



MODELO DE RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA PREDICCIÓN DEL FENÓMENO “EL NIÑO” EN LA REGIÓN DE PIURA (PERÚ)

Artificial neural network model for the prediction of the "El Niño" phenomenon in the region of Piura (Peru)

OSCAR J. M. PEÑA CÁCERES¹, MANUEL A. MORE MORE¹, RUDY ESPINOZA NIMA¹, HENRY SILVA MARCHAN²

¹ Universidad Nacional de Piura, Perú

² Universidad Nacional de Tumbes, Perú

KEYWORDS

*Prediction
Phenomenon “El Niño”
Artificial Neural Network
Sea Surface Temperature
Región Piura*

ABSTRACT

El Phenomenon El Niño is an event of climatic origin. In 2017 this event will impact the region Piura, Peru. The heavy rainfall generated the overflow of the Piura River that affects the districts of Piura, Castilla, Catacaos and Cura Mori. The objective of the study is to identify the most influential variables and to have a model that predicts the occurrence of the El Niño Phenomenon in the Piura region, through the use of Artificial Neuronal Networks. The results indicate that the Surface Temperature of the Sea is the most influential variable. The model has an accuracy of 82% accuracy.

PALABRAS CLAVE

*Predicción
Fenómeno El Niño
Red Neuronal Artificial
Temperatura Superficial del Mar
Región Piura*

RESUMEN

El Fenómeno El Niño es un evento de origen climático. En el año 2017 este evento impacto la región Piura, Perú. Las fuertes precipitaciones pluviales generaron el desborde el río Piura que afecto los distritos de Piura, Castilla, Catacaos y Cura Mori. El objetivo del estudio es identificar las variables más influyentes y disponer de un modelo que prediga la ocurrencia del Fenómeno El Niño en la región Piura, mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales. Los resultados indican que la Temperatura Superficial del Mar es la variable más influyente. El modelo tiene una precisión del 82% de precisión.

Recibido: 04/ 10 / 2022

Aceptado: 14/ 12 / 2022

1. Introducción

El Fenómeno El Niño, en los últimos veintitrés años para el Perú ha tenido una representación muy significativa debido a su magnitud e impacto que desencadena en la región norte. Este Fenómeno, en algunos casos, es llamado o conocido como “Meganiño”, “Niño extraordinario” o “Niño Costero” de acuerdo a su ocurrencia y tiempo de duración. La región Piura, es la segunda región más poblada e impactada por este fenómeno. Su comportamiento influye sobre el incremento de la Temperatura Superficial del Mar (TSM) en el litoral costero donde tres de las ocho provincias de la región Piura son costeras.

Las provincias de Paita, Talara y Sechura, representan la zona idónea para la aplicabilidad de estudios, seguimiento y monitoreo de la variabilidad e integración de nuevas especies marinas, así como el desplazamiento de agua cálidas que en muchos de los casos su llegada es gracias a los vientos alisios que sumergen sus fuerzas para converger en el litoral del Niño 1+2, correspondiente a Perú y Ecuador.

Investigaciones enmarcadas en el Fenómeno El Niño, consideran que se debe tenerse en cuenta la metodología El Niño-Oscilación del Sur, para medir la cuantificación de la presencia de El Niño o Niña y de esta manera poder conocer la posible intensidad del evento. Su clasificación es representada en magnitudes como débil, moderada, fuerte, muy fuerte y extraordinaria. Su impacto se refleja en un comportamiento volátil de patrones como de precipitaciones pluviales y temperatura del aire (Montealegre, 2007). Es importante precisar que su gran mayoría este tipo de variables dan origen al Fenómeno El Niño así como el debilitamiento de los vientos alisios, el alto nivel de humedad y la presencia de anomalías oceánicas cálidas entre a la costa norte de Chile y sur de Perú (Huaman & Takahashi, 2017) particularly its vertical structure, is little known due to the sparse observations. Using precipitation profiles from the Tropical Rainfall Measure Mission (TRMM).

Entre diferentes propuestas de la comunidad científica, el modelo teórico de carga y descarga caracterizado por la fórmula del péndulo que considera dos variables ilustradas en la TSM y el calor del océano de la banda ecuatorial del pacífico del Ecuador (Takahashi, 2016) mediante el cual se intenta aislar el fenómeno que se estudia lo más posible de factores “externos” para poder establecer las reglas de su comportamiento en forma general. Esto nos ha llevado a grandes avances hacia establecer las leyes básicas de la física, desde las escalas más pequeñas (partículas elementales podrían contribuir a disponer de una mejor visión sobre comportamiento de la TSM en la región Niño 1+2).

Hoy en día las técnicas computacionales reflejan ser el medio y eslabón perfecto para desarrollar propuestas integrales sobre todo en aras de salvaguardar la integridad del ser humano. Es por ello el diseño de estrategias que fortalezcan el monitoreo y seguimiento de este fenómeno permitirá madurar la experiencia del experto que continuamente se encuentra observando el comportamiento de los factores que podrían aflorar este evento.

Es visible como la aplicación de estrategias de aprendizaje automático se han convertido en una poderosa rama de la inteligencia artificial que se representa es un conjunto de teorías y técnicas para simular la inteligencia humana utilizando máquinas que utilizan programas informáticos complejos (Charles et al., 2022) y que en muchos de los casos viene siendo utilizado con éxito en distintas industrias (Álvarez Vega et al., 2020). Es por ello que el empleo de mecanismos asociados a tareas de inteligencia artificial podría dar resultados aceptables teniendo en cuenta que este tipo de alternativas se encuentra vigente desde el año 1950 con la responsabilidad de descubrir reglas del pensamiento que logren representar un enfoque más complejo sobre lo que se pensaba o imaginaba.

