



**Ciencia Latina**  
Internacional

---

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.  
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), enero-febrero 2024,  
Volumen 8, Número 1.

[https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i1](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i1)

**REDES NEURONALES ARTIFICIALES COMO  
MODELO DE PREDICCIÓN DE LOS  
FACTORES CLIMÁTICOS EN NICARAGUA  
EN EL PERÍODO 2021-2022**

**ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AS A PREDICTION  
MODEL FOR CLIMATIC FACTORS IN NICARAGUA IN  
THE PERIOD 2021-2022**

**Victor Rogelio Tirado Picado**  
Universidad Americana Managua, Nicaragua

DOI: [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i1.9541](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i1.9541)

## Redes Neuronales Artificiales como Modelo de Predicción de los Factores Climáticos en Nicaragua en el Periodo 2021-2022

**Victor Rogelio Tirado Picado<sup>1</sup>**[victornica2001@yahoo.com](mailto:victornica2001@yahoo.com)[victor.tirado@uamv.edu.ni](mailto:victor.tirado@uamv.edu.ni)<https://orcid.org/0000-0002-7907-0006>

Dirección de Investigación y Exgensión Universitaria

Universidad Americana (UAM)

Managua, Nicaragua

### RESUMEN

El objetivo, está basado en las Redes Neuronales Artificiales, pueden ser utilizados como modelo de predicción de factores climáticos en Nicaragua, estudiado en el periodo 2021-2022. De acuerdo a los resultados se observa una proyección de la precipitación del año 2023 a partir del algoritmo de la RNA, el comportamiento en el año 2023 está por debajo de las líneas tendencias de la precipitación de los años 2021 y 2022, es seguro a la manifestación del fenómeno del Niño. El fenómeno del Niño modifica el patrón de las condiciones hidrometeorológicas. Para el caso de la temperatura, el comportamiento en el año 2023 está por debajo de las líneas tendencias de la temperatura de los años 2021 y 2022. El resultado de la temperatura muestra una variabilidad en los años 2021, 2022 y 2023. De manera general, las RNA como una herramienta de la inteligencia artificial pueden ser usado en los modelos de predicción. El algoritmo desarrollado, composición básica de neuronas, son las unidades básicas del modelo, cada neurona recibe una serie de entradas, que llevaran un peso, emitiendo una salida. Las entradas, son el promedio de las magnitudes de la precipitación y/o temperatura, el peso que se da está en el rango de 0 a 1, las salidas son los resultados obtenidos en el año 2023. En el contexto de la crisis climática, como aportes del modelo predictivo, se puede gestionar los riesgos de desastres con eficacia si se incluyen aspectos relativos a esos riesgos en la planificación de desarrollo tanto a nivel de la comunidad, municipio y/o territorios.

**Palabras clave:** redes neuronales artificiales, inteligencia artificial, predicción, factores climáticos, crisis climática

---

<sup>1</sup> Autor principal.

Correspondencia: [victornica2001@yahoo.com](mailto:victornica2001@yahoo.com)

## Artificial Neural Networks as a Prediction Model for Climatic Factors in Nicaragua in the Period 2021-2022

### ABSTRACT

The objective, based on Artificial Neural Networks, can be used as a prediction model for climatic factors in Nicaragua, studied in the period 2021-2022. According to the results, a projection of the precipitation for the year 2023 is observed from the ANN algorithm, the behavior in the year 2023 is below the precipitation trend lines for the years 2021 and 2022, it is safe to manifestation of the El Niño phenomenon. The El Niño phenomenon modifies the pattern of hydrometeorological conditions. In the case of temperature, the behavior in the year 2023 is below the temperature trend lines of the years 2021 and 2022. The temperature result shows variability in the years 2021, 2022 and 2023. In general , ANNs as a tool of artificial intelligence can be used in prediction models. The developed algorithm, basic composition of neurons, are the basic units of the model, each neuron receives a series of inputs, which will carry a weight, emitting an output. The inputs are the average of the magnitudes of precipitation and/or temperature, the weight given is in the range of 0 to 1, the outputs are the results obtained in the year 2023. In the context of the climate crisis, As contributions of the predictive model, disaster risks can be managed effectively if aspects related to these risks are included in development planning at the community, municipality and/or territorial level.

**Keywords:** artificial neural networks, artificial intelligence, prediction, climatic factors, climate crisis

*Artículo recibido 18 diciembre 2023  
Aceptado para publicación: 20 enero 2024*



## INTRODUCCIÓN

Quisiera iniciar hablando de las redes neuronales como algoritmo en el pronóstico o predicción de los factores hidrometeorológicos, o como una aplicación de una red neuronal a un sistema eléctrico de distribución, o como un proceso de aprendizaje en las matemáticas, o como un método de la inteligencia artificial.

Sus aplicaciones son muchas y variadas, de acuerdo con (Ortíz, 2019) en Nicaragua, se utilizan varios modelos de predicción climática a escala global, recuperado de (INETER, 2016), es por ello que (Ortíz, 2019) propuso un modelo predictivo que permitiera el monitoreo local de la precipitación lo cual genere pronóstico acertados, permitiendo una respuesta ágil que minimice el nivel de amenaza para el departamento de Managua cuya vulnerabilidad es grande, el resultado de dicha investigación es que se pueden gestionar los riesgos de desastres con mayor eficacia si se incluyen aspectos relativos a esos riesgos en los planes de desarrollo tanto sectorial como a nivel nacional y si se adoptan estrategias, se estará trabajando en la mitigación y adaptación al cambio climático, traduciendo esos planes y estrategias en medidas destinadas a zonas o grupos vulnerables.

