



INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE ÁLAMO TEMAPACHE

TITULACIÓN

TESIS PROFESIONAL

“SISTEMA DE APOYO A LA DECISIÓN EN FERTILIZACIÓN DE
NARANJA”

PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERO INDUSTRIAL

PRESENTA:

EDGAR MAURICIO FLORES CHAMORRO

Nº. CONTROL

182Z0291

DIRECTOR DE TESIS:

DR. RAMIRO MEZA PALACIOS

CO-DIRECTOR DE TESIS:

M.I.I. GERMÁN DOMÍNGUEZ CARRILLO

Xoyotitla, Álamo Temapache, Ver. 19 de junio 2023

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, agradezco a mis padres y hermana que me han apoyado en cada proyecto y decisión que he tomado en mi vida, a mis padres por enseñarme los valores y el amor del trabajo con esfuerzo y humildad. A mi hermana que siempre cuento con ella en cualquier circunstancia en la vida. Gracias a ustedes soy lo que soy ahora en la vida y por apoyarme en todo este transcurso de mi carrera profesional.

Agradezco a Dios que me ha bendecido con esta hermosa familia y amigos, que me da la fuerza para seguir luchando por mis sueños en el día con día, por la salud que nos a brindado a mí y a todos mis seres queridos.

A mis maestros y compañeros que han formado mi segunda familia, gracias por sus consejos y momentos más importantes que hemos pasado.

Agradezco a mis asesores el Dr. Ramiro Meza Palacios y el M.I.I. Germán Domínguez Carrillo que me estuvieron guiando en cada paso de mi proyecto.

Muchas Gracias.

RESUMEN

La fertilización de cultivos es esencial para el óptimo crecimiento de la planta y el desarrollo del cultivo, el objetivo de este proyecto es la estimación de los niveles de macronutrientes NPK y las tasas de rendimiento de naranja mediante redes neuronales artificiales para la óptima producción de naranja, en donde se realizó con variables de entrada con las propiedades físicas y químicas del suelo. La RNA se llevó a cabo en el programa Matlab del cual se utilizó la estructura de Backpropagation con las neuronas y capas correspondientes a través del entrenamiento y la predicción. El nitrógeno, fosforo y potasio son los macronutrientes utilizados para la determinación del rendimiento. La red neuronal predijo los NPK y el rendimiento con una nueva base de datos de entrada recolectada en base a los datos recolectados de la región, en donde se obtuvieron las necesidades de nutrientes en kilogramos por hectárea de la producción de naranja. La predicción mostro buenos resultados en la predicción con los modelos NPK y rendimiento, así como también un análisis de impacto de variables con el modelo. El modelo de NPK tiene un índice de determinación de 0.9646 para el nitrógeno, 0.8734 para el fosforo y 0.8434 del potasio y para el modelo de rendimiento 0.9477 de índice de determinación en las predicciones. Se realizo un análisis de medias T-Student para la comparación de los datos reales y predichos por cada modelo, en donde mostraron un Dicho modelo es de gran apoyo para la decisión de fertilización para los productores de naranja y para investigaciones futuras.

Palabras Claves: Naranja, Red neuronal artificial, Predicción, Rendimiento, Nitrógeno, Fosforo, Potasio, Matlab, y Variables.

ABSTRAC

Crop fertilization is essential for optimal plant growth and crop development, the objective of this project is the estimation of NPK macronutrient levels and orange yield rates using artificial neural networks for optimal orange production, where it was performed with input variables with the physical and chemical properties of the soil. The ANN was carried out in the Matlab program in which the Backpropagation structure was used with the corresponding neurons and layers through training and prediction. Nitrogen, phosphorus and potassium were the macronutrients used for yield determination. The neural network predicted NPK and the yield with a new input database, based on the information collected from the region, where the nutrient requirements in kilograms per hectare of orange production were obtained. The prediction showed good results with the NPK and yield models, as well as an analysis of the impact of variables with the model. The NPK model has a determination index of 0.9646 for nitrogen, 0.8734 for phosphorus and 0.8434 for potassium and for the yield model 0.9477 determination index in the predictions. A T-Student mean analysis was performed to compare the actual and predicted data for each model, which showed that the model is a great support for fertilization decisions for orange growers and for future research.

Key words: Orange, Artificial neural network, Prediction, Yield, Nitrogen, Phosphorus, Potassium, Matlab, and Variables.

INDICE TEMATICO

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Antecedentes.....	2
1.2 Planteamiento del problema	4
1.3 Justificación	5
1.4 Hipótesis	6
1.5 Objetivos.....	6
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	7
2.1 Marco Conceptual.....	7
2.1.1 Fertilización agrícola.	7
2.1.2 Naranja	9
2.1.3 Red Neuronal	11
2.1.4 Matlab	14
2.1.5 Normalización.....	14
2.1.6 Entrevista	15
2.1.7 Gráfico de dispersión	16
2.1.8 Plagas y enfermedades	17
2.1.1 Feed-Forward Backpropagation.....	20
2.1.2 Variables de impacto con el algoritmo de Garson	22
2.1.3 Análisis de medias con prueba T-Student.....	23
CAPÍTULO III. ESTADO DEL ARTE.....	24
CAPÍTULO IV. METODOLOGÍA	28
4.1 Metodología.....	28
4.2 Delimitación del problema	28

4.3	Recolección y análisis de la información	29
4.3.1	Definición de variables	29
4.3.2	Entrevista	34
4.3.3	Base de datos.....	37
4.4	Creación y configuración de la red.....	42
4.4.1	Arquitectura de las RNA's para los modelos NPK y Rendimiento	42
4.5	Entrenamiento de las RNA's NPK y Rendimiento	46
4.6	Simulación de las RNA's para NPK y Rendimiento	48
CAPÍTULO V. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS		50
5.1	Validación de la red	50
5.1.1	Variables de impacto del Rendimiento	50
5.1.2	Variables de impactos relativos de los Macronutrientes NPK.....	51
5.1.3	Resumen de resultado de las redes.....	52
5.1.4	Predicción de los modelos NPK y rendimiento	57
5.1.5	Análisis de Medias	64
5.2	Discusión	69
CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES.....		72
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		74

INDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 Remoción De Nutrientes.....	2
Tabla 1.2 Tasa De Fertilización Propuestas.....	3
Tabla 1.3 Requerimientos De Fertilización	3
Tabla 4.1 Definición De Variables Utilizadas En El Desarrollo Del Proyecto	29
Tabla 4.2 Numero Y Zona De La Base De Datos	37
Tabla 4.3. Plagas En La Producción De Naranja.....	38
Tabla 4.4. Propiedades Físicas Del Suelo (Temperatura Anual, Precipitación Anual, Radiación Solar, Índice De Sequía Y Pendiente.)	39
Tabla 4.5. Propiedades Físicas Del Suelo (Altitud, Drenaje Externo E Interno, Edad Promedio Y Textura)	39
Tabla 4.6. Propiedades Químicas Del Suelo En La Región.	40
Tabla 4.7. Fertilizantes Y Sus Porcentajes De Nutrientes.	41
Tabla 4.8. Fertilizantes Utilizados Por Los Agricultores.....	41
Tabla 4.9. Variables Categóricas	42
Tabla 5.1. Resultados De Las Redes Neuronales Npk	53
Tabla 5.2 Resultados De Las Redes Neuronales Rendimiento.....	55
Tabla 5.3. Variables De Predicción Npk	57
Tabla 5.4. Variable De Predicción Rendimiento	62
Tabla 5.5 Análisis De Medias De Variables Npk Y Rendimiento.	64
Tabla 5.5 Cuadro Comparativo De Las Investigaciones Y Proyectos Del Estado Del Arte	69

INDICE DE FIGURAS

figura 2.1 Fertilizante.....	7
Figura 2.2 Naranja Valencia	9
Figura 2.3 Mandarina.....	10
Figura 2.4 Toronja	11
Figura 2.5 Red Neuronal Y Sus Capas	13
Figura 2.6 Tipos De Gráficos De Dispersión	16
Figura 2.7 Ninfas De La Mosca Negra En El Envés De La Hoja.....	18
Figura 2.8 Pulgones Causando La Típica	18
Figura 2.9 Frutos Con Lesiones Provocadas Por La Bacteria.	19
Figura 2.10 Red Neuronal Feed-Forward	20
Figura 2.11 Rna Backpropagation	21
Figura 4.1 Diagrama De Flujo De La Metodología Del Proyecto	28
Figura 4.2. Altura Y Pendiente Del Terreno En (Google Earth, 2022)	40
Figura 4.3 Red Neuronal (Matlab 2014).....	43
Figura 4.4 Ventana De Entrenamiento (Matlab 2014)	44
Figura 4.5 Creación De La Red (Matlab 2014)	45
Figura 4.6 Diagrama De Flujo Del Entrenamiento De La Red	47
Figura 4.7 Ventana De Entrenamiento. (Matlab 2014)	47
Figura 4.8 Red Neuronal Artificial Modelo Npk.....	47
Figura 4.9 Red Neuronal Artificial Modelo Rendimiento	48
Figura 4.10 Ventana De Simulación Npk.....	49
Figura 5.1 Variables De Impacto Del Rendimiento	51
Figura 5.2 Variables De Impacto De Los Macronutrientes Npk	52
Figura 5.3 Gráficos De Regresión.	54
Figura 5.4 Gráficos De Regresión Rendimiento.....	56
Figura 5.5 Predicción Nitrógeno.....	59
Figura 5.6 Predicción Fosforo	60
Figura 5.7 Predicción Potasio	61

Figura 5.8 Predicción Rendimiento	63
Figura 5.9 Análisis De Medias Para El Modelo De Nitrógeno.	65
Figura 5.10 Análisis De Medias Para El Modelo De Fósforo.	66
Figura 5.11 Análisis De Medias Para El Modelo De Potasio.....	67
Figura 5.12 Análisis De Medias Para El Modelo De Rendimiento.	68

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

El municipio de Álamo Temapache es el mayor productor de naranja en el estado de Veracruz siendo así una de las principales actividades económicas de la región. La producción de naranja genera muchos ingresos a la región de Álamo Temapache, de la cual dependen cientos de trabajadores como jornaleros, ejidatarios y comerciantes. La sequía esta afectando a las actividades de agricultura en donde se requiere la implementación de sistemas de riego y apoyo de fertilizantes para compensar la falta de nutrientes de los cuales destacan el nitrógeno, fosforo y potasio (NPK). Estos son unos de los nutrientes que carece el suelo debido a la sequia y los cuales son solventados con otras opciones para las actividades de agricultura.

En este proyecto tiene como objetivo el diseño de un sistema para la predicción de las tasas de fertilización, con el propósito de realizar estimaciones optimas del rendimiento de la producción de la naranja y generar el menor costo posible en la aplicación de fertilizantes. El beneficio de este proyecto impactará en la decisión de inversión de los productores considerando las características de su terreno.

1.1 Antecedentes

Los cítricos se desarrollan bien con un pH que va de 4 a 9, sin embargo, basándose en información histórica, se considera que el rango óptimo de pH esta entre 5.5 a 6. Los cítricos absorben nutrientes durante todo el año, pero la absorción es más acentuada durante las etapas de floración y formación de fruta. Una de las formas prácticas de determinar los requerimientos nutricionales de los cítricos es mediante el cálculo de la remoción de nutrientes en los frutos cosechados. Es decir, los nutrientes que salen definitivamente del campo en la parte de la planta que es comercializada. (Citricos.com, 2021).

Los nutrientes removidos de la naranja según varios autores se pueden ver en la Tabla 1.1 donde destaca el nitrógeno y el potasio como los principales nutrientes de la naranja. Mientras que los estudios que se realizaron en la investigación dieron resultados similares donde se pueden obtener una base de los nutrientes removidos de la naranja. (Molina, 1999)

Tabla 1.1. Remoción de nutrientes

Fuente	N	P	K	Ca	Mg	S
	kg/ton					
Chapman y Kelly (1993)	1.18	0.25	2.03	0.95	0.18	0.11
Smith y Reuter (1953)	1.25	0.15	1.77	0.45	0.19	-
Labanauskas (1972)	1.85	0.17	1.79	0.78	0.17	-
Bataglia (1977)	1.9	0.17	1.5	0.53	0.13	0.14

Fuente: Tabla creada por el autor de las diferentes investigaciones de Nutrientes.

Las tasas de fertilización fueron propuestas por diversos autores internacionales en donde definen la óptima fertilización de nitrógeno, fosforo y potasio como muestra la Tabla 1.2.

Tabla 1.2 tasa de fertilización propuestas

Fuente	Lugar	N	P2O5	K2O
		kg/ton		
Anderson, 1982	Florida	225-280	100	130
Moreira, 1983	Florida	100-300	100	100-200
Cohe, 1983	California	200-500	-	-
Moreira, 1983	España	200-300	150-250	300-500
Moreira, 1983	Sudáfrica	300	-	-
Moreira, 1983	Japón	145	180	240
Cohe, 1983	Australia	90	24	200
Rodriguez, 1983	Brasil	110	45-55	80-100
Malavolta, 1991	Brasil	150	90	120

Fuente: Tabla creada por el autor de las diferentes investigaciones de Nutrientes.

El autor (Loli Figueroa, 2011) definió las tasas de aplicación adecuadas con producción y costos se aprecia en la Tabla 1.3.

Tabla 1.3 Requerimientos de fertilización

Elemento	dosis	1ra aplicación	2da aplicación
N	150 - 200	0.6	0.4
P2O5	25 - 50	0.5	0.5
K2O	150 - 200	0.4	0.6
MgO	20 - 40	0.5	0.5
S	15 - 50	0.5	0.5
B	2.4	0.5	0.5

Fuente: Tabla creada por el autor de las diferentes investigaciones de Nutrientes.

La aplicación de los fertilizantes debe efectuarse en la proyección de la copa en una banda de 30 a 50 cm. El fertilizante debe ir cubierto, se puede aplicar el fertilizante y homogenizarlo en los primeros 5 cm de suelo (con un rastrillo) y luego cubrirlo con la hojarasca o residuos existentes en el suelo, en ningún caso deberá estar en la parte externa expuesto. (Loli Figueroa, 2011)

1.2 Planteamiento del problema

En México los árboles de naranja son los que más sufren en comparación a los demás cítricos debido a que la edad media de estos es alta. Otro de los puntos que afecta la producción correcta de la naranja es la sequía y las temperaturas altas que impactan en la calidad y su tamaño. Los agricultores consideran estas condiciones para sus cultivos como la nueva normalidad, debido a esto invierten en soluciones para enfrentar esta nueva realidad con sistemas de riego, fertilizantes que necesitan dadas sus condiciones y en la renovación de los huertos. (Comite de Citricos, 2020)

La producción de naranja en México es una de las actividades agrícolas más importantes, pero más para Veracruz debido a que es el estado que más producción aporta a nivel nacional, estos últimos años la producción de naranja a nivel nacional ha tenido unas bajas en su producción en 2020 se obtuvieron 4,648,620 toneladas un 1.9% menos que el 2019, con un rendimiento de 14.18 toneladas por hectárea, información obtenida por el reporte del Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP.Gob, 2020).

Veracruz es uno de los estados a nivel nacional que más producción tiene, pero no es el que mejor rendimiento tiene en la cosecha de naranja, en el 2020 ocupó el séptimo lugar en rendimiento mientras que Morelos, Sonora y Baja California encabezan la lista con mayor rendimiento en el cual el máximo promedio fue de 26.39 toneladas por hectárea según (SIAP.Gob, 2020)

Álamo Temapache es el mayor productor de naranja con una producción de 718,860.02 toneladas en el año 2020 de la cual ha tenido una baja en la producción y en su rendimiento. El cual fue de 16.42 toneladas por hectárea donde tuvo una baja del 9.53% con respecto al 2019. El municipio de Álamo es el mayor productor de naranja a nivel nacional pero no es el mejor en cuanto al rendimiento de su producción. Un buen rendimiento de la producción de naranja conlleva varios factores involucrados, entre ellos la tasa de fertilización que aporta la cantidad de nutrientes necesarios para el óptimo desarrollo de la naranja y del árbol. (SIAP.Gob, 2020).

1.3 Justificación

La fertilización en la naranja tiene como finalidad incrementar los rendimientos y mejorar la calidad del producto (Vitores, 2022). Para la correcta producción de naranja se necesitan tres macronutrientes esenciales (NPK) de los cuales podemos disponer de los fertilizantes químicos y orgánicos. (Yara, 2022). La región ha presentado una baja en la producción de naranja a través de los años en donde este modelo predice las tasas de fertilización óptima en la producción de naranja (SIAP.Gob, 2020) .

Para esta predicción de fertilización se necesitan conocer las variables determinantes para diseñar un modelo con ayuda de un sistema inteligente, para satisfacer las necesidades que requiere la producción óptima de la naranja, el proyecto será de utilidad para los productores de naranja debido a que maneja variables de impacto que tienen en la zona y es realizada con los propios datos históricos de los agricultores. Este modelo apoyará a obtener el mayor rendimiento de producción de naranja por hectárea con las características del terreno, debido a que, si el agricultor aplica menos nutrientes que requiere el árbol, se tendrá un bajo nivel de producción por un bajo desarrollo de la naranja y si se excede de nutrientes o aplica el que no requiere el suelo puede quemar la planta y perder la cosecha, por tal motivo es de mucha importancia tener un mayor control de nutrientes para la óptima producción. Este proyecto puede ser la base para investigaciones futuras de la región en tanto a la producción, carencia de nutrientes, plagas y así como el rendimiento y calidad del fruto.

1.4 Hipótesis

H0: Un modelo de red neuronal servirá de apoyo a los agricultores para predecir las tasas correctas de macronutrientes NPK y obtener el rendimiento esperado de la naranja en la región de Álamo, Veracruz.

H1: Un modelo de red neuronal no servirá de apoyo a los agricultores para predecir las tasas correctas de macronutrientes NPK y obtener el rendimiento esperado de la naranja en la región de Álamo, Veracruz.

1.5 Objetivos

Objetivo general

- Desarrollar un sistema basado en Redes Neuronales Artificiales capaz de estimar las tasas correctas de macronutrientes NPK y el rendimiento de naranja en los campos de la región de Álamo Temapache.

Objetivos específicos

- Desarrollar una red neuronal artificial que estime las tasas correctas de Nitrógeno, Fosforo y Potasio en la producción de la naranja.
- Desarrollar una red neuronal artificial que estime el rendimiento en la producción de naranja.
- Determinar las variables de impacto relativo del modelo de macronutrientes NPK
- Determinar las variables de impacto relativo del modelo de Rendimiento.
- Desarrollar un análisis de medias de los datos reales y pronosticados para la comprobación de la hipótesis.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1 Marco Conceptual

2.1.1 Fertilización agrícola.

Los fertilizantes agrícolas son un punto muy importante hoy en día para las cosechas, estos aportan los nutrientes que necesitan, este con el objetivo para que sea plenamente productiva en cantidad y calidad. Los elementos químicos que necesita la planta son los NPK's. Para cumplir con los nutrientes que carece es necesario definir la dosis adecuada, el momento oportuno y la forma más efectiva. (Zschimmer & Schwarz España, 2021)

Tipos de fertilizantes.

Existen diferentes tipos de fertilizantes agrícolas, los cuales cuentan con diferentes criterios según el cultivo y sus propias ventajas, estos son los fertilizantes más demandados:



Figura 2.1 Fertilizante

Fuente: Sembralia, 2025 (<https://images.app.goo.gl/NYKe2vA2c2yoKCtm9>)

Fertilizantes orgánicos: a estos se les conoce como abono y son de origen animal y vegetal. Una de la desventaja de estos fertilizantes sus nutrientes son poco solubles y tarda mas la planta en absorberlos. Su principal beneficio es que mejora el estado del suelo y

favorece la retención de agua y nutrientes. Por este motivo, los agricultores los utilizan sobre todo en la agricultura ecológica.

