UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO

DIVISIÓN ACADÉMICA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

OPTIMIZACIÓN DEL RENDIMIENTO TÉRMICO DE UN SISTEMA DESHIDRATADOR SOLAR PARA PLATANO Y MALANGA MEDIANTE HERRAMIENTAS DE CÓMPUTO AVANZADO

PARA OBTENER EL GRADO DE:

DOCTOR EN CIENCIAS EN INGENIERÍA

PRESENTA:

M.C.I. MOISÉS MOHENO BARRUETA

BAJO LA DIRECCIÓN DE:

DRA. LIZETH ROJAS BLANCO

EN CODIRECCIÓN:

DR. BASSAM ALI

CUNDUACÁN, TABASCO; A 11 DE ABRIL DEL 2025

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Declaración de Autoría y Originalidad

En la ciudad de Cunduacán el día 11 del mes abril del año 2025, el que suscribe Moisés Moheno Barrueta alumno del Programa de Doctorado en Ciencias en Ingeniería con número de matrícula 172D20009 adscrito a la División Académica de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, como autor de la Tesis presentada para la obtención del grado de Doctor en Ciencias en Ingeniería y titulada: "Optimización del rendimiento térmico de un sistema deshidratador solar para plátano y malanga mediante herramientas de cómputo avanzado" dirigida por la Dra. Lizeth Rojas Blanco.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

DECLARO QUE:

La Tesis es una obra original que no infringe los derechos de propiedad intelectual ni los derechos de propiedad industrial u otros, de acuerdo con el ordenamiento jurídico vigente, en particular, la LEY FEDERAL DEL DERECHO DE AUTOR (Decreto por el que se reforman y adicionan diversas disposiciones de la Ley Federal del Derecho de Autor del 01 de Julio de 2020 regularizando y aclarando y armonizando las disposiciones legales vigentes sobre la materia), en particular, las disposiciones referidas al derecho de cita.

Del mismo modo, asumo frente a la Universidad cualquier responsabilidad que pudiera derivarse de la autoría o falta de originalidad o contenido de la Tesis presentada de conformidad con el ordenamiento jurídico vigente.

Villahermosa, Tabasco a 11 de abril del 2025

Moisés Moheno Barrueta

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

DIRECCIÓN

OFICIO: DAIA/DIR/439/2025
FECHA: 01 de abril de 2025
ASUNTO: **Autorización de impresión definitiva**

M.C.I. MOISÉS MOHENO BARRUETA
PASANTE DEL DOCTORADO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA
PRESENTE

En virtud de haber elaborado su trabajo de Tesis denominado:

"Optimización del rendimiento térmico de un sistema deshidratador solar para plátano y malanga mediante herramientas de cómputo avanzado"

Para obtener el grado de **Doctor en Ciencias en Ingeniería** y en el cual ha tenido como Directora de Tesis a la Dra. Lizeth Rojas Blanco y su Co - Director al Dr. Bassam Ali.

Tengo a bien autorizarle la **IMPRESIÓN DEFINITIVA** de dicho trabajo, continuando con los trámites correspondientes para su examen de obtención de grado.

Sin otro particular, le envío un afectuoso saludo.

ATENTAMENTE

DRA. DORA MARÍA FRÍAS MÁRQUEZ
DIRECTORA

DIVISIÓN ACADÉMICA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA UJAT
DIRECCIÓN

c.c.p. Archivo
DRA'DMFM / MCA'RACT

Carretera Cunduacán-Jalpa de Méndez, km. 1, Col. La Esmeralda
C.P.86690 Cunduacán, Tabasco
Tel. (993) 358.15.00 Ext. 6752
direccion.daia@ujat.mx

Carta de Cesión de Derechos

Villahermosa, Tabasco a 11 de abril del 2025

Por medio de la presente manifestamos haber colaborado como autor en la producción, creación y/o realización de la obra denominada "Optimización del rendimiento térmico de un sistema deshidratador solar para plátano y malanga mediante herramientas de cómputo avanzado".

Con fundamento en el artículo 83 de la Ley Federal del Derecho de Autor y toda vez que, la creación y/o realización de la obra antes mencionada se realizó bajo la comisión de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco; entendemos y aceptamos el alcance del artículo en mención, de que tenemos el derecho al reconocimiento como autores de la obra, y la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco mantendrá en un 100% la titularidad de los derechos patrimoniales por un período de 20 años sobre la obra en la que colaboramos, por lo anterior, cedemos el derecho patrimonial exclusivo en favor de la Universidad.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

COLABORADORES

M.C.I. Moisés Mohene Barrueta

Dra. Lizeth Rojas Blanco

Dr. Bassam Ali

TESTIGOS

Dr. Erik Ramírez Morales

M.C.I. Limny Esther Pérez Jiménez

Dedicatoria

Dedico este trabajo a mis padres Teódulo y Yolanda, por todo el amor, comprensión, el cariño que siempre tuvieron para mí, que me permitió estar en pie y por confiar en mí siempre.

A mis hermanos, Ricardo, Pavlova, Mario y Guadalupe, por apoyarme siempre en todo momento, por impulsarme a seguir adelante. Por todo su cariño y sus enseñanzas.

A mi hija Arcenia Yhovana y a mi nieto Ignacio porque han sido mi apoyo más fuerte en este trayecto, porque serán siempre mi conducto a Dios. Por todos los procesos que hemos pasado, proseguimos a la meta. Siempre serán mi motivo para seguir avanzando.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Agradecimientos

A Dios por todas sus bendiciones y permitirme concluir este gran proyecto en mi vida.

A la Dra. Lizeth Rojas Blanco y al Dr. Bassam Ali por su apoyo incondicional para lograr este proyecto.

Al comité revisor por su tiempo y todas las aportaciones tan valiosas que tuvieron a bien obsequiarme: Dr. Edgar Vicente Macías Melo, Dr. Erik Ramírez Morales, Dr. Germán Pérez Hernández.

A los profesores del Posgrado por su aporte académico y profesional.

A la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco por el apoyo económico que me brindo para realizar mis estudios de Doctorado.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Índice de Contenido

Resumen 3

Abstract 4

Palabras clave 5

Key Words 5

Nomenclatura 5

Introducción 10

CAPITULO 1. Marco Teórico 13

1.1. Antecedentes 13

1.2. Secado Solar 28

1.3. Fundamentos de Secado 28

1.4. Contenido de Humedad de un Producto Agrícola 29

1.5. Razón de Humedad 30

1.6. La Actividad del Agua 31

1.7. Isotermas de Sorción 32

1.8. Análisis Psicrométrico del Secado 34

1.9. Calor Latente de Vaporización. 37

1.10. Secado Solar en Regiones Tropicales 38

1.10.1. Clasificación de los Secadores Solares 40

1.10.2. Parámetros para Evaluar el Desempeño de un Secador Solar 45

1.11. El Calentador de Aire Solar 49

1.12. El Producto Transmitancia-Absortancia ($\tau\alpha$) 50

1.13. La Cámara de Secado 51

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.14. Producto a Secar 51
1.15. La Constante de Secado 54
1.16. Herramientas Computacionales: Redes Neuronales Artificiales (RNA)…… 54
1.16.1. Definición de la RNA 55
Funciones de Activación 57
Función Umbral 57
Función Sigmoide 58
Función lineal 59
1.17. Arquitecturas de una RNA 60
1.18. Procesos de Aprendizaje 64
1.19. Aprendizaje con Maestro 65
1.20. Algoritmo de Retropropagación para Redes Multicapas 66
1.21. Algoritmos Genéticos 66
1.22. Estructura del Algoritmo Genético 68
1.23. Elementos del Algoritmo Genético 70
CAPITULO 2. Justificación 72
CAPITULO 3. Pregunta de Investigación 74
CAPITULO 4. Hipótesis 74
CAPITULO 5. Objetivos 74
5.1. Objetivo General 74
5.2. Objetivos Específicos 74
CAPITULO 6. Metodología 75
6.1. Descripción del Sistema Experimental 75
6.2. Metodología Computacional 82

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

6.2.1. Etapa Experimental 83
6.2.2. Modelado de la Red Neuronal Artificial 84
6.2.3. Enfoque de optimización por Red Neuronal Artificial Inversa . 86
CAPITULO 7. Resultados y Discusión 89
7.1. Evaluación Experimental del Secador Solar 89
Malanga 89
Plátano 93
7..2. Modelo en Redes Neuronales Artificiales 97
7.3. Análisis de Sensibilidad de Garson 103
7.4. Condiciones de Operación Optima 104
CAPITULO 8. Conclusiones y Recomendaciones 109
Referencias Citadas 112