Por otra parte (Chevez, Pinell, & Mejía Quiroz, 2022), realizan una simulación del proceso de recarga para aguas subterráneas utilizando Redes Neuronales Artificiales, como un método matemático de aproximación aplicado al acuífero Las Sierras, Nicaragua. Como resultado del estudio que realizaron, identificaron la relación entre cada una de las variables y parámetros con los que se diseñó, configuró y ajustó el modelo regresor. Basado en la estimación de errores, el modelo de predicción es aceptable respecto al modelo conceptual. Esto implica que un modelo regresor no lineal de tipo RNA, es capaz de realizar estimaciones y predicciones de variables hidrogeológicas.

En tal sentido a partir de los resultados obtenidos de (Ortíz, 2019), y (Chevez, Pinell, & Mejía Quiroz, 2022), se puede considerar a las Redes Neuronales Artificiales como modelo de predicción de los factores climáticos en Nicaragua, y como algoritmos de la inteligencia artificial para el entrenamiento de las redes neuronales.

En el mismo año del 2022, (Rafael-Miñope, Vilcherres-Lizárraga, Muñoz-Pérez, Tuesta-Montez, & Mejía-Cabrera, 2022), configuraron un modelo para el proceso hidrológico, y aplicaron técnicas de la

inteligencia artificial, resultado de ello, se produjo una buena planificación y cuantificación del recurso hídrico a partir del modelado.

Un aspecto muy relevante, es que (Labajo & Labajo, 2010), (Cervantes-Osorio, Arteaga-Ramírez, Vázquez-Peña, & Quevedo-Nolasco, 2011), (Vásquez-Ramírez & Vásquez-Paredes, 2023), han configurado modelos para la predicciones de precipitación, temperaturas, evapotranspiración, y caudales mediante redes neuronales, así como también (Gomes Villa Trinidad, 2017), (Pérez, Valenciab, Guzmánb, & Rosíquezb), y (Granizo Rojas, 2020), han desarrollados modelos matemáticos para la predicción de demanda de agua, utilizando las redes neuronales, todos los citados coinciden que una RNA del tipo perceptrón multicapa, se puede emplear como base de un modelo local y regional para el pronostico de las variables mencionadas, proporcionando un alto grado de ajuste entre las series reales de datos y las simuladas, esto confirma la utilidad de esta herramienta en la predicción del comportamiento temporal de las diferentes variables climáticas.

Una de las problemáticas que se presenta en la actualidad, es que los eventos climatológicos cada vez se vuelven impredecibles, y los métodos de predicción deben estar modificando sus datos de entradas para recurrir en una salida predecible, como lo plantea (Suárez-Almiñana, Andreu, Solera, & Madrigal, 2022) manifiesta que con el tiempo se hace necesario proponer nuevos modelos predictivos, y que estos se incorporen en la planificación y gestión de las sequias.

De acuerdo a lo anterior, la cuestión es, ¿La utilización de las Redes Neuronales Artificiales generará un modelo de predicción para factores climáticos en Nicaragua, utilizando algoritmo de inteligencia artificial?

El objetivo principal del trabajo de investigación está basado en las Redes Neuronales Artificiales, y como estas pueden ser utilizados como modelo de predicción de los factores climáticos en Nicaragua, estudiado en el periodo 2021-2022. De manera específica es describir los factores más importantes que están en constante variabilidad provocado por la crisis climática, un segundo momento es desarrollar un algoritmo de inteligencia artificial que estime de manera predictiva condiciones futuras, y un tercer momento, es enumerar los aportes de acuerdo a los resultados obtenidos en el contexto de la crisis climática.

## **METODOLOGÍA**

El presente trabajo de investigación fue diseñado bajo el planteamiento del enfoque cuantitativo, puesto que este es el mejor que se adapta a las características y necesidades de la investigación.

El enfoque cuantitativo utilizó recolección y el análisis de datos para contestar pregunta de investigación y contestar la pregunta general establecida previamente, y se traduce en

“lo secuencial y probatorio. Cada etapa precede a la siguiente y no podemos “brincar” o eludir pasos.

El orden es riguroso, aunque desde luego, podemos redefinir alguna fase. Parte de una idea que va acotándose y, una vez delimitada, se derivan objetos y preguntas de investigación, se revisa la literatura y se construye un marco o una perspectiva teórica. De las preguntas se establecen hipótesis y determinan variables; se traza un plan para probarlas (diseño); se miden las variables en un determinado contexto; se analizan las mediciones obtenidas utilizando métodos estadísticos, y se extrae unas series de conclusiones respecto de la o las hipótesis”. (Sampieri, Fernandez Collado, & Baptista, 2014, pág. 4-5).

Del enfoque cuantitativo se tomó la técnica de fundamentar la predicción, se llevó a cabo mediante la utilización de procedimientos estandarizados y aceptados por la comunidad científica en los modelos predictivos, utilizando datos históricos de los factores hidrometeorológicos, con las Redes Neuronales Artificiales diseñando un algoritmo de Inteligencia Artificial en el periodo 2021-2022.

