

Skripsi Geofisika

**PREDIKSI INDEKS *EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION* (ENSO)
MENGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
*BACKPROPAGATION***



OLEH:

GUNTUR DWI PUTRA

H061 20 1045

DEPARTEMEN GEOFISIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2024



HALAMAN JUDUL

PREDIKSI INDEKS *EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION* (ENSO)

MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*

BACKPROPAGATION

SKRIPSI

*Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains
Pada Departemen Geofisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin*

OLEH:

GUNTUR DWI PUTRA

H061 20 1045

DEPARTEMEN GEOFISIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2024



Optimized using
trial version
www.balesio.com

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PREDIKSI INDEKS *EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION* (ENSO)
MENGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
*BACKPROPAGATION***

Disusun dan diajukan oleh

GUNTUR DWI PUTRA

H061 20 1045

Telah dipertahankan di depan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi Program Sarjana Studi Geofisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin pada tanggal 19 Januari 2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

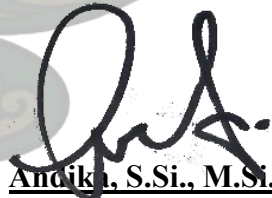
Menyetujui,

Pembimbing Utama



Prof. Dr. Halmar Halide, M.Sc
NIP. 196303151987101001

Pembimbing Pertama



Andika, S.Si., M.Si.
NIP. 7306062804970003

**Ketua Departemen Geofisika
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin Makassar**



Dr. Muh. Alimuddin Hamzah, M.En.
NIP.196709291993031003



PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Guntur Dwi Putra



NIM : H061201045

Program Studi : Geofisika

Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa skripsi dengan judul *Prediksi Indeks El-Nino Southern Oscillation (ENSO) Menggunakan Artificial Neural Network Backpropagation* adalah karya ilmiah saya sendiri dan tidak melanggar hak cipta pihak lain. Apabila dikemudian hari terbukti bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya ilmiah orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 19 Januari 2024
Yang Menyatakan



Guntur Dwi Putra



ABSTRAK

Penelitian ini menggunakan model *Deep Learning*, khususnya *Artificial Neural Network* (ANN) dengan metode *backpropagation*, untuk memprediksi anomali suhu permukaan laut (SST) di wilayah Nino 3.4. Analisis *time series* dan regresi menunjukkan bahwa model mampu memprediksi nilai ENSO dengan baik hingga *lead time* 12, dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang rendah, mencerminkan tingkat akurasi yang memadai. Plot regresi mengkonfirmasi hubungan positif yang signifikan antara prediksi dan observasi, meskipun terdapat penurunan korelasi seiring bertambahnya *lead time*. Validasi model menggunakan nilai korelasi Pearson dan RMSE menunjukkan kinerja yang memuaskan, baik pada data latih maupun data uji dalam *4-fold cross-validation*. Dibandingkan dengan metode *Deep Learning* Multivariabel, model JST menunjukkan hasil yang memuaskan dalam memprediksi anomali SST Nino 3.4. Peningkatan suhu permukaan laut yang diprediksi oleh model memiliki dampak signifikan terhadap lingkungan dan sosial, menandai keberhasilan model dalam memberikan prediksi yang konsisten dan dapat diandalkan dengan nilai korelasi (R) sebesar 0,966731 dan RMSE 0,003482 pada *Lead Time* 1, serta korelasi (R) 0,929969 dengan RMSE 0,005111 pada *Lead Time* 12.

Kata Kunci: El-Niño Southern Oscillation (ENSO), Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, Perubahan iklim, Indeks Nino 3.4



ABSTRACT

This research utilizes a Deep Learning model, specifically the Artificial Neural Network (ANN) method using backpropagation, to predict sea surface temperature (SST) anomalies in the Nino 3.4 region. Time series and regression analyses reveal the model's capability to effectively predict ENSO values up to lead time 12, with low Root Mean Square Error (RMSE) values indicating satisfactory accuracy. Regression plots confirm a significant positive relationship between predictions and observations, despite a decrease in correlation with increasing lead time. Model validation using Pearson correlation and RMSE values demonstrates satisfactory performance on both training and testing data through 4-fold cross-validation. Compared to the Multivariable Deep Learning method, the JST model provides satisfactory results in predicting Nino 3.4 SST anomalies. The predicted increase in sea surface temperature has significant environmental and social implications, highlighting the success of the model in delivering consistent and reliable predictions, with correlation (R) values of 0.966731 and RMSE of 0.003482 at Lead Time 1, and correlation (R) of 0.929969 with RMSE of 0.005111 at Lead Time 12.

Keywords: El-Niño Southern Oscillation (ENSO), Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, Climate change, Nino 3.4 Index



KATA PENGANTAR

Puji syukur tak terkira Penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala kasih dan karunia-Nya yang telah memberikan hikmat, kekuatan dan kesehatan sehingga Penulis dapat melakukan penelitian dan menyelesaikan penulisan Tugas Akhir dengan judul **“Prediksi Indeks *El-Nino Southern Oscillation* (ENSO) Menggunakan *Artificial Neural Network Backpropagation*.”**. Ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya Penulis hanturkan kepada kedua orang tua, Bapak **Aipda Muh Tahir** dan Ibu **Husni Taka**. untuk setiap kasih sayang, doa dan motivasinya, serta saudara tersayang **Gempar Hidayat, Gunawan Tri Putra, dan Dirga Prayuda** yang selalu memberikan dukungan kepada Penulis.

Dalam masa studi hingga penyelesaian Tugas Akhir ini tentunya tidak lepas dari bimbingan dan bantuan berupa saran dan kritik yang membangun dari berbagai pihak. Oleh karena itu, ucapan terima kasih juga Penulis berikan kepada:

1. Ayahanda **Dr. Eng. Amiruddin, M.Si** selaku Dekan FMIPA Unhas sekaligus orang tua kami di kampus yang telah membimbing dalam masalah akademik maupun organisasi.
2. **Dr. Muh. Alimuddin Hamzah, M. Eng.** selaku Ketua Departemen Geofisika Fakultas MIPA Unhas beserta seluruh staf dan dosen pengajar serta pegawai Departemen Geofisika FMIPA Unhas yang telah memberikan bimbingan dan arahan selama penulis menjalani studi hingga menyelesaikan skripsi ini.
3. Pembimbing Utama saya **Prof. Dr. Halmar Halide, M.Sc** yang senantiasa berikan panduan yang sangat berarti selama penyelesaian Tugas Akhir ini.



Keahliannya, wawasan berharga, dan dukungan terus-menerusnya telah memberikan kontribusi signifikan terhadap kesuksesan penelitian ini.