En la actualidad la comunidad científica ha puesto y desplegado su mayor empeño en el campo de las probabilidades que estén asociadas a la integración de arquitecturas tecnológicas y que permitan establecer a su vez algunos patrones estadísticos donde estos llegan aprender mediante grandes volúmenes de datos. La experiencia del ser humano, los hechos observables de la realidad y la aplicación de técnicas computacionales enfocadas en la inteligencia artificial podrían denotar un éxito, sin dejar de lado la probabilidad que los resultados sean inaceptables y con ello descubrir avances importantes de la ciencia cognitiva que representa el Fenómeno El Niño en la región Piura (Neteo, 2022).

Es por ello que el desarrollo de productos computacionales que logren aprender a realizar una o más de una tarea de manera autónoma y eficiente dependerá de la aplicación de las técnicas antes expresadas, así como la intervención del experto que fortalezca el propósito planteado. Dentro del gran abanico de alternativas para estudios de inteligencia artificial se dispone de algoritmo como los árboles de decisión y regresión, reglas de clasificación, reglas de asociación, programación lógica inductiva, aprendizaje basado en grafos, aprendizaje bayesiano, redes bayesianas, algoritmos genéticos y redes neuronales, esta última es un modelo de aprendizaje computacional inspirado en sistema nervioso de los animales (Becerra Correa & Carmona, 2012, p. 2) siendo una de las potenciales alternativas por su inmediato manejo y que de acuerdo a fuentes bibliográficas consultadas las redes neuronales artificiales tienen un mejor desempeño sobre el pronóstico de criterios meteorológicos y oceanográficos (Perdigón-Llanes & González-Benítez, 2022), además de procesar datos incompletos logrando resultados deseados (de León et al., 2021).

En este contexto la investigación se centró en hacer empleo de las técnicas de inteligencia artificial como medio computacional que colaboren al desarrollo de una alternativa vigente y confiable bajo la aplicación de

redes neuronales artificiales. Los objetivos del estudio se encuentran vinculados al análisis e identificación de las variables, exploración de datos históricos y desarrollo de un modelo de red neuronal artificial para la predicción del fenómeno "El Niño" en la región de Piura (Perú).

2. Trabajos relacionados

Para (Ramírez & Briones, 2017) which developed rapidly with no warning and had catastrophic effects in Peru. Such a localized El Niño was not documented since 1925. An initial review suggests that in addition to the characteristics of the event (surprise El Niño Costero se define como la intensificación del calentamiento de las aguas superficiales del océano Pacífico frente a la costa del Ecuador y del Perú durante el verano austral. El Niño Costero y El Niño (1+2) son similares en las fases iniciales, desarrollo y madurez. Se diferencian en el origen de las aguas cálidas superficiales, para el Niño Costero el origen está en el golfo de Chiriqui (Panamá) y en la Bahía de Coronado (Costa Rica), para El Niño (1+2) el origen está en el Pacífico central asociado a las ondas de Kelvin.

Estudios como la de (Jiménez-Carrión et al., 2018) expresan que la TSM en las zona llamada Niño, los vientos alisios tienen una alta correlación con la precipitación en Piura por es necesario profundizar este tipo de afirmaciones a través de las instituciones técnico científicas que de manera permanente realizan un seguimiento y monitoreo al fenómeno antes indicado.

En los últimos años los avances en ciencia y tecnología han logrado la implementación de radares, satélites y sistemas de procesamiento de información que han colaborado en el monitoreo y seguimiento del Fenómeno El Niño, sin embargo aún existen brechas por reducir y una de ellas es fortalecer el sistema de vigilancia del FEN mediante la aplicación de tecnologías vigentes que coadyuven a salvaguardar la vida, el techo y los medios de vida de la población (Hijar et al., 2016).

(Anculle et al., 2022) dan a conocer que la ubicación estratégica de las estaciones fijas costeras tanto como en el área frente al Golfo de Guayaquil y en la costa norte de Perú son claves para monitorear la variabilidad de los vientos locales e identificar eventos similares a El Niño Costero 2017, además que la aplicación de la transformada de Fourier a series de tiempo de temperatura para cada estación fija permite observar periodos significativos sobre el comportamiento de la temperatura superficial del mar.

El estudio del Fenómeno El Niño es un evento que requiere de mucha disciplina, técnica y capacidad científica, por lo que (Pacheco et al., 2019) where their occurrence has caused negative socioenvironmental impacts, expressed in substantial human and material losses. The objective of this work is to analyze the causes and consequences of the extraordinary rains registered in Manabí in February and March 2017, emphasizing its social, economic and environmental effects. It is assumed that these events are closely related to the anomalies of sea surface temperature in the equatorial Pacific Ocean. Field research was conducted by analyzing sea surface temperature (SST describe algunas acción preventivas que deben considerarse con la finalidad de tener la capacidad de emitir pronósticos y alertas tempranas, haciendo uso efectivo de las tecnologías soportadas en satélites para los registros de las condiciones atmosféricas y oceanográficas que hagan uso de técnicas computacionales como la inteligencia artificial mediante las redes neuronales artificiales. La integración de los registros satelitales debe fortalecerse y ampliar la red de estaciones meteorológicas con la finalidad de disponer de un mejor control en el monitoreo y seguimiento de los impactos que pueda traer consigo mismo este fenómeno.