### **Tiempo de ejecución**

Para el desarrollo de la investigación, se contó con dos semanas en la búsqueda de la base de datos, tres semanas para desarrollar el modelo, y dos semanas para la redacción del informe final, en el periodo de octubre a noviembre del 2022.

### **Técnicas y métodos de recolección de datos**

Las técnicas y métodos de recolección de datos son las establecidas para el análisis de la base de datos histórica y el desarrollo del algoritmo de inteligencia artificial para una Red Neuronal Artificial.

### **Fuentes Primarias**

Base de datos de factores hidrometeorológicas, obtenidas de INETER.

Artículos científicos relevante al tema

Bibliografía.



## **Fuentes Secundarias**

Sitio web.

Bibliotecas especializadas de INETER, CIRA, ANA

## **Universo**

Los factores hidrometeorológicos registrados por el Instituto Nicaragüense de Estudios Territoriales, y que están en el espacio geográfico de Nicaragua.

## **Población**

Base de datos de precipitación y temperatura, de la serie histórica 2021-2022.

## **Muestra**

Los datos considerados de precipitación y temperatura en el periodo 2021-2022.

## **Criterio de inclusión**

Se analizan los datos de precipitación y temperatura en el periodo 2021-2022 de la estación hidrometeorológica aeropuerto de Managua, Nicaragua.

## **Criterio de exclusión**

Todos aquellos datos que no corresponden a la precipitación y temperaturas ni el periodo 2021-2022, y que también no corresponden a la estación hidrometeorológica aeropuerto de Managua, Nicaragua

## **Aspectos Teóricos**

Los factores hidrometeorológicos a estudiar en este trabajo de investigación, son la precipitación y la temperatura. La precipitación porque es una variable inestable que depende de muchos factores, y la temperatura porque es una variable casi estable en el tiempo, y ambos elementos están mutuamente correlacionados y que se pueden observar cómo indicadores en la variabilidad climática.

En tal sentido y de acuerdo con (Pabón Caicedo, Eslava Ramírez, & Gómez Torres, 2001), acierta en que el clima es considerado, en primera aproximación, como las condiciones atmosféricas predominantes en un lugar determinado. Por tal razón (Pabón Caicedo, Eslava Ramírez, & Gómez Torres, 2001) para la descripción del clima se han venido utilizando las estadísticas de las variables meteorológicas. La distribución espacial y temporal de estas estadísticas permite identificar patrones de comportamiento del clima en una región. El conocimiento sobre estos patrones tiene diferentes aplicaciones.

(Pabón Caicedo, Eslava Ramírez, & Gómez Torres, 2001) describe que las variables climatológicas temperatura del aire y precipitación, además de ser las más usadas, sintetizan el comportamiento del clima de una región, es por eso que (Pabón Caicedo, Eslava Ramírez, & Gómez Torres, 2001), en el trabajo desarrollado se hace la descripción de las principales características de la distribución de la temperatura del aire a 2 metros sobre la superficie y de la temperatura. (Pabón Caicedo, Eslava Ramírez, & Gómez Torres, 2001) plantea que el propósito principal es mostrar los aspectos generales del comportamiento de las variables señaladas para establecer una base de comparación con el clima simulado por los modelos climáticos, ya sean globales o regionales.

En Nicaragua, según el planteamiento de (Ruiz Gómez, y otros, 2021) concluyeron que el comportamiento de la temperatura y la precipitación para el periodo 2009-2019, evaluados en cuatros estaciones meteorológicas de la región norcentral de Nicaragua, muestran una tendencia a la variación. Las temperaturas muestran un aumento de  $0.6^{\circ}\text{C}$  y las precipitaciones una disminución de 380 mm en el periodo de 10 años evaluados.

Es importante mencionar que (Picado, 2023), desarrollo una propuesta de análisis de datos de precipitación y temperatura, en la cual utilizo las diferencias finitas como modelo comparativo, en sus conclusiones ha manifestado que la metodología de diferencias finitas como modelo comparativo, en el contexto de la crisis climática global, tiene una importancia como una herramienta que contribuye al tratamiento de variables y que describe la alerta temprana, esto con la inducción que poder reflexionar de lo que esta pasando con el clima de nuestra madre tierra, y como podemos mejorar la gestión del clima con propuestas de modelos predictivos.

Por otro lado, (Picado & Chavarría, Modelo para la determinación de la vulnerabilidad social y riesgo por inundaciones en la unidad hidrológica Chinandega-León, como estrategia de adaptación al cambio climático, Nicaragua, 2023), mediante modelo matemático, demostraron la cuantificación de la vulnerabilidad social y el riesgo como variables predictivas, y como estas variables están directamente relacionadas.

En relación al algoritmo de inteligencia artificial a desarrollar, las redes neuronales es un método, y se han convertido en la familia de algoritmo de machine learning más populares en los últimos tiempos.

Con la mejorar de la técnica y la tecnología son utilizada de manera usual en la informática, la ingeniería, en la física cuántica, medicina, etc. en el que se puede modelar comportamientos inteligentes.

De acuerdo con (Tirado Picado, 2017) una estructura de una RNA ver figura 1,

“están formadas por una gran cantidad de neuronas, estas no suelen denominarse neuronas artificiales sino nodos o unidades de salida. Un nodo o neurona cuenta con una cantidad variable de entradas que provienen del exterior ( $X_1, X_2, \dots, X_m$ ). A su vez dispone de una sola salida ( $X_j$ ) que transmitirá la información al exterior o hacia otras neuronas. Cada  $X_j$  o señal de salida tiene asociada una magnitud llamada peso este se calculará en función de las entradas, por lo cual cada una de ellas es afectada por un determinado peso ( $W_{j0} \dots W_{jq+m}$ )”. (Tirado Picado, 2017, pág. 22).

