

Prediksi *El Nino Southern Oscillation* (ENSO) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST)-*Backpropagation*

Bunga Aprilia, Marzuki*, Imam Taufiq

Laboratorium Fisika Bumi, Jurusan Fisika,
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas,
Kampus Unand Limau Manis, Padang, 25163, Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Diajukan: 2 Agustus 2020
Direvisi: 14 Agustus 2020
Diterima: 19 Agustus 2020

Kata kunci:

JTS-*backpropagation*
ENSO
jaringan saraf tiruan
Nino 4
prediksi

Keywords:

ANN-*backpropagation*
ENSO
artificial neural network
Nino 4
prediction

Penulis Korespondensi:

Marzuki
Email: marzuki@sci.unand.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai indeks ENSO yaitu *Sea Surface Temperature* (Nino 1.2, Nino 3, Nino 3.4 dan Nino 4), *Southern Oscillation Index* (SOI) dan *Multivariate ENSO Index versi 2* (MEI.v2) yang diambil dari tahun 1979-2018. Prediksi dilakukan dengan menggunakan metode *JST-backpropagation* dengan memvariasikan *learning rate* dan momentum. Semua indeks menghasilkan nilai akurasi prediksi ENSO yang tinggi, namun indeks Nino 4 merupakan indeks yang memiliki akurasi tertinggi karena nilai *Mean Square Error* (MSE) pelatihan dan pengujiannya yang relatif lebih kecil dibandingkan dengan indeks lainnya. Indeks Nino 4 memiliki MSE pelatihan 0,0072739 yang berhenti pada *epoch* ke-69 dan MSE pengujian 0,0085917 dengan akurasi prediksi 99,9989%. Hasil ini diperoleh dari arsitektur *JST-backpropagation* 12-10-1 dengan nilai *learning rate* 0,10 dan momentum 0,40. Prediksi ENSO berdasarkan indeks Nino 4 untuk tahun 2021 menunjukkan keadaan iklim dunia dalam kondisi normal.

This study aims to predict ENSO index using Sea Surface Temperature (Nino 1.2, Nino 3, Nino 3.4 and Nino 4 indexes), Southern Oscillation Index (SOI), and Multivariate ENSO Index version 2 (MEI.v2) during 1979 - 2018. The prediction was carried out using the ANN-backpropagation method by varying the learning rate and momentum. All indices produce high ENSO prediction accuracy values, but the Nino 4 index is the best one because the Mean Square Error (MSE) for training and testing steps are relatively smaller than other indexes. The Nino 4 index has a training MSE of 0.0072739 which stops at the 69th epoch and a testing MSE of 0.0085917 with a predictive accuracy of 99.9989%. These results were obtained from the back-propagation architecture ANN 12-10-1 with a learning rate of 0.10 and a momentum of 0.40. The prediction of ENSO in 2021 based on the Nino 4 index shows that the world climate condition is under normal conditions.

Copyright © 2020 Author(s). All rights reserved

I. PENDAHULUAN

El Nino Southern Oscillation (ENSO) adalah fenomena yang muncul akibat interaksi antara atmosfer dengan lautan. ENSO terdiri dari periode hangat (El Nino) dan periode dingin (La Nina) dan merupakan salah satu variasi antar-tahunan dari *Sea Surface Temperature (SST)* Samudra Pasifik yang paling signifikan (Feng dan Tung, 2019). Fenomena ENSO dimodulasi dari dekade ke dekade atau bahkan dari abad ke abad (Li dkk., 2013). Periode El Nino dan La Nina berlangsung selama beberapa bulan dengan intensitas yang bervariasi (Philander, 1990; Vitri dan Marzuki, 2014; Dewi dan Marzuki, 2020).

