun 1970-an, namun menjadi lebih dikenal secara luas setelah diperkenalkan oleh David Rumelhart, Geoffrey Hinton, dan Ronald Williams dalam sebuah makalah pada tahun 1986. 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 1. *feed forward*, 2. *backpropagation error*, dan fase terakhir 3. Perubahan nilai bobot. Berikut adalah penjelasan dari setiap fase (Ryandhi, 2017):

1. *Feedforward*

Tahap ini melibatkan aliran maju dari artificial neural network, di mana semua nilai input dan variabel yang digunakan pada lapisan input dikirimkan ke lapisan tersembunyi. Nilai tersebut diterima oleh sejumlah node pada lapisan tersembunyi dan kemudian dihitung oleh masing-masing node di lapisan tersebut dengan bobotnya. Hasilnya kemudian dikirim ke lapisan output. Pada lapisan output, perhitungan kembali dilakukan 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 *error*, nilai tersebut digunakan untuk menghitung gradien dari fungsi kerugian dengan memperhatikan bobot dari jaringan. Gradien ini kemudian digunakan untuk mendapatkan nilai optimal yang selanjutnya digunakan untuk memperbarui bobot.

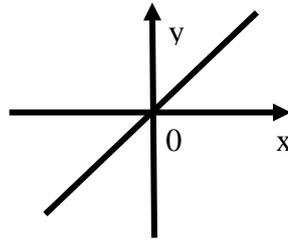
2.15. Fungsi Pelatihan

Fungsi pelatihan berfungsi sebagai algoritma yang digunakan pada ANN untuk melatih *network* dalam memahami pattern tersebut. Terdapat banyak fungsi pelatihan yang tersedia dan dapat digunakan, hal ini menjadikan sebagian orang bingung untuk menentukan fungsi pelatihan apa yang paling baik untuk digunakan. Namun berdasarkan uji coba yang dilakukan MATLAB didapatkan dua fungsi pelatihan yang dipilih dalam penelitian ini. Kedua fungsi tersebut adalah Lavenberg-Marquardt (LM), BFGS Quasi-Newton (BFG). Kedua fungsi pelatihan diatas telah diuji dan dibuktikan lebih baik dari fungsi lainnya oleh MATLAB dalam memecahkan kasus dengan tipe permasalahan baik *function approximation* maupun *pattern recognition* (Ryandhi, 2017).

2.16. Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan untuk mengolah inputan informasi. Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan pada ANN adalah :

1. Fungsi aktivasi linier



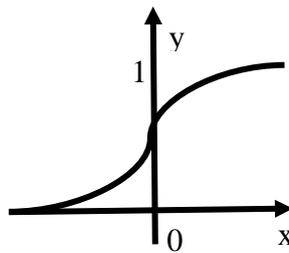
Gambar 9. Fungsi aktivasi linier.

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

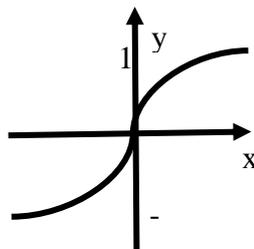


Gambar 10. Fungsi aktivasi sigmoid biner.

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

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

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 melakukan penghitungan, ada beberapa cara yang dapat dilakukan untuk menghitung tingkat akurasi dari model. Cara-cara ini digunakan sesuai dengan jenis dan bentuk data yang ada.

1. Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan metode perhitungan error dengan mengkuadratkan nilai error pada tiap periode. Dalam kasus pencarian model ANN, dengan nilai MSE yang lebih kecil, mengindikasikan model yang lebih stabil. MSE dapat dihitung dengan 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) merupakan metode yang menghitung kesalahan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. MAPE memiliki

kemampuan yang lebih baik dari MSE dalam menghitung error. MAPE dapat dihitung 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

Pada penelitian ini dilakukan studi kasus di wilayah Kabupaten Lampung Utara. Kabupaten Lampung Utara adalah salah satu kabupaten di Provinsi Lampung, Indonesia, yang terletak di ujung utara pulau Sumatera. Kabupaten ini berada di sepanjang garis $4,17^{\circ}$ - $5,17^{\circ}$ LS dan $104,17^{\circ}$ - $105,17^{\circ}$ BT, dengan luas wilayah $\pm 2.142,43 \text{ km}^2$ dan sebagian besar wilayahnya berbatasan dengan Provinsi Sumatera Selatan, kecuali di bagian timur yang masih berbatasan dengan kabupaten-kabupaten lain di Provinsi Lampung. Kabupaten Lampung Utara merupakan kabupaten yang dekat dengan Kota Bandar Lampung, yang merupakan pusat pemerintahan Provinsi Lampung.