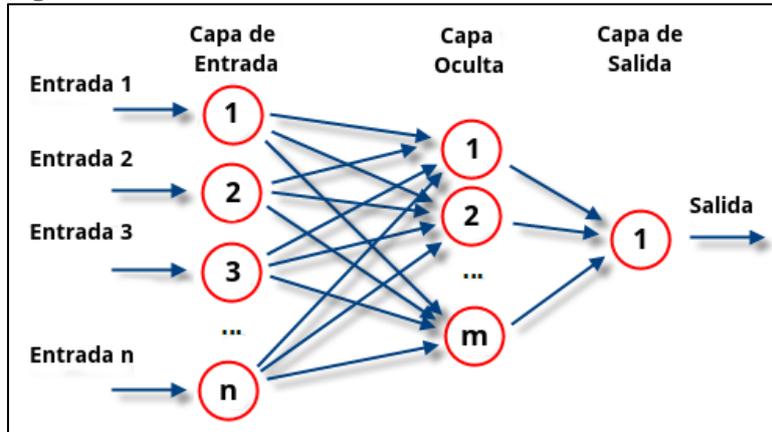
“Los pesos corresponden a la intensidad de los enlaces sinápticos entre neuronas y varían libremente en función del tiempo y en cada una de las neuronas que forman parte de la red”. (Tirado Picado, 2017, pág. 22).

“El proceso de aprendizaje consiste en hallar los pesos que codifican los conocimientos. Una regla de aprendizaje hace variar el valor de los pesos de una red hasta que estos adoptan un valor constante, cuando esto ocurre se dice que la red ya "ha aprendido". Al conectar varias neuronas de un determinado modo, se consigue una red”. (Tirado Picado, 2017, pág. 23)

Existen variaciones de topologías, que se clasifican según tres criterios ver figura 1:

- 1) Número de niveles o capas.
- 2) Número de neuronas por nivel.
- 3) Formas de conexión

**Figura 1.** Estructura de una RNA



Nota. Información de una RNA, obtenida de <https://www.atriainnovation.com/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-funciones/>

“El diseño de una u otra tipología depende del problema a solucionar por ejemplo para elaborar un programa de filtro digital en una computadora, se debe emplear un algoritmo en que todas las capas estén uniformemente interconectadas, o sea que todos los nodos de una capa estén conectados con los nodos de otra capa”. (Tirado Picado, 2017, pág. 23).

La propagación de una RNA, de acuerdo a (Tirado Picado, 2017), para la generación del pronóstico, incorpora entre otros aspectos, datos de orden climatológicos como la precipitación y la temperatura, y siguiendo la secuencia lógica de (Tirado Picado, 2017) se describe a continuación.

Propagación hacia adelante:

En esta parte se desea calcular la salida de la RNA a partir de:

$$Y = F(\sum_{i=1}^n W_i X_i) \quad (1)$$

Donde:

$X_i$  = vector de señales de entradas a la neurona

$W_i$  = vector de pesos para cada señal de entrada

$n$  = cantidades de señales de entrada

$Y$  = salida de la neurona (por cada neurona de la red se debe calcular la salida con la expresión sigmoide)

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

Propagación hacia atrás:

Aquí se desea calcular los nuevos pesos de la RNA a partir de:

### Para la capa de salida

$$W_{jk} = W_{jk} + \alpha E_j \Delta_k \quad (3)$$

$$\Delta_k = g'(S_k)(Y_k - S_k) \quad (4)$$

$$g'(S_k) = S_k(1 - S_k) \quad (5)$$

Donde:

$E_j$  = señal de entrada de la neurona

$S_k$  = señal de salida de la neurona

$\Delta_k$  = valor delta que debe sufrir modificación el peso

$\alpha$  = coeficiente de aprendizaje

$Y_k$  = salida deseada

### Para la capa oculta

$$W_{ij} = W_{ij} + \alpha E_i \Delta_j \quad (6)$$

$$\Delta_j = g'(S_j) \sum_{k=1}^p (W_{jk} \Delta_k) \quad (7)$$

$$g'(S_j) = S_j(1 - S_j) \quad (8)$$

Donde:

$E_j$  = señal de entrada de la neurona

$S_j$  = señal de salida de la neurona

$\Delta_k$  = valor delta de la capa de salida

$\Delta_j$  = valor delta de la capa oculta

$\alpha$  = coeficiente de aprendizaje

De acuerdo al desarrollo del algoritmo, y de los resultados obtenidos se enumerarán los aportes evaluados en el contexto de la crisis climática.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se presenta base de datos históricos de la precipitación de la estación aeropuerto, ver tabla 1.