Finalmente, las investigaciones antes descritas dan a conocer que la convergencia e integración de dos disciplinas es posible. El campo tecnológico y las ciencias ambientales puede lograr el desarrollo de propuestas o alternativas que coadyuven a la toma de decisiones a las autoridades de turno. La inteligencia artificial y sus componentes como series temporales y características de aprendizaje automático contribuirían en conocer más a este fenómeno. Por otro lado, este tipo de eventos tiene un comportamiento volátil debido al cambio climático y sus efectos, por lo que se requiere de un buen volumen de datos para un análisis y la ejecución de actividades de gabinete que conlleven a predecir el FEN.

3. Metodología

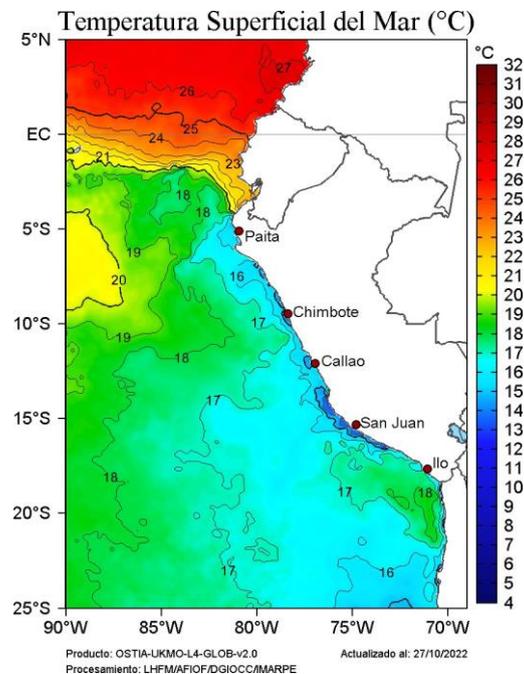
La metodología responde a cuatro fases, 1) exploración bibliográfica y aplicación de una guía de entrevista basada en 15 preguntas abiertas dirigida a seis expertos profesionales de instituciones técnico científicas y academia, 2) análisis e identificación de variables más influyentes, 3) exploración y consolidado de data histórica y 4) desarrollo del modelo de RNA a través del lenguaje de programación Python.

3.1. Bibliografía y aplicación de entrevistas

La exploración de elementos bibliográficos es fundamental para fortalecer y aclarar conceptos que muchas veces se encuentran errados o por alguna razón son mal interpretados en tiempo y espacio. En este contexto ha sido necesario realizar la búsqueda de información a través de los medios digitales como Scopus, ScienceDirect, Wiley, EBSCO Host, IEEE Xplore y Google Scholar. Actividad que permitió disponer de una mejor conceptualización de las variables con las que posiblemente interactúa el Fenómeno El Niño.

La temperatura superficial del mar es una variable oceanográfica que tiene un comportamiento volátil y que constantemente es monitoreada, analizada y evaluada. Algunas definiciones indican que esta referida como a la temperatura del agua que se encuentra en los primeros centímetros superiores del océano. La Figura 1, representa el comportamiento que puede llegar a tener sobre una zona geográfica, los colores amarillos y los rojos representan temperaturas del agua más cálidas, mientras que los azules representan temperaturas del agua más frías. Este tipo de diferencias expresan el movimiento de las corrientes oceánicas.

Figura 1. Temperatura Superficial del Mar frente a las costas de Sudamérica



Fuente(s): IMARPE, 2022.

Por otro lado, la presión atmosférica se describe como un elemento termodinámico del clima, se trata de la presión que está ejerciendo el aire sobre toda la materia dentro de la atmósfera y varía de acuerdo a la altura del nivel del mar. Es la mejor variable meteorológica que nos puede anticipar ciertos cambios en el tiempo. Algunas de las características que es necesario resaltar es que su dinamismo es previsible y ocurre en cada espacio geográfico a lo largo del tiempo y guarda una clara relación con la temperatura del aire. La presión atmosférica es algo mayor en el invierno que en el verano y durante las primeras horas de la mañana que durante la media tarde.

La temperatura atmosférica o también conocida como temperatura del aire esta referida al nivel de calor que tiene el aire en un sitio determinado y en un momento específico. Esta puede representar a través de grado Celsius o Fahrenheit.

Dentro del contexto bibliográfico, las precipitaciones pluviales están reconocidas como cualquier forma de partículas de agua, líquidas o sólidas, que caen de la atmósfera y llegan al suelo, sin embargo, el Servicio Nacional de Meteorológica e Hidrología del Perú (SENAMHI) también lo caracteriza como lluvia y lo define como gotas de agua líquida de diámetro mayor a los 0.5 mm que llegan al suelo. Este tipo de notaciones han contribuido a concientizar la ciencia básica de la meteorología y aspectos mediante el cual interactuaran de manera directa o indirecta con el comportamiento e impacto del FEN.

Después de conocer sobre las variables antes expuestas es necesario precisar que el cambio climático en los últimos años se ha visto reflejado con prolongadas precipitaciones, aumento de la temperatura, períodos largos de sequía, cambio de dirección de los vientos, deshielo en los polos, cambios en las migraciones de los animales, tormentas, ciclones, maremotos y aumento del nivel del mar (Díaz Cordero, 2012)

Los fundamentos bibliográficos sobre el tópico abordado permitieron formular los planteamientos que se expresan en la Tabla 1. La técnica propuesta para este estudio es la entrevista y el instrumento se centro en el diseño de una guía de entrevista con la finalidad de disponer un orden y secuencialidad al momento de aplicar este instrumento con expertos referidos y estudiosos sobre el Fenómeno El Niño en la Región Piura, Perú.