4. Pembimbing Pertama saya bapak **Andika, S.Si., M.Si.** Bimbingan dan dorongannya yang berdedikasi telah memainkan peran penting dalam membentuk dan menyempurnakan Tugas Akhir saya. Komitmennya terhadap keunggulan dan dorongan yang diberikannya telah menjadi aset berharga, meningkatkan kualitas keseluruhan penelitian ini.
5. Bapak **Dr. Muh. Hamzah, S.Si., M.T** dan Bapak **Dr. Erfan Syamsuddin, M.Si** selaku Dosen Penguji yang telah memberikan ilmu, kritik dan masukan yang membangun bagi Penulis untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
6. Bapak **Syamsuddin, S.Si., M.T** selaku Pembimbing Akademik yang selalu memberikan masukan yang membangun selama Penulis menjalani pendidikan di Universitas Hasanuddin, serta seluruh Dosen Departemen Geofisika FMIPA Unhas untuk setiap ilmu yang diberikan pada Penulis.
7. **Pak Anto, Pak Putra dan Fadli** yang senang hati membantu Penulis dalam pengurusan berkas-berkas selama perkuliahan, terimakasih banyak atas semua jasanya.
8. Teman-teman **Angkatan (T20POSFER) Geofisika 2020 FMIPA Unhas.** Terima kasih atas waktu, bantuan, cerita, tawa, dan canda yang tak pernah terlupakan.
9. **HMGF FMIPA UNHAS** yang telah menjadi tempat berproses dalam



rganisasi.

10. Terima kasih juga kepada lagu-lagu **Rex Orange County** yang telah menjadi pengiring setia dalam setiap langkah pengerjaan skripsi ini. Melalui melodi dan liriknya yang menginspirasi, lagu-lagu tersebut memberikan semangat dan kenyamanan, membuat setiap tantangan terasa lebih ringan. Semoga pencapaian ini menjadi awal dari perjalanan yang lebih indah.
11. Terima kasih kepada **Diri Saya Sendiri** atas keberanian dan keteguhan selama perjalanan kuliah ini. Semua usaha dan perjuangan membawa saya sampai ke titik ini, dan saya patut berbangga dengan pencapaian ini.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini tentunya memiliki kekurangan, oleh karena itu Penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun agar Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi Penulis maupun pembaca di masa mendatang.

Makassar, 19 Januari 2024
Penulis

Guntur Dwi Putra
H061201045



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
I.1 Latar Belakang	1
I.2 Rumusan Masalah.....	2
I.3 Ruang Lingkup Penelitian.....	3
I.4 Tujuan Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
II.1 Fenomena El Nino Southern Oscillation (ENSO)	4
II.1.1 El Niño	5
II.1.2 La Niña.....	7
II.1.3 Netral.....	8
II.2 Prediksi (Forecasting)	9
II.2.1 Prediksi Kuantitatif.....	10
II.2.2 Prediksi Kualitatif.....	10
II.2.3 Berdasarkan Periode Waktu	10
II.3 Normalisasi dan Denormalisasi Data	11
II.4 Artificial Neural Network	12
II.4.1 Konsep dasar <i>Neural Network</i>	12
II.4.2 Arsitektur <i>Neural Network</i>	13
II.4.3 Fungsi Aktivasi	15
II.5 Penelitian Terkait dalam Prediksi ENSO	20
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	22
kasi Penelitian.....	22
at dan Bahan.....	22
1 Alat.....	22
2 Bahan	23



III.3 Tahapan Penelitian.....	23
III.3.1 Tahap Persiapan	23
III.3.2 Tahap Pengolahan Data	23
III.4 Bagan Alir Penelitian.....	27
BAB IV_HASIL DAN PEMBAHASAN	28
IV.1 Hasil Prediksi.....	28
IV.1.1 Hasil Prediksi <i>Plot time series</i>	28
IV.1.2 Hasil Prediksi Plot regresi.....	30
IV.2 Validasi Model Prediksi.....	31
IV.3 Evaluasi Model	34
IV.4 Pembahasan	35
BAB V_PENUTUP	38
V.1 Kesimpulan	38
V.2 Saran	39
DAFTAR PUSTAKA	40
LAMPIRAN.....	43



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Wilayah Niño3.4 (NOAA, 2016)	5
Gambar 2. 2 Siklus terjadinya El Niño (BOM, 2012).....	6
Gambar 2. 3 Siklus terjadinya La Niña (BOM, 2012).....	7
Gambar 2. 4 Siklus terjadinya La Niña (BOM, 2012).....	8
Gambar 2. 5 Desain Jaringan Syaraf Tiruan.....	12
Gambar 2. 6 Jaringan Lapisan Tunggal.....	13
Gambar 2. 7 Jaringan Lapisan Banyak.....	14
Gambar 2. 8 Jaringan Lapisan Jaringan Reccurent	14
Gambar 2.9 Grafik fungsi Sigmoid Biner.	15
Gambar 2. 10 Grafik fungsi Sigmoid Bipolar..	16
Gambar 2. 11 Grafik fungsi <i>Saturating Linear</i>	17
Gambar 2. 12 Grafik Korelasi Prediksi Multimodel Ensemble (MME) Indeks Niño3.4 Dan Niño3 (Zhang dkk., 2021).	20
Gambar 3. 1 Peta Lokasi Penelitian.	22
Gambar 3. 2 Bagan Alir Penelitian.....	27
Gambar 4. 1 Hasil Prediksi Anomali SST Nino 3.4 <i>Plot Time Series</i> pada Lead 1	276
Gambar 4. 2 Hasil Prediksi Anomali SST Nino 3.4 <i>Plot Time Series</i> pada Lead 5	28
Gambar 4. 3 Hasil Prediksi Anomali SST Nino 3.4 <i>Plot Time Series</i> pada Lead 10.....	28
Gambar 4. 4 Hasil Prediksi Anomali SST Nino 3.4 <i>Plot Time Series</i> pada Lead 12.....	29
Gambar 4. 5 Hasil Prediksi Anomali SST Nino 3.4 Plot Regresi SST Nino 3.4	
Gambar 4. 6 Kinerja model prediksi Metode JST	32
Gambar 4. 7 Perbandingan Kinerja Model Prediksi ENSO Menggunakan Deep Learning Multivariabel dengan ANN-BP	35



DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Nilai Korelasi dan RMSE.....	33
Tabel 4. 2 Hasil evaluasi model menggunakan 4-fold cross-validation.....	34