3.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data sekunder, yaitu data yang diperoleh dari sumber yang sudah ada sebelumnya dari berbagai lembaga. Data sekunder ini kemudian akan diproses secara matematis dengan menggunakan model Artificial Neural Network untuk mendapatkan hasil prediksi kejadian El Nino di Kabupaten Lampung Utara

Sumber data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini adalah website ERA5 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) (<https://cds.climate.copernicus.eu/>) yang menyajikan data-data yang relevan dengan penelitian ini, seperti yang telah dibahas pada batasan masalah. Data yang diambil dari website tersebut adalah data yang berlokasi di kabupaten Lampung Utara.

3.3 Penentuan Input dan Output Data

Pada perancangan model ANN, penentuan input dan output data adalah hal yang penting. Jaringan saraf tiruan terdiri dari sejumlah lapisan dan simpul yang berbeda untuk tiap-tiap layer.

Jenis layer dapat dibedakan menjadi:

1. Input Layer: terdiri dari unit-unit simpul yang berperan sebagai input proses pengolahan data pada neural network.
2. Hidden Layer: terdiri dari unit simpul yang dianalogikan sebagai lapisan tersembunyi, berperan sebagai lapisan yang meneruskan respon dari input.
3. Output Layer: terdiri dari unit-unit simpul yang berperan memberikan solusi dari data input.

Total Presipitasi ditetapkan sebagai data output dalam penelitian ini. Sedangkan untuk variabel yang mempengaruhi prediksi kejadian *El Nino* disajikan ke dalam model ANN sebagai data input. Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan adalah Potensial evaporasi, Radiasi termal bersih permukaan, Temperatur ketinggian 2 meter, Total presipitasi, komponen angin zonal (U) dan meridional (V) ketinggian 10 meter.

3.4 Klasifikasi Sampel Data

Dari data-data yang sudah terkumpul, dilakukan pemisahan data penelitian menjadi 3 (tiga) bagian yaitu data training, data validasi, dan data prediksi. Data training akan dipakai untuk membentuk model ANN, Data validasi digunakan untuk memvalidasi model yang telah Dibangun dan data prediksi digunakan untuk hasil analisis prediksi. Rasio yang digunakan untuk data training 70% dan data testing 30%. Dari tahun Januari 2014 – Desember 2023 jumlah total data yang digunakan yaitu sebanyak 105.192 data.

Tabel 1. Pengklasifikasian Sampel Data Untuk Membuat Model ANN.

Klasifikasi	Presentase	Periode	Total Sampel
Training	70%	2014-2020	73.634
Testing	30%	2021-2023	31.558

3.5 Metode Analisis Data

3.5.1 Pengolahan Data

Pada tahap ini data yang telah didapatkan diolah untuk dianalisis. Hasil analisis data akan memberikan pemahaman terhadap pola data. Pemahaman terhadap pola data digunakan sebagai dasar pemilihan metode peramalan. Peneliti juga melakukan penataulangan data untuk mempermudah penggunaan data 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 dan 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.