ENSO merupakan salah satu faktor utama yang mempengaruhi variabilitas iklim dunia, yang dapat menyebabkan bencana kekeringan, banjir, badai, dan kebakaran terutama di kawasan negara-negara sekitar Samudra Pasifik (Ludescher dkk., 2014). Salah satu kawasan yang merasakan dampak buruk ENSO adalah Indonesia. Misalnya, El Nino terjadi di wilayah Indonesia pada akhir musim kemarau tahun 2002 dan awal tahun 2003. Hasil rekaman citra satelit NOAA-14 menunjukkan kecenderungan meningkatnya jumlah, intensitas, dan sebaran titik-titik api (*hot spot*) di Pulau Sumatra dan Kalimantan selama periode tersebut (Sudibyakto, 2003). Perubahan cuaca yang ekstrim di Indonesia akibat El Nino seperti berkurangnya intensitas curah hujan mencapai 50-300 mm/bulan juga pernah teramati pada Agustus-Oktober 2015 terutama di wilayah Indonesia bagian selatan. Disisi lain, selama La Nina intensitas curah hujan meningkat diatas batas normal seperti yang terjadi pada September-Desember 2016 dimana peningkatan intensitas curah hujan mencapai 50-400 mm/bulan (Athoillah dkk., 2017).

Bencana alam akibat ENSO tidak bisa dihindari, namun mitigasi dini dengan memprediksi feneomena tersebut dapat mengurangi dampak buruk yang akan terjadi. ENSO memiliki karakteristik data yang kompleks dan bersifat runtun waktu, sehingga dapat diprediksi seperti dengan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) (Mu dkk., 2019). JST adalah sistem komputasi yang terdiri dari sejumlah elemen pemrosesan sederhana (neuron), yang memproses informasi melalui fungsi optimasi dari variabel *input* ke variabel *output* (Nooteboom, 2018). JST memiliki beberapa keunggulan dibandingkan model statistik lainnya yaitu memiliki kapasitas untuk mengakomodasi hubungan *non-linear* dan fleksibilitas dalam menguji beberapa input (Abbot dkk., 2017). Salah satu jenis JST yang telah berhasil dalam memprediksi data runtun waktu klimatologi, meteorologi dan oseanografi adalah *backpropagation* (Hsieh dan Tang, 1998).

Prediksi ENSO dari indeks *Southern Oscillation Index (SOI)* dan Nino 3 menggunakan JST-*backpropagation* telah dilakukan oleh Baawain dkk., (2005). Mereka mengetahui seberapa akurat kinerja metode JST tersebut tanpa ada memprediksi waktu terjadinya ENSO. Dari penelitian tersebut didapatkan akurasi kinerja JST-*backpropagation* 75 %. Varian JST yang pernah diuji adalah *Long Short-Term Memory (LSTM)*. LSTM adalah arsitektur varian JST dengan algoritma pembelajaran mesin *non-linier* baru yang mampu mempelajari data ketergantungan temporal jangka panjang dari fenomena yang kompleks (Gers dkk., 2000). Prediksi ENSO dari indeks SST Nino 3.4 menggunakan LSTM dilakukan oleh Broni-Bedaiko dkk. (2018) dan menemukan bahwa metode ini sangat kompleks sehingga masih perlu dikembangkan lagi.

Metode JST-*backpropagation* merupakan JST sederhana namun memiliki kemampuan akurasi prediksi yang tinggi jika dilakukan dengan banyak data input (Dijkstra dkk., 2019). Oleh karena itu, pelatihan model yang berkelanjutan dengan lebih banyak data sangat diperlukan. Artikel ini menyajikan hasil prediksi ENSO menggunakan JST-*backpropagation* dengan memperbanyak data *input*. Data yang digunakan adalah *Sea Surface Temperature* (Nino 1.2, Nino 3, Nino 3.4 dan Nino 4), *Southern Oscillation Index (SOI)* dan *Multivariate ENSO Index versi 2 (MEI.v2)* yang diambil dari tahun 1979-2018.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan enam indeks ENSO yang diperoleh dari situs resmi *National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)*. Data-data tersebut adalah Nino 4, Nino 3.4, Nino 3, Nino 1.2, SOI (*Southern Oscillation Index*), dan MEI rev.2 dari 1979-2018.