BAB I

PENDAHULUAN

I.1 Latar Belakang

El-Niño Southern Oscillation (ENSO) adalah fenomena cuaca global yang memiliki dampak global dan merupakan sinyal terkuat dalam variasi antar-tahunan dalam sistem lingkungan laut (Yang dkk., 2018). ENSO terkait erat dengan perubahan besar dalam suhu permukaan laut/*Sea Surface Temperature* (SST), pola curah hujan, dan sirkulasi angin di wilayah Samudera Pasifik. Hal ini disebabkan oleh fenomena pasangan laut-atmosfer tropis di mana atmosfer Tropis Pasifik mengalami osilasi antar-tahunan dalam tekanan permukaan laut/*Sea Level Pressure* (SLP) antara Tahiti dan Darwin yang disebut Osilasi Selatan/*Southern Oscillation* (SO), sementara lautan di atas Pasifik tropis mengalami fluktuasi atau variasi yang tidak teratur dalam SST. Dampak dari peristiwa ini merambat ke seluruh dunia dan mempengaruhi variasi cuaca dan iklim di sekitar garis khatulistiwa Samudera Pasifik dan wilayah lain di Bumi. Fenomena ENSO terjadi secara tidak teratur setiap beberapa tahun sekali dan dapat menyebabkan berbagai perubahan cuaca ekstrem, seperti kekeringan, banjir, dan badai tropis yang parah. (Mukherjee dkk., 2023).

ENSO menjadi perhatian utama bagi para ilmuwan cuaca dan ahli meteorologi dalam memahami dan memprediksi peristiwa ini. ENSO dapat diprediksi menggunakan model statistik dan model dinamis. Prediksi ENSO dengan model-



...amis dan statistik selalu diperbarui oleh International Research Institute
Universitas Columbia, sehingga penelitian tentang prediksi ENSO dengan

metode lain dibandingkan dengan model IRI. Dalam upaya memprediksi peristiwa ENSO, para ahli meteorologi menggunakan berbagai model matematika, termasuk *Artificial Neural Network* (ANN) dengan algoritma *backpropagation*.

ANN adalah model komputasi yang terinspirasi dari jaringan saraf biologis di otak manusia yang mampu belajar dan mengkorelasikan data besar dari eksperimen atau simulasi. Setelah dilatih, ANN dapat digunakan untuk memprediksi hasil dengan akurasi tinggi, dan memiliki metode efisien untuk pelatihan dan validasi. Dalam konteks prediksi ENSO, ANN dapat digunakan untuk mengolah data cuaca dan laut dalam beberapa tahun terakhir untuk memprediksi periode ENSO yang akan datang (Aprilia dkk., 2021).

Berdasarkan uraian di atas, maka peneliti tertarik untuk meneliti dan mengembangkan upaya peningkatan akurasi prediksi ENSO dan meminimalkan dampak buruknya bagi masyarakat dan lingkungan dengan mengambil judul **“Prediksi Indeks *El-Nino Southern Oscillation* (ENSO) Menggunakan *Artificial Neural Network Backpropagation*”**.

I.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil prediksi indeks Nino 3.4 yang dihasilkan oleh model *Backpropagation Neural Network* digunakan untuk mengantisipasi peristiwa ENSO dan implikasinya pada cuaca dan iklim global dalam jangka menengah?



2. Bagaimana keakuratan model *Backpropagation Neural Network* dalam memprediksi indeks Nino 3.4 dan dampaknya pada pemahaman perubahan iklim global dalam jangka menengah?

I.3 Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini menggunakan data Indeks *Sea Surface Temperature* (Nino 3.4) yang diambil dari tahun 1995-2023. Metode JST yang digunakan adalah metode *backpropagation*.

I.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan sebagai berikut :

1. Menggunakan hasil prediksi indeks Nino 3.4 yang dihasilkan oleh model *Backpropagation Neural Network* sebagai alat untuk mengantisipasi peristiwa ENSO dan untuk menganalisis implikasinya terhadap cuaca dan iklim global dalam jangka menengah.
2. Mengevaluasi keakuratan model *Backpropagation Neural Network* dalam memprediksi indeks Nino 3.4 dan untuk memahami dampaknya terhadap pemahaman perubahan iklim global dalam jangka menengah.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

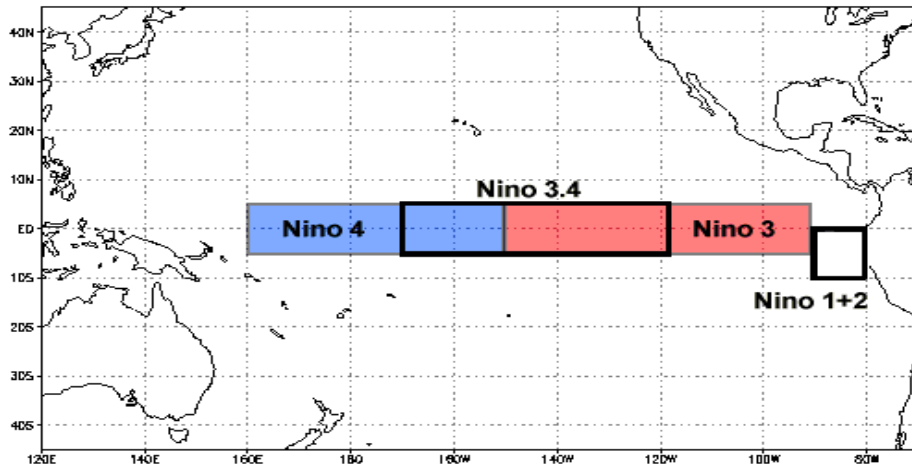
II.1 Fenomena *El Niño Southern Oscillation* (ENSO)

El Niño Southern Oscillation (ENSO) adalah fenomena iklim yang berpengaruh signifikan pada pola curah hujan di wilayah Indo-Pasifik (An dkk., 2023). Istilah "*El Niño Southern Oscillation*" (ENSO) muncul pada awal abad ke-20, mengacu pada perubahan iklim di Pasifik Tenggara. ENSO disebabkan oleh osilasi sirkulasi tropis Walker, yang bergerak dari timur ke barat dan menyebabkan terbentuknya zona divergensi atau konvergensi di sepanjang wilayah Pasifik barat menuju Asia Selatan. Dampak dari ENSO dapat menghasilkan kondisi cuaca yang lebih kering atau lebih basah di wilayah Asia Selatan (Enochs & Glynn, 2017).