Tabla 1. Preguntas de guía de entrevista

	Pregunta
1	¿Usted, considera que las Tecnologías de la Información y Comunicaciones (TICs), contribuyen en el seguimiento y monitoreo del Fenómeno El Niño en la región Piura? ¿De qué forma colaboran las TICs?
2	¿Cómo considera el comportamiento del Fenómeno El Niño en la Región Piura durante los años 1997 y 1998?
3	¿Cómo considera el comportamiento del Fenómeno El Niño Costero en la Región Piura durante el año 2017?
4	¿Usted, cree que existe alguna diferencia entre el proceso de gestación del Fenómeno El Niño de 1997/98 y 2017? ¿Cuales?
5	¿Qué variables meteorológicas/oceanográficas considera que representan la presencia del Fenómeno El Niño en la Región Piura? ¿Por qué?
6	¿Usted cree que será posible desarrollar algún método de predicción sobre el Fenómeno El Niño, enmarcado en probabilidades? ¿Cómo podría ser este?
7	¿Considera que disponer de data histórica sobre Temperatura Superficial del Mar, Anomalía de la Temperatura Superficial del Mar y Precipitaciones, ¿contribuye a determinar alguna probabilidad de presencia del Fenómeno El Niño?
8	¿De acuerdo a su experiencia y conocimiento sobre el Fenómeno El Niño, cuál sería el indicativo para determinar alguna probabilidad de ocurrencia de este Fenómeno en la Región Piura?
9	¿Qué información secundaria sería necesaria para contribuir en investigaciones relacionadas a la presencia del Fenómeno El Niño?
10	¿Si usted quisiera determinar la presencia del Fenómeno El Niño, que tipo de información requeriría para determinar alguna probabilidad sobre la presencia de este Fenómeno?
11	¿El incremento de la Temperatura Superficial del Mar en la zona costera de la Región Piura, representa alguna anomalía relacionada al Fenómeno El Niño? ¿Por qué?
12	¿El incremento de la Anomalía de la Temperatura Superficial del Mar en la zona costera (Paita) de la Región Piura, durante tres meses consecutivos o más, representarían algún indicativo para la presencia de este Fenómeno?
13	¿La variable meteorológica presión atmosférica, tendría alguna vinculación durante el proceso de gestación del Fenómeno El Niño? ¿Qué tipo de vínculo?
14	¿Usted cree que a través de la aplicación de la Inteligencia Artificial – Redes Neuronales Artificiales, será posible determinar alguna probabilidad/predicción de la presencia de Fenómeno El Niño en la Región Piura?
15	¿Qué recomendaría a los tesisas/investigadores que realizan este tipo de estudios relacionados al Fenómeno El Niño?

Fuente(s): Elaboración Propia.

Es importante precisar que el instrumento antes mencionado fue aplicado de bajo la modalidad presencial y se brindó la autorización para que cada una de las entrevistas fueran grabadas en aras de rescatar las mejores apreciaciones y diversos puntos de vista que expresaba cada experto sobre el comportamiento del Fenómeno El Niño en la Región Piura y sobre todo el desenvolvimiento que tuvo este durante el año 2017, evento conocido como el Fenómeno El Niño Costero.

3.2. Análisis e identificación de variables

Mediante la exploración de elementos bibliográficos y la aplicación de los planteamientos que expresan la Tabla 1, ha sido posible realizar un análisis e identificar las variables que representan mayor predominancia en el proceso de formación del Fenómeno El Niño y entre ellas tenemos a la Temperatura Superficial del Mar, Presión Atmosférica, Vientos y Temperatura Ambiental.

Las variables antes indicadas han sido categorizadas de acuerdo a la Tabla 2. Los criterios que representan cada una de ellas se ajusta a las investigaciones evaluadas, experiencia práctica y hechos observables por profesionales de alta postura que estudian el Fenómeno El Niño desde 1982 a la fecha.

Tabla 2. Categorización de variables

	Variable	Tipo	Etapa de Intervención
1	Temperatura Superficial del Mar	Primaria	Formación
2	Presión Atmosférica	Primaria	Formación - Impacto
3	Temperatura Ambiental	Primaria	Formación - Impacto
4	Vientos	Primaria	Formación - Impacto
5	Humedad Relativa	Secundaria	Impacto
6	Precipitaciones Pluviales	Secundaria	Impacto

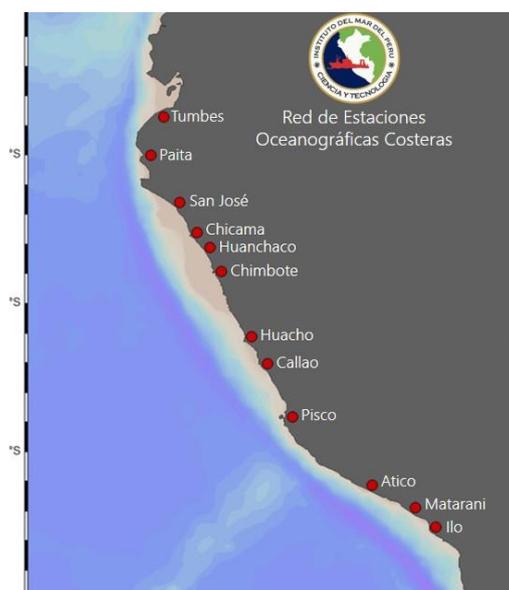
Fuente(s): Elaboración Propia.

