



**UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA
METROPOLITANA**
Unidad Xochimilco

**División de Ciencias Biológicas y de la Salud (DCBS)
Licenciatura en Agronomía**

Reporte final de actividades cubiertas en el servicio social

**Título: Análisis climático de Santo Domingo
Tonaltepec, Oaxaca (2021-2023) y pronósticos para
2024-2025.**

**Nombre del prestador de servicio:
Moreno Orihuela Angelica Anai
2203017898**

Asesores: 
Reyna Ramírez Cristian Alejandro 44066

Mariela Hada Fuentes Ponce 34017 

Fecha de Inicio: 1/10/2024

Fecha de Conclusión: 31/03/2025

Introducción

La incorporación de análisis de Big Data en bases de datos permite el procesamiento de información, la gestión y el análisis de grandes volúmenes de datos provenientes de diversas fuentes, como las que se generan en estaciones meteorológicas, sensores de suelo y satélites, lo cual resulta esencial para entender fenómenos complejos como el cambio climático y su impacto en los sistemas agrícolas (IPCC, 2022).

Ante la importancia de las condiciones climáticas para las actividades agrícolas, el análisis de los datos climáticos representa un gran valor, ya que permite conocer su comportamiento a lo largo del tiempo y generar información útil para la planificación de dichas actividades. Las redes neuronales artificiales son una herramienta que puede emplearse para el análisis de datos; son modelos computacionales formados por capas interconectadas que reciben y procesan información para identificar relaciones entre los datos. En el análisis climático, estas herramientas pueden trabajar con registros de variables para identificar su comportamiento y estimar valores futuros. De esta manera, su aplicación puede contribuir a la generación de pronósticos climáticos que brinden información de apoyo a la planificación de las actividades agrícolas (Servín-Palestina et al., 2022).

El servicio social "Análisis climático de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca" tiene como objetivo generar información climática relevante para la planificación agrícola en esta localidad, ya que su economía depende en gran medida de las actividades agropecuarias. Sin embargo, el cambio climático ha provocado variaciones significativas en los patrones de precipitación y temperatura, lo que afecta la productividad agrícola y expone a los agricultores a riesgos económicos (Magaña et al., 2012).

Objetivos

Objetivo general

Analizar información agrícola y climática mediante el procesamiento de bases de datos y el entrenamiento de un modelo de inteligencia artificial basado en redes neuronales, para generar un pronóstico climático para Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca, que contribuya con información relevante para la planificación agrícola.

Objetivos particulares

- Analizar seis bases de datos relacionadas con información agropecuaria y climática, mediante la construcción de metadatos.
- Desarrollar un análisis climático descriptivo de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca entre los años 2021-2023, utilizando RStudio.
- Generar pronósticos climáticos para los años 2024 y 2025, con el fin de contribuir a la planificación agrícola en la región mediante redes neuronales de aprendizaje profundo.

Metodología

Sitio de estudio

La investigación se realizó para la localidad de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca, ubicada en la región Mixteca, en las coordenadas ($17^{\circ}34'43''\text{N}$, $97^{\circ}21'09''\text{W}$) (Figura1). Esta área es representativa de la agricultura tradicional oaxaqueña, con el 75% de su territorio rural dedicado a actividades agropecuarias (INEGI, 2020). El análisis se centró en las zonas productivas de la región con el fin de comprender el impacto climático específico sobre la agricultura local.



Figura. 1. Mapa de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca.

Este estudio se realizó a partir del análisis de datos cuantitativos y cualitativos sobre la información agropecuaria y climática de la región. La metodología se desarrolló en cuatro fases principales: desde la organización y el análisis de las bases de datos hasta el procesamiento de la información climática y la generación de pronósticos mediante redes neuronales.

1. Construcción de metadatos de bases de datos existentes:

Se trabajó con seis bases de datos existentes relacionadas con la información agropecuaria y ambiental de la región. Inicialmente, se realizó una revisión general de cada base para conocer su contenido, su estructura y las variables que las integraban. Posteriormente, se construyeron los metadatos correspondientes, en los que se documentó información sobre la estructura de las tablas, índices, relaciones, restricciones, usuarios y permisos, el tamaño y el espacio de almacenamiento, así como el contexto semántico de los datos.

Como resultado de esta etapa, se generaron archivos editables con los metadatos de cada base de datos analizada.

Nombres de las bases de datos analizadas.

- Cambio de uso de suelo 1980-2020.
- Producción de cultivos (milpa) y cálculo nutricional.
- MIAF y forrajes (crecimiento de árboles y producción de biomasa).
- CLCA - Producción y manejo anual
- Biofertilizantes (15 bacterias locales solubilizadoras de P).
- Vuelos de dron de CIMMYT para mapeo de erosión en RGB y NDVI.

2. Análisis descriptivo de las bases de datos:

Posteriormente, se organizaron y prepararon las bases de datos para su análisis, ya que la información presentaba diferentes formatos; se depuraron y estandarizaron los datos con el fin de mantener una estructura uniforme y adecuada para el análisis. De igual manera, se revisó la información para identificar datos faltantes, errores o posibles incongruencias y verificar la coherencia de los registros antes de realizar el análisis.

Después de la organización de las bases de datos, se realizó el análisis descriptivo de las variables contenidas en cada una de ellas. Los análisis se realizaron con el software RStudio

(RStudioTeam, 2015), ejecutando scripts para el análisis cuantitativo y cualitativo de cada base de datos existente (Figura 2).

```
####Importando la tabla

TablaS <- read.csv("Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023", head=T)
head(TablaS)

names(TablaS) summary(TablaS)
summary(TablaS$LR) tail(TablaS)

### 1. Temp Out      Temperatura promedio registrada por la estación

#Cuantitativo library(PASWR)
summary(TablaS$Temp.Out)

###Cualitativo
prop.table(table(TablaS$Temp.Out))

barplot(table(TablaS$Temp.Out), col = c("lightblue","pink","red","blue","black"),
        main = "Diagrama de barras de las frecuencias de temperatura promedio registradas por la
estación")

###Tablas
EDA(TablaS$Temp.Out)

data1<-data.matrix(summary(TablaS$Temp.Out))
```

Figura 2: Script utilizado para el análisis cuantitativo y cualitativo de las variables de la base de datos “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023”.

Este análisis incluyó el cálculo estadístico de las variables de la base de datos, como la media, la mediana, la moda, los rangos, la varianza, la desviación estándar y la distribución de frecuencias (Cuadro 1).