Fertilizantes químicos: su mayor beneficio que tiene en la agricultura es tiene resultados muy rápidos y de forma visible mejoran la salud de la planta e incrementan su producción en las cosechas. Las innovaciones de la industria química han mejorado mucho la aplicación de fertilizantes químicos.

Biofertilizantes: se le llama así al fertilizante para plantas que contiene microorganismos vivos. Se utilizan en la agricultura ecológica ya que son amigables con el medio ambiente.

Bioestimulantes: estos incluyen microorganismos y la diferencia respecto a los biofertilizantes es que no se utilizan como nutriente sino para estimular el crecimiento de las plantas. (Zschimmer & Schwarz España, 2021)

Aplicación del fertilizante.

Fertilizante radicular o al suelo: este tipo se aplica en la parte base de la planta, esta puede ser de forma directa o diluida con agua. Con este tipo de aplicación el nutriente para las plantas se asimila muy rápido ya que está más cerca de sus raíces.

Fertilizante foliar: se aplica diluido en agua sobre las hojas de las plantas por pulverización. Las hojas de la planta también absorben rápido los nutrientes, por lo que sus resultados no tardan en ser visibles.

Fertirrigación: con este método los abonos y fertilizantes se disuelven en el agua de riego, de modo que los nutrientes se reparten por todo el terreno.(Zschimmer & Schwarz España, 2021)

2.1.2 Naranja

La naranja pertenece al género Citrus de la familia de las rutáceas. Estas presentan un color anaranjado, de ahí su nombre, algunas especies son de un color casi verdes cuando están maduras, su sabor tiene una diferencia dependiendo su tipo este va de amargo hasta el dulce. Su origen viene del sureste de China y norte de Birmania, aunque desde hace aproximadamente tres mil años se le conoce en el área mediterránea. (Yara, 2022)

Tipos de cítricos

Naranja común (“Hamlin”, “Valencia”, “Hamouti”, “Pera”): Esta naranja es la más común y forman el grupo más importante comercialmente. Estas se producen en climas húmedos y son utilizadas en la industria.



Figura 2.2 Naranja Valencia

Fuente: Frutamare, 2025 (<https://images.app.goo.gl/mBYm25MJawn2ENxx6>)

Naranjas Navel: Este tipo de naranja son de mayor que las naranjas comunes. Su venta de este tipo de naranja es principalmente en su forma fresca. Las naranjas tipo Navel son generalmente susceptibles al estrés ambiental. En las temperaturas altas de 35 a 40°C durante la producción de flores es un ejemplo de ello, en climas húmedos y esto puede afectar en la pérdida de frutos.

Naranjas Sanguinas: La producción de Naranjas Sanguinas se limita principalmente a zonas de clima mediterráneo para el mercado fresco. Días calurosos y noches frescas resultan en frutos con un color rojo oscuro en la pulpa.

Mandarinas

Las mandarinas pueden ser categorizadas como en “mandarinas comunes” (“tangerinas” y “clementinas”), el tipo Mediterráneo, y Satsumas. Los híbridos naturales con cruces de mandarinas y naranjas, también se incluyen en este grupo. Es principalmente la producción de mandarina para el mercado fresco y segmentos enlatados, ya que son en general más fáciles de pelar y contienen menos semillas que naranjas. El jugo de color oscuro se puede mezclar con otros jugos de cítricos para mejorar el color. (Yara, 2022)

Satsumas: Las Satsumas (“Sunshui Marc”) estas tienen frutos que son más grandes y mucho más fáciles de consumir que otros tipos de mandarina. Comúnmente son de forma ovaladas y un poco aplanadas. Estas se desarrollan bien en áreas frescas y requieren menos calor para llegar a su madurez que las otras mandarinas.



Figura 2.3 Mandarina

Fuente: Metabólica, 2025 (<https://images.app.goo.gl/9zmWbzxMYxUJEpoR8>)

Mandarina mediterránea: A este tipo de mandarina se le conoce como Mandarina Willowleaf. Esta mandarina se cultiva poco debido a que el fruto es pequeño, se daña fácil, y tiene una piel muy suelta y airosa.

Toronja: La producción de esta tiene restricciones climáticas más que las naranjas y mandarinas. La mitad de su producción mundial proviene de los Estados Unidos. La toronja de calidad requiere mucho más calor, es por eso que se desarrolla mejor su producción en climas tropicales y en los subtropicales calurosos y húmedos. En climas mediterráneos son mucho más ácidos, y estas contienen poco jugo y la cascara del fruto es más gruesa.



Figura 2.4 Toronja

Fuente: La Campañita, 2024 (<https://images.app.goo.gl/FWeEZExXJ2JiU9rSA>)

Pomelo: Estos se producen más en Asia sureste y China. Son similares a la familia de la toronja, pero su sabor es mucho más dulce y la cascara más gruesa. (Yara, 2022)

2.1.3 Red Neuronal

La red neuronal artificial es el método que enseña a las computadoras a procesar datos en la misma forma que lo hace el cerebro humano. Esto lleva un tipo de proceso llamado aprendizaje profundo (machine learning), que utiliza las neuronas interconectadas en una estructura de capas que se parece al cerebro humano. Es un sistema adaptable debido a que las computadoras utilizan para poder aprender de sus errores y así mejorar continuamente. Las redes neuronales artificiales es como así intentan resolver muchos problemas complicados.

El cerebro humano es una inspiración para la arquitectura de las redes neuronales artificiales. Las neuronas del cerebro forman una red compleja y con un nivel alto de interconexión y estas envían señales eléctricas entre sí para ayudar a los humanos a procesar la información. De esta manera, la red neuronal artificial está formada por neuronas artificiales y estas trabajan en equipo para resolver un problema. Las neuronas artificiales son los nodos o llamados módulos de software, y las RNA's son programas de software y algoritmos que utilizan sistemas informáticos para resolver cálculos matemáticos. (Amazon, 2021)

Arquitectura de una red neuronal simple

Una red neuronal básica tiene neuronas artificiales interconectadas en tres capas:

Capa de entrada: Los datos del exterior entran en la RNA desde la capa de entrada. Los dichos nodos de entrada procesan los datos, los analizan y los llevan a la capa siguiente.

Capa oculta: Estas toman su entrada de la capa de entrada y de las otras capas ocultas. Las RNA's pueden llegar a tener muchas capas ocultas. Cada capa oculta calcula la salida de la capa anterior, es procesada y la pasa a la siguiente capa.

Capa de salida: Esta capa proporciona el resultado final de todo el proceso de datos que realiza la RNA. Puede tener uno o más nodos, la capa de salida puede estar formada por más de un nodo de salida. (Amazon, 2021)

Arquitectura de una red neuronal profunda

Las redes neuronales profundas, tienen varias capas ocultas y estas con millones de neuronas artificiales conectadas entre ellas. Un denominado peso representa las conexiones entre un nodo y el otro. El peso es un número positivo siempre y cuando un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime al otro. Los nodos o conexiones con valores de peso más altos tienen la mayor influencia en los demás. (Tibco, 2021)

Las redes neuronales profundas pueden designar cualquier tipo de variable de entrada a cualquier tipo de salida. Pero estas necesitan mucho más entrenamiento en comparación a los otros métodos de machine learning. Necesitan millones de ejemplos y procesos de datos de entrenamiento en lugar de los que podría necesitar una red más simple.

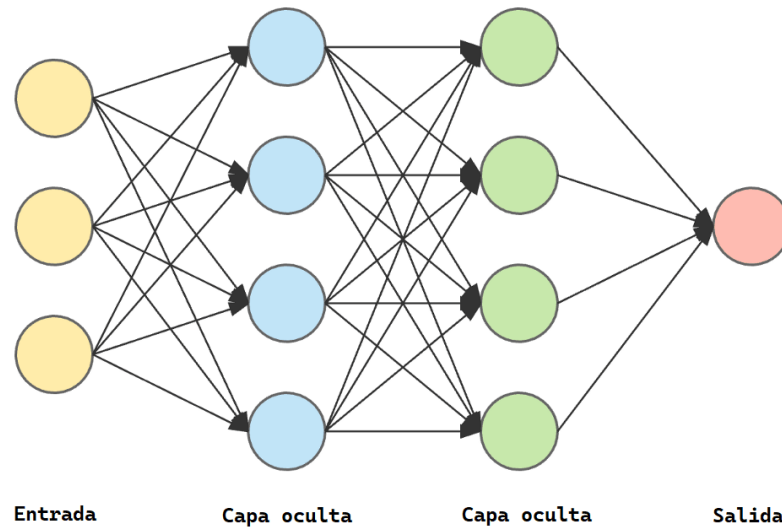


Figura 2.5 Red neuronal y sus capas

Fuente: Lean Componentes, 2025 (<https://images.app.goo.gl/69nGS96umBBBG2Gu8>)

Backpropagation

Se busca ajustar los pesos de cada neurona de tal manera que se minimice el error en las redes neuronales. El algoritmo llamado backpropagation nos dice cuanto de culpa tiene cada neurona del error global realizado.

La forma en que como se calcula el peso que tiene cada neurona en el error relativo es lo que da sentido al algoritmo backpropagation, primeramente esta calcula el peso del error de cada neurona de la última capa y lo va propagando hacia atrás para ver cuanta culpa tiene el resto. Se pondera el reparto del error esto para cada una de las neuronas de la red. Este algoritmo determina la culpa del error, procesando las derivadas parciales de la función de coste con respecto a cada una de las variables. (Calvo, 2018)

2.1.4 Matlab

El sistema de cómputo numérico que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) y este se realiza con un lenguaje de programación propio, se combina un entorno de dicho escritorio perfeccionando su proceso para el análisis iterativo y los procesos de diseño con un lenguaje de la programación que expresa las matemáticas de matrices.

MATLAB es una plataforma optimizada para resolver problemas difíciles de la ingeniería y científicos. El lenguaje está basado en matrices y es la forma más natural del mundo para expresar las matemáticas computacionales. Esta tiene gráficos integrados que facilitan la visualización de los datos y así tener más fácil la obtención de información a partir de ellos. Una vasta librería de toolboxes preinstaladas te permite empezar a trabajar inmediatamente con los algoritmos esenciales. (mathworks, 2022)

2.1.5 Normalización

Organizar los datos de una base de datos se realiza a través de la normalización. Incluye la creación de las tablas y establecimiento de las relaciones entre ellas con reglas diseñadas tanto para resguardar los datos como para realizar la base de datos y sea más flexible al eliminar la redundancia de los datos y las dependencias incoherentes.

Los datos redundantes desperdician el espacio y crean problemas de mantenimiento. Se tienen que cambiar datos que existen en más de un lugar, y se deben cambiar de la misma forma exactamente en todas las ubicaciones. El cambio en la dirección del cliente es más fácil de implementar si estos datos sólo se almacenan en la tabla y no en algún otro lugar de la base de datos. (Microsoft, 2022)

2.1.6 Entrevista

Es una técnica de recolección de información y que además de ser una de las estrategias utilizadas en procesos de investigación, esta tiene un valor en sí misma. Tanto si es elaborada dentro de una investigación, como si es diseñada al margen del estudio sistematizado, tiene características similares y sigue los propios pasos de esta estrategia de recolección de información.

El principal objetivo de la entrevista es recabar la información de forma oral y personalizada sobre los acontecimientos, opiniones de las personas y experiencias. Siempre, participan como mínimo dos personas. Una de ellas tiene el rol de entrevistador y la otra el de entrevistado, generándose entre ambas una interacción en torno a una temática de estudio.
(Folgueiras Bertomeu)

2.1.7 Gráfico de dispersión

Estos gráficos visualizan la relación que se tiene entre dos variables numéricas, de forma que una variable se muestra en un eje X y la otra en el eje Y. Cada registro, se dibuja en un punto donde las variables se intersecan. Cuando los puntos resultantes forman una estructura no aleatoria, existe una relación entre las dos variables. (Laguna, 2014)

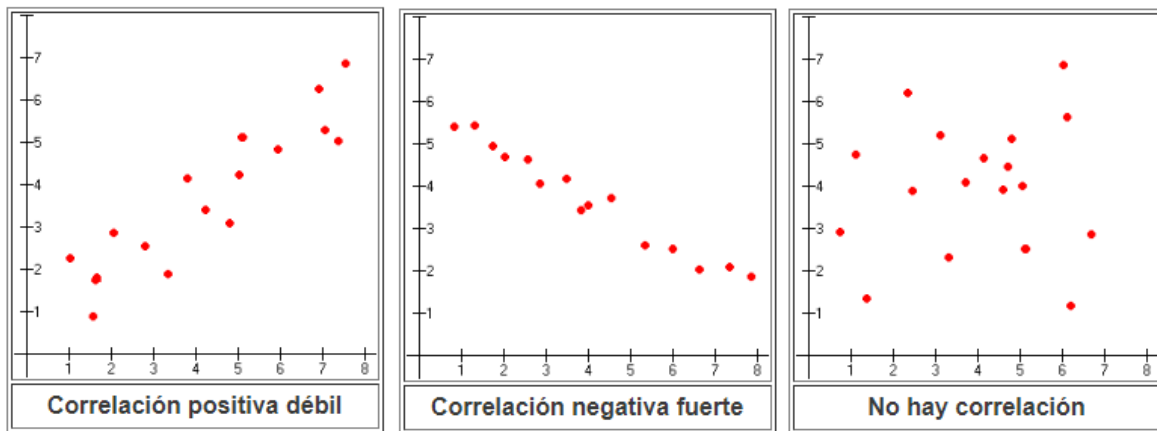


Figura 2.6 Tipos de gráficos de dispersión

Fuente: Data Viz Catalogue, 2023 (<https://images.app.goo.gl/s1H4k6vnFpats3Aw6>)

Cuando la tendencia en general de los puntos sube a la derecha de la gráfica, entonces decimos que existe una correlación positiva entre las dos variables. Si los puntos caen a la izquierda del gráfico, entonces decimos que hay una correlación negativa. Si no hay tendencia general, entonces no hay correlación como lo muestra la Figura 2.6.

Correlación

La correlación tiene como finalidad examinar la proyección y la fuerza de la asociación que se tiene entre dos variables que son cuantitativas. Así mismo se conoce la intensidad de la relación entre ellas, si aumenta el valor de la variable, así también aumenta o disminuye el valor de la otra variable.

Linealidad: El valor que tiene la variable dependiente Y es lineal a la variable explicativa X, de tal manera que los cambios de magnitud constante a diferentes niveles de X se combinan con un mismo del cambio en el valor medio de Y.

Homogeneidad de la varianza: La variable dependiente Y de la varianza es la misma para cualquier valor de dicha variable X, es la diferencia de la media.

Normalidad: Un valor fijo de la variable X, de la variable dependiente Y se sigue una dicha distribución normal.

Independencia: dicha variable Y debe ser independiente de las demás. (Laguna, 2014)

2.1.8 Plagas y enfermedades

Mosca negra de los cítricos

La mosca negra que abunda en los cítricos (*Aleurocanthus woglumi*), es un insecto que pertenece a la familia de los hemípteros. Esta es una especie de rango amplio de los hospederos asociados a las más de 300 especies de las diversas familias y tipos de plantas, entre ellas el mango, el aguacate, el durazno, la granada, la guayaba, etc. Esto es originario de Asia, África, Oceanía y América. El ciclo biológico de la mosca negra de los cítricos se completa en un período de 8 a 16 semanas de acuerdo con las condiciones climáticas de la zona donde se desarrolla. Los huevos son depositados comúnmente en una forma típica de espiral en el envés de las hojas de la planta hospedera. Una hembra pone más de 100 huevos durante su vida de adulto que es de aproximadamente 10 días.

Como todo insecto chupador, se instala en el envés de la hoja donde succiona la savia de la planta liberando como producto de la succión, savia azucarada que posibilita el crecimiento de la fumagina, un hongo saprófito no fitoparásito que se desarrolla exclusivamente en presencia de exudados de insectos. Estos exudados provocan, bajo condiciones de alta infestación, un aspecto carbonoso negruzco sobre todo los tejidos que reciben el exudado, reduciendo drásticamente la superficie fotosintética de la planta, afectando drásticamente la producción y la calidad de la fruta, las que queda total o parcialmente ennegrecida. (Gonzáles Segnana & Tullo Arguello, 2019)



Figura 2.7 Ninfas de la mosca negra en el envés de la hoja

Fuente: Senave, 2017 (<https://images.app.goo.gl/13iBXaBowHCsCt8YA>)

Pulgones

Los pulgones son una especie de artrópodos del tipo insecto que pertenece al orden Hemíptera y estos se especializan en chupar la savia que se encuentra en las plantas de los cítricos. Las especies que predominan en el país son: *Toxoptera citricidus* Kirkaldy y *T. Aurantii* B. de F.

Estos pulgones se distribuyen en colonias sobre todas las hojas jóvenes y de todos dichos brotes tiernos que son recién formados, y así como también sobre las mismas flores. La necesidad que estos tienen para desarrollarse los obliga a consumir una gran cantidad de savia, y que en su mayor parte esta es excretada al exterior y debido a la riqueza de azúcares que la savia posee, esto conlleva a la presencia de melaza sobre las hojas, y la que se convierte en el desarrollo de la fumagina (*Capnodium citri* Berk) y es alimento de otros insectos como las hormigas. Cuando se observa mucho movimiento de las hormigas en un cultivo, es que estos están siendo colonizados por los pulgones ya que establecen una asociación de colaboración mutua en donde las hormigas protegen a los pulgones de sus predadores y estas a cambio obtienen la melaza como alimento. (Figura 2.8) (González Segnana & Tullo Arguello, 2019)



Figura 2.8 Pulgones causando la típica

Fuente: Syngenta, 2024 (<https://images.app.goo.gl/iJ2fdXL3Y3UoRMwb6>)

Huanglongbing (HLB) o Greening

El HLB en los cítricos es una enfermedad, que es muy importante de este género en todo el mundo afectando a países importantes en la producción de frutos cítricos como lo es Brasil y Estados Unidos. Esta es causada por una bacteria (*Candidatus liberobacter asiaticus*) que se produce en los vasos que conducen la savia elaborada y transmitida por un pequeño insecto hemíptero (psílido) o mejor conocido como *Diaphorina citri* que se hospeda en las plantas de la familia de la rutácea, principalmente a los cítricos como las Naranjas, mandarinas, pomelos, limas ácidas, limones y las plantas de mirto. El ciclo del huevo a adulto dura 15 días en el verano y se tiene que puede durar hasta 40 días en el invierno. (Gonzáles Segnana & Tullo Arguello, 2019)



Figura 2.9 Frutos con lesiones provocadas por la bacteria.

Fuente: Federcitrus, 2019 (<https://images.app.goo.gl/aNbN2fkf8ninC7PH7>)

2.1.1 Feed-Forward Backpropagation

Feed-Forward

La red neuronal Feed-Forward es una RNA en la que sus conexiones entre nodos no conforman un ciclo. Lo que es opuesto a una red neuronal de retroalimentación, ya que es una red neuronal recurrente, en la que las vías se ciclan. El modelo feed-forward es una forma simple de red neuronal, debido a que la información solo se procesa en una sola dirección. Los datos pueden fluir a través de los múltiples nodos ocultos, siempre se moverán en una sola dirección y nunca hacia atrás.