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Índice de Tablas

Tabla 1 *Contenido de humedad de algunos productos agrícolas* 30
Tabla 2 *Parámetros evaluados en un secador solar.* 46
Tabla 3 *Parámetros ambientales y operacionales medidos para la evaluación del secador solar* 80
Tabla 4 *Rango de operación de variables experimentales de entrada y salida.* ... 83
Tabla 5 *Parámetros estadísticos para la evaluación del modelo basado en redes neuronales.* 86
Tabla 6 *Resultados de la red ANN utilizando la función de transferencia Tansig y Logsig en la capa oculta* 100
Tabla 7 *Parámetros de ponderación y sesgo obtenidos para el modelo ANN, función de transferencia Tansig y Logsig* 102
Tabla 8 *Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por algoritmos genéticos* 106
Tabla 9 *Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por enjambre de partículas* 107
Tabla 10 *Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por colonia de hormigas* 108

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Índice de Figuras

Figura 1.1 *Isotermas de sorción de un material* 33
Figura 1.2 *Gráfica psicrométrica para una presión barométrica de 101.325 kPa* 355
Figura 1.3 *Curva representativa de la psicrometría del proceso de secado* 366
Figura 1.4 *Principio de funcionamiento del secador solar* 399
Figura 1.5 *Clasificación de los secadores solares* 40
Figura 1.6 *Secador solar directo: a) pasivo; b) activo.* 411
Figura 1.7 *Secador solar indirecto: a) pasivo; b) activo* 422
Figura 1.8 *Secador solar pasivo de tipo invernadero.* 43
Figura 1.9 *Tienda de secado solar.* 44
Figura 1.10 *Presentación de una simple neurona* 56
Figura 1.11 *Función de activación umbral* 58
Figura 1.12 *Función de activación sigmoide* 59
Figura 1.13 *Función de activación lineal* 60
Figura 1.14 *RNA monocapa* 61
Figura 1.15 *RNA Multicapa* 62
Figura 1.16 *RNA recurrente sin auto retroalimentación y sin neuronas ocultas* .. 63
Figura 1.17 *RNA recurrentes con neuronas ocultas* 64
Figura 1.18 *Clasificación de los procesos de aprendizaje de la RNA* 65
Figura 1.19 *Estructura simplificada de la operación de un algoritmo genético* 69
Figura 6.1 *Curva de Transmitancia espectral* 76
Figura 6.2 *Esquema en 2-D del sistema secador solar y ubicación de sensores de temperatura y velocidad del viento* 77
Figura 6.3 *Diagrama esquemático en 3-D del sistema secador solar* 78
Figura 6.4 *Sistema secador solar experimental* 78
Figura 6.5 *Diagrama esquemático del sistema experimental* 81
Figura 6.6 *Metodología computacional para la optimización de la velocidad de secado* 82
Figura 7.1 *Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y velocidad de secado para la malanga a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V* 922

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 7.2 *Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y velocidad de secado para el plátano a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V*..... 95
Figura 7.3 *Arquitectura final del modelo neuronal 7-8-1 para usar en optimización por ANNi*..... 99
Figura 7.4 *Curva de regresión lineal entre datos simulados y experimentales para la velocidad de secado*..... 101
Figura 7.5 *Análisis de sensibilidad para las funciones de activación Tansig y Logsig* 104

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

OPTIMIZACIÓN DEL RENDIMIENTO TÉRMICO DE UN SISTEMA DESHIDRATADOR SOLAR PARA PLATANO Y MALANGA MEDIANTE HERRAMIENTAS DE CÓMPUTO AVANZADO

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Resumen

En este trabajo de Tesis se presenta una estrategia de optimización que utiliza un modelo de red neuronal artificial inversa (ANNi) aplicado a una técnica de optimización metaheurística, denominada algoritmos genéticos, para determinar las condiciones óptimas en la velocidad de secado (Vd) en dos tipos de frutas de la región de clima tropical húmedo del sureste de México: plátano y malanga. En la etapa experimental se evaluaron ambas frutas mediante un secador solar indirecto por convección forzada, durante periodos de tiempo de prueba programadas de 9:00 a 17:00 h por día. La ventilación forzada se realizó con un ventilador extractor de aire, operando a 6V, 9V y 12 V, este voltaje corresponde a la velocidad de giro del ventilador. Los resultados mostraron que las máximas velocidades de secado se lograron para un voltaje de 9V tanto para la malanga como para el plátano. En el caso de la malanga el tiempo total de secado fue de 465 min, con tres etapas de velocidad de secado, 1.5, 0.9, y 0.55 g/min. En el caso del plátano el tiempo total de secado fue de 495 min, con dos etapas de velocidad de secado, 1.46 y 0.36 g/min. Cómo resultado de las curvas de secado se observó que la velocidad de secado es mayor en la malanga que en el plátano. La arquitectura de la red neuronal fue entrenada utilizando la base de datos generada en la etapa experimental del secador solar. Las variables de entrada del modelo neuronal fueron: Radiación solar (GT), temperatura ambiente (Ta), humedad relativa (RH), velocidad del viento (wv), temperatura de entrada (Ti), temperatura de salida (To) y voltaje del ventilador (Vf). Se realizó una correlación cruzada entre los datos experimentales y simulados de la velocidad de secado (vd), con un coeficiente de regresión lineal R = 0.9822. Se realizó un análisis de sensibilidad para determinar el impacto de todas las variables de entrada. El mejor resultado fue obtenido por algoritmos genéticos (ANNi-GA) con un porcentaje de error de 0.83% y un tiempo de cómputo de 0.93 s. La estrategia de optimización utilizada en esta investigación, nos brinda un aporte teórico importante, para establecer mejores prácticas de control, así como la posibilidad de

implementar la estrategia de hibridación ANNi-Algoritmo Metaheurístico para trabajos de la misma naturaleza de este estudio.

Abstract

In this Thesis work, an optimization strategy is presented that uses an inverse artificial neural network (ANNi) model applied to a metaheuristic optimization technique, called genetic algorithms, to determine the optimal operating conditions for the drying speed (vd) in the process of drying of two types of fruits from the humid tropical climate region of southeastern Mexico: plantain and malanga. In the experimental stage, both fruits were evaluated using an indirect solar dryer by forced convection, during programmed test periods from 9:00 to 17:00 h per day. The forced ventilation was carried out with an air extractor fan, operating at 6V, 9V and 12 V, this voltage corresponds to the fan rotation speed. The results showed that the maximum drying rates were achieved for a voltage of 9V for both malanga and plantain. In the case of malanga the total drying time was 465 min, with three stages of drying rate, 1.5, 0.9, and 0.55 g/min. In the case of plantain, the total drying time was 495 min, with two drying speed stages, 1.46 and 0.36 g/min. As a result of the drying curves, it was observed that the drying speed is higher in malanga than in plantain. The neural network architecture was trained using the database generated in the experimental stage of the solar dryer. The input variables of the neural model were: solar radiation (GT), ambient temperature (Ta), relative humidity (RH), wind speed (wv), inlet temperature (Ti), outlet temperature (To) and fan voltage (Vf). A cross-correlation between experimental and simulated data of drying rate (vd) was performed, with a linear regression coefficient R = 0.9822. A sensitivity analysis was performed to determine the impact of all input variables. The best result was obtained by genetic algorithms (ANNi-GA) with an error percentage of 0.83% and a computation time of 0.93 s. The optimization strategy used in this research provides us with an important theoretical contribution to establish better control practices, as well as the possibility of implementing the ANNi-Metaheuristic Algorithm hybridization strategy for works of the same nature as this study.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Palabras clave

Secador solar, ventilación forzada, red neuronal artificial inversa, optimización

Key Words

Solar dryer, forced ventilation, artificial neural network inverse, optimization.