Cuadro 1. Ejemplo de análisis estadístico de variables de la base “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023

Variable	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Temp Out	3	11.1	13.3	14.54884	17.9	30.8
Hi Temp	3.3	11.5	13.8	15.2334	19	31.6
Low Temp	2.8	10.7	12.8	13.8879	16.9	30.1
Out Hum	7	59	81	74.04762	92	98
Dew Pt.	-22.2	9.5	12.1	23.5424	45.6	61.7
Wind						
Speed	0	0	0	0.5037723	1	6.4
Wind Run	0	0	0	0.5060311	1	6.44
Hi Speed	0	1.6	4.8	4.941248	7	25.7
Wind Chill	3	12.4	19	30.72646	52.6	85.7
Heat Index	2.9	12.4	18.5	30.38182	52.6	82.5
THW						
Index	2.9	12.4	18.5	30.3817	52.6	82.5
Bar	29.153	29.524	995	637.76	998.2	1010.9
				0.0696248		
Rain	0	0	0	8	0	33.2
Rain Rate	0	0	0	0.3058633	0	169.4
Heat D-D	0	0.021	0.236	0.2491229	0.375	1.125
				0.0427807		
Cool D-D	0	0	0	7	0	0.862
In Temp	9	17.7	22.1	36.8384	62.8	92.8
In Hum	10	46	56	55.67663	66	90
In Dew	-5.6	9.6	12.5	24.05925	46.1	63.5
In Heat	8.6	17.2	21.6	36.0216	61.6	89.9
In EMC	2.17	8.69	10.45	10.57772	12.17	20.45
In Air						
Density	0.0694	0.0729	0.0739	0.3671411	1.1497	1.2237
Wind						
Samp	390	1280	1280	1279.68	1280	1281

Así mismo, se generaron gráficos y tablas (Figuras 3 y 4) que facilitaron la interpretación de los datos y la descripción de información de cada variable. Este proceso permitió obtener bases de datos organizadas y con una estructura uniforme, así como conocer las características y el comportamiento de las variables que las integraban.

EXPLORATORY DATA ANALYSIS

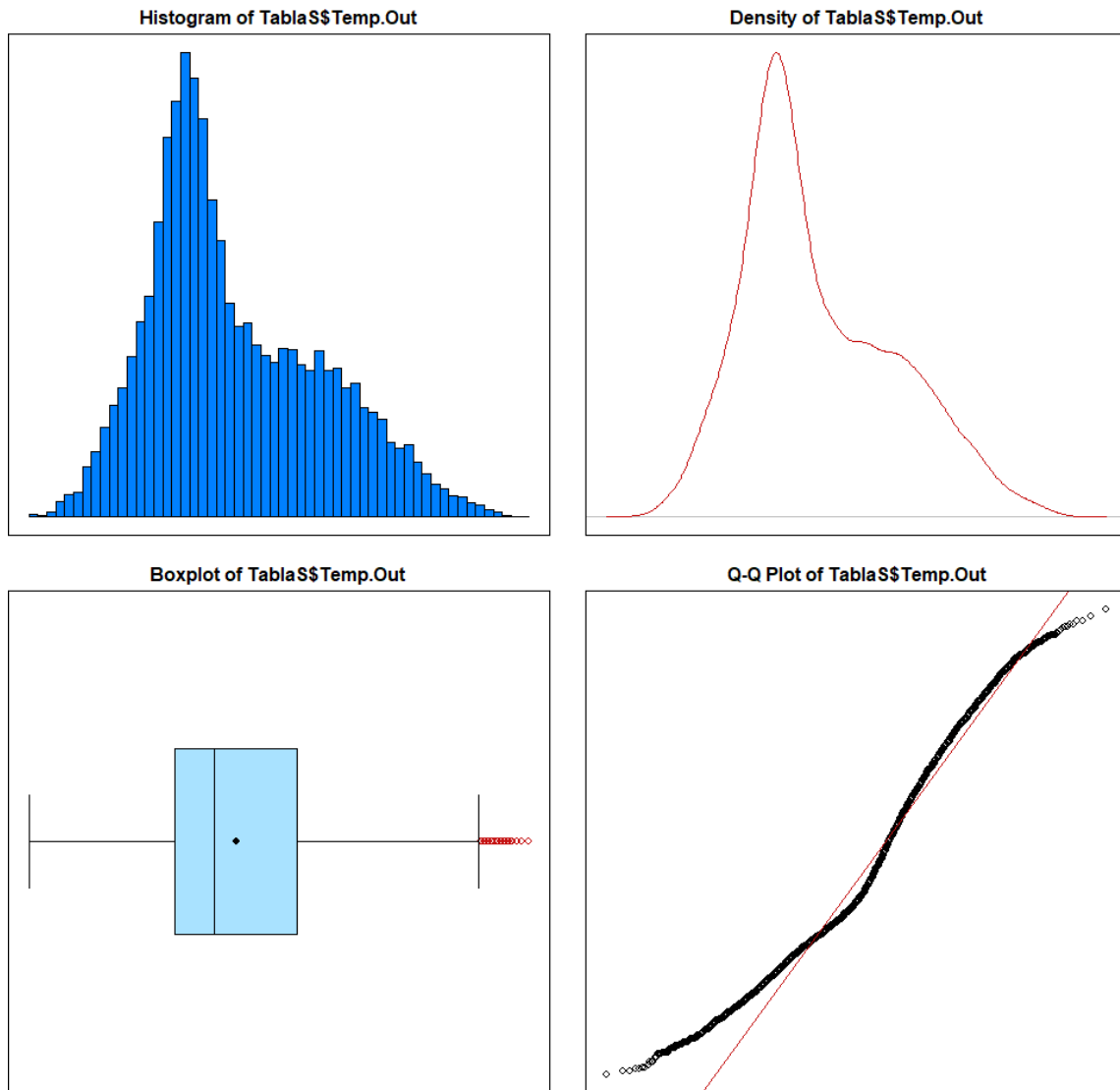


Figura 3. Ejemplo de análisis cuantitativo de la variable temperatura promedio registrada en la estación de la base “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023”.