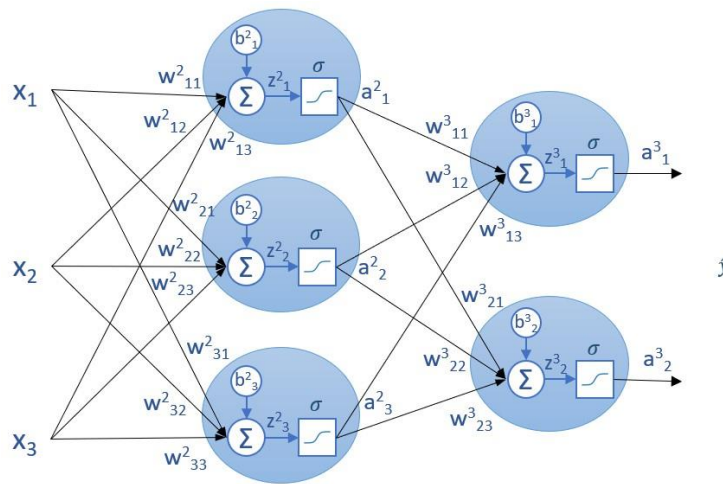


Figura 2.10 Red neuronal Feed-Forward

Fuente: Interactive Chaos, 2025 (<https://images.app.goo.gl/RH77eNgrfzxN3NSh7>)

La red neuronal Feed-Forward es comúnmente vista en su forma más simple como un perceptrón de sola una capa. En este modelo Feed-Forward, una serie de las entradas se ingresan a la capa y se multiplican por pesos. Cada valor se suma para obtener dichas sumas de los valores de entrada en forma que se encuentren ponderados. La suma de los valores ponderados está por encima del umbral específico, regularmente establecido en cero, y el valor producido de esta suma suele ser 1. Si la suma cae por debajo de dicho umbral, el valor de salida es -1. El perceptrón de la capa única es un modelo relevante de las redes neuronales de alimentación directa y esta se utiliza a menudo en las tareas de clasificación. (Davim, 2011)

Backpropagation

El termino de retropropagación es un algoritmo que es ampliamente utilizado para el entrenamiento de las redes neuronales feed-forward. Esta calcula el gradiente de una función de pérdida con respecto a los pesos de una red. Esta es muy eficiente, en lugar de directamente calcular el gradiente relativo a cada dicho peso de la red. Esta eficiencia que tiene hace que sea posible utilizar métodos de gradiente para el entrenamiento de las redes multicapa y así actualizar los pesos para la pérdida mínima. Se utilizan a menudo variantes como el descenso de la gradiente y el descenso de gradiente estocástico.

El algoritmo de la retropropagación funciona cuando está calcula el gradiente de la función de la pérdida con cada peso mediante la regla de la cadena, calculando el gradiente capa por capa y así iterando hacia atrás desde la última capa para poder evitar cálculos redundantes de los términos intermedios en dicha regla de la cadena. (geeksforgeeks, 2023)

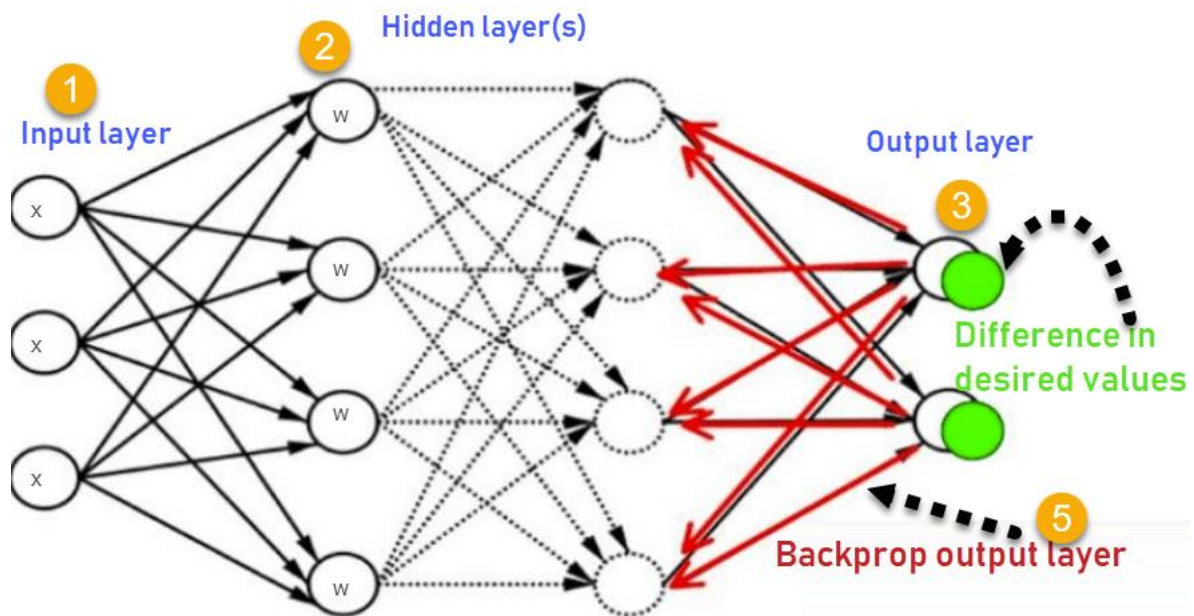


Figura 2.11 RNA Backpropagation

Fuente: Medium, 2023 (<https://images.app.goo.gl/PUq2azZavU9z9JoK9>)

2.1.2 Variables de impacto con el algoritmo de Garson

El algoritmo de Garson se utilizó para la determinación de la RC (Contribución Relativa) que tienen las variables de entrada con la RNA. Este dicho algoritmo calcula un coeficiente de importancia que tienen en relación con los pesos y la conexión entre las neuronas de una capa oculta y la de salida.

$$RC = \frac{\frac{\sum_{j=1}^n W_{ij} V_{jk}}{\sum_{k=1}^n W_{ij}}}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^n \frac{W_{ij} V_{jk}}{\sum_{i=1}^n W_{ij}}} \quad Ec. 1$$

Fuente: Ecuación del algoritmo de Garson.

Donde las variables i, j, k, estas respectivamente, se define a las neuronas de la capa de entrada, la capa oculta y a la capa de salida; W_{ij} 's son los pesos de la conexión entre la capa de entrada y la neurona de la capa oculta, V_{jk} se refiere a los pesos de la conexión entre la capa oculta y dichas neuronas de la capa de salida, la variable n es el número total de las neuronas que se tienen en la capa de entrada, y la variable m es el número total de las neuronas de la capa de salida. Si se aplica la fórmula que se describió anteriormente podremos ver cuáles son las variables que tienen una mayor contribución relativa para determinar el riesgo de contraer una IN. (Maozhun & Ji, 2017)

2.1.3 Análisis de medias con prueba T-Student.

La prueba T es una de las herramientas de la estadística que es utilizada para comparar la media que tienen dos grupos de datos y así determinar si son diferentes. La prueba t, puede obtener un valor que indica la diferencia entre las medias de dos grupos es significativa. La prueba T-Student es una técnica utilizada para determinar si la media de una dicha muestra es estadísticamente diferente a una media poblacional conocida o hipotética.

Esta se basa en un cálculo de la estadística t, esta se obtiene dividiendo la diferencia entre la media de una muestra y la media hipotética por una desviación estándar de la muestra dividida por la raíz cuadrada del tamaño de la muestra.

Tenemos que si el valor de la estadística t que se calcula es mayor que dicho valor crítico de t este se obtiene de una tabla de la distribución T-Student el nivel de significancia determinado y grados de libertad cuando es $(n-1)$, esta rechaza la hipótesis nula de que las dos medias son significativamente iguales y se determina que se tiene evidencia suficiente para afirmación que la media de la muestra es dichamente diferente a la media hipotética o conocida

La prueba t-Student para una muestra significativa es una gran herramienta para el análisis, si una muestra de los datos es representativa de una población más grande y para así determinar si tiene una desigualdad entre la media de una muestra y dicha media poblacional es significativa de la vista estadística. (Ortega, 2023)

CAPÍTULO III. ESTADO DEL ARTE

A continuación, se presenta una revisión del estado del arte relacionado con la aplicación de sistemas de redes neuronales artificiales para la predicción de NPK y del rendimiento de naranja. El estado del arte comprende artículos publicados entre los años 2006 hasta el 2022:

Caraballo en 2015 propone la predicción del rendimiento de un cultivo de naranja Valencia mediante GRNN donde la base de datos estuvo constituida por las concentraciones de nitrógeno, fosforo, potasio, calcio, y magnesio, así como los rendimientos de 78 árboles, donde la predicción arroja el rendimiento más exacto de $(0.51 \text{ kg} * \text{árbol}^{-1})$. *(Hernández Caraballo, 2015)*

Helong y colaboradores en 2010 propone una red neuronal que utiliza como datos de entrada el nivel de nutrientes del suelo y la tasa de fertilización, el rendimiento se toma como salida del modelo. Se transformo el cálculo de la tasa de fertilización en la resolución de un problema de programación y se puede utilizar para así calcular la tasa de fertilización con el mejor rendimiento y el máximo beneficio. La red está estructurada por 7 neuronas en la capa oculta con el algoritmo Backpropagation. El RMSE (error cuadrático medio) del método multiplicador de Lagrange y la subred óptima son respectivamente 0,98 y 1,80. *(Helong, Dayou, & Guifen, 2010)*

La red neuronal propuesta en el artículo de Yuhong (2019) propone un modelo para la predicción del rendimiento de los cultivos, se desarrolló con una red neuronal Backpropagation (BP) con variables de entrada de NPK y se llevó a cabo en Matlab. Los pesos se determinan de forma iterativa y el valor inicial es aleatorio en la red neuronal de BP, lo que crea irreproducibilidad de la red; en otras palabras, los resultados después de varias ejecuciones con los mismos datos de rendimiento siempre son diferentes. *(Yuhong, y otros, 2019)*

Xujun y colaboradores en 2006 proponen la estimación del rendimiento de los cítricos a partir de imágenes hiperespectrales aérea del cual se seleccionó un algoritmo de red neuronal de retropropagación para seleccionar la reflectancia promedio con el rendimiento de cítricos de árboles individuales. El modelo que mejor se ajustó a la predicción fue el del mes de mayo. Estos resultados demostraron que el modelo de red neuronal puede funcionar

bien para los datos hiperespectrales observados en una temporada específica y sugieren un potencial de uso de la teledetección hiperespectrales aérea para predecir el rendimiento de los cítricos. *(Xujun, Kenshi, Leroy Ortega, Shin-Ichi, & Akira, 2006)*

El objetivo principal de este estudio fue la determinación de un modelo adecuado para la previsión del rendimiento y los índices económicos de la producción de mandarina, en el cual se utilizó una red neuronal artificial (RNA). Se utilizó un algoritmo de propagación inversa para el entrenamiento del modelo RNA y el algoritmo de aprendizaje de Levenberg-Marquardt donde la red estaba constituida por (10-8-5) neuronas, los resultados mostraron que el uso de energía promedio y el rendimiento de la producción de mandarina fueron 27,873 MJ ha⁻¹ y 25,740 kg ha⁻¹ además el mejor índice de determinación fue de 0.971, 0.954, 0.983, 0.991 y 0.973 para el rendimiento de mandarina, la relación costo-beneficio, la productividad, el retorno neto y la intensidad energética, respectivamente. *(Ashkan Navavi & Farhad Fatehi, 2014)*

Olaniyan y colaboradores aportan un estudio en base a las redes neuronales artificiales para la aplicación automática de fertilizante y agua a plantas de tomate. Este sistema se da a base del nitrógeno, fósforo y el potasio contenido en el suelo. Las imágenes de la planta que alimentan el sistema fueron adquiridas usando cámara y además del sensor de NPK utilizado para medir el fertilizante disponible en cada etapa de las plantas de tomate. Para doce experimentos que se realizaron, se logró una precisión del 91.67%. *(Olaniyan, Adegboye, & Omodunbi, 2018)*

Este trabajo define los macronutrientes necesarios para el crecimiento de los cultivos del sector agrícola de Filipinas, este modelo de predicción se basa en la colorimetría del Ph con una red neuronal restringida de Boltzmann (RBNN) y una red neuronal profunda (DNN). Los resultados evaluados tuvieron un mejor desempeño en la predicción de macronutrientes primarios. *(Amora, Deocadiz, Sañejo, & Santiago, 2022)*

El trabajo de Reza Ramezanpour & Farajpour, aporta los macronutrientes necesarios para un mejor rendimiento del banano, dicho modelo está constituido por una red neuronal de regresión generalizada (GRNN), la red neuronal se alimenta del nitrógeno, potasio y magnesio, así como del rendimiento y longitud del fruto. Los resultados confirmaron que se podía lograr un alto rendimiento de la planta reduciendo los fertilizantes químicos con una reducción de los macronutrientes químicos en un 65, 44 y 62% de N, K Y Mg. *(Reza Ramezanpour & Farajpour, 2022)*

Aravindhar y JuhiReshma proponen un sistema de recomendación para predecir la cantidad de fertilizantes para un cultivo de plátano utilizando redes neuronales artificiales con el algoritmo de aprendizaje deep learning, con variables que alimentan al modelo como las zonas de investigación, pH, y macronutrientes. Los resultados del modelo mostraron un 92.86% de aceptación de los valores promedio de las predicciones. *(Aravindhar & JuhiReshma , 2021)*

Este estudio aporta un modelo de predicción del NPK en el suelo para los cultivos, dicho modelo es realizado con una red neuronal artificial y una red neuronal infrarroja donde considera los macronutrientes NPK a través de un análisis químico y los espectros de absorbancia. El análisis de regresión muestra un R de entrenamiento de 0.998, R de prueba 0.996 y un R general de 0.998. *(Macabiog & Fadchar, 2020)*

En las aportaciones de Du aplico un modelo de red neuronal de regresión generalizada para la predicción de nitratos en el suelo, las variables de entrada fueron parámetros de liberación controlada, incluido el espesor de la membrana, la temperatura, el radio de los gránulos y la concentración saturación de nutrientes, en la salida fueron los perfiles de liberación de nitrato, sus resultados alcanzados demostraron que la predicción de la red se ajustó muy bien a los datos observados y se determinó que el espesor de la membrana es la variable de mayor impacto. *(Du, Tang, Zhou, Wang, & Shaviv, 2008)*

En la investigación existe más de sesenta modelos de fertilización la mayoría contradicen la producción real Yu utiliza modelado de fertilización de precisión e implementa redes neuronales con el método de agrupamiento de K medias para elegir las redes optimas, en este trabajo se utiliza como entradas al sistema, el nivel de nutrientes del

suelo y la tasa de fertilización, y el rendimiento como salida, sus resultados demuestran que un conjunto de redes neuronales es tiene un mejor desempeño que el obtenido con redes neuronales individuales. (Yu, Liu, Chen, Wan, & Yang, 2010)

Otro de los trabajos de investigación es el de Wang que propone un método para la optimización de redes neuronales y mejorar los porcentajes de regresión en los ajustes de modelos de funciones en los datos experimentales aplicado en la siembra de maíz, y, después del ajuste, se utilizó el método de optimización obteniendo resultados en la densidad de siembra de $9,32 \times 10^4$ plantas/hm², la tasa de aplicación de N fue de 139,5 kg/hm², la tasa de suministro de P₂O₅ fue de 85,4 kg/hm² y la tasa de aplicación de K₂O fue de 70,8 kg/hm². El rendimiento óptimo fue de 16 308,53 kg/hm², mayor al rendimiento más alto de 16 009,00 kg/hm² donde supera a cualquier de regresión cuadrática. (Wang, Dong, Wu, & Fang, 2017)

CAPÍTULO IV. METODOLOGÍA

4.1 Metodología

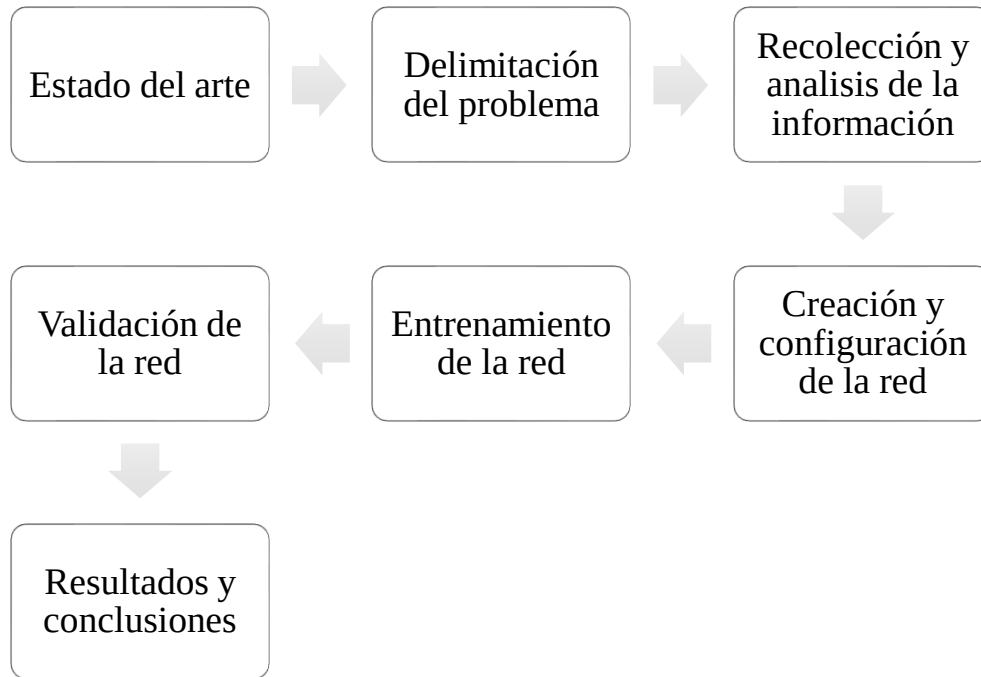


Figura 4.1 Diagrama de flujo de la metodología del proyecto

Fuente: Diagrama realizado por el autor.

4.2 Delimitación del problema

La región de Álamo es considerada la que más producción de naranja obtiene a nivel nacional, la cual no es la que mejor rendimiento por hectárea obtiene, por tal motivo con la ayuda de una red neuronal llevada a cabo en el software Matlab se estimaran los macronutrientes NPK necesarios para obtener los mejores rendimientos en la producción de naranja, así como el rendimiento como variable de salida con base a la información obtenida de los agricultores e investigaciones anteriores.

4.3 Recolección y análisis de la información

4.3.1 Definición de variables

Tabla 4.1 Definición de variables utilizadas en el desarrollo del proyecto

Num. de variable	Variable	Definición	Unidad de medida utilizada	Tipo	Intervalos - clasificación
1	Nitrógeno (N)	El nitrógeno es considerado como el elemento más importante en la nutrición de cítricos, debido a su marcado efecto en el crecimiento del árbol y en la producción y calidad de la fruta.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 353.5
2	Fósforo (P)	El fosforo es componente de enzimas, nucleoproteínas, fosfolípidos, ATP y otros compuestos que intervienen en la formación de órganos reproductores.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 200

3	Potasio (K)	El potasio es uno de los nutrientes más críticos para estimular el crecimiento del árbol de cítricos y los rendimientos. El tamaño de las aplicaciones de potasio puede incrementarse para satisfacer la demanda en periodos con mayor demanda.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 350
4	Calcio (Ca)	El Calcio promueve el desarrollo del sistema radical de la planta, forma parte de la pared celular y desempeña un papel importante en la división celular y el crecimiento vegetativo.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 105.5
5	Azufre (S)	Fertilizaciones de azufre se destinan usualmente para influenciar el cuajado del fruto.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 68.63
6	Potencial de hidrogeno (Ph)	Es una medida para determinar el grado de alcalinidad o acidez de una disolución. Con el pH determinamos la concentración de hidrogeniones en una disolución.	Numérico	Cuantitativo	0 a 14

7	Edad Promedio del árbol	Edad promedio de árboles de naranja de cada entrevista en la región de Álamo y parte de Tuxpan.	Años	Cuantitativo	0 a 60
8	Altitud	Altitud de los terrenos dedicados a la producción de naranja.	msnm	Cuantitativo	0 a 270
9	Temperatura	Temperatura de las zonas entrevistadas.	C°	Cuantitativo	5 a 37
10	Pendiente	Nivel de inclinación del terreno representado en porcentajes.	%	Cuantitativo	0 a 8.6
11	Radiación Solar	Nivel de radiación solar expuesta de los terrenos con respecto a las zonas.	h/día	Cuantitativo	10.86 a 13.4
12	Precipitación	Índice de lluvia anual en la región.	mm	Cuantitativo	29 a 263
13	Diaforina	Es un pequeño insecto hemíptero (psilido) Diaphorina citri que tienen como hospedero a plantas de la familia de la rutácea, principalmente a los cítricos.		Binario	0 a 1
14	Ácaros	los ácaros de la fruta atacan principalmente en la etapa temprana de desarrollo de la planta y la parte más afectada		Binario	0 a 1

		es el nervio central de la hoja porque es ahí donde deposita los huevos e interrumpe el desarrollo de las hojas.			
15	Mosca de la fruta	La mosca de los cítricos (Aleurocanthus woglumi) es un insecto perteneciente a la orden de los hemípteros. Se instala en el envés de la hoja donde succiona la savia de la planta		Binario	0 a 1
16	Zona	La zona que se aplicó el estudio en la región de Álamo y Tuxpan.	Lugares investigados	Cualitativo	Ojite Dr. Montes de Oca Temapache Xuchitl Km treinta y tres San Miguel Potrero del Llano
17	Rendimiento	La producción que se obtiene por hectárea.	Kg/hectárea	Cuantitativo	0 a 16
18	Índice de severidad de sequia	Nivel de sequía de los terrenos en la pasada y actual cosecha 2021 – 2022.	Intervalos	Cualitativo	Moderado Muy Fuerte

19	Textura	Tipo de suelo en el terreno que se destina para la producción de naranja.	Cualidad del suelo	Cualitativo	Arcilloso Franco Arcilloso Franco Arenoso
20	Drenaje externo	Característica del suelo en el terreno con respecto a la permeabilidad externa y absorción del agua.	Intervalos	Cualitativo	Malo Moderado Bueno
21	Drenaje Interno	Propiedad del suelo en la correcta humedad del terreno para que sea aprovechada por el árbol.	Intervalos	Cualitativo	Malo Moderado Bueno

Fuente: Tabla creada por el autor.