Nomenclatura

Variables	Descripción	Unidades
Deff	Difusividad efectiva de humedad	m^2/s
K	Constante de secado	
V_d	Velocidad de secado	g/min
G_T	Irradiancia solar	W/m^2
L_w	Calor latente de vaporización	J/kg
M_{wb}	Humedad en base húmeda	kg agua / kg producto húmedo
M_{db}	Humedad en base seca	kg agua / kg producto seco
M_t	Humedad en el tiempo t	
M_{t+dt}	Humedad en el tiempo t + dt	
M_o	Humedad inicial	
M_e	Humedad de equilibrio	

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

MR_{db}	Razón de humedad en base seca	
h	Humedad absoluta	
h_o	Humedad absoluta del aire a la salida de la cámara de secado	
h_i	Humedad absoluta a la entrada de la cámara de secado	
h_{abs}	Humedad absoluta del aire que entra en el secador en el punto de saturación adiabática	
a_w	Actividad del agua	
ρ	Densidad del aire	kg/m^3
V	Flujo volumétrico	m^3/s
φ	Humedad relativa	
m_o	Masa inicial de materia sin secar	kg
m_d	Masa de materia seca	kg
m_w	Masa de agua evaporada	kg
M_w	Peso molecular del agua 18.01 g mol^{-1}	g mol^{-1}
R	Constante de los gases	J mol^{-1} K^{-1}

8 314 J mol^{-1} K^{-1}

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

S	Radiación solar absorbida por unidad de área	W/m^2
ρ_d	Reflectancia difusa de la cubierta	
t	Tiempo de secado	min
Δt	Intervalo de tiempo de secado	min
α	Absortancia	
τ	Transmitancia	
ϵ_c	Emitancia de la cubierta de vidrio	
$(\tau\alpha)$	Producto transmitancia absortancia	
$(\tau\alpha)_e$	Producto transmitancia-absortancia efectiva	
β	Inclinación del colector solar respecto de la horizontal	° grados
A_c	Área del colector	m^2
W_c	Ancho del colector solar	m
I_t	Irradiancia solar incidente en la cubierta traslucida del colector solar	W/m^2

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

T	Temperatura del aire de secado	°C
T_{amb}	Temperatura ambiente	°C
T_{id}	Temperatura de entrada al secador solar	°C
T_{od}	Temperatura de salida del secador solar	°C
T_{wb}	Temperatura de bulbo húmedo	°C
HR_a	Humedad relativa ambiente	%
W_v	Velocidad del viento	m/s
V_{id}	Velocidad del aire al interior del secador	m/s
V_f:	Voltaje del ventilador	V
CEU:	Consumo energético unitario	
η_p	Eficiencia “pick-up”	
SMER:	Tasa específica de extracción de humedad	
I_n	Variable de entrada a la red neuronal	
W_i	Pesos de la conexión de la capa de entrada con la capa oculta de la red neuronal	

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

W_o	Pesos de la conexión de la capa de salida con la capa oculta de la red neuronal
b_1	Bias de las neuronas de la capa oculta
b_2	Bias de la neurona de la capa de salida
X	Variable estadística
y	Funciones objetivo para optimización
I_j	Nivel de importancia relativa de la variable de entrada j sobre la variable de salida
N_i	Neuronas en la capa de entrada
N_h	Neuronas en la capa oculta

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Introducción

En la América Latina, la industria agrícola mexicana es una de las más significativas, estableciéndose como la mayor productora de hortalizas de la región, ocupando el segundo lugar en exportación de frutas a nivel mundial. La contribución en el producto interno bruto de las actividades agrícolas es del 2% y una derrama económica de inversión extranjera directa (IED), que en 2019 superó los 50 millones de dólares estadounidenses (CEDRSSA, 2020).

Dentro de las regiones de cultivo del país, la zona sur-sureste (conformado por los estados de Tabasco, Chiapas, Campeche y sur de Veracruz) resalta debido a sus favorables condiciones climáticas e hidrográficas, donde el 96% de la superficie agrícola cuenta con riego de temporal. En esta región escurre 50% del agua de todo el país y el clima tropical lluvioso predominante permiten tener cosechas prácticamente todo el año (CNA, 2024). De 2011 al 2017 la región sur-sureste, ha sostenido el mayor crecimiento agropecuario, con un ascenso anual de la zona, en términos reales, de 35.7%. Lo que hace a dicha región muy importante para el aprovechamiento agrícola nacional (Garduño-Jiménez et al., 2023). No obstante, el hecho de tener cosechas casi todo el año y a los tiempos de vida post cosecha del cultivo, acarrean una problemática económica relacionada con la colocación y venta de los productos. De no hacerlo, se genera un exceso de producción saturando el mercado, o pérdidas económicas para los agricultores, por merma. Por lo tanto, se requieren alternativas para la conservación de alimentos de temporada, ayudando al desarrollo de la economía rural.

Una de las opciones más atractivas para la preservación de frutos, vegetales y hierbas es el secado y deshidratado, el cual además otorga otros beneficios como abaratar los costos de transporte, incrementar el tiempo de vida y reducir los desperdicios de las cosechas (Calín-Sánchez et al., 2020). Para regiones con clima tropical, los secadores solares, representan una opción factible de secado y deshidratado ya que poseen la ventaja de presentar costos de capital y operativos más bajos que los secadores convencionales (Mohana et al., 2020).

En los secadores solares, se aprovecha la energía térmica proveniente de la radiación solar para suministrar calor al proceso de secado y evaporar el contenido

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

de humedad necesario del producto. La efectividad en el uso de esta tecnología depende de los niveles de radiación en la región. Para el caso de México, el promedio anual de irradiación diaria sobre superficie horizontal es poco más de 4.4 kWh/m^2·día. Específicamente, en la región sur-sureste se tiene una irradiación diaria promedio de 5.5 kWh/m^2·día, debido a su ubicación geográfica entre los trópicos de Cáncer y de Capricornio, zona donde se capta la mayor cantidad de radiación solar en el mundo (Rosas-Flores et al., 2019). Por lo que el empleo de la tecnología solar térmica en México brinda condiciones favorables para contribuir en forma importante a los requerimientos energéticos para el procesamiento postcosecha, con factibilidad técnica adecuada para ser empleada como mejora tecnológica en las áreas agrícolas de las regiones de clima tropical (como la región sur-sureste de México) (Morales et al., 2024).

Aunque los secadores solares son una tecnología desarrollada para el aprovechamiento de la energía solar y el secado de productos agrícolas, de acuerdo con Gohain & Dutta (2024), presentan un nivel de madurez tecnológica TRL 5, que corresponde a prototipos validados en laboratorio o campo, que cumplen las condiciones previstas y garantizan un funcionamiento de la solución. Para incrementar su nivel de madurez tecnológica, y lograr su implementación a escala comercial o industrial, es necesario atender: la reducción de costos, el mejoramiento del rendimiento térmico, la reducción del tiempo de secado y la disminución del riesgo financiero. Por lo anterior, es necesario el desarrollo e implementación de herramientas que ayuden a identificar las condiciones óptimas de operación del secado solar.

El secado de alimentos es comúnmente descrito como un proceso químico complejo, multiescala, multifase, y multifísico; el cual está ligado a múltiples interacciones energéticas y mecanismos de transferencia de calor, masa y momento (Moghimi et al., 2021). Por lo que es necesario identificar las variables ambientales y operativas del sistema para establecer un modelo que describa la complejidad del mismo, así como una función de costo que maximice el rendimiento térmico del

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

secador solar y minimice tanto el tiempo de secado, como el tiempo de cómputo de los algoritmos de optimización en línea (May Tzuc et al., 2020) .

En ese sentido, en las últimas décadas las herramientas de cómputo avanzado, basadas en la inteligencia artificial son una alternativa poderosa para lo solución de problemas en el área de las energías renovables, cuyas aplicaciones directas están asociadas al control y operación de los sistemas en estudio. Además, estas herramientas son empleadas para modelar dichos sistemas con el propósito de establecer una relación entre los diferentes parámetros meteorológicos y los de operación que influyan en el desempeño de estos (Azadeh et al., 2013; S. K. Jha et al., 2017; Scapino et al., 2019; Sendra-Arranz & Gutiérrez, 2020a).

Por esta razón, en este trabajo se desarrolló una estrategia híbrida de optimización basada en un modelo de inteligencia artificial y un algoritmo metaheurístico de un secador solar indirecto para frutas tropicales de alto potencial económico, utilizando muestras de plátano y malanga. El proceso de optimización consideró el voltaje del extractor de aire al interior del secador como parámetro de operación con el fin de mejorar la velocidad de secado. El objetivo fue establecer teóricamente los valores óptimos de control para la operación de secado a partir de una red neuronal inversa resuelta con tres algoritmos de optimización metaheurísticos, además de determinar la velocidad de secado óptima teórica para el proceso.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

CAPITULO 1. Marco Teórico

1.1. Antecedentes

En años recientes se ha analizado el potencial práctico de utilizar la energía solar térmica para el secado de diversos productos con valor comercial prometedor para el sur-sureste de México (Rodríguez et al., 2013), (Cámara Nacional de la Industria de Conservas Alimenticias, 2018) (Ortega, 2018). Castillo-Téllez et al. (2017) desarrollaron un secador solar indirecto tipo túnel para su aplicación en Chile rojo; obtuvieron tiempos de secado entre 2.75, 3.0, y 6.25 h, para temperaturas de 55 °C, 65 °C y 45 °C respectivamente. También evaluaron los rangos de velocidades, entre 0.7 y 2.6 m/s, alcanzando tiempos de secado y contenido de humedad final de 16 h con 0.057 a 0.90 $kg_{agua}/kg_{masa\ seca}$ y 21 h, con 0.0611 a 0.109 $kg_{agua}/kg_{masa\ seca}$ respectivamente.