2.1 Normalisasi Data

Metode *JST-backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid yaitu fungsi tersebut akan membawa input dengan rentang nilai yang tidak terbatas ke nilai output yang terbatas (tidak mencapai 0 atau 1). Normalisasi data dilakukan agar nilai input yang tidak terbatas dapat dibawa (d disesuaikan) dengan nilai output yang terbatas. Transformasi (normalisasi) data dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu (0,1;0,9), sebagaimana yang dinyatakan oleh Hutabarat (2018) seperti pada persamaan berikut:

$$x' = \frac{0.8(x - b)}{(a - b)} + 0.1 \quad (1)$$

dengan x' adalah hasil normalisasi, x adalah data awal, b adalah nilai minimal data awal dan a adalah nilai maximal data awal.

2.2 Pelatihan Data

Proses pelatihan data prediksi ENSO dengan *backpropagation* dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Penginputan data latih. Data yang digunakan adalah 80% dari banyaknya jumlah tahun data tersebut.
2. Pembuatan arsitektur. Arsitektur awal jaringan saraf tiruan-*backpropagation* yang digunakan adalah 12-10-1 (lapisan input-lapisan tersembunyi-lapisan output).
3. Pengenalan pola (pelatihan). Proses latih yang dilakukan dengan cara penyesuaian nilai bobot. Pada penelitian ini nilai bobot akan ditentukan secara acak dengan menggunakan penambahan learning rate serta momentum. Berikut nilai awal yang akan digunakan dari masing-masing parameter:
 - Epoch : 1000
 - Learning rate : 0,1-0,9 dengan kelipatan 0,1.
 - Target error : 0,001.
 - Momentum : antara 0 -0,40 dengan kelipatan 0,05
 - Fungsi aktivasi : sigmoid biner
4. Validasi data. Validasi data dilakukan dengan memasukkan data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya untuk mengetahui nilai Mean Square Error (MSE) yang dihasilkan. Hasil prediksi data dengan nilai MSE terkecil akan digunakan dalam proses pengujian.

2.3 Pengujian Data

Proses pengujian data prediksi ENSO dengan *backpropagation* dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Pemanggilan hasil proses pelatihan.
2. Penginputan data uji. Data yang digunakan adalah 20% dari banyaknya jumlah tahun data tersebut.
3. Validasi data. Validasi data yang dilakukan dengan memasukkan data baru yang belum pernah diuji sebelumnya untuk mengetahui nilai Mean Square Error (MSE) yang dihasilkan. Hasil prediksi data dengan nilai MSE terkecil akan dijadikan sebagai petunjuk untuk memprediksi ENSO.

2.4 Analisis Data

Nilai prediksi yang akan dijadikan petunjuk prediksi ENSO merupakan data prediksi yang diperoleh dari hasil uji *backpropagation* dengan nilai MSE terkecil. Nilai MSE terkecil menunjukkan akurasi prediksi yang tinggi yang kemudian akan dijadikan petunjuk untuk menganalisis peristiwa ENSO melalui karakteristik (nilai anomali) dari setiap indeks.