4.3.2 Entrevista

Las variables que requiere el proyecto son propiedades químicas y físicas del suelo, en donde se debe aplicar una entrevista a los agricultores con respecto a las variables de las que se obtienen los datos y características necesarias del terreno. La entrevista se realizó en la zona de Álamo y Tuxpan.

Entrevista realizada

PROPIEDADES FÍSICAS DEL SUELO

De acuerdo temporadas de lluvias, riego del terreno:

1. ¿Cómo considera que es el drenaje externo del suelo?

Bueno

Moderado

Malo

2. ¿Cómo considera que es el drenaje interno del suelo?

Bueno

Moderado

Malo

3. ¿Cómo considera el índice de sequía del terreno en estos últimos años?

Leve

Moderada

Muy Fuerte

4. ¿Qué profundidad tiene un árbol de naranja con base a su experiencia?

5. ¿Cómo definiría la textura del suelo del terreno?

Franco-arcilloso

Arcilloso

Franco-arenoso

6. ¿Conoce la pendiente de su terreno y que porcentaje o grados de inclinación tiene?

7. ¿Qué niveles de pH presentan sus suelos?

8. ¿Aproximadamente con cuantas hectáreas cuenta para la siembra de maíz?

PROPIEDADES QUÍMICAS DEL SUELO

1. ¿Utiliza algún tipo de fertilizante en el terreno; para un mayor desarrollo de los cultivos agrícolas? Si su respuesta es sí, explique qué tipo de fertilizante utiliza:
2. ¿Aproximadamente cuál es el precio del fertilizante que utiliza?
3. ¿Cada cuánto tiempo aplica fertilizante?
4. ¿Cuál es la cantidad de fertilizante que aplica en sus cultivos (costales/hectáreas, kg/metro, etc.)?
5. ¿El fertilizante es aplicado manualmente, con alguna maquina o herramienta? ¿Si se aplica con máquina, cuantos litros por hectárea consume de combustible la maquina?
6. ¿Aplica algún sistema de riego?
7. ¿Actualmente tiene un control de nutrientes de los cultivos?
8. Aplica algún control contra plagas. Si la respuesta es sí. ¿Qué plaguicidas o pesticidas usa, en qué cantidad y cada cuánto tiempo?
9. ¿Cuántos años tiene sus árboles de naranja?
10. Además de los plaguicidas. ¿Utiliza algún otro agroquímico (por ejemplo: rodenticidas, herbicidas o etc.)?
11. ¿Qué tipo de plagas son comunes en su cultivo?
12. ¿En cuánto se reduce su rendimiento si le cae la plaga?
13. ¿Utiliza algún método natural para controlar la plaga o hierba?
14. ¿Cuánto desperdicio se genera al levantar la cosecha del cultivo?
15. ¿Tiene alguna utilidad el desperdicio generado?

PRODUCCIÓN

1. ¿Cuál es el tiempo ciclo de producción de naranja?
2. ¿Cuánta producción de naranja obtiene al final de la cosecha (toneladas/ hectárea o etc.)?
3. Para la recolección de la cosecha final ¿Se lleva a cabo manualmente o utiliza alguna maquinaria?

PROPUESTAS DEL AGRICULTOR

1. ¿Qué información cree que sea necesaria, para poder obtener una mejor cosecha en su terreno?
2. De acuerdo a su experiencia como agricultor. ¿Que considera necesario aplicar o hacer en el cultivo, para que este nos brinde buenos resultados?
3. Alguna propuesta de mejora o información que dese agregar a esta entrevista.

En la entrevista se obtienen puntos muy importantes para la elaboración de una base de datos de los cuales se tiene las propiedades químicas y físicas del suelo, información de la producción y propuestas del agricultor.

4.3.3 Base de datos

La concentración de la información se obtuvo de la entrevista aplicada anteriormente la cual es necesaria para alimentar el software de Matlab. Los datos recabados en el programa Excel se analizan con respecto a sus diferentes variables.

La base de datos está constituida por las zonas donde se realizó la entrevista en las comunidades de la región (Ojite, Dr. Montes de Oca, Temapache, Xuchitl, Km treinta y tres, San Miguel y Potrero del Llano.), esta entrevista se aplicó a 66 agricultores como lo muestra la Tabla 4.2.

Tabla 4.2 Numero y zona de la base de datos

No.	Zona
1	Ojite
2	Ojite
3	Ojite
4	Ojite
5	Ojite
6	Ojite
7	Ojite
8	Dr. Montes de Oca
9	Dr. Montes de Oca
10	Dr. Montes de Oca
11	Dr. Montes de Oca
12	Dr. Montes de Oca

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

Las plagas de la región que se consideraron en la base de datos son las que más relevancia tiene para los agricultores, de las cuales son la diaforina, ácaros y la mosca de la fruta. En esta sección de plagas y enfermedades se llenó en forma binaria dependiendo de los agricultores que las tenían en sus árboles, así como lo muestra la Tabla 4.3.

Tabla 4.3. Plagas en la producción de naranja

PLAGAS		
Diaforina	Ácaros	Mosca de la fruta
1	0	1
1	0	1
1	0	0
1	0	1
1	0	0
1	1	0
1	0	0
1	0	0
1	1	0
1	0	1

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

La Tabla 4.4 muestra los datos recabados de las propiedades físicas del suelo de las cuales tenemos la temperatura anual en grados Celsius, la precipitación anual en mm, la radiación solar al año, estos datos se obtuvieron de una página web que contiene las condiciones meteorológicas con estadísticas anuales a través de datos históricos y actuales. El índice de severidad de sequía fue establecido por los agricultores. (Diebel, Norda, Kretchmer, & Kretchmer)

Tabla 4.4. Propiedades físicas del suelo (temperatura anual, precipitación anual, radiación solar, índice de sequía y pendiente.)

Altitud (msnm)	Drenaje externo	Drenaje interno	Edad promedio de los arboles	Textura
30	Moderado	Moderado	25	Arcilloso
46	Moderado	Moderado	20	Franco Arcilloso
56	Bueno	Bueno	20	Franco Arcilloso
27	Moderado	Moderado	15	Franco Arcilloso
31	Moderado	Moderado	10	Franco Arcilloso
34	Moderado	Moderado	30	Arcilloso

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

La Tabla 4.5 muestra el complemento de las variables de las propiedades físicas del suelo como es la altitud (msnm). El drenaje externo e interno fue establecido por los agricultores, la edad de los árboles de naranja se definió por el promedio considerado. La textura del suelo la establecieron los agricultores.

Tabla 4.5. Propiedades físicas del suelo (altitud, drenaje externo e interno, edad promedio y textura)

Temperatura anual (°C)	Precipitación anual (mm)	Radiación solar (hrs/año)	Índice de severidad de sequia	Pendiente (Porcentaje)
28.083	1374.4	157.4	Moderado	4.83%
28.083	1374.4	157.4	Muy Fuerte	1.00%
28.083	1374.4	157.4	Muy Fuerte	1.55%
28.083	1374.4	157.4	Moderado	7.31%
28.083	1374.4	157.4	Moderado	1.54%
28.083	1374.4	157.4	Muy Fuerte	1.97%

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

La altitud y la pendiente del terreno se obtuvo a través del programa (Google Earth, 2022) como lo muestra la Figura 4.2, donde se tiene las alturas promedio y pendientes, así como distancias y área del terreno.

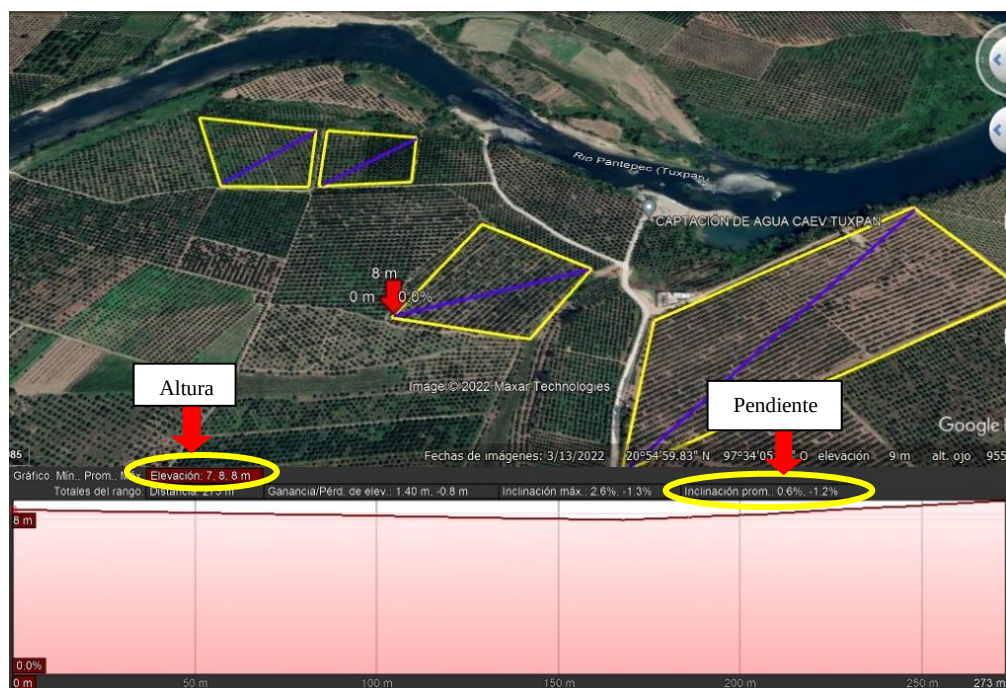


Figura 4.2. Altura y pendiente del terreno en (Google Earth, 2022)

Fuente: Imagen extraída del programa Google Earth, 2022

Las propiedades químicas del suelo se colocaron en esta sección de la Tabla 4.6 donde se tiene el pH en los suelos, este dato se obtuvo a través de la entrevista e información de un estudio de los suelos de Álamo debido a que algunos agricultores no conocían este dato, se generalizo en algunos casos el pH de las mismas zonas donde si se conocía el nivel de pH.

Tabla 4.6. Propiedades químicas del suelo en la región.

PROPIEDADES QUÍMICAS DEL SUELO					
pH	Nitrógeno N (kg/ha)	Fosforo P (kg/ha)	Potasio K (kg/ha)	Calcio Ca (kg/ha)	Azufre SO ₄ (Kg/ha)
7.1	165	118.125	136.875	10	0
7.4	150.5	78.75	112.5	10	32
6.2	353.5	157.5	225	0	64
6.6	225.75	150	168.75	30	48
7.2	311	150	157.5	105.5	64
7.2	93	78.75	112.5	10	32

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

Los macronutrientes (nitrógeno, fosforo, potasio, calcio y azufre) se estimaron con la ayuda de la entrevista, de acuerdo con la entrevista se mencionaron los fertilizantes que se ocuparon en la producción de naranja al año, con ello se diseñó en una hoja de cálculo una plantilla para estimar los valores de estos nutrientes. La unidad de medida que se utilizo es en kilogramos por hectárea, debido a que los resultados de la entrevista dicen que la mayoría de los agricultores le aplican de 1 a 0.5 kg del fertilizante de Urea, Triple 17, Bayfolan, Sulfamin y entre otros. Se considero un promedio de 250 árboles por hectárea para este cálculo, ya que es lo que más respondieron los productores que tenían por hectárea. La Tabla 4.7 muestra los fertilizantes utilizados y los porcentajes de nutrientes que aportan.

Tabla 4.7. Fertilizantes y sus porcentajes de nutrientes.

	Urea	Triple 17	Sulfamin	Bayfolan	Fosfato Diamónico	Super Fosfato de calcio Triple	Cloruro de potasio	Sulfato de potasio	Nitrato de Calcio
Nitrógeno	46.0%	17.0%	21.0%	24.0%	18.0%	0.0%	0.0%	0.0%	15.4%
Fosforo	0.0%	17.0%	0.0%	17.0%	46.0%	46.0%	0.0%	0.0%	0.0%
Potasio	0.0%	17.0%	0.0%	13.0%	0.0%	0.0%	60.0%	50.0%	0.0%
Azufre	0.0%	0.0%	24.0%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	18.0%	0.0%
Calcio	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	11.0%	0.0%	0.0%	25.6%

Fuente: Tabla creada por el autor, porcentajes NPK por cada fertilizante aplicado.

En la hoja de cálculo se seleccionó los fertilizantes que se ocupan en la producción de naranja de los agricultores como lo muestra la Tabla 4.8 esto ayuda a la obtención de los kilogramos por hectárea ya que el cálculo se basa en la cantidad de fertilizante que se aplica por árbol en el ciclo de producción.

Tabla 4.8. Fertilizantes Utilizados por los agricultores.

	Urea	Triple 17	Sulfamin	Bayfolan	Fosfato Diamonico	Super Fosfato de calcio Triple	Cloruro de potasio	Sulfato de potasio	Nitrato de Calcio
1	1			1	1		1		0
2	1	1		1	1		1		1
3	1	1	1	1	1		1		1
4	1	1		1	1		1		1

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la encuesta de aplicación de fertilizante.

La base de datos está constituida por 5 nutrientes que son los que más se encuentran en la producción de naranja, de los cuales solo destacan 3, los NPK con una mayor cantidad por hectárea.

4.4 Creación y configuración de la red

4.4.1 Arquitectura de las RNA's para los modelos NPK y Rendimiento

En el software Matlab se desarrolla la RNA para predecir la tasa óptima de fertilización NPK. Previo al diseño de la RNA, fue necesario filtrar la información de variables cualitativas (categóricas) a variables cuantitativas, como se muestra en la Tabla 4.9.

Tabla 4.9. Variables categóricas

Variable	Categoría	Filtro
<i>Zona</i>	Ojite	1
	Dr. Montes de Oca	2
	Temapache	3
	Xuchitl	4
	Km treinta y tres	5
	San Miguel	6
	Potrero del Llano	7
<i>Índice de sequia</i>	Moderado	1
	Muy fuerte	2
<i>Textura</i>	Franco Arenoso	1
	Franco Arcilloso	2
	Arcilloso	3
<i>Drenaje Externo</i>	Malo	1
	Moderado	2
	Bueno	3
<i>Drenaje Interno</i>	Malo	1
	Moderado	2
	Bueno	3

Fuente: Tabla creada por el autor, extracto de la base de datos de las propiedades del suelo.

Variables NPK

En la ventana de comandos (command window) de Matlab, se agregó la base de datos a la que se asignó el nombre de “fertilizante”, como se observa en la Figura 4.3. Las variables de entrada de esta red son 18 y 3 las variables de salida son los tres macronutrientes NPK, los datos de la variable se transpusieron en sentido horizontal debido a que el programa trabaja bajo este formato. A continuación, en la Figura 4.3 se muestra lo descrito anteriormente.

Command Window										
>> Fertilizante =[1 1 0 1 28.083 1374.4 157.4 1										
1	1	0	1	28.083	1374.4	157.4	2	0.01	46	2
1	1	0	0	28.083	1374.4	157.4	2	0.015503876	56	
1	1	0	1	28.083	1374.4	157.4	1	0.073076923	27	
1	1	0	0	28.083	1374.4	157.4	1	0.015384615	31	
1	1	1	0	28.083	1374.4	157.4	2	0.019685039	34	

Figura 4.3 Red neuronal (Matlab 2014)

Fuente: Imagen extraída del programa Matlab, 2014 (Base de datos cargada en el programa)

Entradas = Fertilizante (:,1:18)' Ec. 2

Salidas = Fertilizante (:,19:21)' Ec. 3

Entradas = Todas las variables de entrada de la red en este caso 18

Salidas = Todas las variables de salida para este caso 3 (NPK)

La red neuronal de Matlab necesita que sus datos sean normalizados y para eso se aplicaron las fórmulas que se muestran a continuación, el comando `nntool` abre una ventana del software para empezar a configurar y entrenar la red.

[min,max] = mapminmax (Entradas); Ec. 4

[min,max] = mapminmax (Salidas); Ec. 5

Min = Mínimos *Max* = Máximos

Entradas = Las variables de entrada de la red

Salidas = Las variables de salida de la red

La red de entrenamiento se configuro con las entradas y salidas en la ventana de entrenamiento, en donde podemos acceder a los datos de entradas y salidas, así como la configuración de la red.