López-Vidaña et al. (2020) desarrollaron un secador solar pasivo que funciona ya sea como secador mixto o indirecto para tomate, en una región tropical; la eficiencia de secado estuvo en un rango entre 5.47% y 4.48%, respectivamente. Por su parte, Castillo-Téllez et al. (2018) presentaron un estudio experimental para un secador solar de hojas de Stevia en donde se comparó el secado directo e indirecto, por convección natural y forzada. En este estudio se aprovechó el calor suministrado por un sistema de calentamiento de agua solar mediante un intercambiador de calor agua/aire. La convección natural produjo un tiempo de secado de 360 min y 250 (con malla de sombra) mientras que la convección forzada un rango de 550 min - 600 min y 300 min (con malla de sombra). En este trabajo concluyen que un secador solar indirecto tiene un mejor control que un directo.

En 2017, S. K. Jha et al. Realizaron un estudio de las tendencias de las técnicas de Inteligencia Artificial (IA), como las Redes Neuronales, la Lógica Difusa (LD), las Redes Neuronales Artificiales (RNA) y los Algoritmos Genéticos (AG), para el modelado matemático de sistemas basados en energías renovables. El aporte principal de este trabajo es presentar el esquema de inclusión de técnicas de inteligencia artificial en la ingeniería renovable.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Iqbal et al. (2014) describen y clasifican los algoritmos y herramientas más actuales para la optimización de sistemas energéticos a base de energías renovables donde destacan Algoritmos Genéticos y Enjambre de Partículas, para diversas aplicaciones, lineales y no lineales, soluciones industriales o domesticas como lo son: minimizar costos totales del sistema, minimizar el costo por unidad de energía producida, reducir la inversión inicial, disminuir las emisiones de ruido y contaminación, maximizar la generación total de potencia, etc. Muestran que hay un incremento de proyectos de investigación en el área de métodos de optimización para fuentes de energía renovables.

En 2016, Yaïci & Entchev realizaron el modelado de un sistema fototérmico para la calefacción y almacenamiento de energía utilizando tanto RNA como Sistemas de Inferencia Adaptativa Neuro Difusos (ANFIS, por sus siglas en inglés). Los resultados mostraron que ambas herramientas computacionales brindan estimaciones muy precisas del fenómeno y permiten crear estrategias para optimizar el funcionamiento del sistema.

Por otro lado, los trabajos para optimizar el funcionamiento de los Colectores de Cama Plana (CCP) destaca el de Toghyani et al. (2016) quienes optimizaron la salida de potencia neta y desempeño exergético de una planta termosolar, basada en CCP, diseñada para operar dentro de un ciclo Rankine. En este trabajo, presentaron el modelado de las características termodinámicas principales del colector, eficientando la resolución de los algoritmos de optimización.

Una de las metodologías de optimización con mejores resultados en la actualidad es la conocida como Red Neuronal Inversa (ANNi, por sus siglas en inglés). La cual ha sido utilizada, por Bassam y El Hamzaoui, para la optimización de procesos tanto energéticos como químicos. Entre las principales ventajas de la metodología destacan su capacidad de modelar cualquier fenómeno, y el poder implementar la técnica de optimización adecuada al problema (Bassam et al., 2014; El Hamzaoui et al., 2017).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Se han estudiado secadores solares de hierbas con ventilación natural. Aprovechando 5 a 6 h después de radiación solar nula, utilizando material de cambio de fase. El ΔT se mantuvo en 6 °C Se obtuvo un desempeño económico con un rendimiento del capital y un período de recuperación simple de 0,65 y 1,57 años, respectivamente. Donde emplearon modelado y simulación (Jain & Tewari, 2015).

Misha et al., en 2015 presentaron un estudio experimental de un secador solar activo asistido por desecante solido para secar kenaf. El tiempo de secado se redujo en 24% de 20.75 horas a 15.75 horas, comparado con el secado solar directo. La eficiencia de secado para baja radiación solar (394 W/m^2), es del 12%. Este porcentaje de energía solar usado en el sistema es el 44% de la energía total. Alcanzando un contenido de humedad final por debajo del 18% en 2 días (Misha et al., 2015).

Ramos et al. (2015) desarrollaron un modelo matemático para simular el comportamiento de un secador solar mixto de uvas, al norte de Portugal. Fueron integrados modelos de transferencia de calor y masa resueltos por diferencias finitas explícitas. Incorpora un modelo simultáneo del encogimiento del producto, los cambios en la difusividad de contenido de humedad efectiva, y la dependencia de las propiedades térmicas sobre el contenido de agua y temperatura, así como una simulación numérica.

Fudholi et al., en 2015 presentaron un estudio experimental de un secador solar con ventilación forzada indirecto para secar hojas de palma de aceite. El tiempo de secado fue de 3 días, para una radiación solar promedió aproximada de 600 W/m^2 y una velocidad del flujo de aire de 0. 13 kg/s, la eficiencia del colector fue de 31%, la eficiencia del sistema de secado de 19% y la eficiencia pick-up de 67%. La velocidad de extracción de humedad específica (SMER) fue de 0.29 kg/kWh, y la eficiencia exergética promedio de 47% (Fudholi et al., 2015).

Blanco-Cano et al., en 2016 presentaron un estudio experimental donde determinaron la cinética de secado de capa fina para manzanas Granny Smith por termogravimetría, y un análisis del secado a temperaturas constantes que oscilan entre 20 °C y 50 °C, con intervalos de 5 °C. Las curvas de secado experimentales

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

se ajustaron a la ecuación de Wang- Singh. El modelo fue validado experimentalmente con desviaciones máximas para el tiempo de secado inferior al 1.5%, y un error de predicción del 10% (Blanco-Cano et al., 2016).

Sekyere et al., en 2016 mediante un estudio experimental evaluaron un secador solar mixto por ventilación natural de piña, para cuatro escenarios de secado de acuerdo con los períodos de secado específicos para cuatro estaciones típicas en Ghana. Se redujo el contenido de humedad; 924% a 106% en 19 h; 1049% a 184% en 10 h; 912% a 155% en 7 h; y 1049% a 144% (db) en 23 h, con una eficiencia de 27%, 24%, 11% y 32% para el secado en los Escenarios 1, 2, 3 y 4, respectivamente (Sekyere et al., 2016).

Essalhi et al., en 2017 a través de un estudio experimental incorporaron dos placas corrugadas, formando una estructura cilíndrica en la placa absorbedora del colector solar en un secador de peras. La masa de las muestras se redujo de 997.3 g a 135.13 g, en 24 h. La eficiencia térmica media de la cámara de secado fue del 11.11% (Essalhi et al., 2017).

Lingayat et al., en 2017 diseñaron y desarrollaron un secador solar indirecto para plátano. Su contenido de humedad se redujo de un valor inicial de 356 % (db) a un contenido de humedad final de 16.3292 %, 19.4736 %, 21.1592 %, 31.1582 % y 42,3748 % (db) para la Bandeja 1, Bandeja 2, Bandeja 3, Bandeja 4 y secado al sol abierto respectivamente. La eficiencia térmica promedio del colector fue del 31.50 % y la de la cámara de secado del 22.38 % (A. Lingayat et al., 2017).

Atalay et al., en 2017 desarrollaron un calentador de aire solar para determinar el tiempo de secado para manzanas. Es un secador continuo con almacenamiento de energía térmica de lecho empacado. Se utilizó una unidad recuperadora de calor residual. Un modelo matemático fue desarrollado para calcular la predicción de la relación de humedad durante el tiempo (Atalay et al., 2017).

Zoukit et al., 2019 utilizaron un modelo difuso Takagi-Sugeno para predecir la temperatura dentro del secador para cualquier época del año en convección

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

natural o forzada. Los errores de predicción (RMSE%) fueron por debajo de 0.4 °C (0.81%) en convección natural y 0.52 °C (1.94%) en convección forzada (Zoukit et al., 2019).