**Tabla 1.** Base de datos histórico de la precipitación de la estación aeropuerto, Managua, Nicaragua

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1958	0.0	0.0	32.0	0.0	184.3	530.5	170.9	83.0	156.1	204.5	75.1	1.2
1959	0.3	2.0	0.2	0.0	44.2	224.4	72.5	82.8	146.5	286.8	17.7	0.8
1960	9.1	2.1	0.2	3.8	130.5	212.4	193.2	270.8	183.6	263.3	50.1	1.0
1961	1.1	0.3	0.0	0.0	8.4	240.9	170.1	40.3	240.2	152.4	90.5	20.6
1962	9.1	0.0	3.5	3.3	7.8	258.8	105.0	193.9	207.7	397.7	15.5	7.5
1963	5.8	0.8	0.0	1.5	17.0	183.0	86.6	106.9	156.5	110.0	86.7	8.5
1964	1.7	0.0	0.4	32.9	136.3	422.2	207.0	154.2	91.8	340.8	27.4	5.8
1965	4.8	0.5	0.4	0.0	130.5	129.2	85.3	97.0	130.2	153.8	35.0	9.5
1966	0.0	0.0	0.0	0.2	149.8	383.8	220.3	137.1	203.1	238.4	13.9	37.0
1967	2.2	0.2	2.6	0.6	3.8	222.7	119.5	51.1	192.8	123.7	91.3	13.7
1968	8.3	0.0	0.0	0.7	207.2	228.3	74.6	103.4	267.9	341.1	25.9	9.2
1969	5.6	0.0	0.0	21.7	94.3	252.0	104.2	262.7	255.7	302.7	64.1	5.5
1970	5.9	1.4	7.2	13.0	98.0	95.6	128.2	203.5	275.9	116.9	111.3	25.1
1971	17.1	1.5	0.0	0.2	226.1	137.3	207.5	132.4	367.3	159.6	22.8	21.6
1972	4.9	0.2	0.0	0.0	158.2	81.6	79.8	100.0	116.1	79.7	46.0	3.2
1973	0.1	0.3	0.0	3.9	212.0	182.1	267.3	361.8	239.9	430.3	37.5	7.7
1974	15.2	0.5	0.1	0.0	105.8	148.3	50.3	140.1	331.8	64.4	3.6	8.7
1975	17.1	0.0	0.0	0.0	207.2	241.3	137.8	198.6	324.5	182.0	56.3	0.2
1976	0.8	0.6	3.0	0.2	21.1	156.7	57.3	152.0	69.5	265.3	14.2	3.7
1977	0.0	0.0	0.0	0.0	84.0	210.2	56.7	74.0	94.9	134.9	155.8	2.2
1978	1.1	0.0	0.0	29.3	167.9	121.9	160.9	161.0	152.4	148.3	31.6	33.7
1979	4.2	0.0	0.0	14.0	43.1	268.8	135.5	158.2	238.4	162.1	23.4	11.0
1980	5.0	0.0	0.0	0.0	164.9	199.1	154.3	146.9	189.5	312.7	202.6	1.0
1981	0.0	1.1	91.2	6.1	195.7	203.2	140.9	175.7	252.0	153.3	74.2	12.7
1982	7.3	9.8	3.0	12.4	519.4	200.5	118.0	44.8	219.1	190.0	29.3	0.8
1983	0.5	27.9	4.0	24.8	56.8	138.2	125.3	116.6	184.2	92.9	31.0	4.5
1984	1.9	0.6	0.1	0.5	63.2	230.5	221.1	149.9	296.5	133.1	54.2	0.3
1985	0.0	0.9	0.4	14.7	307.2	127.6	101.2	163.6	114.4	379.4	37.6	4.9
1986	0.5	9.0	0.0	0.0	213.3	85.5	107.0	148.4	122.7	58.6	32.9	2.3
1987	6.0	0.0	0.9	0.0	70.7	153.3	311.4	167.7	228.4	128.7	5.3	30.4
1988	2.0	3.2	0.0	3.8	104.5	346.4	220.8	302.7	276.8	392.7	12.9	13.8
1989	0.4	0.0	0.0	0.0	5.4	130.0	118.3	82.8	315.7	54.7	50.6	27.3
1990	1.2	1.2	0.0	3.7	89.7	114.1	103.9	114.9	85.3	100.9	132.3	8.6
1991	1.8	2.4	0.0	0.5	203.2	152.4	76.0	106.6	188.0	221.1	25.9	2.6
1992	0.3	0.0	0.0	0.0	86.7	159.0	119.4	61.7	143.2	114.4	4.1	16.0