Dalam analisis cuaca dan iklim yang melibatkan data SST (*Sea Surface Temperature*) Indonesia, fokus utama adalah pada Suhu Permukaan Laut di wilayah Pasifik. SST ini digunakan untuk memantau perubahan iklim dan cuaca yang terkait dengan fenomena *El Niño Southern Oscillation* (ENSO) yang memiliki dampak signifikan pada wilayah Indo-Pasifik (An dkk., 2023). Data SST yang digunakan di Indonesia merujuk pada wilayah Niño 3.4, yang memiliki koordinat geografis 5° LU - 5° LS dan 120° BB - 170° BB. Data SST di wilayah Niño 3.4 ini memiliki peranan penting karena wilayah ini termasuk salah satu yang paling terdampak oleh peristiwa ENSO. Dampak ENSO mencakup perubahan pola hujan, suhu udara, serta gangguan cuaca yang dapat mempengaruhi sektor pertanian, perikanan, dan

1 terestrial dan akuatik secara keseluruhan (Muharsyah dkk., 2021).





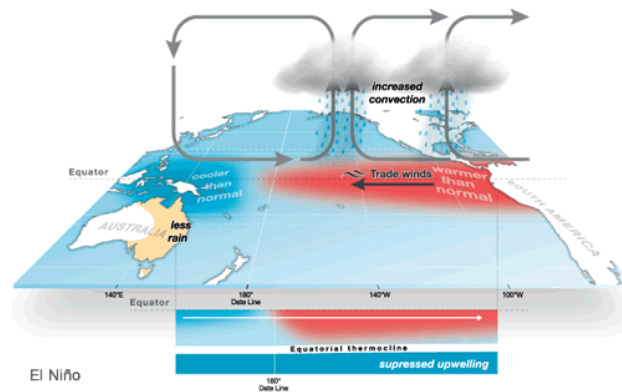
Gambar 2.1 Wilayah Niño3.4 (NOAA, 2016).

Proses terjadinya fenomena ENSO dipicu oleh interaksi antara lautan dan atmosfer di Samudra Pasifik, menghasilkan perubahan dalam tekanan atmosfer dan pergerakan arus angin zonal dan meridional (Amaya, 2019). Dampak ENSO tidak terbatas pada wilayah Indo-Pasifik saja, tetapi juga memiliki efek domino yang memengaruhi cuaca global. Sebagai salah satu fenomena iklim terbesar di dunia, ENSO memiliki dampak yang luas dan mendalam pada iklim, cuaca, dan ekosistem di berbagai belahan dunia. Dengan tiga fase utamanya, yaitu El Niño, La Niña, dan fase Netral, ENSO menjadi penting dalam pemahaman dan pemantauan iklim global (Amith dkk., 2022).

II.1.1 El Niño

El Niño merupakan suatu frasa bahasa Spanyol yang berarti "Anak Laki-laki." Nelayan di Amerika Selatan yang pertama kali mencatat periode-periode ketidaknormalan dalam suhu permukaan air laut di Samudera Pasifik selama abad-abad yang Nelayan pakai adalah "*El Niño de Navidad*," sebab El derung mencapai puncaknya sekitar bulan Desember (NOAA, 2016).





Gambar 2.2 Siklus terjadinya El Niño (BOM, 2012).

Pada Gambar 2.2 terlihat bahwa suhu permukaan laut di sebelah timur Pasifik Equator menjadi lebih tinggi daripada kondisi normalnya. Hal ini menyebabkan peningkatan proses konveksi di wilayah tersebut, yang pada gilirannya meningkatkan curah hujan. Karena konveksi yang semakin intens, massa udara berkumpul di wilayah Pasifik Equator timur, termasuk massa udara yang berasal dari Indonesia. Dampak dari perubahan ini adalah berkurangnya curah hujan di wilayah Indonesia dan beberapa daerah mengalami kekeringan.

Pada bulan Desember, posisi matahari berada di titik balik selatan bumi, yang mengakibatkan wilayah lintang selatan mengalami musim panas. Di Peru, ini juga menjadi musim panas, dan arus laut dingin Humboldt digantikan oleh arus laut yang lebih hangat (Huntley, 2023). Karena intensitas sinar matahari yang kuat di perairan Pasifik tengah dan timur, suhu dan kelembapan udara meningkat. Hal ini mengakibatkan penurunan tekanan udara di wilayah Pasifik tengah dan timur, diikuti oleh pembentukan awan-awan konvektif yang kuat, yang disebabkan oleh

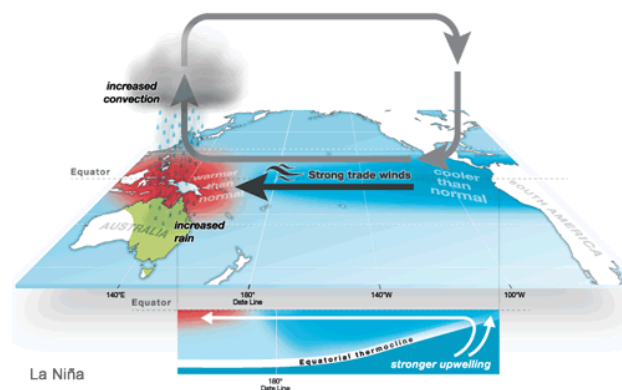


matahari yang intens. Di sisi lain, di bagian barat Pasifik, tekanan udara tetap biasanya di wilayah Indonesia, yang dipengaruhi oleh angin muson, angin dan angin lokal. Akibatnya, terbentuknya awan menjadi sulit. Karena aliran

udara dari wilayah tekanan tinggi ke wilayah tekanan rendah, udara dari Pasifik barat bergerak ke arah Pasifik tengah dan timur. Hal ini mengakibatkan awan-awan konvektif di atas Indonesia beralih ke arah Pasifik tengah dan timur (BOM, 2012).

II.1.2 La Niña

La Niña berarti "Anak Perempuan" dalam bahasa Spanyol. La Niña disebut dengan istilah El Viejo, anti-El Niño, atau "peristiwa dingin." La Niña memiliki efek yang berlawanan dengan El Niño. Selama peristiwa La Niña, angin muson lebih kuat dari biasanya, mendorong lebih banyak air hangat ke arah Asia. Di lepas pantai barat Amerika, upwelling meningkat, membawa air dingin ke permukaan (NOAA, 2016).



Gambar 2.3 Siklus terjadinya La Niña (BOM, 2012).