Chandrasekar et al., en 2018 presentaron un trabajo con secadores solares indirectos para uvas, utilizando la unidad condensadora de aire acondicionado. Este sistema redujo el tiempo de secado en un 16.7% en comparación con el método de secado a sol abierto. Se demostró la posibilidad de un aumento del 13% en la eficiencia del secador solar (Chandrasekar et al., 2018).

Simo-Tagne et al., en 2020 desarrollaron un modelo para un secador solar mixto con ventilación natural de chiles rojos. Se consideraron las propiedades termofísicas del aire de secado y del chile rojo seco. Las ecuaciones de transferencia de calor y masa se resolvieron numéricamente por el método de Runge-Kutha de cuarto orden. La temperatura, humedad relativa del aire de secado y el perfil de humedad del producto secado fueron simulados y comparados con datos experimentales (Simo-Tagne et al., 2020).

Ekka et al., en 2020 evaluaron dos casos de un secador horizontal mixto con ventilación forzada para jengibre negro. En el primer caso evaluaron el sistema para un caudal másico constante de 0.062 kg/s durante todo el proceso de secado. En el segundo caso se evaluaron dos caudales másicos de aire sucesivos, 0.062 kg/s durante el período inicial de secado y 0.018 kg/s durante el período de tasa decreciente. Y se obtuvieron para ambos casos, tiempos de secado de 11 h y 7 h, eficiencia media del secador de 6.4%y 10.8%, consumo de energía específico de 1.07 kWh/kg y 0.56 kWh/kg, respectivamente (Ekka et al., 2020).

Lingayat et al., en 2020 mediante un estudio experimental, presentaron un secador solar indirecto de manzanas y sandías. La eficiencia térmica promedio del colector y secador fueron 54.5% y 25.39% para las manzanas y 56.3% y 28.76% para las sandías. Los contenidos de humedad disminuyeron de 6.16 a 0.799 kg/kg(db) para manzanas y de 10.76 a 0.496 kg/kg(db) para sandías. La curva de secado se ajustó con diferentes modelos existentes (A. Lingayat et al., 2020a).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Nwakuba (2019) trabajó en la optimización por superficie de respuesta del consumo energético de un secador solar eléctrico en el proceso de secado por aire caliente de rodajas de tomate. Los experimentos de secado se realizaron en lotes de 1 kg de muestras de tomate utilizando un diseño central compuesto 3^3, mediante el uso del software estadístico Design Expert 7.0. Se consideraron tres niveles de velocidad del viento (1.0, 1.5 y 2.0 m/s), espesor de la muestra (10, 15 y 20 mm) y temperatura del aire (50, 60 y 70 °C). Obtuvo un modelo cuadrático con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.9825. La validez del modelo se verificó mediante el análisis estadístico de los parámetros experimentales y la gráfica de probabilidad normal del consumo de energía residual. Los resultados determinaron que los parámetros del proceso tienen un efecto cuadrático significativo en el consumo de energía ($P<0.05$). El consumo de energía eléctrica varía de 5.42 kWh a 99.78 kWh, mientras que el consumo específico de energía varía de 5.53 kWh/kg a 150.61 kWh/kg. Las condiciones óptimas de secado obtenidas fueron: velocidad del aire de 1.94 m/s, espesor de la muestra de 10.36 mm y temperatura del aire de secado de 68.4 °C, consumo de energía de 5.68 kWh e índice máximo de 0.989. La eficiencia de utilización del calor (TUE) para las muestras estuvo en el rango de 15 ≤ TUE ≤ 58 %. El valor TUE máximo se obtuvo para una temperatura del aire de 70 °C, velocidad del aire de 1.0 m/s y espesor de la muestra de 10.0 mm, mientras que la TUE mínima se obtuvo para una temperatura del aire de 50 °C velocidad del aire de 2.0 m/s y espesor de la muestra de 20 mm.

Sekyere et al., en 2020 presentaron el modelado matemático y validación de un secador solar mixto por convección natural para cultivos, apoyado por un calentador de respaldo. Elaboraron un código para predecir el rendimiento térmico del secador solar para tres relaciones entre el ancho de entrada del secador solar y el ancho de la salida de aire (Sekyere et al., 2020).

Aukah et al., en 2020 presentaron este trabajo, donde utilizaron el software ANSYS para optimizar el rendimiento de un secador solar híbrido de biomasa para maíz descascarillado. Determinaron los valores óptimos de las variables de control para un proceso de secado continuo incluyendo épocas de poca o ninguna luz solar.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Los resultados de la optimización indican que la velocidad del aire a la entrada del colector solar debe ser de 3 m/s y a la salida del intercambiador de calor de 2.8 m/s; se debe incrementar la capacidad del intercambiador de calor para proporcionar aire caliente a 85 °C. El estudio concluyó que el secador es adecuado para el maíz y otros productos agrícolas, ya que realiza un secado por lotes continuo. El secador mantiene la misma temperatura y flujo de aire en la cámara de secado, lo que reduce el tiempo de secado (Aukah et al., 2020).

Subbian et al., en 2021 realizaron un estudio experimental donde analizaron las características del desempeño de un secador solar tipo túnel por convección forzada para mango en rodajas. Emplearon un extractor de aire de corriente directa alimentado por un panel fotovoltaico de 200w. El análisis del rendimiento del secador solar se realizó en verano, operando entre 28 °C y 70 °C. La configuración de prueba fue realizada con materiales locales y de estructura simple para reducir costos. La eficiencia térmica y el contenido de humedad fueron aproximados adecuadamente. Los resultados predichos con la técnica de superficie de respuesta obtenidos a partir de la perturbación y los gráficos de contorno tuvieron un mejor ajuste con los resultados experimentales, por lo que esta técnica de optimización gráfica se exploró convenientemente y dio resultados aceptables para su aplicación a las rodajas de mango (Subbian et al., 2021).

Zriba et al., en 2021 realizaron un estudio para diseñar y optimizar un secador solar industrial para tomate. El propósito del estudio es reducir el consumo de energía durante el secado, garantizando un producto de alta calidad. El tiempo de secado del tomate y las propiedades del aire de secado se calcularon a partir de la cinética de secado obtenida experimentalmente, posteriormente fue modelado termodinámicamente en TRNSYS el sistema de secado solar completo. Este último recicla el aire que sale de la cámara de secado y regula su humedad mezclándolo con la proporción adecuada de aire ambiente. La temperatura del aire se regula mediante un intercambiador de calor aire-agua. El circuito de agua consta de un colector solar, un depósito de agua, un intercambiador de calor y dos bombas de agua. El modelo TRNSYS proporciona dimensionamiento, optimización y

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

simulación dinámica de todo el sistema, incluidos los colectores solares, los tanques de almacenamiento, los intercambiadores de calor agua-aire, las cámaras de mezcla de aire y los secadores. Este trabajo demuestra la viabilidad técnica del desarrollo del sistema de secado a escala industrial. Los resultados de la optimización indican que se necesita un colector de tubos evacuados de 45 m^2 y un tanque de agua de 3600 m^3, la capacidad de secado sería de 315 kg de tomates frescos (Zriba et al., 2021).

A. Jha & Tripathy (2021) optimizaron los parámetros del proceso de secado de arroz y obtuvieron los modelos en 3D del mismo, desarrollaron un modelo de elementos finitos multicapa para predecir las distribuciones de humedad y temperatura durante el secado solar simulado. Optimizaron un secador solar híbrido con celdas solares integradas de desarrollo propio para secar arroz. Utilizaron el software Design Expert para optimizar las variables de nivel de potencia, velocidad del aire y contenido de humedad, mediante un análisis de varianza (ANOVA) con nivel de significación ($P < 0.05$) para los efectos lineales e interactivos de las variables en diferentes parámetros de calidad. La simulación del secador se realizó en la plataforma COMSOL Multiphysics. Los parámetros óptimos para el secado del arroz fueron potencial de 700 W, velocidad del aire de 3.5 m/s y contenido de humedad del 12 % de humedad; la temperatura óptima, la velocidad óptima de molienda y el tiempo de secado fueron 46 °C, 71.48 % y 90 min, respectivamente con un factor de idoneidad fue 0.92. Desarrollaron con éxito un modelo 3D de arroz a granel y capas de cáscara, salvado y endospermo. Los coeficientes de difusión para endospermo, salvado y cáscara fueron 2.95×10^{-11}, 8.66×10^{-12} y 6.00×10^{-12} m^2/s, respectivamente.