1993	1.3	0.0	0.0	29.2	347.1	101.1	104.7	287.2	345.3	117.5	85.2	1.4
1994	2.9	0.6	2.7	129	83.2	49.3	97.4	109.4	167.7	223.1	143.3	10.2
1995	0.0	0.0	16.0	116	20.6	212.3	112.3	326.1	297.4	202.6	43.9	13.4
1996	21.3	0.0	5.3	0.0	240.8	221.6	282.3	116.6	275.9	315.6	127.1	2.1
1997	5.8	0.5	0.4	1.3	14.1	291.7	57.5	82.3	99.3	246.2	63.3	0.0
1998	0.0	0.0	0.0	0.0	50.6	117.2	100.5	119.2	229.8	836.4	91.6	19.7
1999	4.1	56.5	6.9	37.2	45.2	141.5	195.9	168.6	348.9	192.1	56.7	0.3
2000	2.7	0.2	0.1	4.3	72.8	118.1	103.0	63.5	452.7	121.8	12.7	5.2
2001	0.6	1.7	0.0	0.0	122.7	79.4	103.5	173.4	256.4	102.8	21.2	0.3
2002	2.3	1.4	0.0	0.5	473.7	98.4	106.3	154.9	237.0	130.8	18.5	0.8
2003	1.1	0.0	9.1	114	211.4	260.7	100.0	100.6	151.6	176.6	99.0	5.8
2004	6.9	0.2	1.2	0.0	162.7	140.3	112.2	77.1	62.1	231.7	24.6	0.2
2005	0.1	0.0	0.0	31.1	289.2	220.1	105.3	196.2	238.7	243.2	70.8	0.4
2006	8.1	0.2	2.7	0.1	40.2	138.2	136.4	74.6	130.9	105.0	44.2	2.7
2007	0.0	0.0	0.8	25.8	251.9	108.7	140.3	292.0	219.6	300.0	61.3	11.5
2008	2.0	0.7	2.4	3.4	226.1	126.3	276.8	125.7	213.0	455.6	7.2	0.3
2009	0.0	0.0	0.0	0.0	91.3	171.1	106.6	75.3	107.4	163.2	63.4	17.8
2010	0.0	0.0	0.0	104	293.2	229.7	253.4	331.7	379.2	103.9	80.9	0.2
2011	3.6	0.0	0.2	0.0	200.9	177.5	341.0	70.9	372.9	340.1	43.2	19.4
2012	3.0	1.9	0.0	35.4	349.2	133.5	108.9	169.2	125.7	193.2	2.5	3.5
2013	1.1	0.9	0.0	0.0	60.0	285.3	156.1	85.9	330.2	93.8	49.2	7.9
2014	3.1	0.7	0.0	0.0	31.1	73.2	57.0	196.0	216.5	193.8	54.0	0.2
2015	0.3	0.1	0.6	53.4	59.4	335.3	35.3	46.2	128.9	105.8	48.5	0.0
2016	0.0	0.0	0.5	22.2	123.8	237.8	34.7	77.4	159.6	275.1	41.5	13.5
2017	1.4	0.0	0.3	10.9	292.8	136.4	148.9	172.8	156.1	303.6	66.0	19.8
2018	0.4	12.3	0.0	29.8	128.6	121.4	61.1	96.2	126.8	433.0	8.7	4.6
2019	0.0	0.0	0.0	0.0	202.8	97.8	82.3	80.4	234.3	423.9	13.0	1.7
2020	1.2	2.5	0.1	0.0	196.1	162.7	108.3	185.8	290.0	234.3	303.6	-
2021	3.4	2.3	3.2	14.9	146.0	186.6	133.9	144.5	212.9	219.9	56.1	8.5
2022	1.3	3.4	0.7	11.1	193.3	141.0	106.9	135.9	204.0	322.9	89.5	8.6
<b>Suma</b>	<b>214.6</b>	<b>146.9</b>	<b>198.5</b>	<b>938.5</b>	<b>9199.7</b>	<b>11758.4</b>	<b>8436.1</b>	<b>9102.3</b>	<b>13412.5</b>	<b>13855.9</b>	<b>3533.7</b>	<b>525.5</b>
<b>Media</b>	<b>3.4</b>	<b>2.3</b>	<b>3.2</b>	<b>14.9</b>	<b>146.0</b>	<b>186.6</b>	<b>133.9</b>	<b>144.5</b>	<b>212.9</b>	<b>219.9</b>	<b>56.1</b>	<b>8.5</b>
<b>Max</b>	<b>21.3</b>	<b>56.5</b>	<b>91.2</b>	<b>129.1</b>	<b>519.4</b>	<b>530.5</b>	<b>341.0</b>	<b>361.8</b>	<b>452.7</b>	<b>836.4</b>	<b>303.6</b>	<b>37.0</b>
<b>Min</b>	<b>0.0</b>	<b>0.0</b>	<b>0.0</b>	<b>0.0</b>	<b>3.8</b>	<b>49.3</b>	<b>34.7</b>	<b>40.3</b>	<b>62.1</b>	<b>54.7</b>	<b>2.5</b>	<b>0.0</b>

Nota. Datos obtenidos del Instituto Nicaragüense de Estudios Territoriales, INETER.

De acuerdo a la metodología, se trabajará con los datos del año 2021 y 2022. Estos se normalizan para obtener valores entre 0 y 1 y se aplica la estructura de redes neuronales artificiales. Ver tabla 2 y 3.

**Tabla 2.** Datos de precipitación de los años 2021 y 2022 a normalizar

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Promedio
2021	3.4	2.3	3.2	14.9	146.0	186.6	133.9	144.5	212.9	219.9	56.1	8.5	219.9
2022	1.3	3.4	0.7	11.1	193.3	141.0	106.9	135.9	204.0	322.9	89.5	8.6	322.9
<b>Promedio</b>													271.4

Nota. Datos obtenidos del Instituto Nicaragüense de Estudios Territoriales, INETER.