Pada Gambar 2.3 terlihat Angin yang kuat berasal dari arah timur dan bertiup di sepanjang garis khatulistiwa. Fenomena ini terjadi sebagai akibat dari perbedaan tekanan udara antara daerah subtropis dan daerah tropis. Daerah subtropis memiliki tekanan udara yang lebih tinggi daripada daerah tropis yang memiliki tekanan udara lebih rendah. Oleh karena itu, angin mengalir dari daerah subtropis menuju daerah

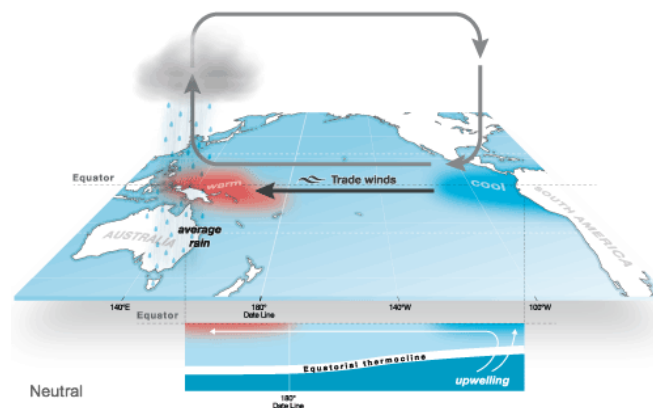
uk menyeimbangkan perbedaan tekanan udara ini. Akibatnya peningkatan terjadi di beberapa daerah yang dilalui oleh awan-awan konvektif. daerah ini meliputi pantai timur Amerika Selatan, pantai timur Afrika, Asia



Tenggara, dan Australia. Peningkatan curah hujan di wilayah-wilayah ini disebabkan oleh proses yang terjadi ketika angin pasat membawa uap air dari lautan tropis dan menyebabkan awan dan hujan saat mencapai daratan (BOM, 2012).

II.1.3 Netral

Selama kondisi normal di Samudera Pasifik, angin perdagangan bertiup dari timur ke barat sepanjang khatulistiwa, membawa air hangat dari Amerika Selatan ke arah Asia (Huntley, 2023). Untuk menggantikan air hangat tersebut, air dingin naik dari kedalaman laut, dalam proses yang disebut upwelling. El Niño dan La Niña adalah dua pola iklim berlawanan yang mengganggu kondisi normal ini. Para ilmuwan menyebut fenomena ini sebagai siklus El Niño-Southern Oscillation (ENSO). El Niño dan La Niña dapat memiliki dampak global pada cuaca, kebakaran hutan, ekosistem, dan ekonomi. Episode El Niño dan La Niña biasanya berlangsung selama sembilan hingga 12 bulan, tetapi terkadang bisa berlangsung selama beberapa tahun. Kejadian El Niño dan La Niña terjadi setiap dua hingga tujuh tahun, rata-rata, tetapi mereka tidak terjadi pada jadwal yang tetap. Secara umum, El Niño terjadi lebih sering daripada La Niña (NOAA, 2016).



Gambar 2.4 Siklus terjadinya Netral (BOM, 2012).



Dalam fase netral (bukan El Niño atau La Niña), angin pasat bertiup dari timur ke barat melintasi permukaan Samudera Pasifik tropis, membawa udara lembap hangat dan permukaan air yang lebih hangat ke arah Pasifik barat, sementara menjaga Samudera Pasifik tengah relatif sejuk. Termoklin lebih dalam di sebelah barat dibandingkan di sebelah timur.

Suhu permukaan laut yang hangat di Pasifik barat memompa panas dan kelembapan ke atmosfer di atasnya. Dalam proses yang dikenal sebagai konveksi atmosfer, udara hangat ini naik tinggi ke atmosfer, dan jika udara tersebut cukup lembap, dapat menyebabkan awan cumulonimbus menjulang tinggi dan hujan. Udara yang kini lebih kering ini kemudian bergerak ke arah timur sebelum turun di atas Samudera Pasifik tropis timur yang lebih sejuk. Pola udara naik di barat dan turun di timur dengan aliran udara ke arah barat di permukaan disebut sebagai Walker Circulation (BOM, 2012).

II.2 Prediksi (Forecasting)

Menurut Handoko (1999), peramalan adalah upaya untuk meramalkan keadaan di masa mendatang melalui pengujian keadaan di masa lalu. Proses peramalan, atau prediksi, melibatkan pengantisipasi atau proyeksi peristiwa atau nilai di masa depan berdasarkan analisis data dari masa lalu. Dalam konteks peramalan, tujuan utamanya adalah memberikan perkiraan yang seakurat mungkin mengenai masa depan, walaupun peramalan tidak selalu menghasilkan jawaban pasti. Sebaliknya, peramalan memberikan estimasi atau probabilitas mengenai kemungkinan



a peristiwa di masa depan berdasarkan informasi yang telah dikumpulkan historis (Fauziah dkk., 2019).

II.2.1 Prediksi Kuantitatif

Prediksi kuantitatif adalah jenis prediksi yang didasarkan pada data kuantitatif atau numerik dari masa lalu (Nasution, 2019). Hasil dari prediksi kuantitatif sangat dipengaruhi oleh metode yang digunakan. Metode yang baik dalam prediksi kuantitatif adalah metode yang mampu menghasilkan perbedaan yang minimal antara hasil prediksi yang diberikan dan kenyataan yang terjadi. Dengan kata lain, prediksi yang akurat dalam konteks kuantitatif adalah prediksi yang mendekati nilai sebenarnya atau hasil yang sebenarnya sebanyak mungkin (Rong dkk., 2020).

II.2.2 Prediksi Kualitatif

Prediksi kualitatif adalah jenis prediksi yang menggunakan data kualitatif atau informasi non-numerik dari masa lalu (Nasution, 2019). Dalam prediksi kualitatif, hasil prediksi tidak hanya didasarkan pada data historis, tetapi juga sangat bergantung pada pendapat, pengetahuan, dan pengalaman individu yang menyusun prediksi tersebut. Hasil prediksi kualitatif biasanya bersifat subjektif karena terbentuk dari penilaian manusia dan bukan oleh perhitungan matematis yang ketat seperti yang sering terjadi dalam prediksi kuantitatif. Prediksi kualitatif dapat digunakan dalam pada saat data kuantitatif tidak tersedia atau sulit diukur, dan berguna untuk memberikan pandangan berdasarkan wawasan dan intuisi manusia (Rong dkk., 2020).