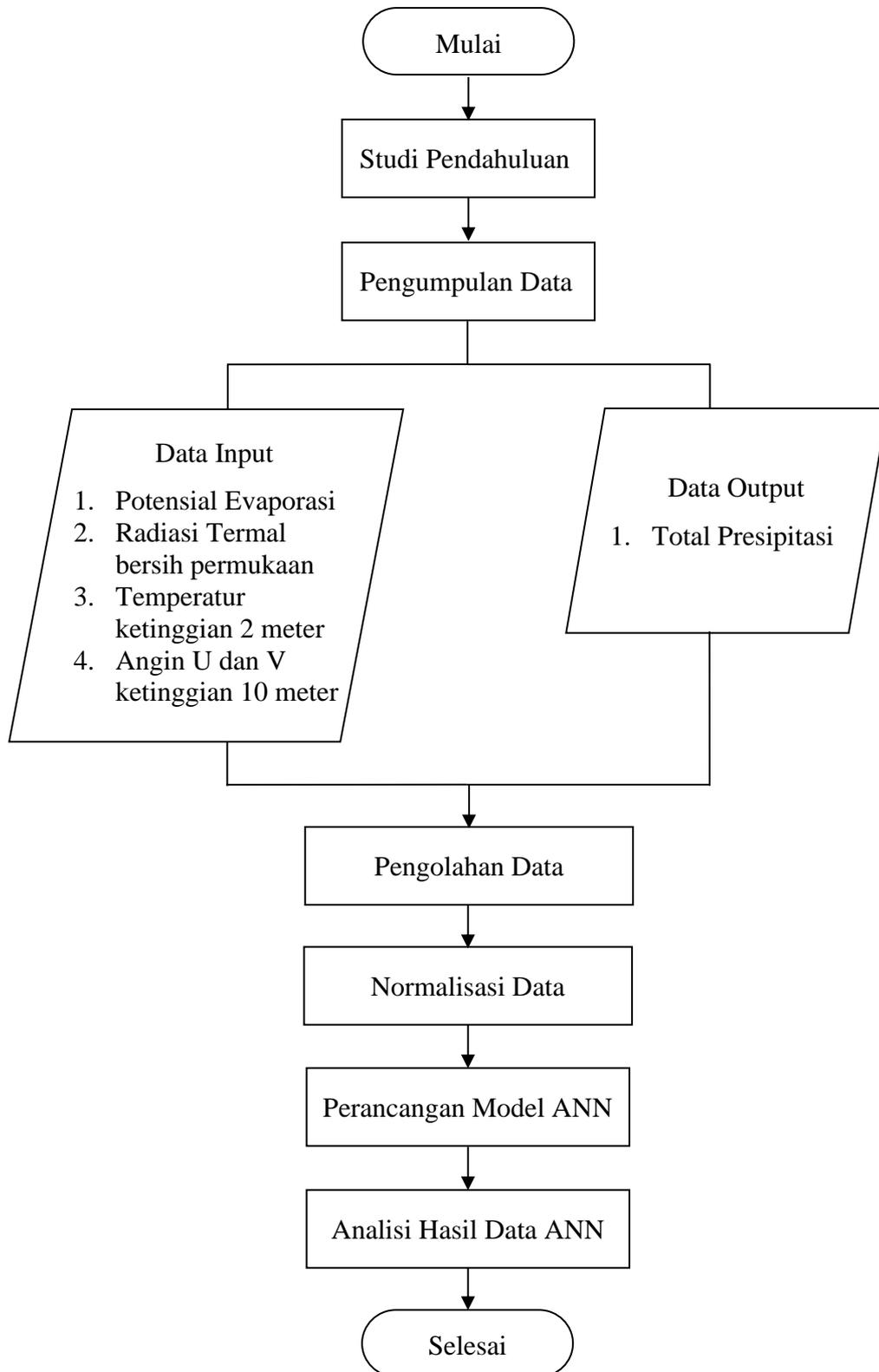
3.5.6 Evaluasi Model ANN

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 Lampung Utara, 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.

3.5. 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 Lampung Utara. Kelayakan model dalam melakukan peramalan masuk ke kriteria Baik berdasarkan nilai MSE dan MAPE yang terlampir.
2. Terdapat perbedaan dalam kombinasi model terbaik antara nilai MSE Training, MSE Testing, MAPE Training dan MAPE Testing dikarenakan perbedaan dalam metode pengukuran. Secara keseluruhan, ke-10 model terbaik tersebut merupakan metode terbaik. Tetapi dipilih kombinasi dengan Jumlah Hidden Layer, Learning Rate, dan Konstanta Momentum secara berurutan dengan nilai sebagai berikut: "[15,0.01,0.4]". Pilihan ini dibuat karena kombinasi model ini konsisten dan menghasilkan MSE Training (0.001856), MSE Testing (0.001467), MAPE Training (17.39%), dan MAPE Testing (18.61%).

5.2 Saran

Berdasarkan simpulan dari penelitian tugas akhir, beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Memperluas uji coba pada periode data yang lebih luas daripada hanya Januari 2014 hingga Desember 2023. Dengan menambah periode data, variasi data yang tersedia akan meningkat dan periode pengamatan akan lebih panjang.
2. Menambahkan penggunaan metode-metode lain selain yang telah digunakan, seperti ARIMA, ARIMAX, dan metode-metode lainnya, untuk analisis yang lebih komprehensif.
3. Menggunakan perangkat lunak lain selain MATLAB untuk melakukan analisis guna membandingkan hasil yang dihasilkan, contohnya menggunakan RStudio..