Etim et al., en 2021 optimizaron los parámetros de secado para un secador solar indirecto activo de plátano utilizando la metodología de superficie de respuesta. Los factores independientes considerados son el área de entrada del secador y el espesor de las rodajas de plátano. El experimento fue realizado para cuatro formas de entrada de aire con cinco niveles de área para cada una: cuadrada, con 4, 16, 36, 64 y 100 cm^2; rectangular con 8, 24, 48, 80 y 96 cm^2; circular con-

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

3.142, 12.568, 28.278 cm^2; y triangular con 8, 16, 24, 32, 40 cm^2. Los resultados muestran que el contenido de humedad varía de 12.05 % a 12.20 % (materia húmeda), la velocidad de secado varía de 1.95 a 3.99 g/h y la eficiencia de secado varía de 13.85 % a 31.84 %. Las mejores respuestas obtenidas fueron el contenido de humedad del 11.98%, velocidad de secado de 4.85 g/h y eficiencia de secado de 34.51%. Las condiciones óptimas correspondientes fueron: entrada de aire triangular de 40 cm^2, espesor del producto de 20 mm; toma de aire cuadrada de 100 cm^2 y espesor del producto de 20 mm; entrada de aire cuadrada de 100 cm^2 y espesor del producto de 20 mm (Etim et al., 2021).

Chaatouf et al., en 2021 presentaron un estudio sobre la optimización y mejora de la eficiencia de un sistema de secado solar indirecto para la región oriental de Marruecos, en función de los parámetros dimensionales. Optimizaron la distribución del flujo de aire sobre las bandejas de la cámara de secado y aumentaron la eficiencia del sistema de acuerdo a las dimensiones del secador y la cantidad de producto a secar. Esto requirió optimizar el número de bandejas y la distancia entre las mismas, lo que se logró mediante el uso del software ANSYS FLUENT. Los resultados indican que el funcionamiento óptimo de la cámara de secado se alcanza con 3 bandejas y una distancia entre ellas de 5 cm (Chaatouf et al., 2021).

Bhatti et al., en 2022 desarrollaron un secador solar eficiente para dátiles en Kerpur, Pakistán. Construyeron y pusieron en operación tres tipos de secadores solares: por convección natural, directo y de horno. Las velocidades del aire para estos fueron de 0.5 m/s, 0.6 m/s y 0.4 m/s, respectivamente. Evaluaron los incrementos de temperatura en intervalos de tiempo de 2 h, hasta alcanzar 10 h de secado. La primera lectura de temperatura fue de 36.4 °C, la cual es la temperatura ambiente e inicial para los tres secadores. Las temperaturas medias más altas registradas en el secador de horno fueron 41.4 °C, 41.9 °C, 45.8 °C, 41.8 °C y 47.9 °C para los tiempos de 2 h, 4 h, 6 h, 8 h y 10 h, respectivamente. La radiación solar máxima fue de 985 W/m^2 y la radiación solar promedio de 791 W/m^2. Los resultados muestran que el secador solar de horno tuvo mejores resultados que el de

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

convección natural, y el directo. El tiempo de secado fue de 8 h/día, con un tiempo total de secado de 5 días. Siendo una alternativa eficaz a los métodos convencionales de secado como el de convección natural y directo para la producción de dátiles (Bhatti et al., 2022).

Daouda et al., en 2022, realizaron un modelado de diferentes componentes de un sistema de secado solar por convección natural. Describieron las ecuaciones de balance de calor, masa y momento en cada etapa del proceso de secado. En una primera fase modelaron el comportamiento dinámico y el poder calorífico de diferentes secadores solares tipo invernadero. En una segunda fase, realizaron un estudio de optimización vía simulación para comparar la potencia de secado de más de 180 secadores solares. Los resultados de la simulación fueron: un secador de tamaño reducido con altura de 2.2 m, largo de 3.0 m, entrada de aire de 25 cm de ancho a una altura de 0.1 m, y salida de aire de 25 cm de ancho a una altura de 1.65 m. El secado se obtuvo a una temperatura media de 50.73 °C y una velocidad media del aire al interior del secador de 0.58 m/s (Daouda et al., 2022).

El-Sebaey et al., en 2023 realizaron un estudió experimental del rendimiento térmico de un secador solar indirecto para bananas. Diseñaron y fabricaron dos secadores solares indirectos: uno de chimenea y uno con ventilador, ambos con colector y secador. El contenido de humedad más bajo para las muestras de bananas se logró con el del tipo chimenea: 10.59%, lo que significa que el proceso de secado mejoró en un 81% en comparación con los secadores solares directos. La eficiencia térmica promedio del colector para el de chimenea y con ventilador fue de 34.14% y 29.54% respectivamente, con una eficiencia térmica promedio del secador de 14.45% y 12.76%, respectivamente. El mejor funcionamiento fue con los secadores tipo chimenea. (El-Sebaey et al., 2023).

Mbakouop et al., en 2023 realizaron un estudio sobre la calidad de secado de granos de cacao, mediante un secador solar con convección forzada mixta y con almacenamiento térmico. En este estudio utilizaron como referencia la norma internacional ISO 2451. Se recabaron los datos experimentales en una cámara de secado durante seis días con una muestra de 10 kg de cacao de la región productora

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

de cacao de Kekem en Camerún. Esta muestra incluyó más de 300 granos de cacao, según lo recomendado por la norma de prueba. El secador está hecho de una estructura de madera, con un relleno de poliestireno como aislante térmico, se combinan modelos directos e indirectos. La cámara de secado fue instrumentada para medir el flujo de aire, la temperatura y la humedad. La etapa de secado solar directo se utilizó para acelerar el proceso de secado, como primera etapa. Este sistema experimental puede deshidratar los granos de cacao en 2 días con un contenido de agua que oscila entre el 53.4% y el 4.6%. Desde el inicio hasta el final del proceso de secado, la temperatura y la humedad relativa oscilaron entre 18 °C y 55°C y entre 28 y 80%, respectivamente. Colocando la misma cantidad de semillas en la cámara de aceleración, en la cámara de secado y al aire libre, con una cantidad de eliminación de agua de aproximadamente 5.07 kg, la tasa de eliminación de agua es de aproximadamente 0.32 kg/h, 0.21 kg/h, respectivamente y 0.10 kg/h con una duración efectiva media diaria de 8 horas. Los rendimientos de secado de la cámara de aceleración y de la cámara de secado son respectivamente del 68 % y 52 %, superiores a los del secado al aire libre (Mbakouop et al., 2023)

Bhaskara Rao & Murugan en 2023 realizaron un estudio experimental donde se investigó el rendimiento de un colector solar de vacío de tubo en U (ETSC) combinado con un secador solar indirecto y se compararon los resultados con el secado solar de la radiación solar exterior normal (OSD) para determinar el método óptimo de secado de la hoja de neem. El secador ETSC reduce la humedad inicial del 68,1% (base seca) al 8,34% (base seca) en 7 horas, mientras que el OSD tarda 13 horas. Las eficiencias promedio del colector y del secador son 61.22% y 29%, respectivamente. Además, se compararon once modelos matemáticos diferentes con análisis de regresión no lineal para describir el comportamiento de secado de las hojas de neem. Entre todos los modelos considerados, el modelo propuesto por Verma et al. se adapta mejor a la cinética de secado de las hojas de neem en el secador ETSC, con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.9994, raíz del error cuadrático medio (RMSE) de 0.01002 y el error chi-cuadrado (χ^2) es 0.0001673 (Bhaskara Rao & Murugan, 2023).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Gilago et al., en 2023 evaluaron y compararon las características térmicas de un secador solar indirecto con secado natural (conjunto A) y convección forzada (conjunto B) de rodajas de zanahoria. Se realizaron varias modificaciones a la configuración A para mejorar la configuración B, incluido un túnel trapezoidal y un ventilador de CPU alimentado por paneles solares. Con base en la solución experimental, se examinaron el plazo de rendimiento y las características de secado de las zanahorias. La capacidad calorífica real del objeto A es 705.64 W, y la del objeto B es 789.55 W. En pruebas apropiadas, el colector logró eficiencias promedio de 56.84% y 68.74%. Por tanto, su eficiencia de secado es del 7.5% y 9.55%, respectivamente. La energía de activación, el coeficiente de difusión efectiva, la masa y el coeficiente de transferencia de calor para la configuración A y la configuración B son 42.71 kJ/mol y 37.85 kJ/mol, 6.32 X 10^{-9} m^2/s y 7.25 X 10^{-9} m^2/s, 0.0055 m/s y 0.0065 m/s, 6.32 W/m^2K y 7.25 W/m^2K, respectivamente, estos valores indican la velocidad de eliminación de humedad y el consumo de energía más eficientes. Determinaron las relaciones características entre humedad y coeficientes de difusión, transferencia de calor y masa. Para comprobar la exactitud de los resultados, se realizaron una estimación de la incertidumbre (Gilago et al., 2023).