3.3. Recopilación de datos históricos

La sección antes abordar ha sido esencial para complementar el presente apartado y poder realizar la exploración de datos históricos de las variables que ilustra la Tabla 2. Frente a ello, se precisa que después de haber investigado y requerido a instituciones técnico científicas que administran estaciones meteorológicas y oceanográficas a lo largo y ancho del Perú, se hizo visible una inestable estandarización y descomposición de los datos. Esto debido a que existen estaciones manuales y automáticas. Las estaciones manuales, si bien es cierto expresan datos continuos, pero en muchos de los casos se encuentra elementos vacíos, tal es así que las estaciones automáticas por ser de características modernas han sido implementadas en los últimos 10 y 15 años. Datos que se encontrarían en diferentes escalas de tiempo y no contribuirán al desarrollo del modelo de red neuronal para la predicción del FEN en la región Piura, Perú.

En este contexto, se optó por identificar la variable que dispone de datos secuenciales a una escala de tiempo promedio diario-mensual. Entre ellas, la temperatura superficial de mar, por ser una de las variables de las cuales se habla y se hablado de lo que va del presente estudio. La TSM es la variable más representativa en el proceso de formación del Fenómeno El Niño. En la actualidad el Instituto del Mar Peruano, dispone de 12 estaciones oceanografías ubicadas en el litoral del mar peruano y han sido instaladas en Tumbes, Paita, San José, Chicama, Huanchaco, Chimbote, Huacho, Callao, Pisco, Atico, Matarani e Ilo, tal como se visualiza en la Figura 2. La estación oceanográfica instalada en la provincia de Paita se ubica en el ámbito geográfico de la región Piura, por lo que es el recurso esencial para conocer, analizar y evaluar el comportamiento de la variabilidad de la temperatura superficial del mar en la zona costera de Paita, además por ser la única que dispone datos continuos o de acceso por más de 40 años. La Tabla 3, ilustra 468 índices de registro, sobre el promedio mensual de la TSM y en su última columna la característica o estado que tuvo al finalizar cada año. El acceso a datos se describe desde el año 1982 al 2020. Información que fue proporcionada por el Instituto del Mar Peruano (IMARPE) y complementada por las publicaciones realizadas en el portal web del Instituto Geofísico del Perú (IGP).

Figura 2. Red de estaciones oceanográficas en el litoral Peruano



Fuente(s): IMARPE, 2022.

Es importante precisar que muchas veces ante la carencia de datos es imposible proponer alternativas de solución y mucho más aún cuando se planifica el desarrollo de propuestas que coadyuven y salvaguarden la integridad de la población. Entre otros aspectos, una de las limitaciones que resalta ha sido el no disponer de datos continuos a escala promedio diario-mensual sobre las variables de la Tabla 2 de por lo menos de 40 años que podrían fortalecer el objetivo del presente estudio.

Tabla 3. Promedio mensual de TSM 1982 - 2020

Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	FEN
1982	22.34	23.25	23.13	22.39	21.89	20.70	19.58	19.05	19.58	20.03	21.37	22.96	SI
1983	24.55	25.71	25.75	25.34	24.52	23.60	21.86	20.42	19.62	19.39	19.87	21.43	SI
1984	23.16	23.82	23.84	23.36	21.58	20.24	19.43	18.47	18.20	18.70	19.80	21.17	NO
2017	23.54	24.83	25.80	23.72	22.27	20.75	19.19	18.13	17.78	17.69	18.09	19.87	SI
...
...
2018	21.86	23.56	23.11	22.20	21.14	19.65	18.62	18.04	18.24	18.61	19.96	21.31	SI
2019	22.69	24.44	24.10	22.94	21.83	20.18	18.46	18.30	17.51	17.79	19.57	20.83	SI
2020	22.89	24.15	24.46	23.64	21.99	20.20	18.68	18.28	17.87	18.10	18.76	20.15	NO

Fuente(s): IMARPE, 2021.

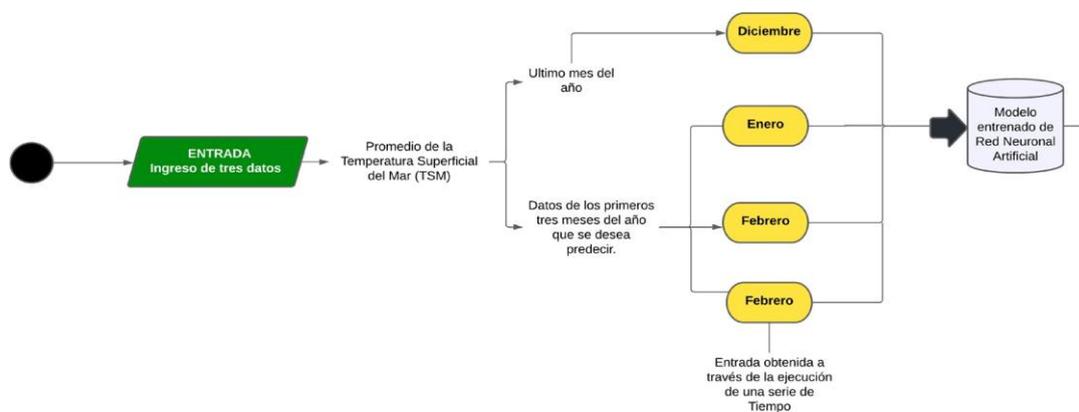
Los datos que representa la Tabla 3, han sido preprocesados, debido a que en algunos periodos se encontraron valores con características NaN, que significa dato no disponible. En muchos casos esto sucede por que la toma de datos no se he realizado durante los fines de semana, días feriados y sobre todo en un escenario de COVID-19, donde el Perú estuvo en cuarentena por varios meses. La TSM se registra en las coordenadas geográficas 05°04'37.98" latitud sur y 81°07'13.98" longitud oeste y en tres horarios según su escala diaria entre las 08, 12 y 18 horas.