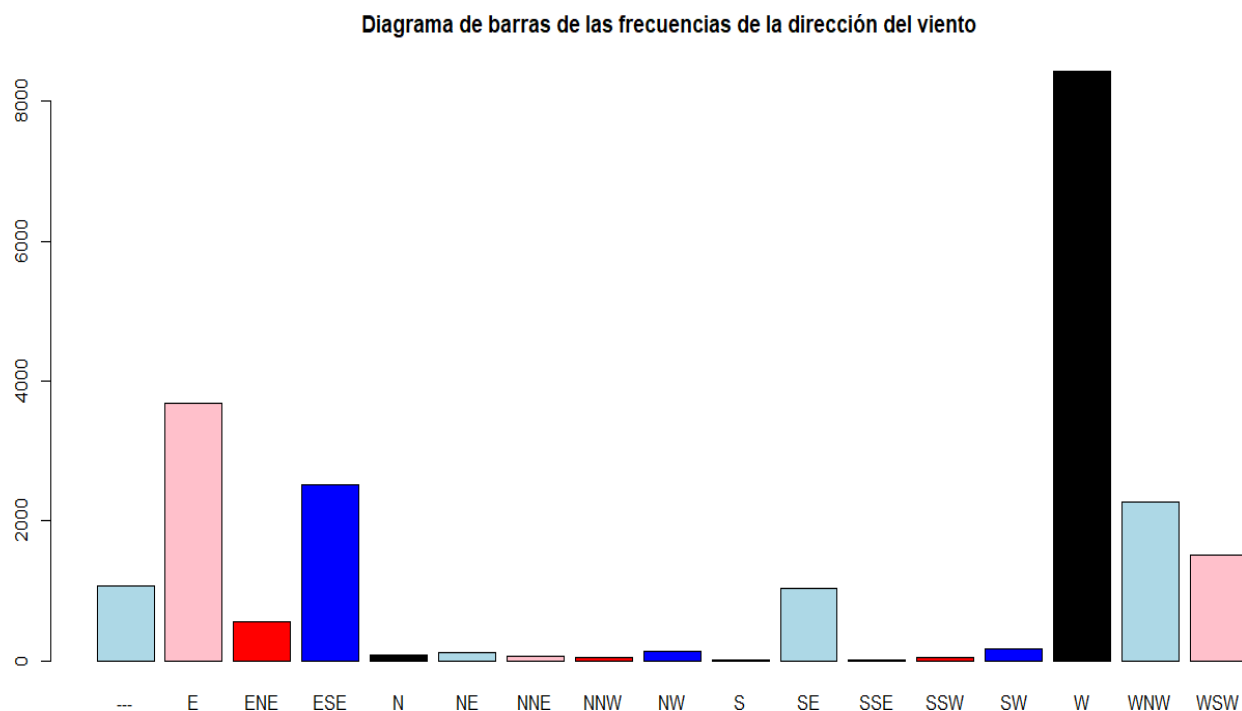


Figura 4. Ejemplo del análisis cualitativo de la variable dirección del viento en la base “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023”.

Este tipo de análisis permitió evaluar la calidad de las bases de datos, particularmente las de clima en Oaxaca, y obtener una base de información estructurada sobre el comportamiento climático de la zona durante los años de estudio, a fin de realizar análisis que permitan generar un pronóstico climático para Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca.

3. Análisis climático del periodo 2021-2023:

Una vez realizada la organización, limpieza y análisis descriptivos de la información, se procedió al análisis detallado de la base de datos climática de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca, correspondiente al periodo 2021-2023, tomando como referencia la metodología desarrollada por Fick y Hijmans (2017). La base contenía registros de diferentes variables climáticas, entre ellas temperatura, humedad y precipitación, las cuales fueron seleccionadas para analizar y observar su comportamiento, tendencias y patrones climáticos; dichas variables fueron reunidas en una base llamada "Clima meses 2021-2023 THP.xlsx" para su posterior análisis.

Para el análisis climático, se desarrolló un modelo de red neuronal en Python, utilizando Google Colab como entorno de trabajo. La información de la base de datos con los valores seleccionados se incorporó a un script para el análisis y entrenamiento del modelo (Figura 5).

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import pandas as pd
```

```
modelo.compile(
    optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(0.01),
    loss="mean_squared_error")
```

```
print(Basedatos)
```

```
Basedatos = pd.read_excel("Clima meses 2021-2023 THP.xlsx", sheet_name="Promedios")
```

```
hora = Basedatos["Meses"]
temperatura = Basedatos["Temp
Out"]
```

```
hora = Basedatos["Meses"]
temperatura = Basedatos["Temp
Out"]
```

```
print("Comenzando entrenamiento...")
historial = modelo.fit(hora,temperatura, epochs=3500,
verbose=False) print("Modelo entrenado!")
```

```
import matplotlib.pyplot as plt plt.xlabel("#Epoca")
plt.ylabel("Magnitud de pérdida")
plt.plot(historial.history["loss"])
```

```
oculta1 = tf.keras.layers.Dense(units=2,
input_shape=[1]) oculta2 =
tf.keras.layers.Dense(units=2)

oculta3 = tf.keras.layers.Dense(units=2)
activ=tf.keras.layers.Dense(100,
activation=tf.keras.activations.mish) salida =
tf.keras.layers.Dense(units=1)

modelo = tf.keras.Sequential([oculta1, oculta2,oculta3,activ, salida])
```

```
print("Hagamos una predicción!") # Changed 'Print' to 'print' #Convert the range to a
NumPy array_