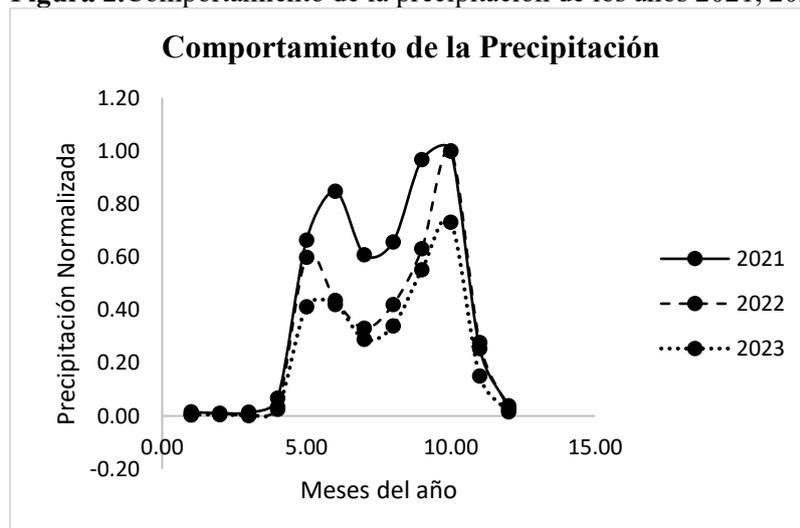
**Tabla 3.** Datos de precipitación de los años 2021 y 2022 normalizados

Datos Normalizados													
Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	
2021	0.02	0.01	0.01	0.07	0.66	0.85	0.61	0.66	0.97	1.00	0.26	0.04	
2022	0.00	0.01	0.00	0.03	0.60	0.44	0.33	0.42	0.63	1.00	0.28	0.03	
Promedio	0.01	0.01	0.01	0.05	0.63	0.64	0.47	0.54	0.80	1.00	0.27	0.03	
Datos Inversos a la Normal													
2023	0.00	0.01	0.00	0.03	0.41	0.42	0.29	0.34	0.55	0.73	0.15	0.02	
2023	1.33	1.45	1.13	7.11	111.84	114.31	78.50	92.39	149.80	198.44	40.88	4.50	

Nota. El año 2023 se aplicó el algoritmo de Redes Neuronales artificiales, y se proyecta, además se presenta los datos de precipitación de los años 2021 y 2022 normalizados.

La figura 2, presenta la gráfica del comportamiento de la precipitación de los años 2021 y 2022, así como también el comportamiento de la proyección de la precipitación del año 2023.

**Figura 2.** Comportamiento de la precipitación de los años 2021, 2022 y 2023

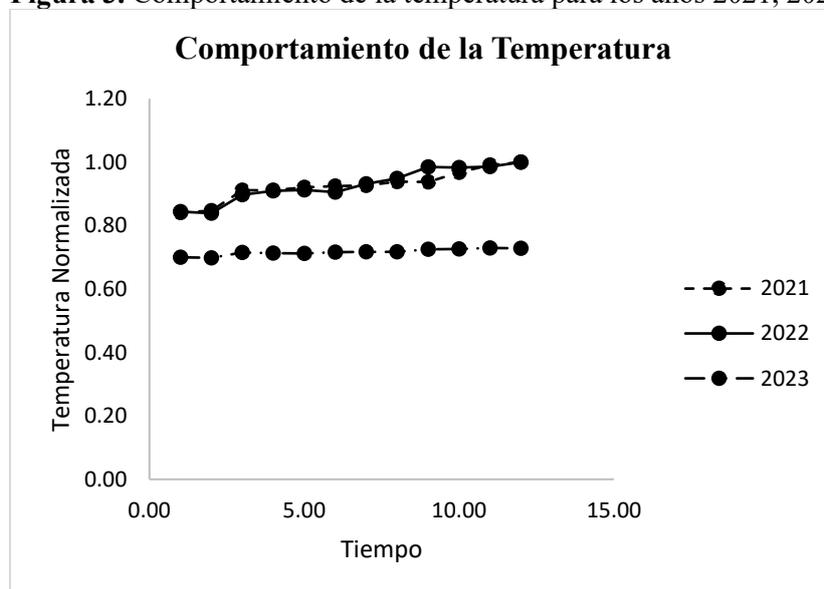


Nota. La figura muestra las gráficas generadas de la forma normal de los años 2021 y 2022, así como también la gráfica proyectada obtenida del algoritmo RNA en el año 2023.

De acuerdo a los resultados, se observa una proyección de la precipitación del año 2023 a partir del algoritmo de la Red Neuronal Artificial, el comportamiento en el año 2023 está por debajo de las líneas de comportamiento de la precipitación de los años 2021 y 2022. El comportamiento es seguro a la manifestación del fenómeno del Niño cuando las aguas del pacifico Ecuatorial son más caliente. El fenómeno del Niño modifica el patrón de comportamiento de las condiciones hidrometeorológicas.

Para el caso de la temperatura, se estudió utilizando la misma metodología del algoritmo de Red Neuronal Artificial. Para el gráfico se obtiene a partir de la base de datos de la temperatura, luego se normaliza. Ver figura 3, grafico de comportamiento de la temperatura de los años 2021 y 2022, y proyectado el año 2023.

**Figura 3.** Comportamiento de la temperatura para los años 2021, 2022 y 2023.



Nota. La figura muestra las gráficas generadas de la forma normal de los años 2021 y 2022, así como también la gráfica proyectada obtenida del algoritmo RNA en el año 2023.

De acuerdo a los resultados, se observa una proyección de la temperatura del año 2023 a partir del algoritmo de la Red Neuronal Artificial, el comportamiento en el año 2023 está por debajo de las líneas de comportamiento de la temperatura de los años 2021 y 2022. El comportamiento es seguro a la manifestación del fenómeno del Niño cuando las aguas del pacifico Ecuatorial son más caliente. El fenómeno del Niño modifica el patrón de comportamiento de las condiciones hidrometeorológicas. El resultado de la temperatura muestra un delta variabilidad en el año 2021, 2022 y 2023.