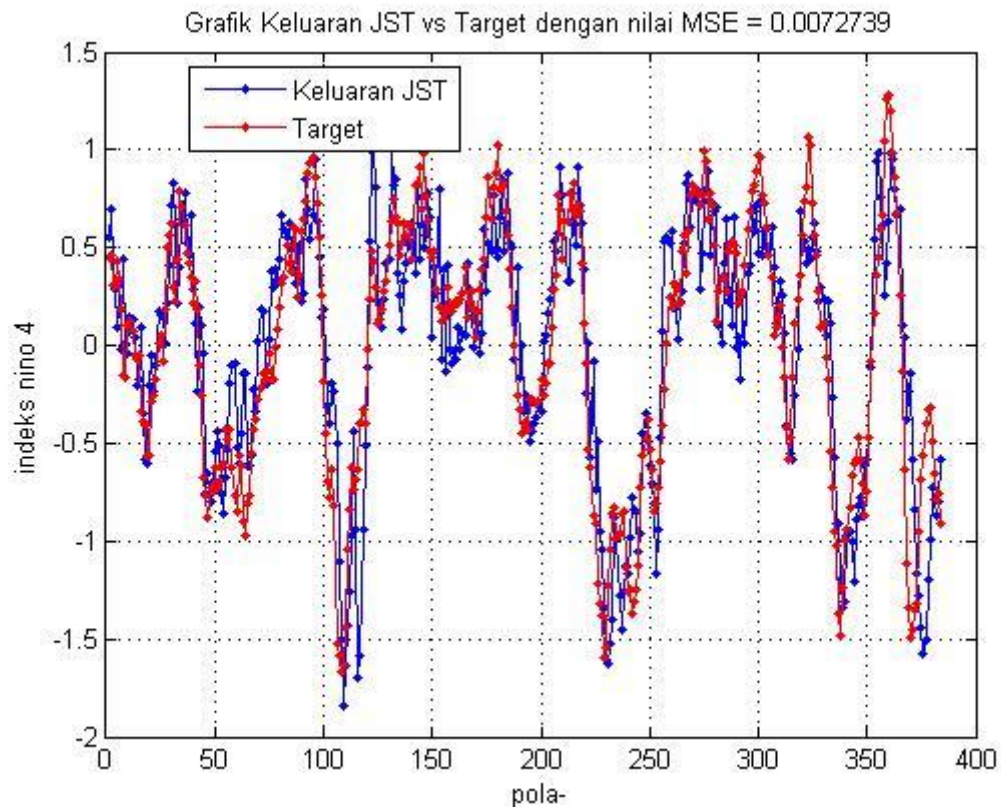
III. HASIL DAN DISKUSI

Variasi *learning rate* dan momentum yang diujikan pada setiap indeks ENSO menghasilkan perbedaan nilai *Mean Square Error (MSE)* yang hampir sama (Tabel 1), sehingga semua indeks memiliki akurasi prediksi yang tinggi. Dengan demikian, semua indeks ENSO dapat digunakan pada metode Jaringan Saraf Tiruan (JST)-*backpropagation*. Hasil variasi parameter dari setiap indeks dapat dilihat pada Tabel 1.

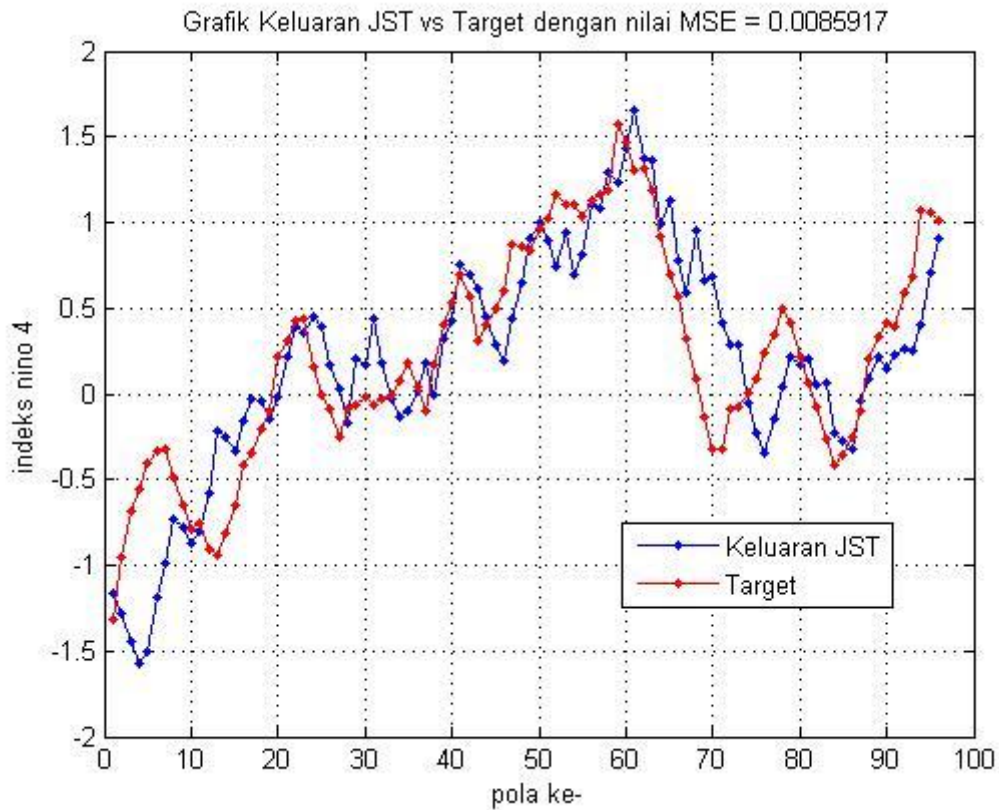
Tabel 1 Nilai *learning rate* dan momentum terbaik, MSE, *epoch* serta akurasi prediksi dari masing-masing indeks.