Sharma et al., en 2023 En este estudio se evaluó el desempeño de un secador solar híbrido doméstico indirecto (ITDHSD) para secar hojuelas de tomate en términos de parámetros térmicos, ambientales, económicos y de calidad. En noviembre de 2021, la secadora alcanzó un contenido de humedad final del 9 % (en peso) en 10 horas. El coeficiente promedio de utilización de calor y el coeficiente de capacidad en los experimentos del sistema de secado son 0.67 y 0.33, respectivamente. La energía utilizada para producir el secador se estima en 1.434,176 kWh. El período de recuperación de la energía, la reducción total de las emisiones de CO2 y los créditos de carbono generados al secar tomates en una secadora se calcularon en 42.1 años, 12.28 toneladas y 364 dólares. El costo de capital inicial para construir el sistema de secado es de $245. Según los cálculos para el secado de hojuelas de tomate, la instalación de una secadora permite

Universidad Autónoma de Nuevo México. Universidad Autónoma de Nuevo México.

recuperar todo el coste inicial en 6 meses de funcionamiento. Además, también se evaluó y comparó la calidad de los copos de tomate secados al horno y al aire libre. Los secadores solares domésticos híbridos indirectos producen hojuelas de tomate seco de mayor calidad que el secado al sol al aire libre, como lo confirman los análisis sensoriales, el índice de rehidratación, la contracción y las pruebas de dureza. Además, el sistema actual ha sido razonablemente comparable y se considera el mejor entre los sistemas de secado solar existentes en términos de rendimiento de secado y reducción general de emisiones de CO2. La importancia del rendimiento del sistema radica en su capacidad para proporcionar una alternativa rentable, eficiente y amigable con el ambiente comparado con los métodos de secado tradicionales. (Sharma et al., 2023).

Gilago & Chandramohan en 2023 realizaron un estudio de dos tipos de secadores solares, diferentes configuraciones: indirectos pasivos y activos (PISD y AISD) con sistema de almacenamiento de energía (cera) y la cinética del proceso de secado de piña. Para crear el AISD, PISD fue reestructurado y equipado con un ventilador de CPU que funciona con energía solar. Los cambios de masa y temperatura registrados durante los experimentos se utilizaron para evaluar la eficiencia y los parámetros del secado. Como resultado, AISD mostró mejoras en el suministro de calor real, la energía de activación y el consumo de energía específico de 0.089 kW, 4.34 kJ/mol y 3.5 kWh/kg, respectivamente, en comparación con el PISD. De manera similar, la eficiencia del secador y el receptor AISD aumenta en un 25.77% y 16.52%, respectivamente, en comparación con el PISD. El coeficiente de separación de humedad específico promedio, el coeficiente de difusión de humedad, el coeficiente de transferencia de calor y la masa de los secadores PISD y AISD son 3.10 y 3.67 kg/kWh, 5.23 y 5.97 X 10^{-9} m^2/s, 0.00489 y 0.00576 m/s, y 5.6 and 6.47 W/m^2K. Después de 16 horas en PISD y 14 horas en AISD, el contenido de humedad disminuyó de 7.91 a 0.417 (base seca) con una velocidad de secado promedio de 0.408 y 0.45 kg/h, respectivamente. Con base en los parámetros evaluados se encuentra que el AISD da mejores resultados que el PISD. Realizaron también un análisis de incertidumbre para comprobar la fiabilidad de los resultados (Gilago & Chandramohan, 2023).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Mukul Sharma Et al., en 2024 presentaron secador solar híbrido indirecto para uso doméstico con un colector solar sinusoidal. Se realizaron simulaciones Dinámicas de Fluido Computacional (CFD) en ANSYS FLUENT con cinco caudales de masa a 500 W/m², y se encontró que 0.0201 kg/s era el caudal óptimo para secar cultivos. Se generaron distribuciones de temperatura en el secado con insolación solar de 500 a 1000 W/m² para validar el sistema. Se evaluó el rendimiento térmico del secador solar para un día, de 09:00 a 17:00 h. A las 12:00 h, la insolación solar alcanzó 905 W/m², la salida del colector fue de 305.6 K y la temperatura media del secador 334 K. La eficiencia térmica máxima del secador solar propuesto se evaluó en 71.3%. El HUF y el COP fueron 0.34, 0.43 y 0.56, 0.65, respectivamente. Los resultados de la simulación del sistema de secado se validaron con la literatura. El secador solar propuesto es eficiente y compacto, ideal para secar cultivos a nivel doméstico y en pequeñas y medianas escalas (Sharma et al., 2024).

Kontaxakis Et al., en 2024 realizaron un estudio para comparar la eficacia de un secador solar indirecto con métodos tradicionales para secar uvas Centennial Seedless y Sultanina en Creta. Se evaluaron parámetros clave como las condiciones ambientales, el tiempo de secado, el color de la uva, la contaminación fúngica y los niveles de ocratoxina A. Las uvas se secaron en una cámara solar, logrando temperaturas medias más altas (34 °C) y menor humedad (39.7 %) que las condiciones externas (24.2 °C y 58.7%) respectivamente, reduciendo el tiempo de secado de 12 a 7 días (Kontaxakis et al., 2024).

S. Rajesh Et al., en 2024 analizaron el rendimiento de un secador solar indirecto bajo tres condiciones: sin almacenamiento de energía, con cera de parafina como material de cambio de fase (PCM), y con una bobina de aluminio. La experimentación se realizó en otoño y verano para secar Coccinia grandis. Se diseñaron seis escenarios experimentales para estudiar la cinética de secado, la energía y el impacto ambiental. En 10.25 h, un producto de 2.5 kg disminuyó su contenido de humedad de 2.31 kg (92.5 % base húmeda) a 0.25 kg (10 % base húmeda) usando un ISD con ESM y bobina de aluminio como PCM en verano. El escenario 6 logró una eficiencia térmica máxima de alrededor del 21.056%, y en la

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

evaluación ambiental se obtuvo un Tiempo de amortización de Energía (EPT) de 1.44 años, las emisiones de CO_2 fueron de 24.11 kg/año, la mitigación fue de 20.12 toneladas y los créditos de carbono oscilaron entre 100.6 y 402.4 dólares en 35 años. La investigación sugiere que el ISD es un método de secado comercial eficaz, con mejor eficiencia energética y sostenibilidad (Rajesh et al., 2024).

Yazici et al., en 2025 realizaron un estudio del rendimiento de secado de la okra en un secador que combina energía solar y geotérmica. Se comparó el rendimiento del secador geotérmico y solar híbrido con el secador solar indirecto y métodos tradicionales de secado a la sombra. En tres experimentos, se secaron okras con una humedad inicial de 7.735, 8.245 y 8.82 g de agua por gramo de material seco con 0.3 g de agua. Los experimentos se realizaron en condiciones nubladas, parcialmente nubladas y despejadas. La energía geotérmica aportó 58.4 % en nublado y 49.5 % en despejado. La bandeja del secadero híbrido alcanzó la humedad final en 27 horas. Se analizaron los cambios de temperatura y humedad en los principales componentes de los secadores (Yazici et al., 2025).

Kerse et al., en 2025 diseñaron y probaron un secador solar indirecto con un calentador de aire de doble paso para optimizar el secado de chiles rojos y mejorar el almacenamiento de energía térmica. La carga de secador fue de 5 kg de chiles rojos. Los resultados indican que la temperatura de salida del calentador varió de 33.9 °C a 70.9 °C, con eficiencia térmica entre 9.4 % y 52.3 %, y exergética entre 2.35 % y 0.012 %. La eficiencia térmica media de la cámara de secado fue del 31.1 %, con exergía de entrada, salida y eficiencia exergética de 11.4 W, 5.2 W y 50.7 %, respectivamente. La incorporación de material de cambio de fase (PCM) en la cámara de secado estabiliza la temperatura del aire, asegurando un suministro casi constante. El chile rojo se secó en 29 y 56 horas, con una reducción de humedad de 81%(base humeda) a 11.7% (base húmeda) y 14.32% (Kerse et al., 2025).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.2. Secado Solar

El secado es un proceso de separación por el cual se remueve agua en un producto sólido. El secado se realiza por evaporación, obteniendo un producto seco; es un proceso que involucra mecanismos de transferencia de calor, masa y movimiento. Su finalidad es preservar y/o prolongar la vida útil de algunos productos biológicos, como los alimentos, lo que es crucial en la conservación de productos agrícolas. Algunos factores que afectan el proceso de secado son: la temperatura, la velocidad del aire, el tipo de producto, el espesor del producto, los contenidos de humedad inicial y final del producto, la difusividad de humedad, etc (Aniesrani Delfiya et al., 2024).