II.2.3 Berdasarkan Periode Waktu

Dalam konteks perencanaan dan analisis peramalan, Satrio dan Lestari (2018)



periode waktu yang diperkirakan menjadi kategori yang berguna untuk analisis pendekatan peramalan. Pengelompokan ini membantu dalam

memahami dan mengatasi perbedaan dalam cakupan waktu peramalan. Berikut adalah penjelasan lebih lanjut tentang pengelompokan periode waktu peramalan yang diusulkan oleh Satrio dan Lestari (2018):

- Short Term (Jangka Pendek): Prediksi untuk periode harian, mingguan, bulanan, atau kurang dari satu tahun. Data historis yang pendek digunakan dalam peramalan jangka pendek.
- Middle Term (Jangka Menengah): Prediksi untuk periode antara satu hingga dua tahun. Data historis yang sedang digunakan karena masih relevan.
- Long Term (Jangka Panjang): Prediksi untuk periode lebih dari dua tahun. Prediksi jangka panjang bisa melibatkan intuisi, pengalaman, atau data historis, tergantung pada konteksnya.

II.3 Normalisasi dan Denormalisasi Data

Sebelum data digunakan sebagai input, normalisasi diperlukan untuk mengubah data ke dalam skala tertentu agar nilai-nilai tersebut seragam, terutama dalam konteks neural network. Normalisasi adalah proses yang memastikan bahwa data telah disesuaikan sehingga memiliki rentang nilai yang konsisten, seringkali dalam rentang $[0,1]$ atau $[-1,1]$ (Peterson, 2021). Denormalisasi, sebaliknya, adalah proses yang mengembalikan data yang telah dinormalisasi ke nilai aslinya, sehingga dapat diinterpretasikan kembali dalam konteks yang lebih bermakna atau sesuai dengan skala aslinya. Berikut persamaan fungsi aktivasi *min-max* (Rong dkk., 2020):



$$X' = \left(\frac{0.8(X-b)}{a-b} \right) + 0.1 \quad (2.1)$$

$$X = \left(\frac{(X'(a-b)+b)}{0.8} \right) - 0.1 \quad (2.2)$$

Keterangan:

X' = Nilai data asli

X = Nilai data normalisasi

a = Nilai maksimum dari X

b = Nilai minimum dari X

II.4 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sistem komputasi yang merupakan representasi buatan dari otak manusia, yakni arsitektur serta operasinya terinspirasi dari pengetahuan tentang cara kerja otak manusia (Nwadiugwu, 2020). ANN dapat mempelajari pola-pola kompleks dalam data melalui pelatihan yang berulang menggunakan algoritma backpropagation. Dengan melakukan proses ini berulang kali, ANN dapat meningkatkan akurasi prediksi ENSO (Rong dkk., 2020).



Gambar 2.5 Desain Jaringan Syaraf Tiruan.

II.4.1 Konsep dasar *Neural Network*

Dalam konteks jaringan saraf tiruan, terdapat tiga lapisan yang memiliki peran yang berbeda dalam proses pemrosesan data. Setiap lapisan memiliki tugas dan karakteristik yang unik dalam mengolah data. Jaringan saraf tiruan terdiri dari tiga lapisan, yaitu: (Islam dkk., 2019):



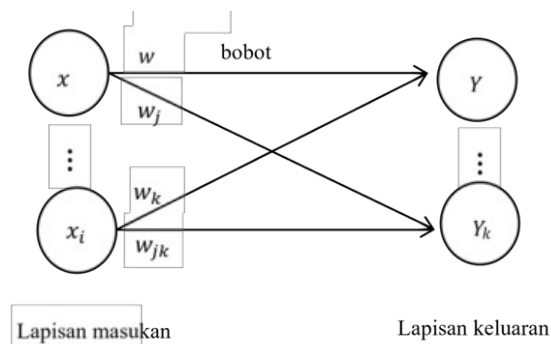
apian Masukan (*Input Layer*): Di bagian ini terjadi penginputan nilai-nilai asalah berdasarkan data di masa lalu dan sekarang. Komponen ini biasa sebut unit-unit masukan.

- Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*): Komponen pada lapisan ini biasa disebut unit-unit tersembunyi, yang terletak diantara lapisan masukan dan lapisan keluaran.
- Lapisan Keluaran (*Output Layer*): Pada lapisan ini akan keluar nilai terhadap suatu masalah yang dimasukan pada lapisan masukan. Komponen pada lapisan ini biasa disebut unit-unit keluaran.

II.4.2 Arsitektur *Neural Network*

Setiap *neural network* memiliki aturan yang bersifat menyeluruh. *Neural network* selalu memiliki salah satu arsitektur berikut (Nosouhian dkk., 2021):

- Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer Net*)



Gambar 2.6 Jaringan Lapisan Tunggal.

Jenis arsitektur ini jaringan hanya terdiri atas unit masukan dan unit keluaran, yang mana keduanya dihubungkan oleh bobot. Besar bobot menentukan besar hubungan antar keduanya. Pada gambar dibawah unit masukan adalah x_1, x_2, x_3 dan unit keluaran adalah y_1 dan y_2 .

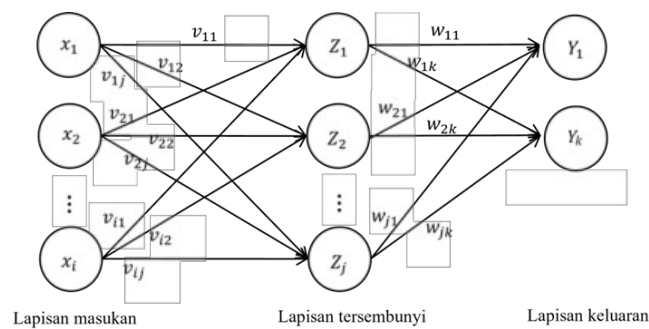


Jaringan Lapisan Banyak (*Multilayer Net*)

Arsitektur pada jaringan ini memiliki lebih dari satu lapis, yang mana pada

lapisan itu terdapat nilai-nilai bobotnya. Jaringan ini memiliki unit masukan, tersembunyi dan keluaran, yang mana diantara mereka dihubungkan oleh bobot-bobot. Permasalahan yang lebih sukar mampu diselesaikan oleh tipe ini, namun pembelajaran pada jaringan ini lebih rumit.

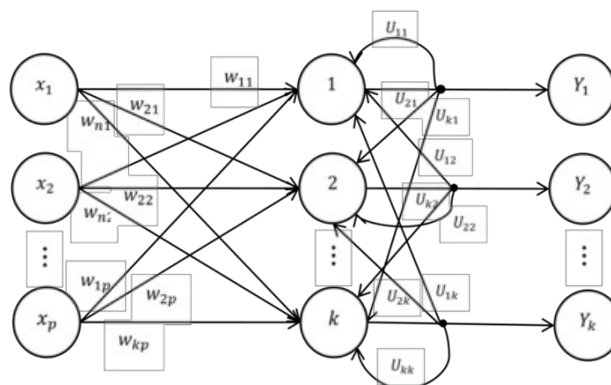
Pada gambar dibawah unit masukan adalah x_1, x_2, x_3 , unit tersembunyi adalah z_1 dan z_2 serta unit keluaran adalah y .