resultado = modelo.predict(np.array(range(1,32))) print("El resultado es " + str(resultado)+
"Temp Out")
```

Figura 5. Script desarrollado en Python red neuronal para las variables climáticas.

La red neuronal se estructuró con tres capas ocultas, cada una con dos neuronas, encargadas de procesar la información de entrada e identificar relaciones entre los datos. Posteriormente, se incorporó una capa con una función de activación no lineal, que permite a la red aprender patrones y relaciones más complejos entre las variables, seguida de una capa de salida encargada de generar los valores estimados.

Para el entrenamiento de la red se utilizó el optimizador Adam, que ajusta progresivamente los parámetros del modelo para mejorar su aprendizaje y reducir los errores. Asimismo, se empleó el error cuadrático medio (MSE, por sus siglas en inglés) como función de pérdida, que permite medir la diferencia entre los valores estimados por el modelo y los valores reales, de modo que un menor valor de pérdida indica un mejor ajuste durante el entrenamiento. El modelo fue entrenado durante 3500 épocas, es decir, 3500 ciclos en los que la red procesó los datos y ajustó sus parámetros.

El proceso de aprendizaje se representó gráficamente mediante el comportamiento de la función de pérdida a lo largo de las épocas (Figura 6).

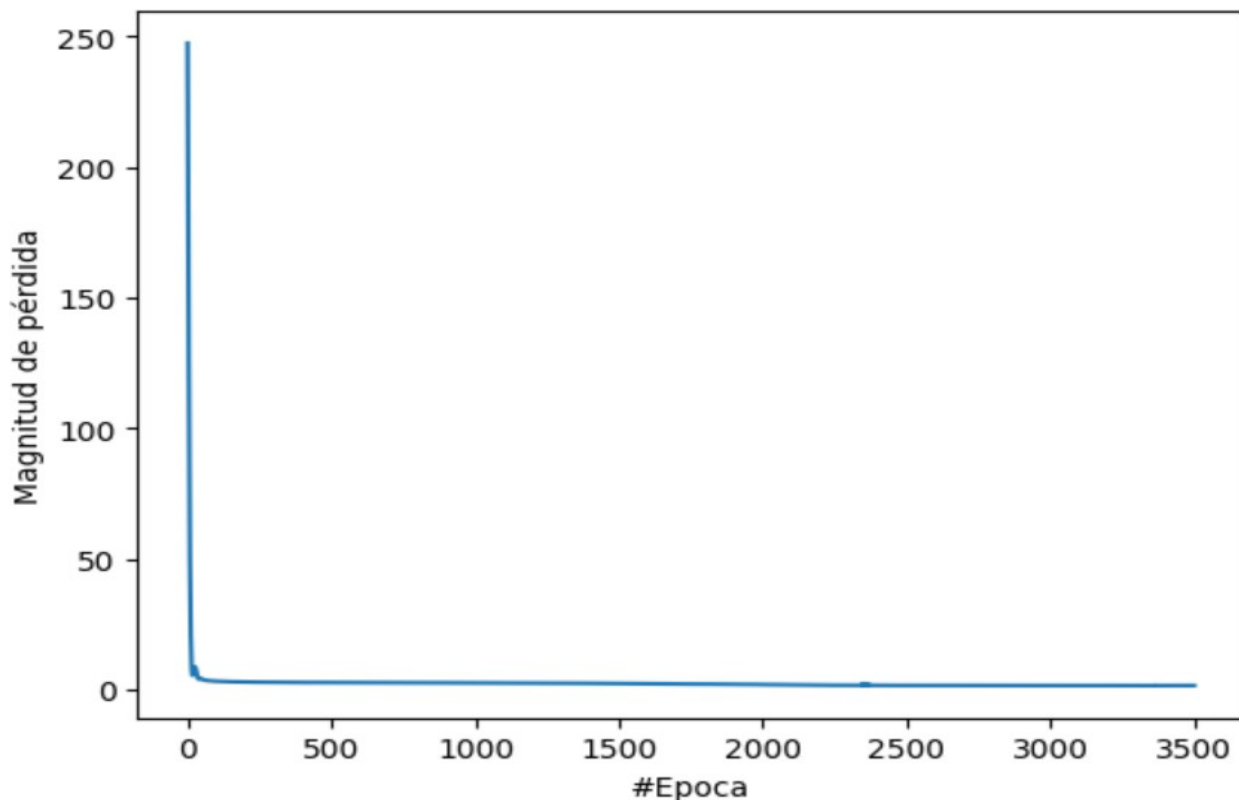


Figura 6. Gráfico del entrenamiento y aprendizaje de la red neuronal con los datos climáticos de la base "Clima meses 2021-2023 THP.xlsx"

Mas adelante se probó y evaluó el modelo con diferentes activadores y optimizadores para la compararon de los valores predichos (Cuadro 5) con los valores reales, validando la capacidad del modelo para realizar estimaciones confiables, donde un resultado mayor a 0.8 indica una correlación fuerte y positiva entre las variables.

Tras evaluar el comportamiento del modelo con diferentes activadores, la activación “Mish” ($R^2 > 0.8$; Cuadro 5) fue la que presentó las mejores correlaciones entre las 3 variables del clima (Figura 7), siendo más estable y con mayor precisión en los resultados (Cuadro 6).

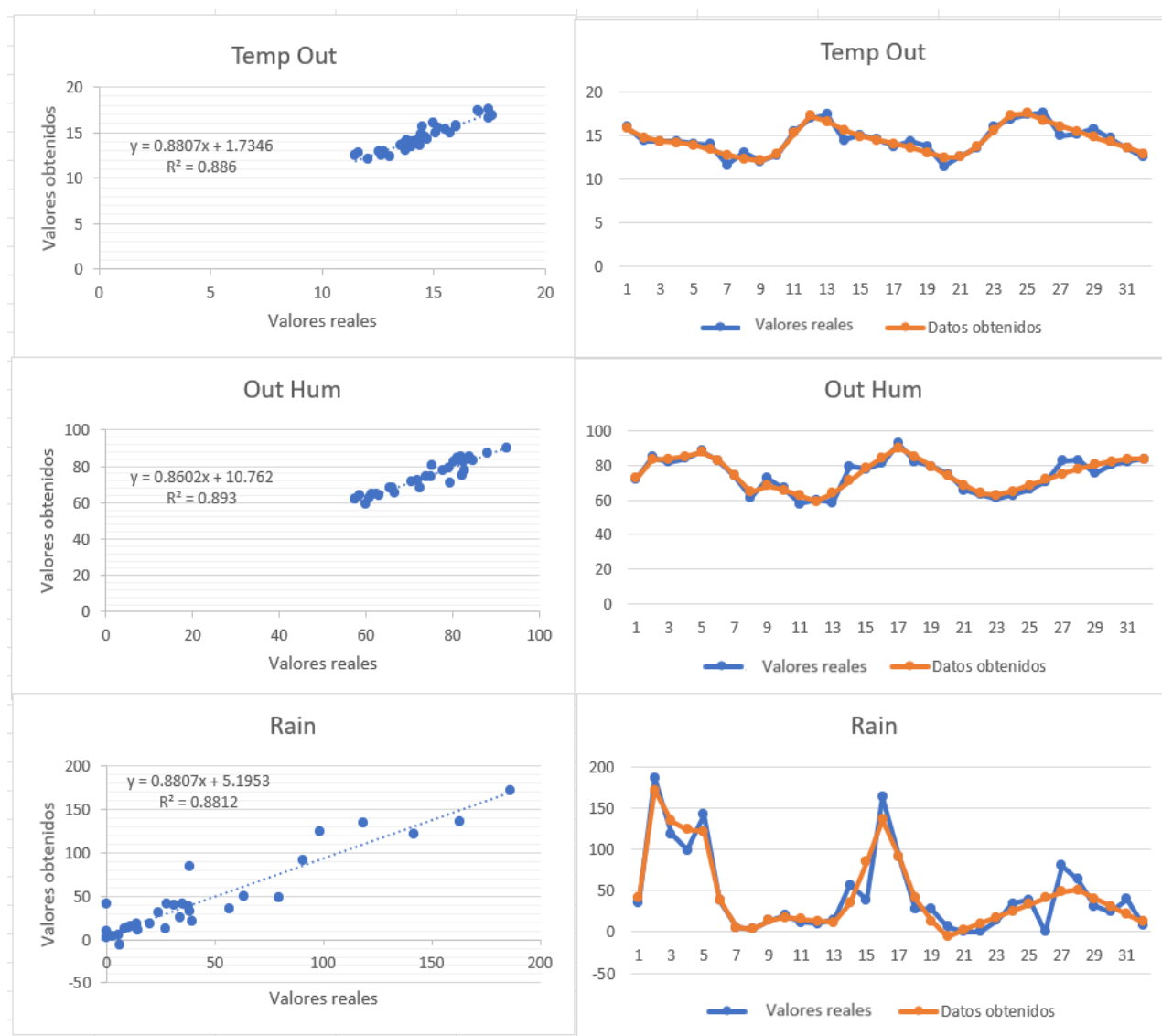


Figura 7. Correlación entre los valores reales de la base de datos "Clima meses 2021-2023 THP.xlsx" y los valores predichos por el modelo de red neuronal.

4. Generación de pronósticos climáticos (2022-2025):

Se utilizó la configuración del modelo de red neuronal para realizar los pronósticos climáticos mensuales de los años 2024 y 2025, con un total de 24 meses pronosticados para las variables “Temp Out”, “Out Temp” y “Rain” (Cuadro 7), y su visualización de acuerdo con las correlaciones anteriores (Figura 8), calculado a partir de los datos climáticos mensuales del periodo 2021–2023 de Santo Domingo Tonaltetec, Oaxaca.

Se amplió el rango temporal utilizado en el script hasta el mes 55, de modo que la serie incluyera tanto los meses con datos reales como los posteriores para los que se generarían los pronósticos. Los resultados se organizaron en una tabla que muestra la secuencia mensual y la relación entre los valores reales y los estimados por la red neuronal. Durante los meses en los que se contaba con información climática, fue posible visualizar ambos valores y, posteriormente, al finalizar los registros reales disponibles, la red continuó generando los valores estimados para los meses siguientes hasta completar el periodo de pronóstico de 2025.

Actividades Realizadas

Durante los seis meses de servicio social (octubre 2024-marzo 2025), se realizaron actividades relacionadas con el análisis de grandes bases de datos para aprender a analizarlas y, con ello, contar con antecedentes para el análisis climático de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca.

Se inició con el análisis de seis bases de datos existentes. Esto incluyó información sobre la estructura de tablas, índices, códigos, relaciones, restricciones, usuarios y permisos, así como sobre tamaños y espacio de almacenamiento. El producto entregable fue archivos editables para cada una de las bases de datos (Cuadro 2).

Cuadro 2. Bases de datos analizadas.

Nombre de las bases de datos	Área estudiada	Link de la base
Cambio de uso de suelo 1980-2020	Uso de suelo	land_change_atoyac
Producción de cultivos y cálculo nutricional	Agronomía-nutrición	Producción de cultivos y calculo nutricional
MIAF (crecimiento de árboles)	MIAF	bASE FRUTALES 1.1

CLCA - Producción y manejo anual animal	Ganadería	OVINOS
Vuelos de Dron CIMMYT RGB	Uso de suelo	
Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023	Clima	Clima Oaxaca_Mixteca 2021-2023

Se realizó el análisis descriptivo de las variables que integraban cada base de datos. Para ello, se revisaron los códigos y la información correspondiente a cada variable para comprender su significado en la base de datos. Asimismo, para las variables cuantitativas se realizó un análisis estadístico, como se muestra en el Cuadro 1, y para las cualitativas se elaboraron su gráfico y su tabla correspondientes, como se muestra en las Figuras 3 y 4.