No	Indeks	<i>Learning rate</i>	Momentum	MSE pelatihan	<i>Epoch</i> maksimum	MSE pengujian	Akurasi prediksi
1.	Nino 1.2	0,10	0,35	0,0090297	125	0,0084828	99,9980%
2.	Nino 3	0,40	0,25	0,0099656	34	0,0136160	99,9977%
3.	Nino 3.4	0,10	0,20	0,0076926	57	0,0096833	99,9984%
4.	Nino 4	0,10	0,40	0,0072739	69	0,0085917	99,9989%
5.	SOI	0,10	0,40	0,0187620	71	0,0192090	99,9978%
6.	MEI.v2	0,10	0,35	0,0079526	69	0,0104890	99,9984%

Nino 4 merupakan indeks terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi ENSO dengan *JST-backpropagation*, karena memiliki nilai MSE terkecil yaitu MSE pelatihan 0,0072739 yang berhenti pada *epoch* ke-69 dan MSE pengujian 0,0085917 dengan akurasi prediksi 99,9989%. Hasil ini diperoleh dari arsitektur *JST-backpropagation* 12-10-1 dengan nilai *learning rate* 0,10 dan momentum 0,40. Selain indeks Nino 4, urutan indeks ENSO dengan ketepatan prediksi dari yang tertinggi hingga terendah berdasarkan nilai MSE adalah Nino 3.4, MEI.v2, Nino 1.2, Nino 3 dan SOI. Hasil grafik pelatihan dan pengujian indeks Nino 4 dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1 Grafik hasil latih keluaran JST vs Target indeks Nino 4



Gambar 2 Grafik hasil uji keluaran JST vs Target indeks Nino 4

Hasil yang dijelaskan pada Gambar 2 digunakan untuk memprediksi ENSO selama tahun 2020-2026. Hasil prediksi ENSO setiap bulan pada tahun 2020-2021 dapat dilihat pada Tabel 2, dengan penjelasan sebagai berikut :

a. Tahun 2020

Prediksi ENSO dari semua indeks menyatakan bahwa akan terjadi peristiwa El Nino, pengecualian pada indeks Nino 4 yang menyatakan bahwa sepanjang tahun kondisi akan normal, tidak akan terjadi El Nino atau La Nina. Peristiwa La Nina diprediksi akan terjadi pada bulan Januari dan Juni berdasarkan indeks SOI.

b. Tahun 2021

Prediksi ENSO pada tahun ini cukup bervariasi dari semua indeks. Berdasarkan empat indeks, peristiwa La Nina akan terjadi pada April-November (Nino 1.2), Juli-September (Nino 3), April, Juni, Agustus, Desember (SOI), dan Juli-Agustus (MEI.v2). El Nino diprediksi akan terjadi pada bulan Mei (Nino 1.2), Januari, Maret, dan November (SOI). Berdasarkan indeks Nino 4, ENSO tidak terjadi pada tahun ini (keadaan normal).