Gambar 2.7 Jaringan Lapisan Banyak.

- Jaringan *Reccurent*

Jaringan ini hampir mirip dengan lapisan tunggal dan banyak, namun terdapat unit keluaran yang memberikan sinyal pada masukan (*feedback loop*). Jaringan ini mempunyai karakteristik sederhana dimana hanya memiliki satu perulangan (*loop*) umpan balik.



Gambar 2.8 Jaringan *Reccurent*.



II.4.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi digunakan dalam neuron untuk menghasilkan keluaran berdasarkan masukan (Dubey dkk., 2022). Berikut ini adalah beberapa jenis fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *neural network* meliputi sigmoid biner, sigmoid bipolar, dan fungsi linier saturasi (AKSU dkk., 2019).

- Fungsi Sigmoid Biner

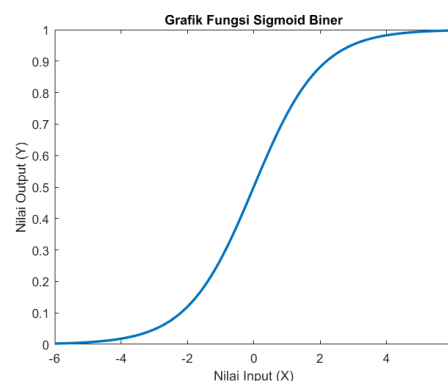
Fungsi Sigmoid Biner adalah jenis fungsi aktivasi yang menghasilkan keluaran dalam rentang antara 0 hingga 1. Fungsi ini digunakan ketika kita ingin menghasilkan nilai keluaran yang berada dalam interval tersebut.

Rumus dari fungsi sigmoid biner adalah:

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

Fungsi ini memiliki sifat untuk mengubah input menjadi nilai dalam bentuk probabilitas. Misalnya, dalam tugas klasifikasi, output model dengan fungsi sigmoid biner dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas kelas positif.

Berikut grafik fungsi Sigmoid Biner:



Gambar 2.9 Grafik fungsi Sigmoid Biner.

fungsi Sigmoid Bipolar

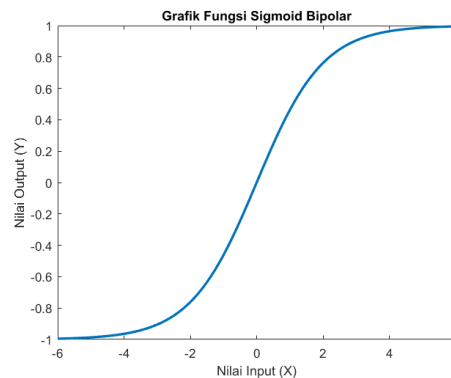
fungsi Sigmoid Bipolar adalah jenis fungsi aktivasi yang menghasilkan



keluaran dalam rentang antara -1 hingga 1. Fungsi ini digunakan ketika kita ingin nilai keluaran yang simetris di sekitar nol. Rumus dari fungsi sigmoid bipolar adalah:

$$y = f(x) = \frac{(1 - e^{-x})}{(1 + e^{-x})} \quad (2.4)$$

Fungsi ini sering digunakan dalam jaringan saraf yang membutuhkan keluaran yang bisa bergerak di kedua arah positif dan negatif. Berikut grafik fungsi Sigmoid Bipolar:



Gambar 2.10 Grafik fungsi Sigmoid Bipolar.

- Fungsi *Saturating Linear*

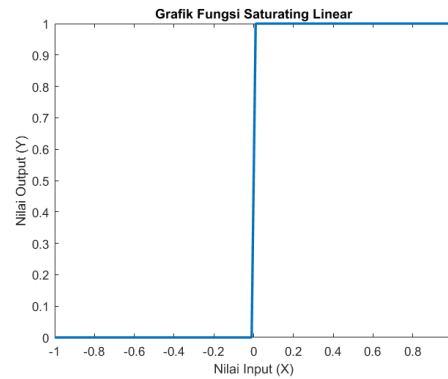
Fungsi *Saturating Linear* adalah jenis fungsi aktivasi yang beroperasi sesuai dengan aturan tertentu. Jika nilai masukan kurang dari -0.5, maka keluarannya adalah 0. Jika nilai masukan lebih besar dari 0.5, maka keluarannya adalah 1. Namun, jika nilai masukan berada di antara -0.5 dan 0.5, maka nilai keluaran ditambah dengan nilai masukan itu sendiri. Rumus dari fungsi saturating linear adalah:

$$y = f(x) = \{0, x \leq -0.5; x + 0.5, -0.5 \leq x \leq 0.5; 1, x \geq 0.5\} \quad (2.5)$$

Fungsi ini digunakan dalam beberapa kasus khusus di mana diperlukan keputusan tajam di sekitar ambang tertentu. Berikut grafik fungsi



Saturating Linear:



Gambar 2.11 Grafik Fungsi *Saturating Linear*.

2.4.5 Backpropagation

Backpropagation adalah salah satu metode pembelajaran yang umum digunakan dalam neural network. *Backpropagation* melibatkan iterasi di mana kesalahan di lapisan keluaran dikembalikan ke lapisan tersembunyi untuk menyesuaikan bobot dan mengoptimalkan hasil. Arsitektur *backpropagation* terdiri dari tiga lapisan dalam proses pembelajarannya, yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Metode pelatihan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan pelatihan terawasi dan dilakukan dengan mengubah parameter fungsi pelatihan sehingga diperoleh parameter jaringan yang mampu mengoptimalkan kerja jaringan. Pelatihan *backpropagation* meliputi dua fase, yaitu:

1. Fase pertama, fase maju, menghitung pola maju dari lapisan input ke lapisan tersembunyi menggunakan aktivasi yang ditentukan.
2. Fase kedua, fase mundur dimana perbedaan antara output dan target yang



...kan adalah error yang terjadi, error tersebut dirambatkan mundur dari yang berhubungan langsung dengan unit-unit pada layar output.

... awal penelitian dengan mengambil data yang dipilih dan persiapan

software untuk pengolahan data, serta untuk meningkatkan akurasi hasil penelitian dengan mencari literature untuk mengkaji penelitian terkait yang dapat dijadikan acuan sebagai dasar penelitian. Data yang digunakan sebagai input adalah variabel tertentu yang digunakan untuk training pada jaringan dan juga sebagai data test.