Los resultados obtenidos permitieron conocer el comportamiento de los datos y complementar la descripción de cada variable. Como ejemplo, en el Cuadro 3 se presentan las variables con su código correspondiente a la estación climática, así como el significado de cada una.

Cuadro 3. Ejemplo de código y significado de las variables de la base “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023”.

Código	Significado
1. DATE	Día de registro considerando mes, día y año.
2. TIME	Hora en la que se registró la lectura, considera horarios de 24 horas (AM/PM). Lectura guardada cada hora.
3. TEMP OUT	Temperatura promedio registrada por la estación (sensor externo) en grados Celsius (°C).
4. HI TEMP	Temperatura máxima registrada por la estación (sensor externo) en grados Celsius (°C).
5. LOW TEMP	Temperatura mínima registrada por la estación (sensor externo) en grados Celsius (°C).
6. OUT HUM	Humedad promedio registrada por la estación (sensor externo) en porcentaje.
7. DEW PT.	Punto de rocío en grados Celsius (°C).
8. WIND SPEED	Velocidad del viento en km/h.
9. WIND DIR	Dirección del viento promedio (N, S, E, W, etc.).

10. WIND RUN	Velocidad del viento en km/h.
11. HI SPEED	Velocidad máxima del viento registrada en km/h.
12. HI DIR	Dirección de la velocidad máxima del viento (N, S, E, W, etc.).
13. WIND CHILL	Sensación térmica en grados Celsius (°C).
14. HEAT INDEX	Índice de calor en grados Celsius (°C).
15. THW INDEX	Índice temperatura/humedad/sol/viento en grados Celsius (°C).
16. BAR	Presión barométrica en hPa.
17. RAIN	Lluvia en milímetros (mm).
18. RAIN RATE	Tasa de precipitación en mm/h.
19. HEAT D-D	Grados días de calefacción.
20. COOL D-D	Grados días de refrigeración.
21. IN TEMP	Temperatura promedio registrada por el sensor interno en grados Celsius (°C).
22. IN HUM	Humedad promedio registrada por el sensor interno en porcentaje.
23. IN DEW	Punto de rocío en grados Celsius (°C) (sensor interno).
24. IN HEAT	Índice de calor en grados Celsius (°C) (sensor interno).
25. IN EMC	Densidad de la humedad de la madera.
26. IN AIR DENSITY	Densidad del aire en kg/m ³ .
27. WIND SAMP	Número de mediciones del viento por el anemómetro.
28. WIND TX	-
29. ISS RECEPT	Porcentaje de recepción de los datos. Indicador de calidad de recepción y transmisión. 100% indica buena calidad.
30. ARC. INT.	-

Los datos recopilados por la estación meteorológica se organizaron en un formato mensual, en el que se calcularon las medias mensuales de las variables temperatura y humedad, y precipitación. Los resultados se organizaron en una tabla (Cuadro 4).

Cuadro 4: Recopilación de los datos organizados por mes y cálculo de sus variables a partir de la base “Clima Oaxaca Mixteca 2021-2023”.

Mes	Temp Out	Hi Temp	Low Temp	Out Hum	Rain
1	15.9791489	16.7287943	15.2679433	71.8893617	35
2	14.4436111	14.9904167	13.9173611	84.6347222	186.2
3	14.3475806	14.9475806	13.7774194	81.6653226	118.6
4	14.3211022	14.8973118	13.7729839	84.0026882	98.6
5	14.0530556	14.5736111	13.5654167	88.1597222	141.8
6	13.9849296	14.5412676	13.4439437	82.3901408	38
7	11.6105556	12.2315278	11.0120833	73.8472222	5.4
8	13.0377688	13.7572581	12.3143817	61.2634409	3
9	12.0472409	12.7484522	11.3485868	72.4764468	13.716
10	12.7880952	13.5482143	12.0699405	66.6383929	20.066
11	15.5154778	16.3975774	14.6585464	57.5868102	11.43
12	17.0066667	17.85375	16.1930556	59.8555556	10.16
13	17.4564516	18.2357527	16.6962366	58.4973118	14.478
14	14.4954167	15.1148611	13.8920833	79.3638889	56.642
15	15.0642473	15.7432796	14.405914	77.8037634	38.354
16	14.5883065	15.2319892	13.9587366	81.1075269	163.068
17	13.7811159	14.1935622	13.3892704	92.5579399	90.678
18	14.3688468	14.9237522	13.8234079	81.919105	27.94
19	13.7623611	14.4426389	13.1197222	79.1125	27.178
20	11.4928763	12.1104839	10.8817204	74.8938172	6.096
21	12.6579301	13.4268817	11.9126344	65.4811828	0.2
22	13.6160714	14.4138393	12.8376488	63.0431548	0.2
23	15.9886945	16.8681023	15.1158816	60.8546433	13.8
24	16.9677778	17.86875	16.1219444	62.5361111	34.2
25	17.4571429	18.232	16.6797143	66.0685714	38.6
26	17.64125	18.3743056	16.9302778	70.6486111	0.11
27	15.0012097	15.641129	14.4021505	82.297043	79.8
28	15.1826613	15.8017473	14.5849462	82.7096774	63.4
29	15.7598611	16.4823611	15.0704167	75.3736111	31
30	14.7024194	15.3560484	14.0948925	80.3346774	24.2
31	13.5422222	14.1054167	13.0027778	81.9694444	39.6
32	12.5263345	13.0697509	11.997153	83.6725979	8.4