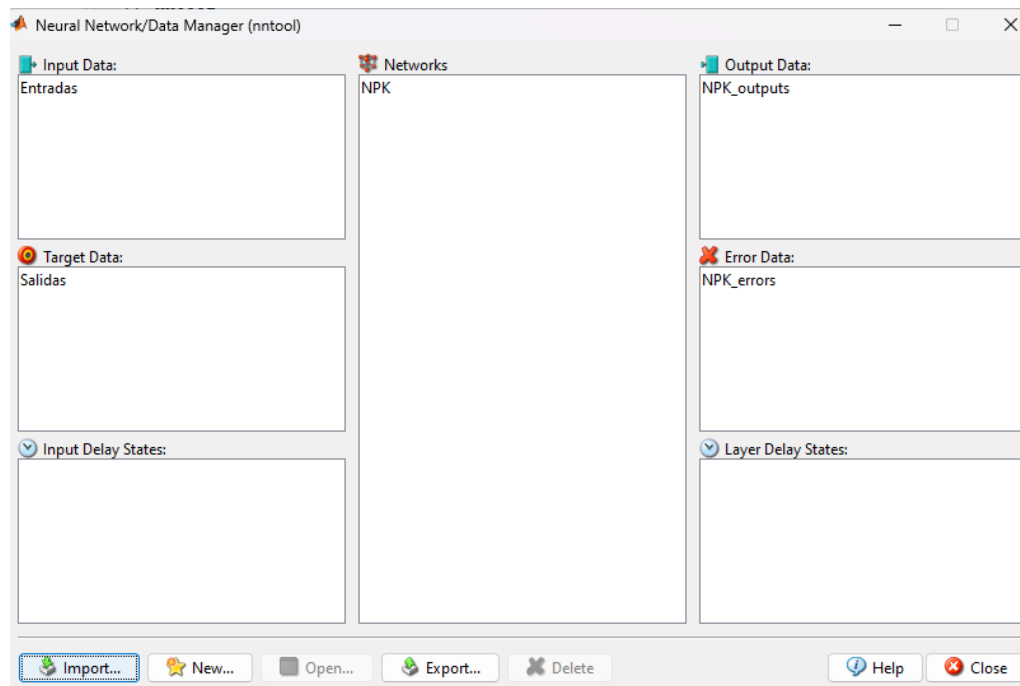


Figura 4.4 Ventana de entrenamiento (Matlab 2014)

Fuente: Imagen extraída del programa Matlab, 2014 (ventana de configuración de la RNA)

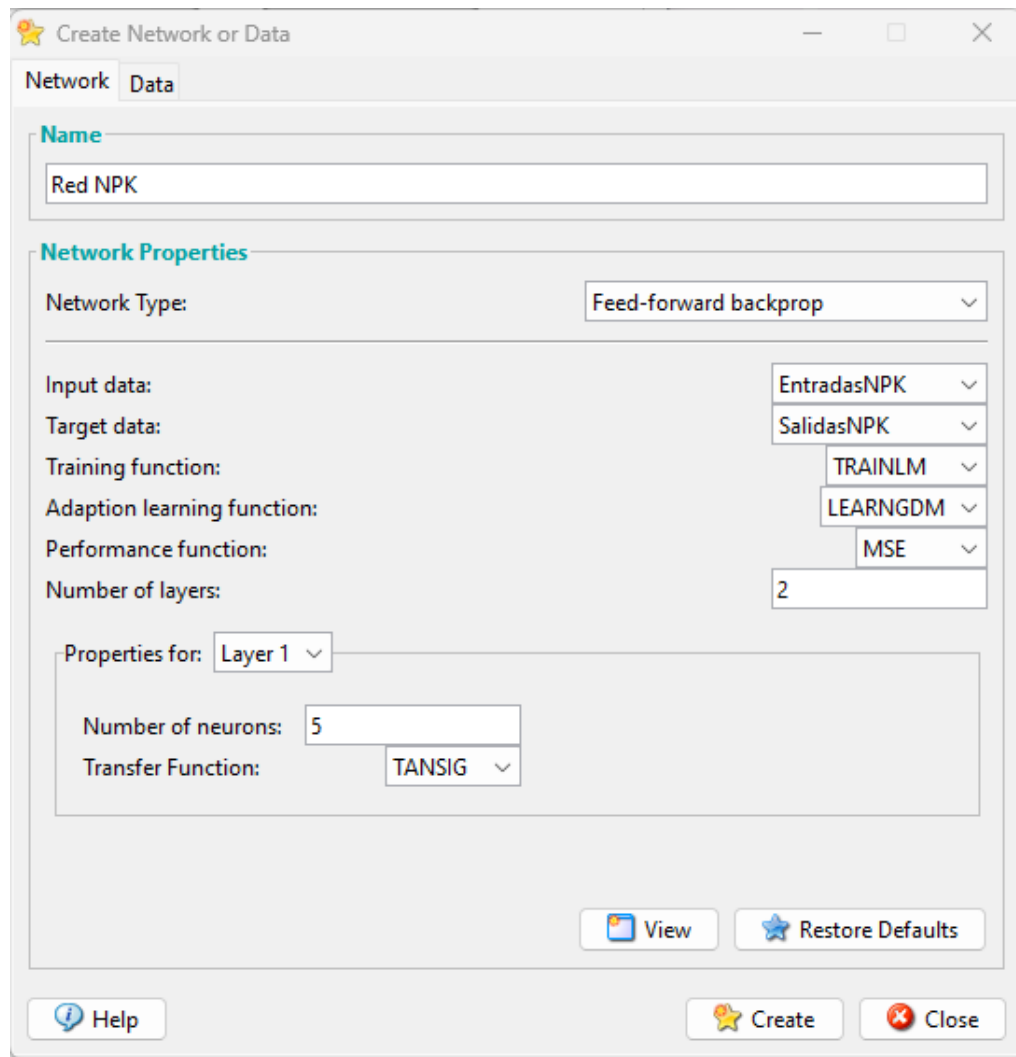


Figura 4.5 Creación de la red (Matlab 2014)

Fuente: Imagen extraída del programa Matlab, 2014 (ventana de entrenamiento de la RNA)

La RNA es del tipo Feed-Forward Backpropagation debido a que aprende y mapea las relaciones entre entradas y salidas, donde ajusta los valores de peso y los valores de umbral del sistema para lograr el error mínimo, la función de entrenamiento se destinó el TRAINLM (Levenberg-Marquardt) debido a que suele ser más rápida y se recomienda usarla para redes con un número mínimo de salidas por su mejor adaptación en problemas no lineales para minimizar la suma del error cuadrático medio, no se recomienda usarlos para redes neuronales grandes, con miles de pesos ya que requieren más memoria y tiempo de cómputo para realizar operaciones. (Basha Shaik, Rao Pedapati, & Ammar Taqvi, 2020)

La función de adaptación de aprendizaje se configuro el LEARN GDM ya que calcula el cambio de peso para una neurona dada las neuronas de entrada y error. Se eligió el MSE error cuadrático medio, este error se calcula como la diferencia entre la salida real y la salida de la red. El objetivo es minimizar la media de la suma de estos errores. La red neuronal del modelo NPK está constituida por 18 variables de entrada y 3 de salida, y el modelo de rendimiento con 20 variables de entrada y una de salida. (Basha Shaik, Rao Pedapati, & Ammar Taqvi, 2020)

4.5 Entrenamiento de las RNA's NPK y Rendimiento

La RNA se creó y se entrenó en base a los pasos del siguiente diagrama de flujo, así como lo muestra la Figura 4.6

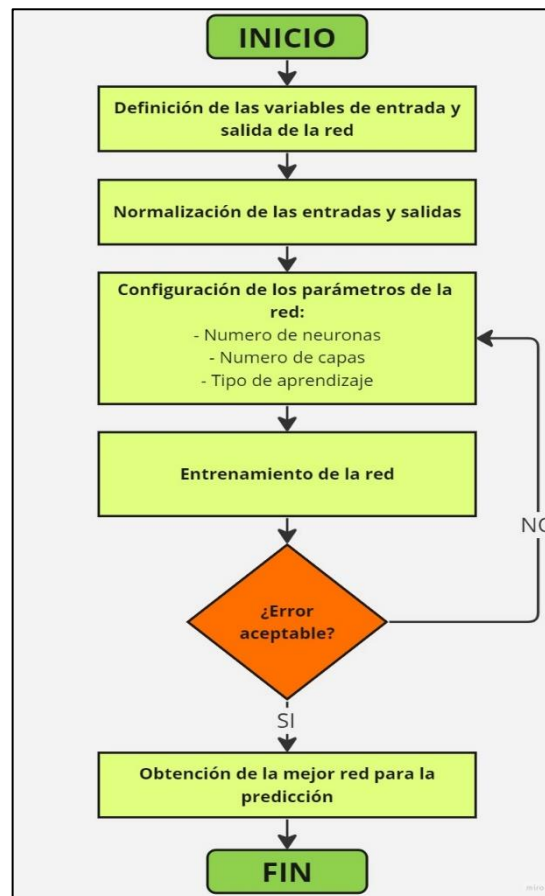


Figura 4.6 Diagrama de flujo del entrenamiento de la red

Fuente: Diagrama realizado por el autor de la creación de la RNA.

La red neuronal que se realizó en Matlab se entrenó 10 veces, gracias a que la red fue aprendiendo continuamente se obtuvieron mejores resultados. En la sección de entrenamiento se seleccionan las entradas y salidas para iniciar el entrenamiento.

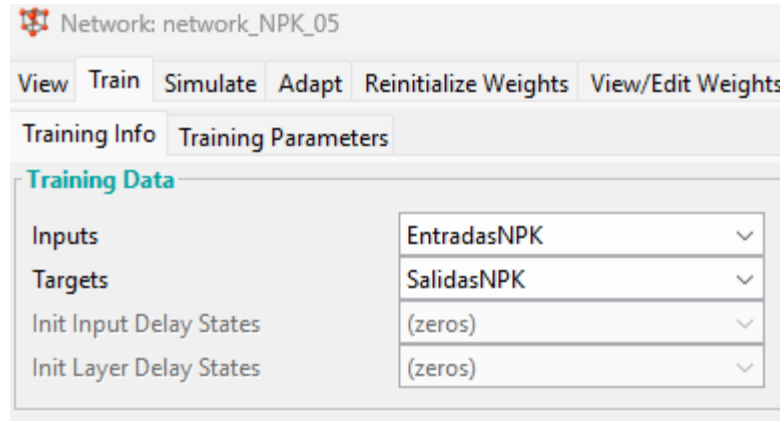


Figura 4.7 Ventana de entrenamiento. (Matlab 2014)

Fuente: Imagen extraída del programa Matlab, 2014 (ventana de entrenamiento de la RNA)

Modelo NPK

El modelo NPK está constituido por 18 variables de entrada y 3 variables de salida. El número de neuronas utilizadas en los entrenamientos fueron de 5, 10 y 15. Esto con el fin de tener los mejores resultados de la RNA para la predicción de los macronutrientes. La red neuronal se configuro con 5 neuronas en la capa oculta como muestra la Figura 4.8

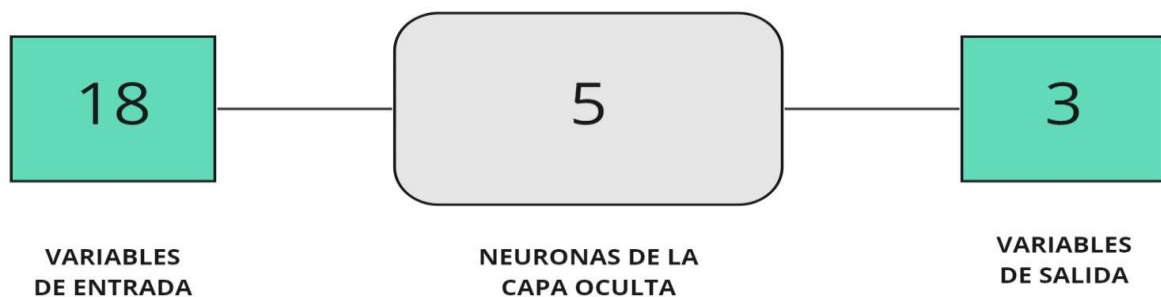


Figura 4.8 Red neuronal artificial Modelo NPK

Fuente: Diagrama realizado por el autor de RNA con 5 neuronas en la capa oculta.

Modelo Rendimiento

Para el entrenamiento del rendimiento se realizó las mismas formulas en Matlab, se definieron las entradas y salidas; en este caso las variables de entrada fueron 20, y la variable de salida de este modelo es el rendimiento. Se entreno con 5, 10 y 15 neuronas en la capa oculta, en donde, se eligió el modelo de red neuronal con 15 neuronas debido a que mostro los mejores resultados en las predicciones y un mejor RMSE del 6.04.

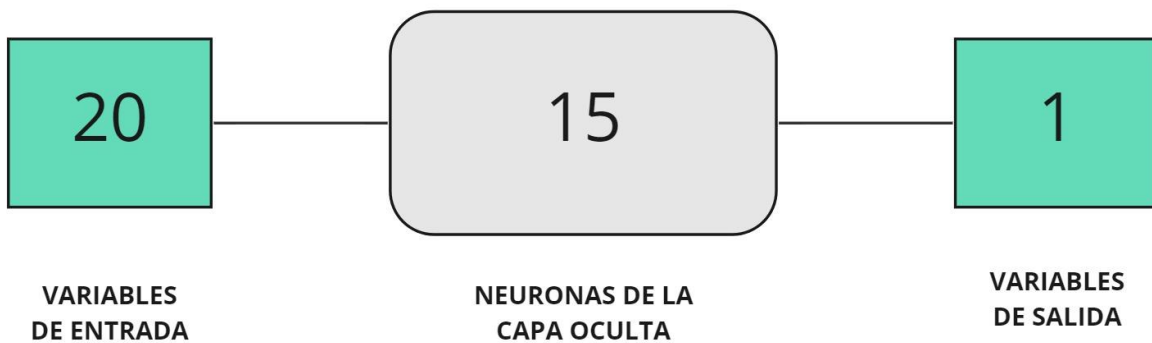


Figura 4.9 Red neuronal artificial Modelo Rendimiento

Fuente: Diagrama realizado por el autor de RNA con 15 neuronas en la capa oculta.

4.6 Simulación de las RNA's para NPK y Rendimiento

La red NPK necesita para su simulación ser alimentada con una base de datos nueva para evitar predecir una nueva tasa de fertilización, en este caso se alimentará de una nueva base de datos de las comunidades, en donde volveremos a encontrar las variables del rendimiento, el pH, la edad promedio, calcio y azufre para predecir una tasa de fertilización que se adapte al rendimiento requerido y de las variables. Los datos que se obtuvieron fueron 30 casos de todas las zonas.

Para la predicción de estos modelos se procedió a introducir las variables de entrada que alimentan a los modelos de rendimiento esperado y a los macronutrientes NPK. En la ventana de predicción se seleccionó las nuevas entradas y se definió la predicción, este nos manda las predicciones, las cual se pasaron a una hoja en Excel para su análisis.

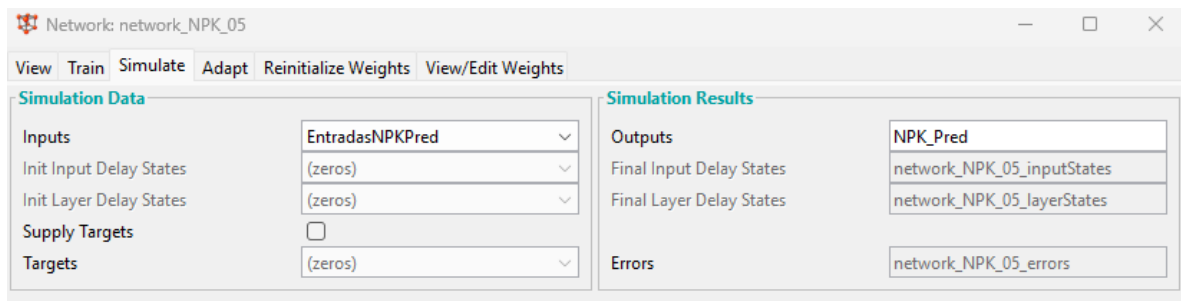


Figura 4.10 Ventana de Simulación NPK

Fuente: Imagen extraída del programa Matlab, 2014 (ventana de entrenamiento de la RNA)

Para la simulación de rendimiento se repiten los mismos pasos, pero en estos se selecciona solo una salida la cual es el rendimiento, en el cual con el entrenamiento realizado proseguirá a determinar el rendimiento optimo correspondiente a la base de datos.

CAPÍTULO V. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

5.1 Validación de la red

5.1.1 Variables de impacto del Rendimiento

El algoritmo de Garson obtuvo las variables de impacto para el rendimiento, las variables de impacto del rendimiento son el nitrógeno con un 31.8%, Fosforo 30.75%, Potasio 25.45% y Azufre 7.94% como se muestra en la Figura 5.1.

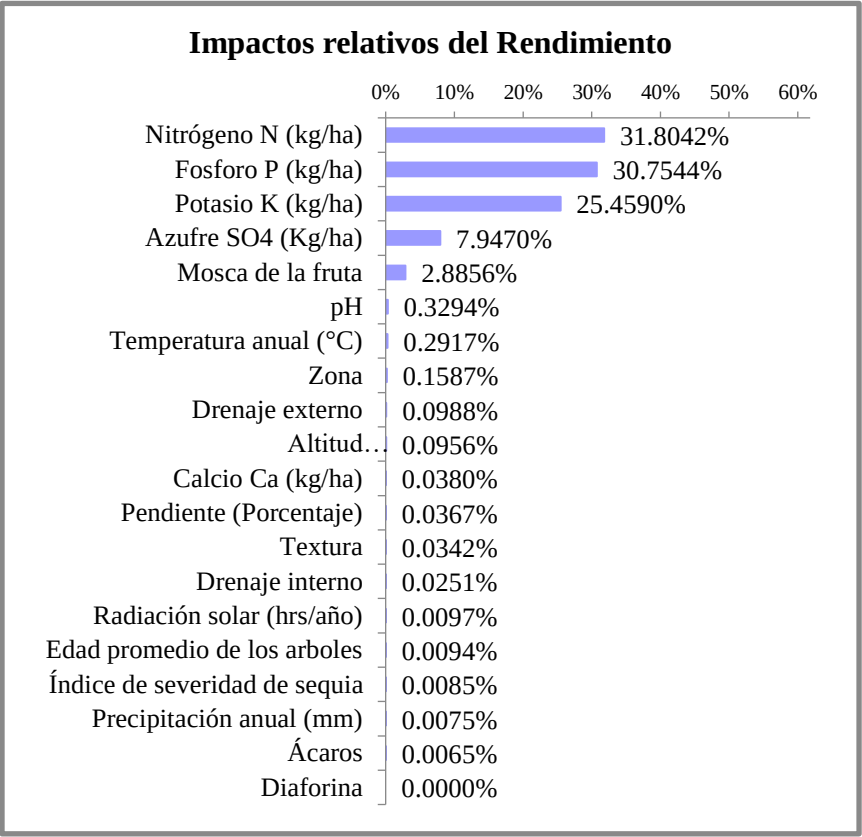


Figura 5.1 Variables de impacto del Rendimiento

Fuente: Grafica realizada por el autor de las variables de impacto para el rendimiento.

5.1.2 Variables de impactos relativos de los Macronutrientes NPK

Con el algoritmo de Garson se obtuvieron las variables que impactan relativamente en la RNA la cual muestra al Rendimiento como principal variable, el pH es la variable que también influye, así como el calcio.

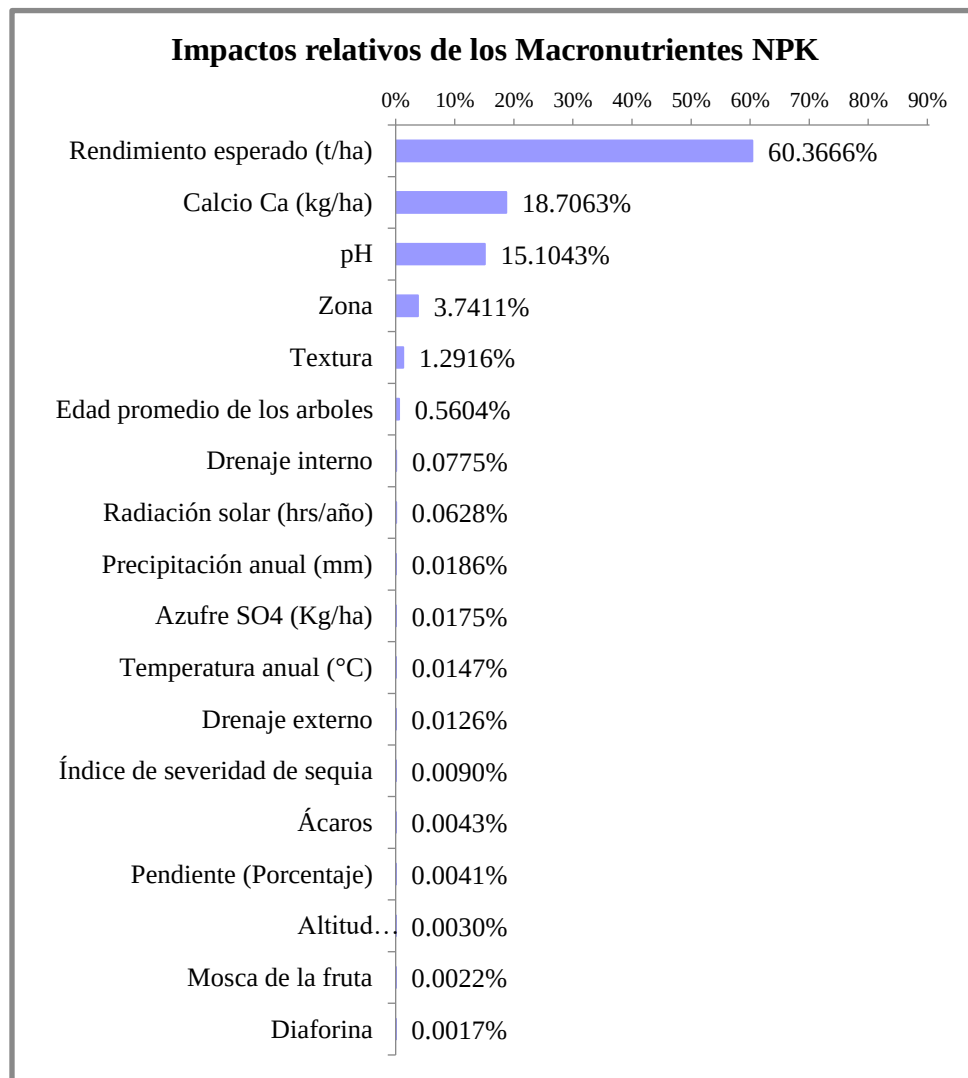


Figura 5.2 Variables de impacto de los Macronutrientes NPK

Fuente: Grafica realizada por el autor de las variables de impacto para NPK.