DAFTAR PUSTAKA

- Taufiq & Marnita. 2011. IPBA (Imu Pengetahuan Bumi dan Antariksa). Universitas Almuslim
- Amalia, N., Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Korban Jiwa pada Kejadian Tornado Di Amerika Serikat (Studi Kasus : Data Tornado Di Amerika Serikat Tahun 2016), <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/7811>, 2018.
- Yusran, Y. 2016 Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan (Jst) Untuk Memprediksi Hasil Nilai Un Menggunakan Metode Backpropagation. Jurnal Ipteks Terapan,
- Ajina, A., Christiyan, J., Bhat, D., & Saxena, K. (2023). Prediction of weather forecasting using artificial neural networks. *Journal of Applied Research and Technology*, 21(2), 205-211. doi.org/10.22201/icat.24486736e.2023.21.2.1698
- Martopo, S. dkk. (1994). Dasar-dasar Ekologi. Program Pasca Sarjana Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Notohadiprawiro T., (1988). Tanah, Tataguna Lahan dan Tata Ruang dalam analisis Dampak Lingkungan. PPLHUGM, Yogyakarta.
- Soemarwoto, Otto (1985). Ekologi, Lingkungan Hidup dan Pembangunan. Penerbit Jambatan, Jakarta.
- Pratiwi, Oktafiani Catur. 2007. Banjir Kolektif Pengelolaan Bumi. Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik.
- Triatmodjo, B. (2008). Hidrologi Terapan (Beta Offse).

- Winarno, G. D., & Soejoko, S. R. I. A. (2010). Hidrologi Hutan. Universitas Lampung.
- Nur Rochman. 2011. Prediksi Kondisi Cuaca Kota Surabaya Menggunakan Metode Artificial Neural Network.
- Dyah Susilokarti. 2015. Studi Komparasi Prediksi Curah Hujan Metode Fast Fourier Transformation (FFT), Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Dan Artificial Neural Network (ANN).
- Resty salmayenti (2017), Telah mekukan penelitian yang berjudul “Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Teknik Jaringan Syaraf Tiruan.
- Rosmawati. (2014). Dampak El Nino Terhadap Fluktuasi Curah Hujan Di Bandar Lampung. (Skripsi, Fakultas Teknik, Universitas Lampung: Lampung).
Diakses dari <http://digilib.unila.ac.id/5301/>.
- Mulyana, Erwin. 202. Hubungan Antara ENSo Dengan Variasi Cura Hujan di Indonesia. Jurnal Sains dan Teknologi Modifikasi Cuaca. Vol 3. No. 1, hal.1-4.
- Geru, Apolinaris S. 2008. Tesis: Pengaruh El Nino Terhadap Kondisi Iklim dan Produksi Tanaman Pangan Pada Beberapa Tempat Dengan Elevasi Berbeda di Timor Barat.Pascasarjana Undana.
- Haryanto, U. 1998. Keterkaitan Indeks Osilasi Selatan (SOI) Terhadap Curah Hujan Di DAS Citarum. IPB: Bogor.
- Philippus, Susilo, G. E., & Irianti, L. (2020). Karakteristik Distribusi Curah Hujan Di Wilayah Sungai Mesuji – Sekampung. *JRSDD. Edisi Maret 2020*, Vol. 8, No. 1, Hal:193-202.
- Nurgroho, T., Abidin, Z., & Marlina, L. (2019). Dampak Fenomena El Nino Terhadap Pendapatan Usahatani Dan Pola Tanam Petani Padi Di Kecamatan Natar Kabupaten Lampung Selatan. *Journal Of Agribusiness Science*. Vol. 7 No.1, 75-82. Doi: 10.23960/jiia.v7i1.3334.
- Lakitan, B. (2002). Dasar-Dasar Klimatologi. Jakarta : PT. Raja Grafindo Persada.

- Suryani, A.S. 2015. Ancaman El Nino 2015. *Info Singkat* 7 (13). Pusat Pengkajian, Pengolahan Data dan Informasi (P3DI) Sekretariat Jenderal DPR RI. Jakarta.
- Tjasyono, B. (1992). *Klimatologi Terapan*. Bandung : Pionir Jaya.
- Sugiyono. (2010). *Statistika Untuk Penelitian*. Bandung : Alfabeta
- Nasrum, A. (2018). *Uji Normalitas Data Untuk Penelitian* : Jayapangus Press
- Safitri, S. (2015). El Nino, La Nina Dan Dampaknya Terhadap Kehidupan Di Indonesia. *Jurnal Criksetra*, Vol. 4, No. 8, 153-156.
- Garrett, J. H., 1994, "Editorial", *Journal of Computing in Civil Engineering*. Vol. 8 No. 2, pp. 129–130.
- M. A. Nielsen, "Neural Networks and Deep Learning." Determination Press, 2015.