## CONCLUSIONES

De manera general, los hallazgos encontrados, se demuestra que las redes neuronales como una herramienta de la inteligencia artificial puede ser usado en los modelos de predicción ya sea para la precipitación, o para la temperatura.

Ciertamente, los factores más importantes para el estudio siguen siendo la temperatura y la precipitación, son dos parámetros que están en constante variabilidad, el comportamiento de cada uno de ellos depende mucho de los fenómenos climatológicos, para el caso del Niño.

El algoritmo desarrollado, parte de la composición básica de neuronas, son las unidades básicas del modelo. Este proceso es simple y sencillo, cada neurona recibe una serie de entradas, que llevarán un peso, emitiendo una salida. Las entradas, son el promedio de las magnitudes de la precipitación y/o temperatura de los años 2021 y 2022, el peso que se les da está en el rango de 0 a 1, las salidas son los resultados obtenidos en el año 2023.

En el contexto de la crisis climática, uno de los grandes aportes del modelo predictivo, es que se puede gestionar los riesgos de desastres con mayor eficacia si se incluyen aspectos relativos a esos riesgos en la planificación de desarrollo tanto a nivel de la comunidad, municipio y/o territorios a nivel nacional, claro está adoptando estrategias de adaptación a la crisis climática, convirtiendo esa planificación y estrategias en medidas dirigidas a zonas o grupos vulnerables, tales como: La evolución de riesgo, ubicación de la amenaza potencial y su grado de severidad; gestión de cuencas, fomentando las buenas prácticas agroforestales sostenibles, la conservación del suelo y las medidas de control de incendios; y fortalecer el engranaje entre las estructuras del Sistema Nacional para la Prevención, Mitigación y Atención de Desastres.

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Cervantes-Osorio, R., Arteaga-Ramírez, R., Vázquez-Peña, M., & Quevedo-Nolasco, A. (2011). Redes neuronales artificiales en la estimación de la evapotranspiración de referencia. *Revista mexicana de ciencias agrícola*, 433-447.
- Chevez, C. R., Pinell, F., & Mejía Quiroz, Á. A. (2022). Simulación del proceso de recarga para Aguas Subterráneas utilizando Redes Neuronales Artificiales como Método de Aproximación en el Acuífero Las Sierras, Nicaragua. *Torreón Universitario*, 112-125.



- Gomes Villa Trinidad, G. (2017). Modelo de predicción de aportaciones mensuales utilizando Redes Neuronales Artificiales. Aplicación a la cuenca del río Amambá (Brasil).
- Granizo Rojas, R. (2020). Modelo para la predicción y evaluación de la demanda de agua potable de Emapala EP mediante redes neuronales artificiales. . Bachelor's thesis.
- Labajo, A., & Labajo, J. (2010). Una red neuronal como herramienta de predicción de variables climáticas. Aplicación a la temperatura mínima media mensual en Castilla y León. *Acta de las Jornadas Científicas de la Asociación Meteorológica Española*, 31.
- Ortiz, A. M. (2019). Modelo de pronóstico de precipitación para la ciudad de Managua utilizando redes neuronales artificiales en el contexto de la gestión ambiental. *Torreon Universitario*, 38-47.
- Pabón Caicedo, J. D., Eslava Ramírez, J. A., & Gómez Torres, R. E. (2001). Generalidades de la distribución espacial y temporal de la temperatura del aire y de la precipitación en Colombia. *Meteorología Colombiana*, 47-59.
- Pérez, M., Valenciab, E., Guzmánb, D., & Rosíquezb, M. (s.f.). Predicción de inundaciones usando modelos de tanque y redes neuronales artificiales.
- Picado, V. (2023). Análisis de datos con el arreglo de diferencias finitas en el contexto de la Crisis Climática Global. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 4160-4182.
- Picado, V., & Chavarría, L. (2023). Modelo para la determinación de la vulnerabilidad social y riesgo por inundaciones en la unidad hidrológica Chinandega-León, como estrategia de adaptación al cambio climático, Nicaragua. *Project Design and Management*, 2.
- Rafael-Miño, W., Vilcherres-Lizárraga, P., Muñoz-Pérez, S., Tuesta-Montez, V., & Mejía-Cabrera, H. (2022). Modelamiento de procesos hidológicos aplicando técnicas de ingeniería artificial: una revisión sistemática de la literatura. *Iteckne*, 46-60.
- Ruiz Gómez, V. L., Savé Monserrat, R., Lanuza Lanuza, O. R., Herrera Herrera, A., López Benavidez, K., & Urrutia Rodríguez, J. (2021). Evolución de la temperatura y precipitación en cuatro estaciones meteorológicas, ubicadas en la región Norcentral de Nicaragua, Centroamérica. *Revista Científica de FAREM-Estelí*, 197-212.

- Suárez-Almiñana, S., Andreu, J., Solera, A., & Madrigal, J. (2022). Integrating seasonal forecasts into real-time drought management: Júcar River Basin case study. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 102777.
- Tirado Picado, V. R. (2017). *Modelo de Pronóstico de Precipitación utilizando Redes Neuronales Artificiales RNA*. London: Editorial Académica Española.
- Vásquez-Ramírez, L., & Vásquez-Paredes, L. (2023). Predicción de caudales mensuales en ríos de cuencas altoandinas con enfoque de redes neuronales artificiales. Caso: río Crisnejas, Perú. *Tecnología y ciencias del agua*, 124-199.