5.1.3 Resumen de resultado de las redes

Los resultados obtenidos con el entrenamiento mostraron un coeficiente de determinación cercano a 1 para el modelo NPK. La Tabla 5.1 resume los resultados obtenidos de los modelos de redes neuronales para las variables de salida NPK. Durante la fase de entrenamiento, se observó un mejor resultado con la red entrenada con 5 neuronas con un total de 10 pruebas.

MODELO NPK

Tabla 5.1. Resultados de las redes neuronales NPK

Neuronas	R-Entrenamiento	R-Validacion	R-Prueba
5	91.92	76.23	78.24
	95.26	89.78	88.44
	94.45	87.94	93.44
	92.08	94.47	95.66
	92.74	94.14	95.21
	93.5	94.81	91.91
	93.24	94.49	91.92
	93.61	95.03	90.51
	97.71	88.51	95.7
	97	95.62	95.08
10	89.44	81.56	88.63
	97.28	89.45	76.64
	90.52	95.15	94.46
	90.6	94.79	95.72
	98.74	95.2	91.11
	94.32	99.13	95.05
	95.22	92.82	95.91
	96.03	98.17	90.36
	95.7	95.88	92.58
	95.42	97.45	92.42
15	96.93	76.58	83.84
	93.11	92.26	74.54
	90.64	94.31	91.66
	90.16	93.93	91.37
	89.79	95.77	92.76
	90.99	90.47	91.69
	89.52	83.1	98.56
	93.19	92.11	82.02
	92.04	93.57	77.89
	88.87	96.38	95.9

Fuente: Tabla creada por el autor de los resultados de las RNA's NPK.

En la Figura 5.3 se aprecian los gráficos del entrenamiento óptimo de la red para su simulación con la base de datos, este entrenamiento se llevó a cabo con 5 neuronas y 1000 épocas para el entrenamiento.

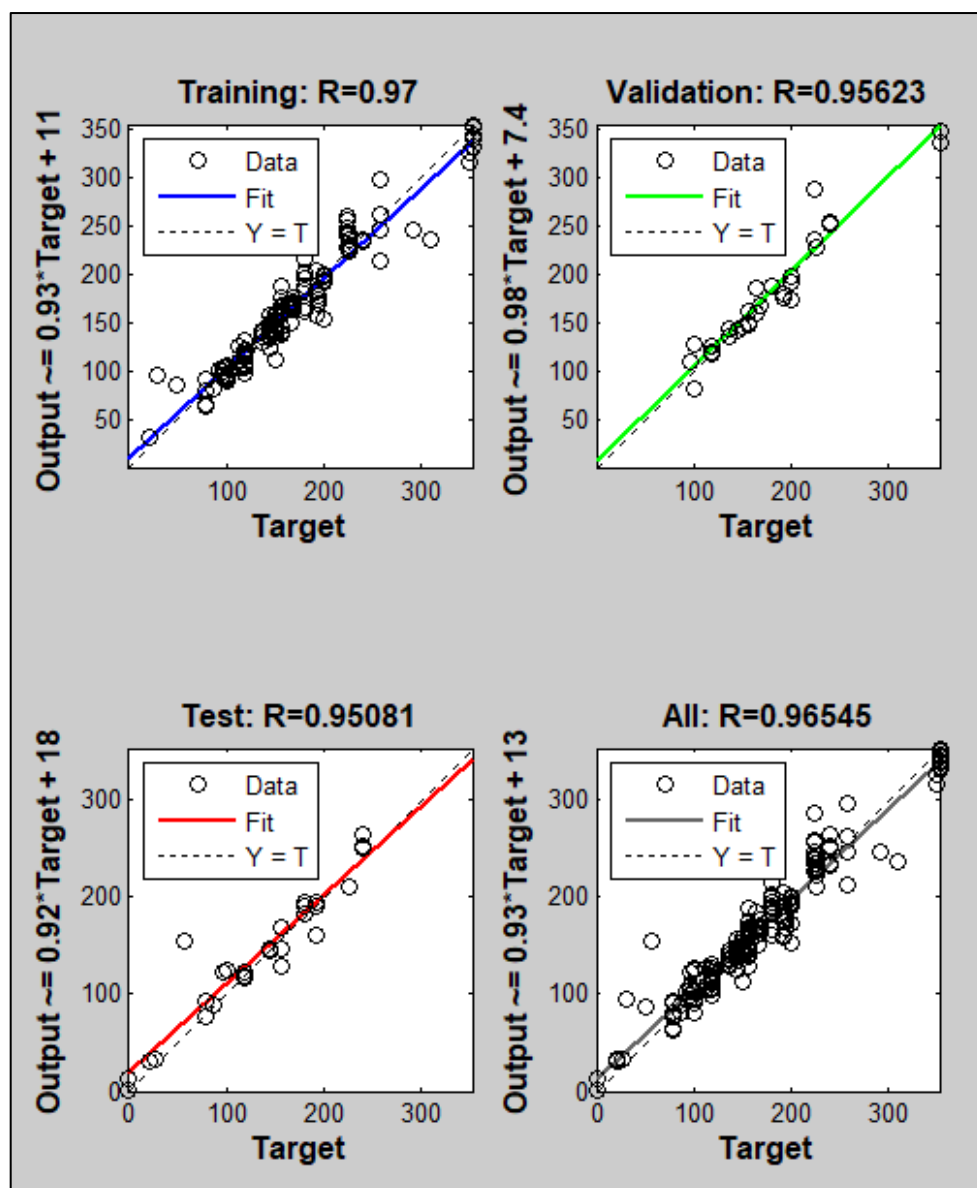


Figura 5.3 Gráficos de regresión.

Fuente: Graficas del entrenamiento realizado en Matlab.

MODELO RENDIMIENTO

El modelo de entrenamiento para la variable rendimiento mostro un mejor resultado diseñada con 15 neuronas en la capa oculta, y un total de 10 entrenamientos con un valor de correlación en el entrenamiento, validación y prueba de 95.85, 99.56 y 98.57 respectivamente, así como lo muestra la Tabla 5.2

Tabla 5.2 Resultados de las redes neuronales Rendimiento

Neuronas	R-Entrenamiento	R-Validacion	R-Prueba
5	79.96	77.19	62.61
	67.75	79.66	90.76
	96.98	85.88	87.66
	91.17	99.48	90.44
	95.72	83.13	88.36
	89.86	98.22	94.85
	91.65	83.55	99.14
	90.71	98.41	96.33
	92.72	98.93	88.87
	94.61	84.04	98.52
10	96.63	71.35	85.78
	100	93.17	91.98
	94.75	99.55	99.11
	95.85	99.34	95.35
	96.13	96.65	97.03
	95.4	99.98	95.62
	95.7	96.7	96.88
	97.19	94.91	93.9
	96.9	94.41	97.97
	96.1	96.91	96.87
15	98.72	92.72	96.38
	96.4	96.3	97.54
	96.38	98.97	97.18
	97.17	95.6	90.25
	96.64	95.45	97.79
	94.85	99.9	96.59
	97	90.24	98.82
	96.49	94.58	98.55
	96.86	97.14	94.25
	95.85	99.56	98.57

Fuente: Tabla creada por el autor de los resultados de las RNA's del Rendimiento.

En la Figura 5.4 se puede ver los gráficos para entrenamiento, validación y prueba del rendimiento donde el índice de determinación es cercano a 1, se entrenaron un total de 10 veces donde resulto ser el mejor entrenamiento.

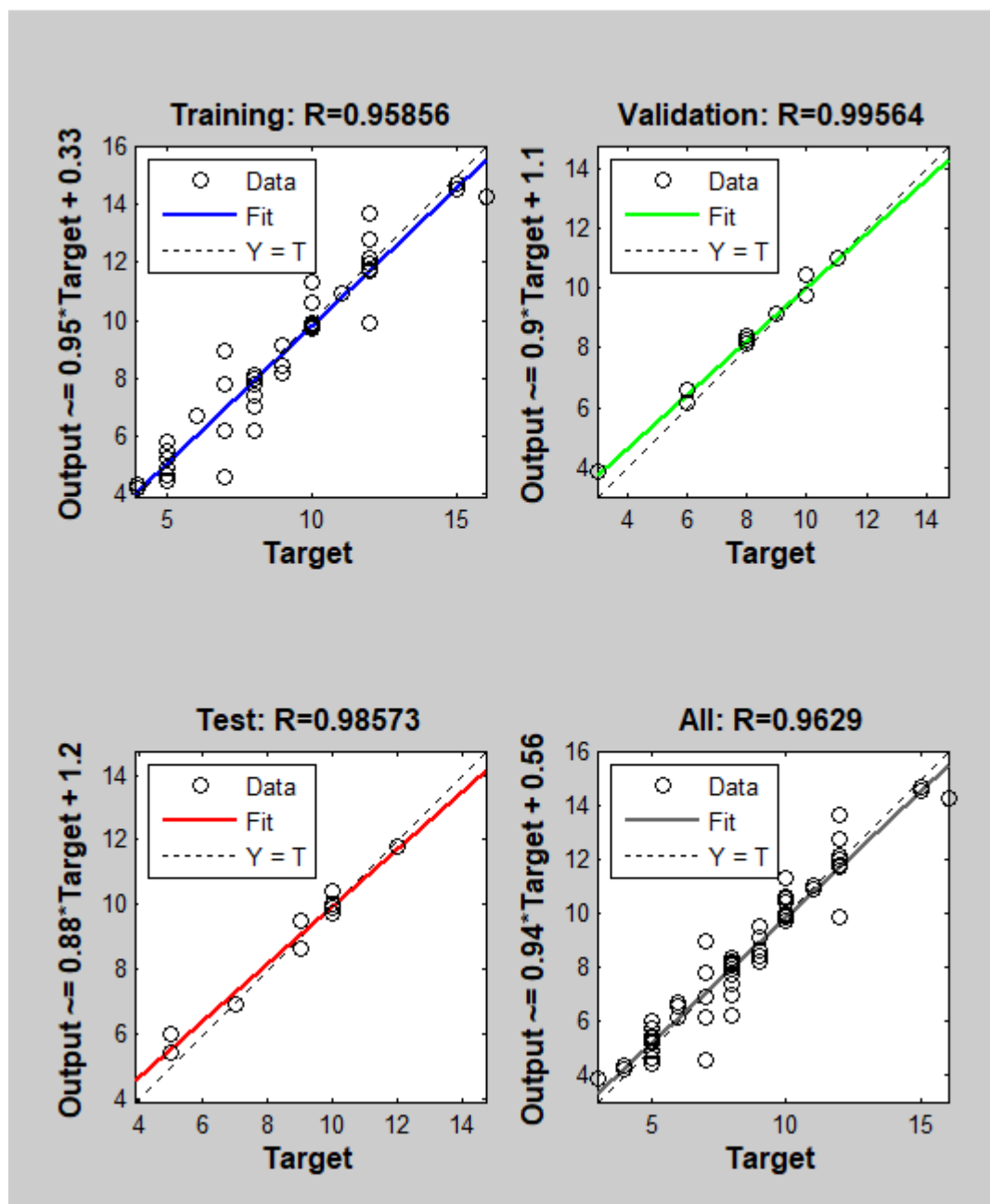


Figura 5.4 Gráficos de regresión Rendimiento

Fuente: Graficas del entrenamiento realizado en Matlab.

5.1.4 Predicción de los modelos NPK y rendimiento

El programa Matlab predijo los siguientes resultados de la Tabla 5.3 en donde se observan las predicciones y los valores reales, así como los residuales de cada caso de NPK.

Tabla 5.3. Variables de predicción NPK

Nitrógeno N (kg/ha)			Fosforo P (kg/ha)			Potasio K (kg/ha)		
Real	Predicción	Residuales	Real	Predicción	Residuales	Real	Predicción	Residuales
185	158.324	26.676	118.125	88.357	29.768	136.875	124.7513	12.1237
50	52.0325	-2.0325	50	66.5	-16.5	50	35.8548	14.1452
200	210.2822	-10.2822	70	82.5	-12.5	100	100.7706	-0.7706
225.75	204.3598	21.3902	150	117.293	32.707	168.75	146.8599	21.8901
258.5	223.7703	34.7297	150	148.118	1.882	150	160.9622	-10.9622
192	197.9921	-5.9921	118.125	112.747	5.378	150	138.5111	11.4889
200	201.6322	-1.6322	120	130.74	-10.74	150	155.2358	-5.2358
180.5	169.7881	10.7119	150	126.424	23.576	168.75	149.4011	19.3489
353.5	352.8304	0.6696	200	199.357	0.643	300	290.0125	9.9875
285	293.3355	-8.3355	157.5	177.826	-20.326	200	211.5944	-11.5944
125.75	135.0511	-9.3011	100	96.932	3.068	144.375	127.3864	16.9886
220	223.3545	-3.3545	150.5	146.034	4.466	157.5	166.7229	-9.2229
353.5	347.2713	6.2287	200	195.411	4.589	225	250.5623	-25.5623
325	344.0706	-19.0706	200	194.365	5.635	200	226.6067	-26.6067
165	150.962	14.038	118.125	92.3	25.825	100	120.9031	-20.9031
220	231.7886	-11.7886	150	141.63	8.37	150	166.0711	-16.0711
200	196.531	3.469	150	114.946	35.054	144.375	144.4389	-0.0639
300	318.6792	-18.6792	200	186.116	13.884	180	223.5478	-43.5478
100	127.1671	-27.1671	100	92.663	7.337	96.25	123.6649	-27.4149
165	150.0865	14.9135	110	112.777	-2.777	136.875	138.0942	-1.2192
325.5	349.4024	-23.9024	200	197.343	2.657	250	257.6836	-7.6836
300	287.3364	12.6636	157.5	182.675	-25.175	192.5	215.2743	-22.7743
353.5	347.0859	6.4141	200	197.47	2.53	225	265.5908	-40.5908
260.7	280.3595	-19.6595	200	162.365	37.635	200	179.6879	20.3121
210	198.571	11.429	150	145.727	4.273	200	163.2084	36.7916
293.5	266.3421	27.1579	100	113.689	-13.689	167.5	108.4554	59.0446
180.75	170.2066	10.5434	118.125	104.419	13.706	144.375	135.0224	9.3526
210	225.6744	-15.6744	150	149.43	0.57	136.875	168.0612	-31.1862
87.5	72.6835	14.8165	50	48.612	1.388	100	71.5935	28.4065
101.25	88.6576	12.5924	100	93.105	6.895	100	83.3429	16.6571

Fuente: Tabla creada por el autor.

NITRÓGENO PREDICCIÓN

La Figura 5.5 muestra la correlación que existe entre las predicciones con los datos reales del modelo NPK en este caso para la variable de salida de nitrógeno en donde tenemos un índice de determinación del 0.9646 muy cercano al 1, donde las predicciones tienen una diferencia de residuales máxima de 34.72 kg/hectarea, además de un MSE es de 7,628.54 y el RMSE de 87.34 para la predicción de la base de datos nuevo.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_n - y)^2 \quad Ec. 6$$

MSE = Mean Squared Error

N = Numero de datos

Yn = Valores reales

Y = Valores de predicción

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_n - y)^2} \quad Ec. 7$$

RMSE = Root Mean Squared Error

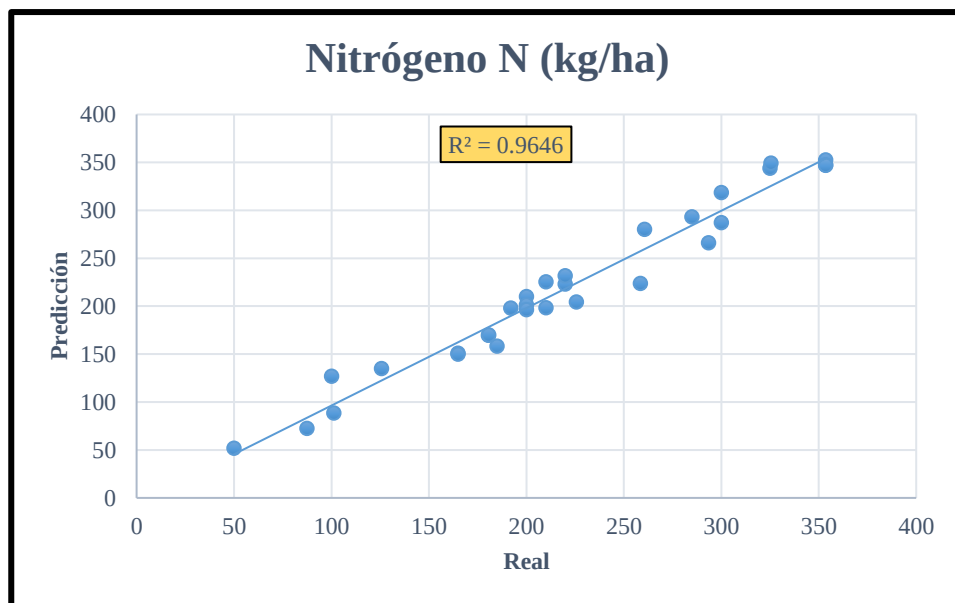


Figura 5.5 Predicción Nitrógeno

Fuente: Grafica realizada por el autor de la predicción de nitrógeno.

La predicción del nitrógeno es la que más precisión tiene de las variables NPK en la simulación del modelo, sus variables de impacto a considerar son rendimiento, potasio, calcio y fosforo. Estas variables son muy importantes en el entrenamiento de la red para el nitrógeno.

FOSFORO PREDICCIÓN

La predicción de la variable nitrógeno tiene un índice de correlación de 0.87 lo que indica que tienen una correlación aceptable de la predicción con los valores reales, el valor máximo de diferencia de la predicción fue de 37.63 kg/ha.