Otra actividad fue el desarrollo del script en Python para entrenar el modelo de red neuronal. Durante este proceso se realizaron diversas pruebas para observar el comportamiento y el aprendizaje de la red, modificando algunos parámetros y comparando los resultados. Asimismo, se probaron diferentes funciones de activación para identificar aquella que presentara un mejor desempeño en el análisis de los datos climáticos. A partir de estas pruebas se seleccionó la configuración del modelo que posteriormente se utilizó para generar los pronósticos de las variables climáticas.

Después de realizar las pruebas del modelo, se modificó el rango de predicción para generar estimaciones para los siguientes 24 meses, correspondientes a los años 2024 y 2025, en Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca. De esta manera, se obtuvieron los pronósticos mensuales de temperatura, humedad y precipitación para ambos años. Finalmente, los valores obtenidos se organizaron y representaron mediante cuadros y gráficas (Cuadro 7 y Figura 8).

Objetivos y metas alcanzados

Durante el desarrollo del servicio social, se cumplieron los objetivos planteados mediante la organización, el procesamiento y el análisis de diversas bases de datos de relevancia agropecuaria y climática. Como parte de este servicio, se realizó la revisión de seis bases de datos, la elaboración de sus metadatos y la descripción de las variables que las integraban. Asimismo, se realizaron la limpieza, la estandarización y el análisis estadístico descriptivo de la información en RStudio, lo que permitió conocer las principales características de los datos y contar con bases de datos organizadas para su posterior análisis.

En relación con el análisis climático, se trabajó con la información correspondiente a Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca, para el periodo 2021-2023. Los registros de la estación meteorológica se organizaron en valores mensuales, calculándose las medias de temperatura, humedad y precipitación total, lo que permitió analizar el comportamiento de estas variables durante el periodo estudiado.

También se desarrolló y se entrenó un modelo de red neuronal en Python para el análisis de variables climáticas. Durante esta etapa se probaron diferentes funciones de activación y se evaluó el ajuste entre los valores reales y los estimados por el modelo. La función Mish presentó valores de R^2 superiores a 0.8 para la temperatura, la humedad y la precipitación, por lo que fue seleccionada para continuar con el análisis y la generación de pronósticos.

Finalmente, se cumplió la meta de generar pronósticos climáticos mensuales para los años 2024 y 2025. A partir de la configuración seleccionada del modelo, se obtuvieron estimaciones de temperatura, humedad y precipitación para los siguientes 24 meses, las cuales se organizaron en cuadros y se representaron gráficamente para facilitar su interpretación.

En conjunto, las actividades realizadas permitieron alcanzar los objetivos relacionados con el análisis de bases de datos, el estudio de la información climática de Santo Domingo Tonaltepec y la aplicación de herramientas computacionales para generar pronósticos climáticos.

Resultados

La eficiencia de las diferentes configuraciones del modelo de red neuronal se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2), comparando los valores reales de las variables climáticas con los estimados por el modelo. Para ello, se probaron diferentes funciones de activación y se obtuvieron valores de R^2 para las variables temperatura (Temp Out), humedad (Out Hum) y precipitación (Rain). Los resultados mostraron diferencias en el desempeño de cada función de activación; sin embargo, Mish presentó valores de R^2 superiores a 0.8 para las tres variables analizadas: 0.8862 para la temperatura, 0.8930 para la humedad y 0.8812 para la precipitación. Estos resultados mostraron un ajuste consistente entre los valores reales y los estimados para las tres variables, en comparación con otras funciones de activación que alcanzaron valores mayores en variables individuales; sin embargo, la activación Mish presentó resultados altos y consistentes en las tres variables climáticas, por lo que esta configuración fue seleccionada como la más adecuada para los siguientes análisis de pronóstico del clima (Cuadro 5).

Cuadro 5: Comparación de los resultados de la correlación (R^2) entre los valores predichos y los valores reales del clima, considerando diferentes activaciones.

	Mish	Hard tanh	Tanh	Swish	Softsing	Relu
Temp Out	0.8862	0.0247	0.4269	0.3262	0.9516	0.0265
Out Hum	0.893	0.0025	0.0023	0.9341	0.0237	0.348
Rain	0.8812	0.0014	0.5088	0.9317	0.5391	0.8678

Se obtuvieron los valores estimados por la red neuronal para los 32 meses utilizados en la evaluación del modelo (Cuadro 6). Estos valores permitieron observar el comportamiento de la red neuronal a lo largo de la serie temporal y compararlo con los datos reales utilizados para la evaluación del modelo (Cuadro 4).