Tabel 2 Prediksi ENSO selama tahun 2020-2026

No	Tahun	Indeks	Bulan	Prediksi ENSO
1.	2020	Nino 1.2	Maret-Mei, Juli,	El Nino
		Nino 3	Maret-April,	El Nino
		Nino 3.4	September,	El Nino
		Nino 4	Januari-Desember	Normal
		SOI	Januari, Juni,	La Nina
		MEI.v2	Februari, Mei, Juli-Agustus, Oktober, Desember,	El Nino
		Nino 1.2	Januari-Februari, Juli,	La Nina
2.	2021	Nino 1.2	April-November	La Nina
		Nino 3	Mei,	El Nino
		Nino 3.4	Juli-September,	La Nina
		Nino 4	Mei-Juni,	El Nino
		SOI	Januari-Desember	Normal
		MEI.v2	Januari, Maret, November,	El Nino
		Nino 1.2	April, Juni, Agustus, Desember,	La Nina
3.	2022	Nino 1.2	Januari, April,	El Nino
		Nino 3	Juli-Agustus,	La Nina
		Nino 3.4	Januari-Mei,	La Nina
		Nino 4	Juni-Desember	El Nino
		SOI	Maret-April	La Nina
		MEI.v2	Juni-September,	El Nino
		Nino 1.2	Januari, Mei-Agustus, Desember,	El Nino
4.	2023	Nino 3	Mei-Juli, Desember,	El Nino
		Nino 3.4	April, September, Desember,	El Nino
		Nino 4	Februari-Maret,	La Nina
		SOI	Juni-September,	El Nino
		MEI.v2	Februari-Maret, Mei-Desember,	El Nino
		Nino 1.2	Januari-Maret, Mei-Desember,	El Nino
		Nino 3	Januari-Maret, Juni-Desember,	El Nino
5.	2024	Nino 4	Januari-Desember	El Nino
		SOI	Januari-Februari, Mei, Juli-Desember,	El Nino
		MEI.v2	Januari-Februari, Mei-Desember,	El Nino
		Nino 1.2	Januari-April, Agustus,	El Nino
		Nino 3	Juli	La Nina
		Nino 3.4	Januari	El Nino
		Nino 4	April-Desember	La Nina
6.	2025	SOI	Januari-April,	El Nino
		MEI.v2	Januari-Oktober,	El Nino
		Nino 1.2	Februari-Mei, November,	El Nino
		Nino 3	Februari-Mei,	El Nino
		Nino 3.4	Agustus-Oktober, Desember,	La Nina
		Nino 4	Februari-Juni	El Nino
		SOI	Januari-Februari, September-Oktober,	La Nina
7.	2026	Nino 3	Mei	El Nino
		Nino 3.4	Januari-Maret,	La Nina
		Nino 4	Januari-Desember	Normal
		SOI	Januari, Mei, Juli	El Nino
		MEI.v2	Februari, April, Juni, Oktober,	La Nina
		Nino 1.2	Januari-Februari, April-Mei, September-Oktober,	La Nina
		Nino 3	Januari-Oktober	La Nina
	2026	Nino 3	Februari-April	La Nina
		Nino 3.4	Desember	El Nino
		Nino 4	November-Desember.	El Nino
		SOI	November-Desember.	El Nino
	2026	SOI	Februari, April, Juni, Oktober,	La Nina
		MEI.v2	Maret, Juli, September, November	El Nino
		MEI.v2	April-Juli	La Nina
			September-November.	El Nino