Langkah-langkah pembelajarannya adalah sebagai berikut:

Fase Pertama - Fase Maju:

1. Inisialisasi bobot (atur dengan nilai acak kecil).
2. Selama kondisi salah, lakukan Langkah 3-8.

Fase Lanjut:

3. Untuk setiap pasangan yang akan dipelajari, lakukan Langkah 4-8.

Fase Maju (Langkah 4-8):

4. Setiap unit masukan ($x_i, i=1, 2, \dots, n$) menerima sinyal dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.
5. Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, 2, \dots, p$) menjumlahkan bobot sinyal input dengan persamaan berikut:

$$z_{inj} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.6)$$

Hitung sinyal keluaran dengan fungsi aktivasi:

$$z_j = f(z_{inj}) \quad (2.7)$$

Kirim sinyal ini ke semua unit di lapisan output.

Fase Terbalik:



Setiap unit output ($y_k, k=1, 2, \dots, m$) menerima pola target sesuai dengan pola input pelatihan, kemudian menghitung error sebagai persamaan:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{in_k}) \quad (2.8)$$

Hitung istilah koreksi bobot:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.9)$$

Hitung tingkat koreksi bias:

$$\Delta w_{ok} = \delta \alpha_k \quad (2.10)$$

Kirim k ke unit di bawahnya.

7. Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) menjumlahkan delta masukannya (dari unit di lapisan atas):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.11)$$

Hitung tingkat koreksi bias (untuk pembaruan v_{oj}),

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (2.12)$$

Hitung istilah informasi kesalahan:

$$\delta_j = \delta_{n_j} f'(z_{in_j}) \quad (2.13)$$

Hitung tingkat koreksi berat (untuk pembaruan v_{ij}):

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.14)$$

Pembaruan Bobot dan Bias (Langkah 8):

8. Setiap unit keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) memperbarui bobot dan bias:

$$w_{jk1} = w_{jk0} + \Delta w_{jk} \quad (2.15)$$

9. Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) memperbarui bobot dan biasnya

serta menghitung RMSE dan korelasinya ($i=0, \dots, n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.16)$$

itung RMSE:



$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Observed - Predict)^2}{N}} \quad (2.17)$$

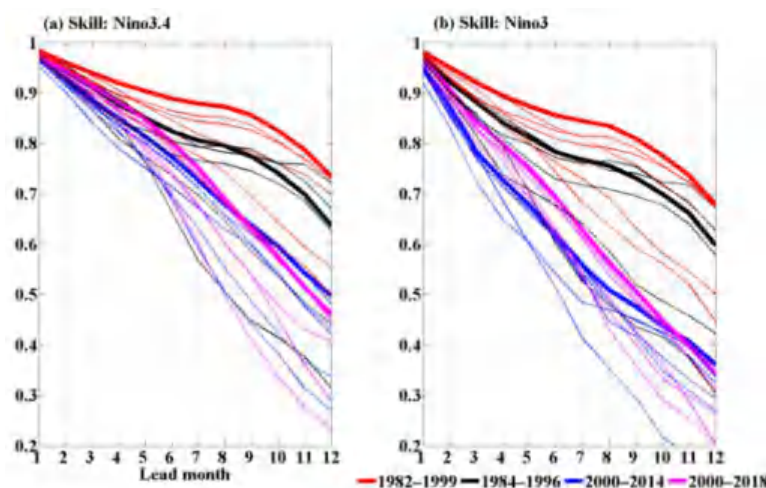
11. Hitung korelasi (R):

$$R = \frac{n \sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{(n \sum X^2 - (\sum X)^2)(n \sum Y^2 - (\sum Y)^2)}} \quad (2.18)$$

II.5 Penelitian Terkait dalam Prediksi ENSO

Penelitian yang terkait dengan prediksi Fenomena El Niño–Southern Oscillation (ENSO) memiliki peran penting dalam pemahaman perubahan iklim dan prediksi cuaca. Dalam kajian ini, dilakukannya evaluasi terhadap prediksi ENSO menggunakan model EPM TD + EX dengan berfokus pada evaluasi korelasi dan Root Mean Square Error (RMSE) sebagai indikator kinerja.

Hasil analisis menunjukkan bahwa korelasi yang signifikan dapat diamati antara indeks Niño3.4 yang diamati dan prediksi berdasarkan model EPM TD + EX, yaitu sebesar 0,65 untuk lead time 8 bulan dan 0,61 untuk lead time 10 bulan. Analisis RMSE menunjukkan superioritas prediksi EPM TD + EX dibandingkan dengan model EPM TD dalam memodelkan indeks Niño3.4 (Chen dkk., 2020).



bar 2.12 Grafik Korelasi Prediksi Multimodel Ensemble (MME) Indeks Niño3.4 Dan Niño3 (Zhang dkk., 2021).



Gambar diatas merupakan adaptasi dari karya Zhang dkk. (2021), menggambarkan tingkat keterampilan prediksi ENSO dengan mengintegrasikan model Multimodel Ensemble (MME) dan hasil observasi untuk indeks Niño3.4 dan Niño3 berdasarkan lead time, selama empat periode berbeda. Garis solid tebal mewakili hasil dari MME, sementara garis solid tipis menggambarkan hasil dari lima model individual. Variasi warna dalam gambar mengindikasikan hasil untuk empat periode yang telah diidentifikasi dalam legenda.

Analisis keterampilan prediksi ENSO dengan menggunakan model-model dinamis dan statistik menggambarkan tingkat akurasi model dalam memprediksi variasi ENSO berdasarkan observasi. Tingkat keterampilan prediksi yang tinggi mencerminkan kemampuan yang baik dari model-model tersebut dalam mendekati data observasi. Selama periode dari tahun 1982 hingga 2000, teramati peningkatan keterampilan prediksi ENSO, yang mungkin dikaitkan dengan perluasan data observasi dan kemajuan dalam pengembangan model prediksi yang lebih canggih. Namun, setelah tahun 2000, terdapat penurunan keterampilan prediksi ENSO, yang mungkin disebabkan oleh tambahan kompleksitas yang timbul akibat perubahan iklim.

Secara keseluruhan, temuan ini memberikan bukti empiris bahwa model-model dinamis dan statistik efektif dalam memprediksi ENSO dengan tingkat akurasi yang tinggi. Meskipun demikian, untuk meningkatkan kualitas prediksi ENSO, terutama dalam jangka waktu yang lebih panjang, penelitian lebih lanjut dan penelitian

n tetap menjadi kebutuhan yang mendesak.