La comparación entre los valores reales y los estimados permitió verificar que la red era capaz de entrenarse con datos y reproducir los cambios observados en las variables climáticas; asimismo, se observó que la temperatura y la humedad presentaron un comportamiento similar entre ambos conjuntos de datos, a diferencia de la precipitación, que contiene mayor variación en los resultados.

Cuadro 6: Tabla de los resultados obtenidos con el modelo de red neuronal para las variables “Temp Ou”, “Out Hum” y “Rain” con el activador “Mish” de los 32 meses analizados.

Meses	Temp Out	Out Hum	Rain
1	15.833009	72.32756	41.149002
2	14.76879	83.32047	71.09198
3	14.341827	83.58101	133.96312
4	14.187169	84.96386	123.76931
5	13.959187	87.40608	121.735596
6	13.412546	82.77741	38.390778
7	12.8094425	74.079094	5.7695217
8	12.3714905	64.506	3.4516764
9	12.110888	68.00588	13.709166
10	12.893988	65.41375	17.451733
11	15.314475	62.24194	15.047872
12	17.278257	59.23661	13.057787
13	16.630804	63.912487	11.079947
14	15.613169	71.11199	34.617355
15	14.959359	77.96301	84.30732
16	14.498969	84.34437	136.02747
17	14.084333	90.03529	90.56732
18	13.636256	85.017265	40.85898
19	13.087983	79.36743	12.762771
20	12.458077	73.93135	-6.1186686
21	12.551268	68.38495	2.0613775
22	13.762476	63.831604	9.791808
23	15.583381	62.755238	17.524527
24	17.35958	64.975586	25.257132
25	17.553656	68.338776	32.98979
26	16.828745	71.74026	40.722622
27	16.112001	74.90995	48.58903
28	15.490215	77.765366	50.264236
29	14.892704	80.2077	40.007805
30	14.273475	82.123505	30.7503
31	13.614429	83.35958	21.517515
32	12.921801	83.644226	12.208785

Después de evaluar el comportamiento del modelo, se amplió el rango de predicción para generar los siguientes 24 meses, correspondientes a los años 2024 y 2025. De esta manera, el modelo dio continuidad a la serie climática utilizando los patrones identificados durante su entrenamiento. Para 2024, la temperatura pronosticada se situó entre 11.87 y 18.07 °C, siendo enero el mes más frío (11.87 °C) y junio el de mayor temperatura (18.07 °C), mientras que la humedad se situó entre 62.81 y 82.32 %, siendo abril el de menor y noviembre el de mayor. En cuanto a la precipitación, el modelo estimó una acumulación anual de 338.66 mm. La mayor cantidad de lluvia se pronosticó para julio, con 67.01 mm, mientras que la menor se estimó para enero, con 12.91 mm (Cuadro 7).

Para 2025, los valores pronosticados de temperatura se situaron entre 12.46 °C (enero) y 17.03 °C (abril), mientras que la humedad se mantuvo entre 62.06 % (marzo) y 83.43 % (septiembre). La precipitación acumulada pronosticada fue de aproximadamente 377.64 mm, ligeramente superior a la estimada para 2024. El mes con mayor precipitación fue abril, con 90.35 mm, seguido de mayo con 85.37 mm. Por el contrario, el menor valor se estimó en octubre, con 6.45 mm, seguido de septiembre, con 6.95 mm, lo que predice una posible canícula en 2025.

Estos resultados muestran que, según el modelo, la distribución de la precipitación no sería uniforme durante los dos años pronosticados. Para 2024 se observa un aumento gradual de las lluvias hasta alcanzar su máximo a mediados del año, mientras que en 2025 las mayores cantidades se concentran principalmente entre marzo y mayo, seguidas de una disminución en los meses posteriores.

Cuadro 7: Resultado de los siguientes 24 meses pronosticados para los años 2024 y 2025 de Santo Domingo Tonaltetec, Oaxaca.

Meses pronosticados	Temp Out	Out Hum	Rain
1	11.869754	74.793838	12.908473
2	12.413579	69.341931	15.417112
3	13.689751	65.034741	20.768579
4	15.29859	62.810398	28.608374
5	17.122379	63.463733	35.931468
6	18.069647	66.642206	43.453854
7	16.813658	71.207482	67.012786
8	15.569847	76.208392	37.291077
9	15.167568	80.097392	24.067329
10	15.32638	82.04109	20.390897
11	15.229447	82.31839	17.914354
12	14.369473	80.757695	14.892731
13	12.455649	69.292927	22.762298
14	13.625683	64.043392	32.406091
15	15.726583	62.057374	56.602012
16	17.031938	62.858833	90.35362
17	16.630384	66.558383	85.368826
18	16.021938	71.263361	23.426229
19	15.934749	76.80837	16.313451
20	15.084748	81.76839	11.191203
21	14.66612	83.432939	6.950703
22	14.484474	82.058294	6.451104
23	13.674619	80.568374	9.771101
24	12.616489	77.988741	16.040906

Los valores obtenidos para los 24 meses pronosticados se representaron gráficamente para facilitar la interpretación de los cambios en la temperatura, la humedad y la precipitación durante 2024 y 2025 (Figura 8). Se observa de manera continua la evolución estimada de las tres variables y se visualizan con mayor claridad los periodos en los que se registran aumentos o disminuciones en cada una.

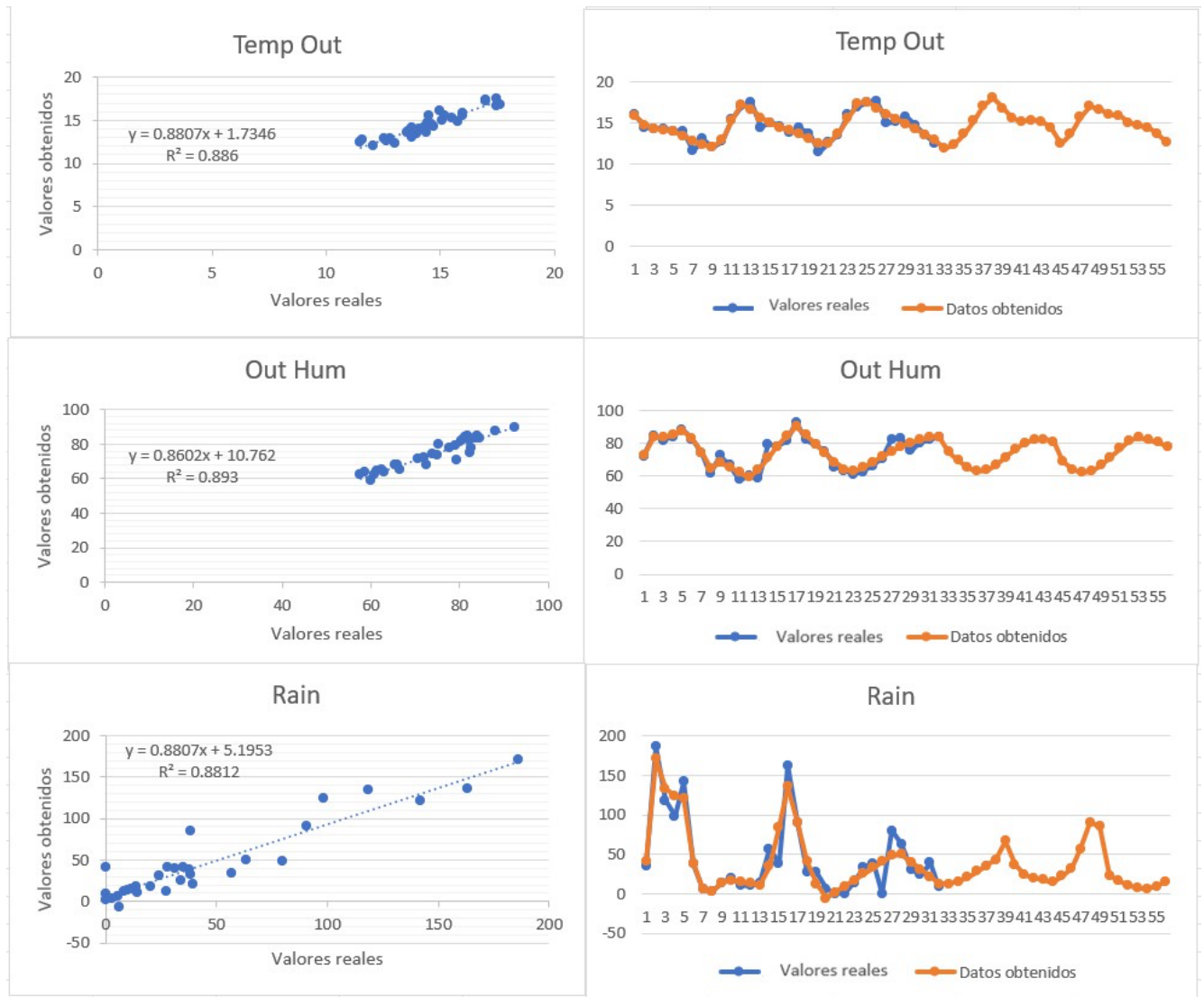


Figura 8: visualización de los resultados pronosticados para 2024 y 2025, de acuerdo con las correlaciones del modelo de red neuronal de 2021-2023.