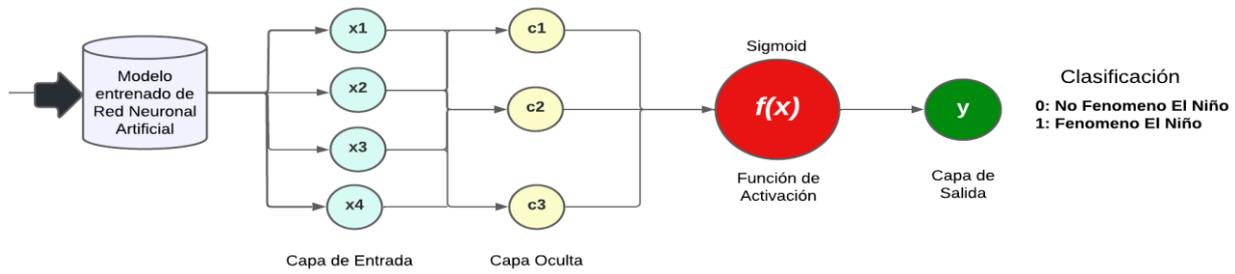
Por otro lado, la Anomalía de la TSM es un insumo que complementa el estudio y que su estimación se centra en los promedios mensuales multianuales de los 3 registros diarios de la temperatura superficial del mar realizados en la estación Paita entre el año 1982 y 2020.

3.4. Diseño del modelo de RNA

Producto de exploración bibliográfica, intercambio de enfoques con expertos, identificación de variables y acceso a datos históricos sobre la TSM en la estación costera de Paita entre los años 1982 y 2020, la Figura 3, expresa el modelo y arquitectura de RNA que se propone con la finalidad de predecir el FEN en el ámbito geográfico de la región Piura, Perú.

Figura 3. Modelo y Arquitectura de Red Neuronal Artificial





Fuente(s): Elaboración Propia.

Las entradas del modelo se caracterizan en disponer el promedio de la TSM durante los meses de diciembre, enero, febrero y marzo. Los meses podrían variar de acuerdo a la seguimiento y monitoreo del FEN. Se debe tener en cuenta que el valor que corresponde al mes de enero esta referido al año que se pretende conocer la presencia del FEN. En muchos casos la difusión en los portales de acceso abierto de las instituciones técnico científicas sobre el promedio de la TSM a escala diario no se da a conocer dentro de tiempos aceptables o en tiempo real, debido a que el registro de datos de TSM en la estación costera de Paita se realiza de manera manual, lo que se convierte en una brecha por superar, sin embargo, investigaciones previas al presente estudio han colaborado en el desarrollo de una serie de tiempo que pronostica el promedio de la TSM a escala diario-semanal insumo que complementa y fortalece la arquitectura de la RNA.

Como parte de la arquitectura del modelo de RNA se precisa que está compuesto por tres capas de entrada, cuatro capas ocultas y una salida que es encapsulada por la función de activación Sigmoid y conlleva a obtener resultados representados en valores de 0 y 1. Donde 0 esta referido a la no presencia del FEN y el valor de 1 a su ocurrencia, teniendo en cuenta que el resultado esta sujeto a un % de aceptación, sin describir la magnitud del posible evento que puede catalogarse neutro, débil, moderado o extraordinario en muchos de los casos.

La abstracción de la Figura 3, ha permitido trazar el camino para el desarrollo del presente modelo mediante el cual fue posible haciendo empleo de las técnicas de programación de Python y la ejecución de la plataforma anaconda, logrando una codificación y procesamiento inmediato de los datos gracias a que estos fueron seccionados en un origen de datos integrados en formato CSV para su fácil lectura tal como se visualiza en la Figura 4.