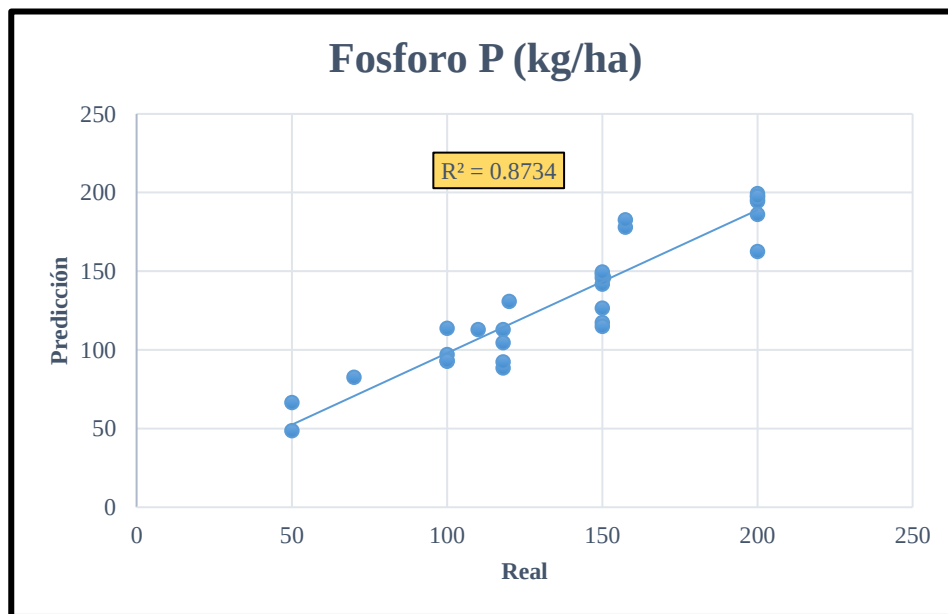


Figura 5.6 Predicción Fosforo

Fuente: Grafica realizada por el autor de la predicción de fosforo.

POTASIO PREDICCIÓN

La predicción para la variable del potasio mostro una correcta correlación, pero es la más baja de las variables NPK con índice de determinación de 0.8434 y su valor máximo de variación fue de 59.04 kg/ha de potasio. El MSE es de 16,416.92 y el RMSE de 128.12 para esta predicción.

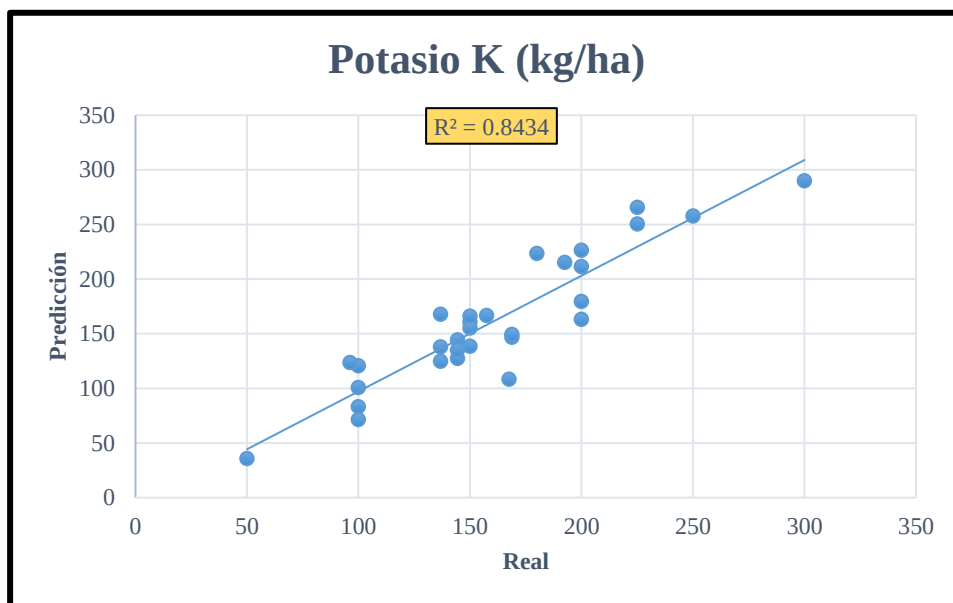


Figura 5.7 Predicción Potasio

Fuente: Grafica realizada por el autor de la predicción de potasio.

RENDIMIENTO PREDICCIÓN

El modelo de predicción del rendimiento se realizó con el modelo de entrenamiento Backpropagation de la anterior base de datos para predecir con respecto a las 20 variables de entrada. La Tabla 5.4 muestra las predicciones comparadas con los valores reales, así como la diferencia entre ellos.

Tabla 5.4. Variable de predicción Rendimiento

Rendimiento (T/ha)		
Real	Predicción	Residuales
6	6.5174	-0.5174
5	4.9358	0.0642
11	12.48	-1.48
8	7.6505	0.3495
11	11.7043	-0.7043
8	7.1453	0.8547
8	7.4522	0.5478
11	11.8426	-0.8426
15	14.2078	0.7922
12	11.893	0.107
10	10.4019	-0.4019
11	10.8443	0.1557
10	10.2466	-0.2466
9	8.5369	0.4631
6	5.8895	0.1105
7	7.0967	-0.0967
9	9.116	-0.116
11	11.9181	-0.9181
6	5.2376	0.7624
8	8.5319	-0.5319
10	10.4638	-0.4638
12	12.3324	-0.3324
13	12.227	0.773
13	14.1085	-1.1085
9	9.8334	-0.8334
12	12.4867	-0.4867
10	9.379	0.621
8	7.839	0.161
6	6.0052	-0.0052
6	6.1457	-0.1457

Fuente: Tabla creada por el autor.

El modelo de predicción de rendimiento muestra un índice de determinación de 0.9477 de las predicciones el valor residual con mayor diferencia fue de 1.48 ton por hectárea. Los valores de la variable de salida en las predicciones mostraron un MSE de 11.17 y un RMSE de 3.34

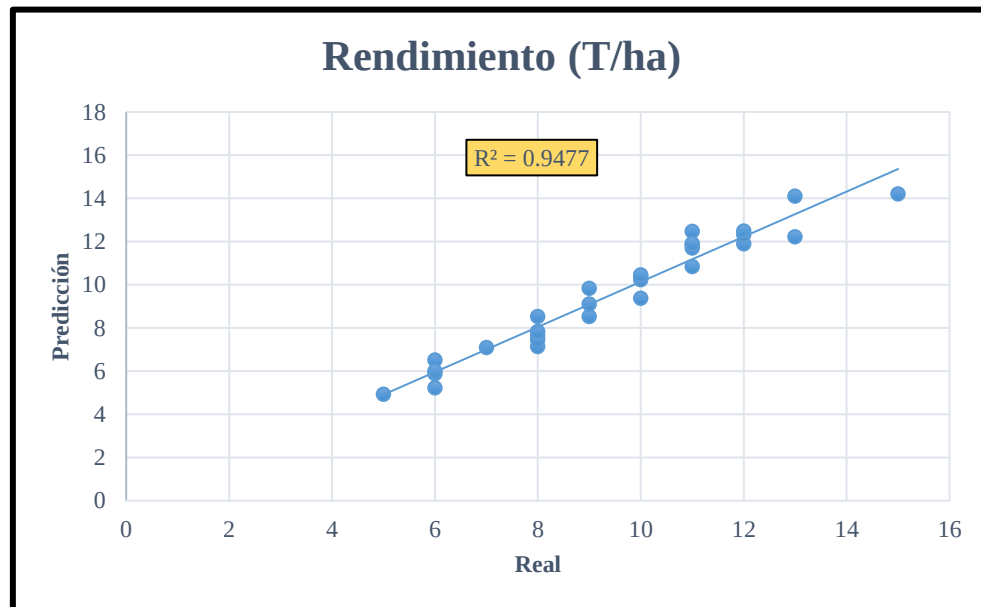


Figura 5.8 Predicción rendimiento

Fuente: Grafica realizada por el autor de la predicción de rendimiento.

5.1.5 Análisis de Medias

El análisis de medias se realizó con una prueba T comparando los resultados de la predicción realizada y los datos reales donde se tiene una hipótesis nula H_0 y una hipótesis alterna H_1 .

Tabla 5.5 Análisis de medias de variables NPK y Rendimiento.

Variables	Nitrógeno	Fósforo	Potasio	Rendimiento
Hipótesis	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$ $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$ $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$ $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$ $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$
P-valor	0.564	0.061	0.850	0.307
Decisión	Se acepta H_0	Se acepta H_0	Se acepta H_0	Se acepta H_0

Fuente: Tabla realizada por el autor de las hipótesis de las variables.

En este análisis de medias realizado para las variables NPK y Rendimiento se tiene que se acepta H_0 como se muestra en la Tabla 5.5 en el cual tenemos sus valores P para cada variable después de su análisis con la prueba T.

NITROGENO

La comparación de los resultados de los resultados de con los datos reales obtenidos por las entrevistas realizadas y los valores obtenidos del programa Matlab muestran una gran relación como lo muestra Figura 5.9 de la serie de tiempo.

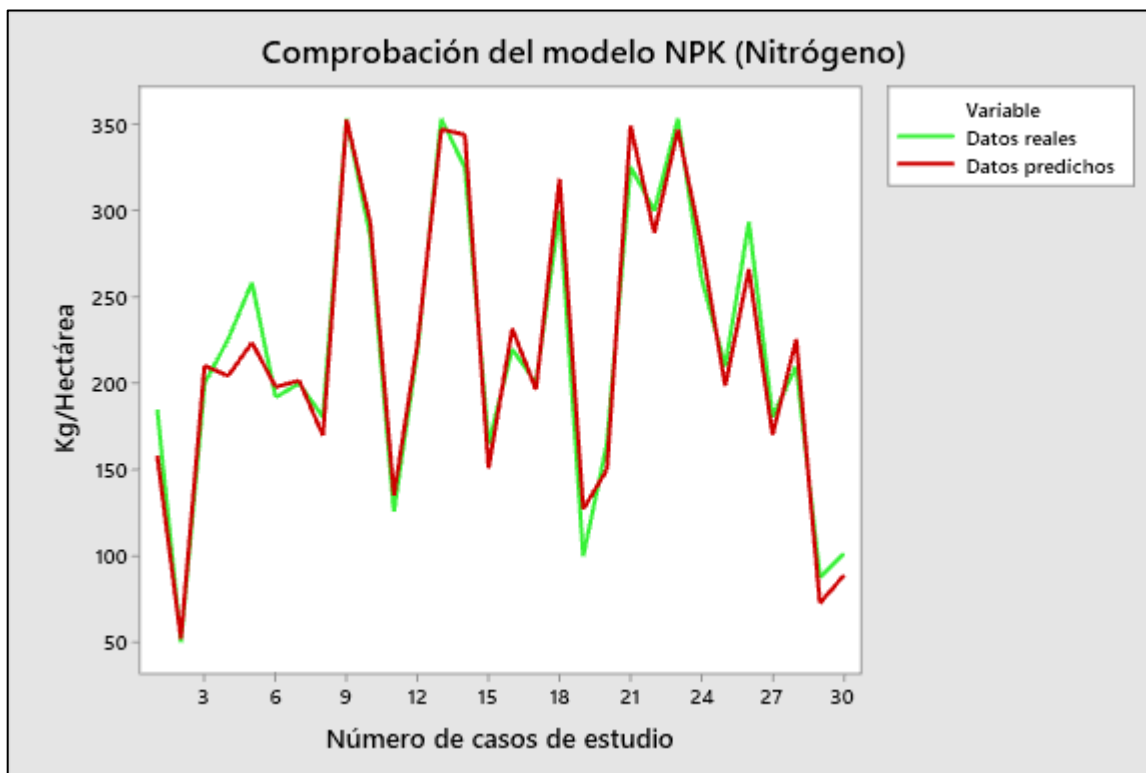


Figura 5.9 Análisis de medias para el modelo de Nitrógeno.

Fuente: Grafica obtenida de Matlab de la variable nitrógeno.

FÓSFORO

La variable fosforo mostro resultados positivos al compararlas con el grafico de series de tiempo como muestra la Figura 5.10 de los datos reales con los datos predichos por el programa Matlab.

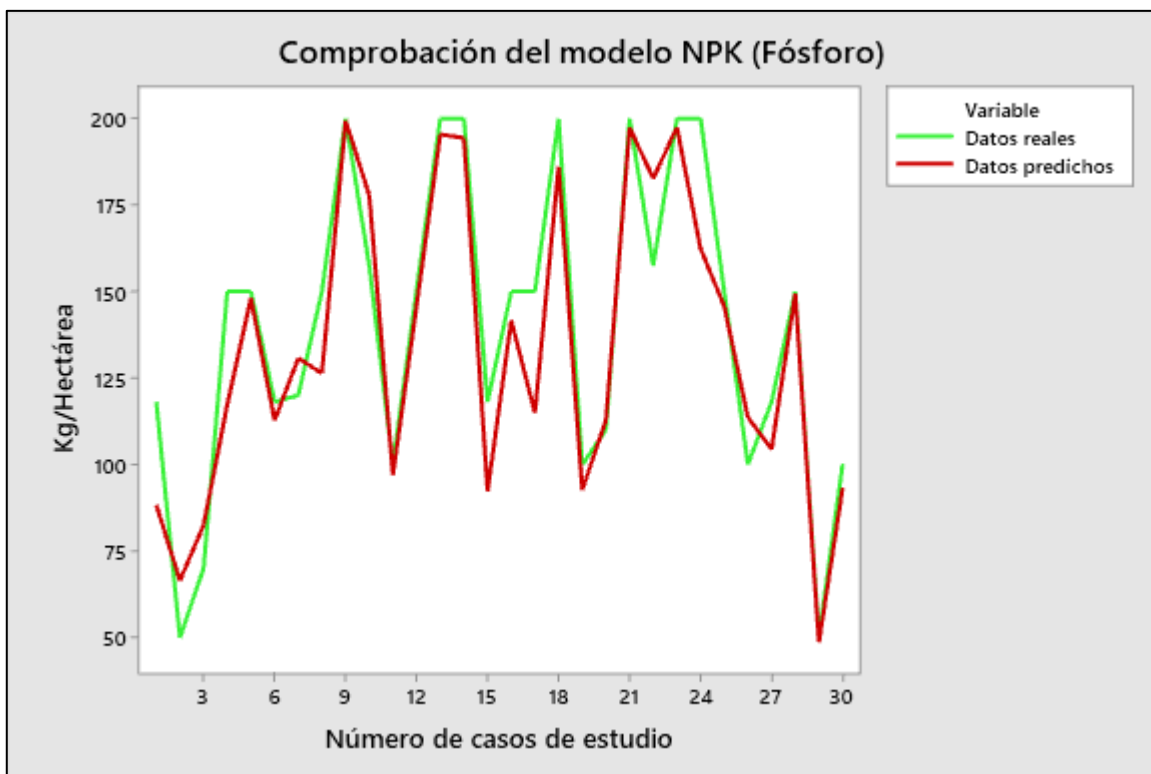


Figura 5.10 Análisis de medias para el modelo de Fósforo.

Fuente: Grafica obtenida de Matlab de la variable Fósforo.

POTASIO

El análisis de medias para la variable potasio tiene un resultado positivo, la Figura 5.11 muestra la relación que existe entre los datos reales y los datos predichos.

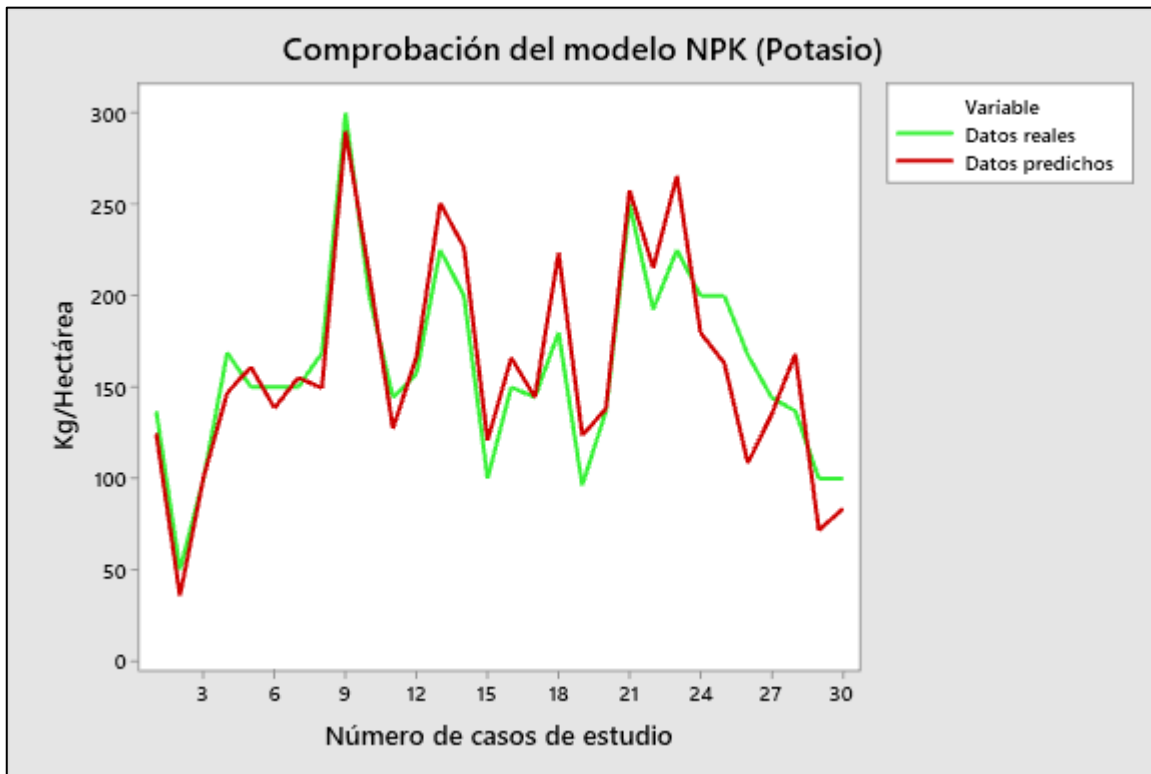


Figura 5.11 Análisis de medias para el modelo de Potasio.

Fuente: Grafica obtenida de Matlab de la variable Potasio.

RENDIMIENTO

La variable rendimiento comparada con los resultados predichos a través de una RNA tiene buen prospecto en base a los datos reales en donde la Figura 5.12 de la serie de tiempos nos muestra que no tienen una buena relación.

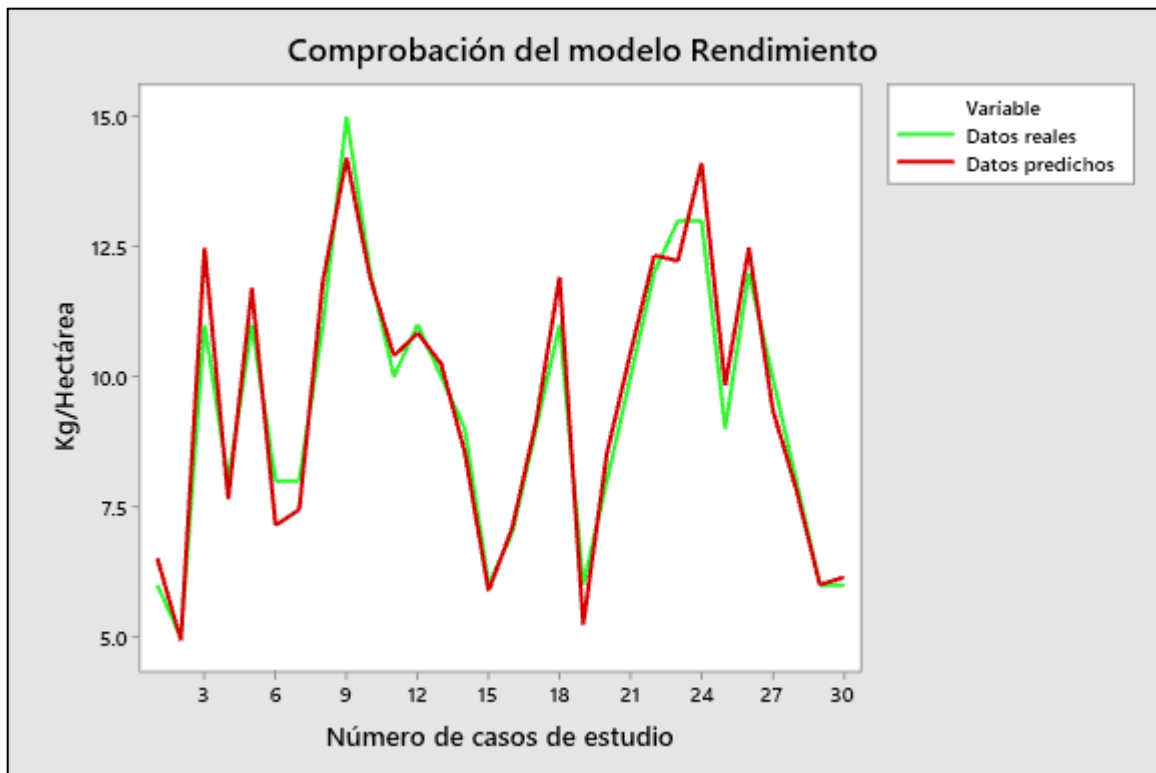


Figura 5.12 Análisis de medias para el modelo de Rendimiento.