En conjunto, los resultados obtenidos muestran que fue posible desarrollar y evaluar un modelo de red neuronal a partir de la información climática de Santo Domingo Tonaltepec y utilizarlo posteriormente para generar estimaciones mensuales para 2024 y 2025. Los pronósticos obtenidos representan una aproximación basada en los patrones identificados en los datos utilizados para el entrenamiento, por lo que deben interpretarse como valores estimados y no como condiciones climáticas que necesariamente ocurrirán. En el estudio realizado por Guo et al. (2024), publicado en Nature, se observan valores de R^2 de 0.83 a 0.99 en los modelos de temperatura, muy similares a los de este estudio; por otra parte, en los modelos de precipitación encuentran R^2 entre 0.66 y 0.99, similares a los de este estudio, pero mencionan una mayor dispersión en comparación con la temperatura.

Conclusión

Durante el desarrollo del servicio social se cumplió con los objetivos planteados, se realizó la construcción de metadatos y análisis estadísticos de bases de datos existentes de relevancia para la región, se analizó datos climáticos de Santo Domingo Tonaltepec, Oaxaca, para el periodo 2021–2023, la organización de los datos, el desarrollo y la implementación de un modelo de predicción climática a partir de una red neuronal en Python, lo que permitió generar pronósticos para los años 2024 y 2025.

Estas actividades demostraron la importancia del análisis de datos y de las tecnologías en la toma de decisiones en el sector agrícola. El pronóstico climático generado constituye una herramienta para la planificación de actividades del ciclo de cultivo en regiones afectadas por el cambio climático, fortaleciendo así la capacidad de adaptación de las comunidades rurales.

Recomendaciones

Con base en los resultados obtenidos, se recomienda que los productores de Santo Domingo Tonaltepec consideren la información climática y los pronósticos de temperatura, humedad y precipitación como herramientas complementarias para planificar sus actividades agrícolas. En particular, la identificación de los meses con mayor y menor precipitación puede ser útil para anticipar la disponibilidad de agua y organizar actividades relacionadas con el establecimiento y el manejo de los cultivos.

Se recomienda continuar generando información climática de la zona de estudio que sirva de apoyo para la planificación de las actividades agrícolas.

Se recomienda continuar con la actualización y la organización periódicas de las bases de datos agropecuarias y climáticas, procurando mantener una estructura uniforme y registros completos que faciliten su análisis posterior. Así mismo, sería de gran interés incorporar información climática de un periodo más amplio; una mayor cantidad de datos históricos puede contribuir a identificar con mayor claridad los patrones de comportamiento de las variables analizadas.

En cuanto al modelo de red neuronal, se recomienda continuar evaluando su funcionamiento mediante la incorporación de nuevos datos y la comparación con diferentes configuraciones, funciones de activación y métodos de predicción.

Bibliografía

- Aggarwal, CC (2018). Redes neuronales y aprendizaje profundo: Un libro de texto . Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-94463-0>
- Agrawal , R. K. , y Jain , A. (2024) . Pronóstico de temperatura mediante aprendizaje profundo y aprendizaje por transferencia. Scientific Reports, 14 , Artículo 14312. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68906-6>
- Guo, Q., He, Z. & Wang, Z. Monthly climate prediction using deep convolutional neural network and long short-term memory. *Sci Rep* **14**, 17748 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68906-6>
- INEGI (2020). Censo de Población y Vivienda 2020. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Disponible en: <https://www.inegi.org.mx>
- IPCC. (2022). Cambio climático 2022: Impactos, adaptación y vulnerabilidad. Contribución del Grupo de Trabajo II al Sexto Informe de Evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Prensa de la Universidad. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/>
- Keras. (2023). Optimizadores . Documentación de Keras. <https://keras.io/api/optimizers/>
- Magaña, V., Pérez, JL y Vázquez, JL (2012). Cambio climático y agricultura en México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 3 (4), 707–720.
- Ponce, J. (2021). Funciones de activación y cómo puedes crear la tuya usando Python, R y TensorFlow. Blog de Jahaziel Ponce . <https://jahazielponce.com/funciones-de-activacion-y-como-puedes-crear-la-tuya-usando-python-ry-tensorflow/>
- RSTUDIOTEAM, 2015. RStudio: Integrated Development for R. RStudio. Inc., Boston, MA. <http://www.rstudio.com/>.
- Servín, M., Salazar, R., López, I., Medina, G., y Cid, J. (2022). Predicción de la producción y rendimiento de frijol, con modelos de redes neuronales artificiales y datos climáticos. *Biotecnia*, 24(2), 104-111.