Figura 4. Codificación del modelo de RNA

```

8 #Instalar Libreria de Keras
9 import numpy as np
10 import matplotlib.pyplot as plt
11 import pandas as pd
12 #Importamos el dataset de La Temperatura Superficial del Mar (TSM)
13 dataset = pd.read_csv('dataset_tsm.csv', sep = ',')
14 X = dataset.iloc[:, 1:5].values
15 y = dataset.iloc[:, 5].values
16 #Dividir el dataset en un conjunto de entrenamiento y testing
17 from sklearn.model_selection import train_test_split
18 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y, test_size=0.2, random_state=0)
19 # Escalamos los datos para que estén en un mismo rango
20 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
21 sc_X = StandardScaler()
22 X_train = sc_X.fit_transform(X_train)
23 X_test = sc_X.transform(X_test)
24 #Importar Keras y librerías adicionales
25 import keras
26 from keras.models import Sequential
27 from keras.layers import Dense
28 #Inicializar La RNA
29 classifier = Sequential()
30 # Añadir las capas de entrada y la primera capa oculta
31 classifier.add(Dense(units = 3, kernel_initializer="uniform",
32 activation = "relu", input_dim=4))
33 # Añadir segunda capa oculta
34 classifier.add(Dense(units = 3, kernel_initializer="uniform",activation = "relu"))
35 # Añadir la capa de salida
36 classifier.add(Dense(units = 1, kernel_initializer="uniform",activation = "sigmoid"))
37 # Compilar La RNA
38 classifier.compile(optimizer="adam", loss="binary_crossentropy", metrics=["accuracy"])
39 # Ajustamos La RNA al conjunto de entrenamiento
40 classifier.fit(X_train, y_train, batch_size= 10, epochs=100)
41 # Predicción de Los resultados con el Conjunto de Testing
42 y_pred = classifier.predict(X_test)
43 y_pred= (y_pred>0.5)
44 # Elaborar una matriz de confusión
45 from sklearn.metrics import confusion_matrix
46 cm = confusion_matrix(y_test,y_pred)

```

Fuente(s): Elaboración Propia.

Finalmente, las líneas de código en Python que ilustra la Figura 4, han sido esenciales para lograr el objetivo del estudio. Partiendo desde la importación de librerías para la lectura del conjunto de datos el mismo que posteriormente se segmenta en dos grupos. El 20 % que corresponden a un conjunto de datos de prueba y el 80% de entrenamiento. Ambos conjuntos de datos han sido escalados para disponer de una mejor estandarización de valores. Mediante la librería Keras, fue posible crear la RNA, cuya es visible entre las líneas 28 y 39. Para validar el entrenamiento y el desempeño de los conjuntos de datos se recurrió hacer empleo de la matriz de confusión, logrando identificar los verdaderos negativos y falsos positivos.

Es importante precisar el que modelo de RNA, ha sido diseñado con una arquitectura que permite el ingreso de tres entradas. Este puede ser modificado y ajustado para los fines que correspondan. Se hace referencia a ello, debido que el FEN presenta cada año un comportamiento es muy volátil y podría sorprender, sin descartar que el número de entradas puede variar.

4. Resultados

A continuación, la Tabla 4 expone los resultados obtenidos como parte de la ejecución del modelo de RNA para la predicción de FEN en la región Piura.

Tabla 4. Resultados modelo RNA

	Año	Entradas al modelo de RNA - TSM				[0-1]	Resultado RNA	Resultado Original	Estado
		Diciembre	Enero	Febrero	Marzo				
1	1987	17.08	18.85	22.31	21.69	0.76	No FEN	No FEN	
2	1996	18.41	21.95	25.94	25.48	0.70	No FEN	No FEN	
3	2006	18.48	20.95	24.53	21.52	0.80	Si FEN	Si FEN	
4	2011	16.15	19.00	22.74	21.29	0.74	No FEN	No FEN	
5	2017	17.80	23.02	27.71	28.06	0.70	No FEN	Si FEN	
6	2021	18.86	20.93	21.82	23.16	0.80	No FEN	No FEN	

Fuente(s): Elaboración Propia.

Las pruebas realizadas se asocian a 2 patrones. Los resultados que sean <0.80 se interpretan como la no presencia del FEN. Sin embargo, cuando se obtienen valores ≥ 0.80 , se dispone de una probabilidad del 82% de ocurrencia del evento. Para la ejecución de las seis pruebas se tomó como referencia espacios de tiempo que van desde el año 1987 al 2021, logrando acertar en un 83.33% con los resultados reales.

Este primer acercamiento nos demuestra que mediante las RNA es posible el desarrollo de propuestas que coadyuven de manera prospectiva y se cuenten con insumos a la hora de tomar decisiones en especial a las autoridades de turno. Los resultados podrían fortalecerse siempre y cuando se involucren más variables primarias y se disponga del origen de datos en la misma escala de tiempo de la temperatura superficial del mar.

5. Discusión

El estudio ha demostrado que las técnicas de inteligencia artificial son un aliado al desarrollo de alternativas que contribuyen a salvaguardar la integridad de la población a efectos del cambio climático y el impacto del FEN. Los primeros resultados son positivos frente al escenario de no disponer de mecanismos que se adopten como parte del proceso de seguimiento y monitoreo del FEN. Frente a otros estudios explorados como el de (Jiménez-Carrión et al., 2018), donde el modelo propuesto involucra a la variable precipitaciones pluviales, se debe tener en cuenta que la antes indicada forma parte del impacto del FEN más no del proceso de formación del evento. Con ello se recalca que todo modelo siempre está en un continuo aprendizaje más aun sabiendo que el FEN es volátil.

6. Conclusiones

Las RNA coadyuvan al desarrollo de propuestas y alternativas donde los ejes temáticos no tienen un límite. Este tipo de enfoques demuestra que es posible desarrollar estudios multidisciplinarios donde las ciencias ambientales y las ciencias computacionales se complementan para el desarrollo de mecanismos y estrategias que sean aplicables en beneficio de la sociedad.