Fuente: Grafica obtenida de Matlab de la variable Rendimiento.

5.2 Discusión

Tabla 5.6 Cuadro comparativo de las Investigaciones y proyectos del estado del arte

Autor	Datos considerados	Métodos usados	Contribución y resultados	Cultivo
Caraballo, 2015	Macronutrientes	GRNN	Rendimiento	Naranja
Helong, 2010	Macronutrientes	RNA Backpropagation	Rendimiento	Cultivos en general
	Tasa de fertilización			
Yuhong, 2019	Macronutrientes NPK	RNA Backpropagation	Rendimiento	Cultivos en general
Xujun, 2006	Imágenes hiperespectrales	RNA Backpropagation	Rendimiento	Cítricos
Ashkan, 2014	Energía promedio	RNA Backpropagation	Rendimiento	Mandarina
	Producción		Índices económicos	
Olaniyan, 2018	Macronutrientes NPK	RNA Backpropagation	Índices de agua	Tomate
			Tasa de fertilización	
Amora, 2022	Colorimetría del Ph	RNA Backpropagation	Macronutrientes NPK	Cultivos en general
Reza mezanpour, 2022	Tasa de fertilización	GRNN	Macronutrientes NPK	Plátano
	Rendimiento			
	Longitud del fruto			
Aravindhar, 2021	Zonas de investigación	Deep Learning	Tasa de fertilización	Plátano
	pH			
	Macronutrientes			
Macabiog, 2020	Macronutrientes NPK	RNA	Macronutrientes NPK	Cultivos en general
	Espectros de absorbencia	Red neuronal Infrarroja		
Du, 2008	Espesor de la membrana	GRNN	Nitratos en el suelo	Cultivos
	Temperatura			
	Radio de los gránulos			
	Concentración de nutrientes			
Yu, 2010	Nutrientes del suelo	RNA	Rendimiento	Cultivos
	Tasa de fertilización			
Wang, 2017	Datos de la siembra del maíz	RNA	Densidad de la siembra	Maíz
			Tasa de aplicación de N	
			Tasa de suministro de P2O5	

			Tasa de aplicación de K2O	
			Rendimiento	
(Flores, 2023)	Macronutrientes	RNA con BP	NPK	Naranja
	Propiedades Físicas del suelo	Análisis de sensibilidad	Variables de impacto	
	Propiedades Químicas del suelo	Análisis de medias	Prueba de hipótesis	
	Datos meteorológicos		Rendimiento	
	Plagas			
Abreviaturas:				
RNA: Red Neuronal Artificial		BP: Backpropagation	NPK: Nitrógeno, Fosforo y Potasio	
RL: Regresión Lineal		GRNN: Red Neuronal de Regresión Generalizada		

Fuente: Tabla creada por el autor.

Los autores anteriores contribuyen con un modelo para la predicción del rendimiento con una red neuronal artificial Backpropagation para cultivos en general, en el cual consideran solo los macronutrientes, mientras que el trabajo realizado cuenta con dos modelos de predicción para encontrar la tasa de fertilización adecuada para la producción de naranja con la variable de salida de macronutrientes NPK, así mismo un modelo con salida para el rendimiento esperado. Todo esto se desarrolla a través de una RNA con Backpropagation.

Los trabajos anteriores tienen en común con el trabajo desarrollado tanto las variables de entrada y salida, debido a que varios autores proponen modelos para la predicción del rendimiento y la tasa de fertilización por separado.

Uno de los puntos que tienen en común es el trabajo de (Hernández Caraballo, 2015) y (Xujun, 2006) los cuales determinan el rendimiento de la naranja y los cítricos. Estos autores se basan en una red neuronal artificial con Backpropagation. La diferencia clave que tienen con el estudio es que no consideran las propiedades físicas del suelo, y dicho modelo solo predice el rendimiento esperado.

El trabajo de (Ashkan, 2014) realiza una RNA Backpropagation en el cual estima el rendimiento de la mandarina a través de la producción de años anteriores. Este trabajo considera pocas variables para la RNA.

Los siguientes autores (Helong, 2010), (Yuhong, 2019) y (Yu, 2010) proporcionan un modelo para la predicción del rendimiento esperado en la agricultura de los cultivos en general, del cual dependen de una RNA Backpropagation dicho modelo considera los macronutrientes NPK para realizar la predicción. (Amora, 2022) y (Macabiog, 2020) realizaron un modelo con una RNA Backpropagation para predecir las tasas de fertilización adecuadas que necesitan los cultivos. (Du, 2008) desarrolla un GRNN para la predicción de nitratos en el suelo de los cultivos en general a través de la temperatura concentración de nutrientes.

Los trabajos de (Wang, 2017) y (Olaniyan, 2018) proponen una RNA para una correcta tasa de fertilización para el maíz y el tomate. En el cual se basan en los NPK en el suelo dichos modelos no cuentan con variables de entrada como las propiedades físicas del suelo.

(Reza Ramezanpour, 2022) propone una GRNN la cual predice las tasas de fertilización para el plátano, donde se consideran algunas variables de entrada que tienen en común con el trabajo realizado, como el nitrógeno, fosforo y el rendimiento. Este trabajo no considera propiedades físicas y químicas.

(Aravindhar, 2021) realiza a través de un aprendizaje Deep Learning en el cual tiene en común con el trabajo la predicción de macronutrientes para la producción de plátano con variables de entrada como pH y macronutrientes.

CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES

De acuerdo con los objetivos planteados al inicio del proyecto, se puede decir que se cumplieron, en donde se desarrolló un sistema de apoyo para la estimación de los niveles de macronutrientes NPK y las tasas de rendimiento de la naranja mediante redes neuronales artificiales. Se elaboro un sistema de RNA con dos modelos de predicción para las variables de salida. La red neuronal artificial se configuro con el algoritmo Backpropagation debido a que fue la que mejor se adaptó al modelo de entrenamiento y predicción. Se utilizó el modelo TRAINLM (Levenberg-Marquardt) el cual se ajustó mejor con 5 neuronas en la capa oculta para las variables NPK y 15 para el rendimiento.

El modelo de los macronutrientes NPK (nitrógeno, fosforo y potasio.) predice los nutrientes necesarios para la producción de naranja con 18 variables de entrada con características físicas y químicas de suelo, la RNA se configuro con 5 neuronas debido a que mostro los mejores resultados. Esta predicción se ajusta muy bien a los datos reales con un índice de determinación de 0.96 para el Nitrógeno, esta es la variable que más se ajusta al modelo, después el Fosforo con un 0.9 con la predicción de esta variable y por último la variable Potasio que es la que menos se ajusta al modelo, con un índice de determinación del 0.84 para las predicciones. El modelo para la variable rendimiento se realizó con 20 variables de entrada y 15 neuronas en la capa oculta, la cual muestra un buen resultado en la predicción con los valores reales con un 0.94 de índice de determinación.

Las variables de impacto para el rendimiento y NPK se obtuvieron con el análisis de sensibilidad para encontrar las variables que tienen más impacto de la base de datos, donde se puede observar que para el rendimiento las variables de entrada que más relevancia tienen son los macronutrientes NPK. Las variables que más impacto tienen con los NPK es el rendimiento y entre otros.

El aporte de este estudio se define como un modelo de predicción para la decisión de fertilización a través de un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) con el algoritmo de Backpropagation y Levenberg-Marquardt lo que en los estudios anteriores manejan variables de entradas y salidas con diferentes objetivos, en este caso la diferencia de este estudio, se manejan dos modelos con salidas de rendimiento y NPK a través del entrenamiento y la

simulación en el programa Matlab. El modelo de rendimiento maneja 20 variables de entrada y una de salida de las cuales son variables físicas y químicas del suelo, así como las plagas que afectan al cultivo. El modelo NPK está elaborado con 18 variables de entrada para su correcta predicción. Este estudio es de apoyo para los productores de naranja debido a que predice los niveles de Nitrógeno, Fosforo y Potasio que requiere el terreno para los rendimientos que espera el agricultor y las condiciones del suelo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACNOA. (16 de Junio de 2020). Obtenido de <https://acnoa.com.ar/la-sequia-y-las-altas-temperaturas-en-mexico-ponen-contras-las-cuerdas-el-cultivo-de-citricos/>
- Arriaga, J. (abril de 2015). *Modelado, simulación y control del uso del agua en la agricultura*.
- Ashkan Navavi, P., & Farhad Fatehi, A. (2014). Prediction of yield and economic indices for tangerine production using artificial neural networks based on energy consumption. *Revista Internacional de Agronomía e Investigación Agrícola (IJAAR)*, 57-64.
- Baruffaldi, J. M. (2016). *Redes neuronales adversarias para el reconocimiento de malezas*.
- Caicedo, J., Acosta, P., & Pozo, R. (s.f.). *Estimación de áreas de cultivo mediante Deep Learning y CNN*. Quito, Ecuador.
- Calvo, D. (10 de Diciembre de 2018). Obtenido de <https://www.diegocalvo.es/backpropagation-redes-neuronales/>
- Citricos.com. (5 de Mayo de 2021). Obtenido de <https://citricos.com/suelo-para-los-citricos-factor-ecologico-indispensable-para-su-desarrollo-y-produccion>
- Comite de Citricos. (2020). Obtenido de <https://comitedecitricos.cl/noticias-y-actividades/noticias/966-mexico-sequia-y-las-altas-temperaturas-ponen-contras-las-cuerdas-el-cultivo-de-citricos>
- Diebel, J., Norda, J., Kretchmer, O., & Kretchmer, J. (s.f.). *weatherspark*. Obtenido de <https://es.weatherspark.com/>
- Dragoljub, P., & Zoran, O. (2001). Neural Network-Based Software for Fertilizer Optimization in Precision Farming. *Center for Information Science and Technology Temple University*.

- Folgueiras Bertomeu , P. (s.f.). *diposit*. Obtenido de <http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/99003/1/entrevista%20pf.pdf>
- Gaitan, C., Hsieh, W., & Cannon, A. (2014). Pronóstico de rendimiento de maíz por regresión lineal y redes neuronales artificiales en. *Ciencias agrícolas*, 2-17.
- Gobierno México. (1 de Marzo de 2022). Obtenido de <https://www.gob.mx/publicaciones/articulos/produccion-de-citricos-en-mexico#:~:text=Los%20c%C3%ADtricos%20tienen%20un%20alto,mexicano%20y%20segundo%20en%20persa>.
- González Segnana, L. R., & Tullo Arguello, C. C. (2019). *Cultivo de citricos*. San Lorenzo, Paraguay: Facultad de Ciencias Agrarias.
- Google Earth. (Noviembre de 2022). Obtenido de <https://www.google.com/intl/es-419/earth/>
- Hamza, R., & Chtourou, M. (2018). *Apple Ripeness Estimation Using Artificial Neural Network*. Orleans, Francia: International Conference on High Performance Computing & Simulation (HPCS).
- Helong, Y., Dayou, L., & Guifen, C. (2010). A neural network ensemble method for precision fertilization modeling. *ELSEVIER*, 1-8.
- Hernández Caraballo, E. (2015). PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO DE UN CULTIVO DE NARANJA “VALENCIA” MEDIANTE REDES NEURONALES DE REGRESIÓN GENERALIZADA. *Ciencias y Tecnología*, 20.
- iausa. (2016). Obtenido de <https://iausa.com.mx/perspectivas-del-mercado-mundial-y-nacional-de-los-fertilizantes/#:~:text=Entre%202006%2D2016%2C%20el%20consumo,61.5%25%20de%20la%20producci%C3%B3n%20mundial>.
- Laguna, C. (2014). *Instituto Aragonés de Ciencias de la salud*. Obtenido de <https://hopelchen.tecnm.mx/principal/sylabus/fpdb/recursos/r132139.PDF>

- Loli Figueroa, O. (2011). *Universidad Nacional Agraria la molina*. Obtenido de http://www.agrobanco.com.pe/pdfs/capacitacionesproductores/citricos/fertilizacion_de_citricos.pdf
- Lykhovyd, P. (2018). *CEEOL*. Obtenido de <https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=638297>
- Maozhun, S., & Ji, L. (2017). Improved Garson algorithm based on neural network model. *Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*.
- Marziyeh, J., & Alireza, S. (2020). The application of artificial neural networks in modeling and predicting the effects of melatonin on morphological responses of citrus to drought stress. *Plos One*, 1-17.
- mathworks*. (2022). Obtenido de <https://la.mathworks.com/products/matlab.html>
- microsoft*. (12 de 10 de 2022). Obtenido de <https://learn.microsoft.com/es-es/office/troubleshoot/access/database-normalization-description>
- Molina, E. (1999). Nutrición y Fertilización de naranja. *Informaciones Agronomicas*.
- Mora, M., Aliaga, J., & Fredes, C. (2017). *Olive Ripening Phase Estimation based on Neural Networks*. Córdoba, Argentina: Sociedad Argentina de Informática e Investigación Operativa (SADIO). Obtenido de <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/62909>
- Pérez, A. G., Rodríguez Maldonado, R., Pavlov, S., & Rivas Echeverría, F. (2015). Redes neuronales artificiales para estimar el contenido de nitrógeno en plantas leguminosas. En *Ciencia e ingeniería* (Vol. 36, págs. 85-91). Mérida, Venezuela. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/5075/507550628003.pdf>
- Pérez, F., Figueroa, E., Godínez, L., & Pérez, R. (2019). *Integración Económica y rentabilidad en la agricultura*. México: Asociación Mexicana de Investigación Interdisciplinaria A.C. (ASMIIA, A.C.).
- Pokrajac, D., & Obradovic, Z. (2001). Neural Network-Based Software for Fertilizer Optimization in. *Conferencia Internacional Conjunta sobre Redes Neuronales. Procedimientos*, 2110-2115.

- Rodríguez Pérez, V., & Hernández Carballo, E. (2012). *Predicción del rendimiento de un cultivo de plátano mediante RNA de regresión Generalizada*.
- Ruß, G., Kruse, R., Schneider, M., & Wagner, P. (2008). Minería de datos con redes neuronales para predicción de rendimiento de trigo. *Industrial Conference on Data Mining*, 47-56.
- Saldaña Robles, M., & Ascencio, I. (2010). *Pronósticos para el Rendimiento del Trigo usando Redes Neuronales Artificiales*. León, Guanajuato: Ciencia Tecnológica Universidad de Guanajuato.
- SIAP.Gob. (2020). Obtenido de <https://nube.siap.gob.mx/cierreagricola/>
- tibco. (2021). Obtenido de <https://www.tibco.com/es/reference-center/what-is-a-neural-network>
- Toapanta, J. (mayo de 2019). *Estimación del rendimiento por hectárea de maíz duro seco en el ecuador mediante redes neuronales*.
- Vitores, I. (10 de Febrero de 2022). Obtenido de <https://sembralia.com/blogs/blog/abonado-citricos>
- Xujun, Y., Kenshi, S., Leroy Ortega, G., Shin-Ichi, A., & Akira, S. (2006). Estimation of citrus yield from airborne hyperspectral. *ELSEVIER*, 1-7.
- Yang. (30 de junio de 2000). *Aplicación de redes neuronales artificiales en reconocimiento*.
- Yara. (2022). Obtenido de <https://www.yara.com.mx/nutricion-vegetal/citricos/tipos-de-citricos/>
- Yara. (2022). Obtenido de <https://www.yara.com.mx/nutricion-vegetal/citricos/resumen-nutricional-de-citricos/>
- Yuhong, D., Zetian, F., Yaoqi, P., Yongjun, Z., Haijun, Y., & Xinxing, L. (2019). Precision fertilization method of field crops based on the Wavelet-BP neural network in China. *Journal of Cleaner Production*.

ANEXOS

Entrevista realizada

PROPIEDADES FÍSICAS DEL SUELO

De acuerdo temporadas de lluvias, riego del terreno:

1. ¿Cómo considera que es el drenaje externo del suelo?

Bueno

Moderado

Malo

2. ¿Cómo considera que es el drenaje interno del suelo?

Bueno

Moderado

Malo

3. ¿Cómo considera el índice de sequía del terreno en estos últimos años?

Leve

Moderada

Muy Fuerte

4. ¿Qué profundidad tiene un árbol de naranja con base a su experiencia?

5. ¿Cómo definiría la textura del suelo del terreno?

Franco-arcilloso

Arcilloso

Franco-arenoso

6. ¿Conoce la pendiente de su terreno y que porcentaje o grados de inclinación tiene?

7. ¿Qué niveles de pH presentan sus suelos?

8. ¿Aproximadamente con cuantas hectáreas cuenta para la siembra de maíz?

PROPIEDADES QUÍMICAS DEL SUELO

1. ¿Utiliza algún tipo de fertilizante en el terreno; para un mayor desarrollo de los cultivos agrícolas? Si su respuesta es sí, explique qué tipo de fertilizante utiliza:

2. ¿Aproximadamente cuál es el precio del fertilizante que utiliza?

3. ¿Cada cuánto tiempo aplica fertilizante?

4. ¿Cuál es la cantidad de fertilizante que aplica en sus cultivos (costales/hectáreas, kg/metro, etc.)?
5. ¿El fertilizante es aplicado manualmente, con alguna maquina o herramienta? ¿Si se aplica con máquina, cuantos litros por hectárea consume de combustible la maquina?
6. ¿Aplica algún sistema de riego?
7. ¿Actualmente tiene un control de nutrientes de los cultivos?
8. Aplica algún control contra plagas. Si la respuesta es sí. ¿Qué plaguicidas o pesticidas usa, en qué cantidad y cada cuánto tiempo?
9. ¿Cuántos años tiene sus árboles de naranja?
10. Además de los plaguicidas. ¿Utiliza algún otro agroquímico (por ejemplo: rodenticidas, herbicidas o etc.)?
11. ¿Qué tipo de plagas son comunes en su cultivo?
12. ¿En cuánto se reduce su rendimiento si le cae la plaga?
13. ¿Utiliza algún método natural para controlar la plaga o hierba?
14. ¿Cuánto desperdicio se genera al levantar la cosecha del cultivo?
15. ¿Tiene alguna utilidad el desperdicio generado?

PRODUCCIÓN

1. ¿Cuál es el tiempo ciclo de producción de naranja?
2. ¿Cuánta producción de naranja obtiene al final de la cosecha (toneladas/ hectárea o etc.)?
3. Para la recolección de la cosecha final ¿Se lleva a cabo manualmente o utiliza alguna maquinaria?

PROPUESTAS DEL AGRICULTOR

1. ¿Qué información cree que sea necesaria, para poder obtener una mejor cosecha en su terreno?
2. De acuerdo a su experiencia como agricultor. ¿Que considera necesario aplicar o hacer en el cultivo, para que este nos brinde buenos resultados?
3. Alguna propuesta de mejora o información que dese agregar a esta entrevista.

En la entrevista se obtienen puntos muy importantes para la elaboración de una base de datos de los cuales se tiene las propiedades químicas y físicas del suelo, información de la producción y propuestas del agricultor.