IV. KESIMPULAN

Dari enam indeks ENSO yang diuji, indeks Nino 4 adalah yang terbaik digunakan dalam memprediksi ENSO menggunakan *JST-backpropagation*. Nilai *Mean Square Error (MSE)* pelatihan dan pengujian dari indeks Nino 4 lebih kecil dari pada indeks lainnya. Selain itu akurasi prediksi dari indeks ini juga sangat tinggi yaitu 99,9989%. Arsitektur *JST-backpropagation* yang digunakan untuk memodelkan ini adalah 12-10-1 dengan nilai *learning rate* 0,1 dan momentum 0,40. Hal ini juga menyatakan bahwa metode *JST-backpropagation* termasuk metode yang tepat dan akurasinya baik dalam memprediksi data runtun waktu ENSO.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbot, J. dan Marohasy, J., 2017, 'Application Of Artificial Neural Networks To Forecasting Monthly Rainfall One Year In Advance For Locations Within The Murray Darling Basin, Australia', *Int. J. Sus. Dev. Plann*, vol.12, no. 8, hal. 1282–1298.
- Athoillah, I., Sibarani, R.M. dan Doloksaribu, D.E., 2017, 'Analisi Spasial El Nino Kuat Tahun 2015 Dan La Nina Lemah Tahun 2016 (Pengaruhnya Terhadap Kelembapan, Angin Dan Curah Hujan Di Indonesia)', *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, vol. 18, no. 1, hal. 33–41.
- Baawain, M.S., Nour, M.H., El-Din, A.G. dan El-Din, M.G., 2005, 'El Nino Southern-Oscillation Prediction Using Selatanern Oscillation Index and Niño3 as Onset Indicators: Application of Artificial Neural Networks', *NRC Research Press*, hal. 13–21.
- Broni-Bedaiko, C., Katsriku, F.A., Unemi, T., Shinomiya, N., Jamal-Deen Abdulai, J., dan Atsumi, M., 2018, 'El Nino-Southern Oscillation Forecasting Using Complex Networks Analysis of LSTM Neural Networks', *The Twenty-Third International Symposium on Artificial Life and Robotics*, Bappu.
- Dewi, S. M. dan Marzuki, 2020, 'Analisis Pengaruh Pergeseran Lokasi ENSO terhadap Curah Hujan di Indonesia', *Jurnal Fisika Unand*, vol. 9, no. 2, hal. 176 – 182.
- Dijkstra, H.A., Petersik, P., Hernandez-Garcia, E., dan Lopez, C., 2019, 'The Application of Machine Learning Techniques to Improve El Niño Prediction Skill', *Frontiers In Physics*, vol.7, hal. 1-13.
- Feng, Y., dan Tung, K., 2019, 'ENSO Modulation: Real and Apparent; Implications for Decadal Prediction', *Springer-Verlag GmbH Germany*.
- Gers F.A., Schmidhuber J., Cummins F., 2000, 'Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM', *Neural Comput*, vol. 12, no.10, hal: 2451–2471.
- Hasieh, W.W., dan Tang, B., 1998, 'Applying Neural Network Models to Prediction and Data Analysis in Meteorology and Oceanography', *Bulletin of the American Meteorological Society*.
- Hutabarat, M.A.P., Julham, M. dan Wanto, A., 2018, 'Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara', *semanTIK*, vol. 4, no. 1.
- Li, J., Xie, S., Cook, E.R., Morales, M.S., Christie, D.A., Johnson, N.C., Chen, F., D'Arrigo, R., Fowler, A.M., Gou, X., dan Fang, K., 2013, 'El Nino Modulations Over The Past Seven Centuries', *Nature Climate Change*, vol. 3, hal.822–826.
- Ludescher, J., Gozolchianib, A., Bogacheva, M.I., Bunde, A., Havlinb, S., dan Schellnhuber, H.J., 2014, 'Very early warning of next El Nino', *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 111, hal. 2064-2066.
- Mu, B., Peng, C., Yuan, S., Chein, L., 2019, 'ENSO Forecasting over Multiple Time Horizons Using ConvLSTM Network and Rolling Mechanism', *International Joint Conference on Neural Networks*, Budapest.
- Nooteboom, P.D., 1,3, Feng, Q.Y., 1,3, López, C., 2018, 'Hernández-García, E., dan Dijkstra, H.A., Using Network Theory and Machine Learning to Predict El Nino', *Earth System Dynamics*, 2018, vol. 9, hal: 969-983.
- Philander, S.G., 2013, *El Nino, La Nina and the Southern Oscillation*, Academic Press Inc, San Diego.
- Sudibyakto, 2003, 'Anomali Iklim Dan Mitigasi Kebakaran Hutan Di Indonesia', *Majalah Geografi Indonesia*, vol. 17, no. 1, hal.71–80.
- Vitri, T. dan Marzuki, 2014, 'Analisis Pengaruh El Nino Southern Oscillation (ENSO) terhadap Curah Hujan Di Koto Tabang Sumatera Barat', *Jurnal Fisika Unand*, vol. 3, No. 4, hal. 214-221.