La TSM es la variable más sólida y primaria para el desarrollo de modelos enmarcados en el Fenómeno El Niño, mientras que la presión atmosférica, humedad relativa, vientos y temperatura ambiental fortalecerían la composición de futuros modelos. Las cuatro entradas consideradas en la arquitectura del modelo de RNA, son una referencia para su aplicabilidad y están representadas en el promedio mensual de la TSM del último mes (diciembre) del año y los tres meses próximos (enero, febrero y marzo) del año que se busca predecir el FEN. Los resultados obtenidos ilustran un 83.33% de proximidad a la realidad. El modelo de RNA, dispone de una precisión del 82%. Es posible mejorar las condiciones del modelo siempre y cuando se disponga de datos históricos de por lo menos cuarenta años de las variables vientos alisios, presión atmosférica, temperatura ambiental y humedad relativa. Se recomienda que en próximas investigaciones se haga énfasis en la variable, Anomalía de la TSM, con la finalidad de conocer el comportamiento y su relación frente a TSM sobre la ejecución del modelo de RNA propuesto y determinar si se debe emplear la TSM o ATSM.

7. Agradecimientos

El presente estudio nace en el marco de la investigación predoctoral denominada, "Diseño de Un Modelo de Red Neuronal para la predicción del Fenómeno El Niño en la Región Piura", de la Universidad Nacional de Piura (UNP). Los datos de la Temperatura Superficial del Mar, fueron brindados por el Instituto del Mar Peruano (IMARPE).

Referencias

- Álvarez Vega, M., Quirós Mora, L. M., & Cortés Badilla, M. V. (2020). Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. *Revista Medica Sinergia*, 5(8), e557. <https://doi.org/10.31434/RMS.V5I8.557>
- Anculle, T., Graco, M., Vásquez, L., García, W., & Gutiérrez, D. (2022). Contribución de las ondas Kelvin a las anomalías térmicas de las aguas costeras frente al Perú durante El Niño 2015 -2016 y el Niño Costero 2017. *Boletín Instituto del Mar del Perú*, 36(2), 362-384. <https://doi.org/10.53554/boletin.v36i2.343>
- Becerra Correa, N., & Carmona, E. A. (2012). Aprendizaje computacional. *Universidad Autónoma de Guerrero Fundación FABBECOR.ONG*, 13. <http://www.chessbase.com/EvENts/events.asp?pid=155>
- Charles, Y. P., Lamas, V., & Ntilikina, Y. (2022). Artificial intelligence and treatment algorithms in spine surgery. *Revue de Chirurgie Orthopedique et Traumatologique*. <https://doi.org/10.1016/J.RCOT.2022.06.027>
- de León, C. L. C. D., Limon, S. V., Gonzalez-Calleros, J. M., & Treviño, M. A. D. V. (2021). Artificial neural network for the extraction of dynamic parameters of robots from incomplete information of their movement. *Revista Colombiana de Computacion*, 22(2), 37-47. <https://doi.org/10.29375/25392115.4298>
- Díaz Cordero, G. (2012). El Cambio Climático. *Ciencia y Sociedad*, XXXVII(2), 227-240.
- Hijar, G., Bonilla, C., Munayco, C. V., Gutierrez, E. L., & Ramos, W. (2016). Fenómeno el niño y desastres naturales: intervenciones en salud pública para la preparación y respuesta. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Publica*, 33(2), 300-310. <https://doi.org/10.17843/RPMESP.2016.332.2205>
- Huaman, L., & Takahashi, K. (2017). Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño. *Geophysical Research Letters*, 43(15), 8230-8239. http://met.igp.gob.pe/publicaciones/Divulgacion_PPR_El_Nino_IGP_201710.pdf
- Jiménez-Carrión, M., Gutiérrez-Segura, F., & Celi-Pinzón, J. (2018). Modeling and prediction of el niño in piura using artificial neuronal networks. *Informacion Tecnologica*, 29(4), 303-318. <https://doi.org/10.4067/s0718-07642018000400303>
- Montealegre, J. E. (2007). Modelo institucional del IDEAM sobre el efecto climático de los fenómenos El Niño y La Niña en Colombia. En *Ideam*. <http://www.ideam.gov.co/documents/21021/440517/Modelo+Institucional+El+Niño+++La+Niña.pdf/232c8740-c6ee-4a73-a8f7-17e49c5edda0>
- Neteo. (2022). *La gran teoría unificada de la Inteligencia Artificial*. https://www.abc.es/ciencia/abci-gran-teoria-unificada-inteligencia-artificial-201004060300-124677973843_noticia.html?ref=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F
- Pacheco, H., Montilla, A., Méndez, W., Hipatia-Delgado, M., Zambrano, D., Pacheco, H., Montilla, A., Méndez, W., Hipatia-Delgado, M., & Zambrano, D. (2019). Causas y consecuencias de las lluvias extraordinarias de 2017 en la costa ecuatoriana: el caso de la provincia Manabí. *Boletín de Investigaciones Marinas y Costeras - INVEMAR*, 48(2), 45-70. <https://doi.org/10.25268/BIMC.INVEMAR.2019.48.2.766>
- Perdigón-Llanes, R., & González-Benítez, N. (2022). Artificial neural networks in bovine milk production forecasting. *Revista Colombiana de Computacion*, 23(1), 20-33. <https://doi.org/10.29375/25392115.4209>
- Ramírez, I. J., & Briones, F. (2017). Understanding the El Niño Costero of 2017: The Definition Problem and Challenges of Climate Forecasting and Disaster Responses. *International Journal of Disaster Risk Science*, 8(4), 489-492. <https://doi.org/10.1007/s13753-017-0151-8>
- Takahashi, K. (2016). Modelado teórico-matemático de El Niño extraordinario. *Boletín Técnico*, 3, 2016. <https://doi.org/10.1029/2011GL04736>