Los sistemas de secado de acuerdo con su rango de temperatura de operación se clasifican en secadores de alta y baja temperatura; los primeros utilizan combustibles convencionales, mientras que los de baja temperatura utilizan combustibles biomásicos o energía solar (Şevik, 2014). En los sistemas de secado, el calor es transferido por convección del aire caliente al producto, aumentando su temperatura y la temperatura del agua contenida en forma de humedad. Por otro lado, la transferencia de masa ocurre cuando la humedad presente se remueve en forma de líquido o vapor del interior del producto hacia su superficie y esta a su vez es transferida al aire en forma de vapor de agua. El proceso de secado es fuertemente influenciado por la temperatura y la velocidad de la corriente del aire que circula alrededor del producto (Mujumdar, 2001). La influencia o importancia de dichos efectos se cuantifica por procedimientos experimentales o simulación computacional.

1.3. Fundamentos de Secado

El proceso de secado es la remoción de humedad de un material, la cual se efectúa por medios químicos empleando desecantes o mediante la descomposición química de la humedad del producto; mecánicamente por compresión, gravedad o fuerzas centrífugas y vía térmica que implica la transferencia simultánea de calor y masa; el último método es el más utilizado para el secado de productos agrícolas y el objeto de estudio del presente trabajo (Duffie et al., 2020). El secado térmico implica la vaporización del agua dentro del producto por transferencia de calor y masa, este

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

proceso contempla dos subprocesos: el primero ocurre cuando se transfiere calor al producto a una tasa constante y resulta en el segundo subproceso a través de la disminución de los niveles de humedad y por tanto de la masa del producto (A. B. Lingayat et al., 2020a).

1.4. Contenido de Humedad de un Producto Agrícola

El contenido de humedad en un material es la cantidad de agua presente en el mismo. Su influencia en la cinética de secado impacta en la velocidad de secado del material. El contenido de humedad en base húmeda o seca se determinan a partir de los modelos propuestos por Ekechukwu (1999). El contenido de humedad en base húmeda se define como la cantidad de masa de agua presente en el producto por unidad de cantidad de masa del material sin secar, como en la ecuación 1.1 (Amir et al., 2024).

$$M_{wb} = \left(\frac{m_o - m_d}{m_0}\right) \tag{1.1}$$

Mientras que, el contenido de humedad en base seca se define como la cantidad de masa de agua presente en el producto por unidad de cantidad de masa de materia seca (Denise et al., 2023), como se observa en la ecuación 1.2.

$$M_{db} = \left(\frac{m_o - m_d}{m_d}\right) \tag{1.2}$$

Donde

M_{wb}: humedad en base húmeda

M_{db}: humedad en base seca

m_0: masa inicial de materia sin secar (kg)

m_d: masa de la materia seca en el producto en (kg).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

En el contenido de humedad en base húmeda, la cantidad de agua involucrada en una reducción de un punto porcentual de contenido de humedad cambia conforme el secado progresa, el peso del agua y el peso total del producto cambian; mientras que, en el contenido de humedad en base seca, el cambio de peso asociado con cada punto porcentual de reducción de la humedad en base seca permanece constante, contrario a la humedad en base húmeda (Leon et al., 2002).

En los productos agrícolas el contenido de humedad normalmente se expresa en base húmeda. En la Tabla 1 se presenta el rango del contenido de humedad en base húmeda de algunos productos agrícolas, (Mhd Safri et al., 2021).

Tabla 1

Contenido de humedad de algunos productos agrícolas

Producto	Contenido de humedad inicial (%)	Contenido de humedad final (%)	Máxima temperatura aceptada (°C)
Manzana	80	15-20	70
Cebolla	80	4	55
Uvas	80	15	70
Pimientos	80	18	65
Col	75	7	75
Maíz	24	11	50
Coliflor	70	5	75
Zanahoria	70	5	75
Ajo	80	4	55
Papa	80	5	65
Piña	96	10	60
Guayaba	80	20	65

Nota. Adaptada de “Current status of solar-assisted greenhouse drying systems for drying industry (food materials and agricultural crops)”, por Mhd Safri et al., 2021, Trends in Food Science & Technology (114), 633-657.

.

1.5. Razón de Humedad

La razón de humedad, MR, se expresa generalmente según la ecuación 1.3

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

$$MR = \left(\frac{M_t - M_e}{M_0 - M_e}\right) \times 100\% \quad (1.3)$$

Donde

MR: es la razón de humedad (%)

M_t: es el contenido de humedad en cada instante de tiempo (%)

M_0: es el contenido de humedad inicial (%)

M_e: es el contenido de humedad de equilibrio (%)

Normalmente el contenido de humedad de equilibrio (M_e) se desprecia en las aplicaciones de secado, debido a que la humedad relativa del aire fluctúa continuamente durante el proceso, haciendo difícil su determinación (Leon et al., 2002). De esta manera, la razón de humedad que se utiliza comúnmente es el dado por la ecuación 1.4.

$$MR = \left(\frac{M_t}{M_0}\right) \quad (1.4)$$

1.6. La Actividad del Agua

El secado de productos de grado alimenticio requiere de una cuidadosa atención higiénica. La disponibilidad de agua determina el crecimiento de microorganismos, germinación de esporas y diferentes tipos de reacción química, y depende de la actividad del agua a_w. La actividad del agua se determina por la razón de la presión parcial de vapor de agua del producto y la presión de vapor del agua pura, ambas medidas a la misma temperatura, su valor se encuentra en el rango entre 0 y 1 (López-Vidaña et al., 2013a).

La actividad del agua permite predecir la estabilidad de los alimentos. Es fundamentalmente importante en la predicción de la estabilidad microbiológica de alimentos concentrados y semihúmedos (Mujumdar, 2006). La actividad de agua

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

indica la estabilidad de un producto y tiene en cuenta la interacción del agua con otros constituyentes del producto en condiciones de equilibrio termodinámico. Por consiguiente, la actividad del agua es considerada una medida indirecta del agua que está disponible en un producto para participar en diferentes reacciones de deterioro y en el crecimiento microbiano.

En el equilibrio, la actividad del agua está relacionada con el contenido de humedad de un alimento por medio de una isoterma de sorción. Los productos perecederos frescos tienen una alta actividad de agua, normalmente superior a 0.98; mientras que los alimentos secos y estables tienen una actividad de agua inferior a 0.6. La actividad del agua es un indicativo de la forma en que se realiza el intercambio de agua con el entorno circundante del producto, hasta que se establece el equilibrio. En estas condiciones, el valor de la humedad relativa del aire (en tanto por uno) recibe el nombre de actividad de agua del producto, a_w. De esta forma, la humedad relativa de equilibrio del aire en contacto con el agua libre es del 100 % y, por lo que su actividad es 1. La actividad del agua o el contenido de humedad de equilibrio están determinados por el tipo de material, su temperatura y su humedad. Un producto tiene una presión de vapor característica para cada temperatura y humedad contenida, por lo que puede adsorber o emitir humedad al estar expuesto al aire.

El contenido de humedad de equilibrio de un material higroscópico es el valor de la humedad que tiene después de haber sido expuesto, durante un largo periodo de tiempo, a unas condiciones particulares del medio ambiente. Para ese contenido de humedad, la presión de vapor ejercida por la humedad del producto se iguala con la presión de vapor del aire circundante a su alrededor. De este modo, para la medida de la actividad del agua de un material, es necesario tener una pequeña muestra de producto en contacto con aire a una temperatura constante y con una humedad relativa controlada (Barbosa-Cánovas, Fontana, et al., 2020).

1.7. Isotermas de Sorción

Las isotermas de sorción de un material son las relaciones de correspondencia entre la actividad del agua y el contenido de humedad de equilibrio,

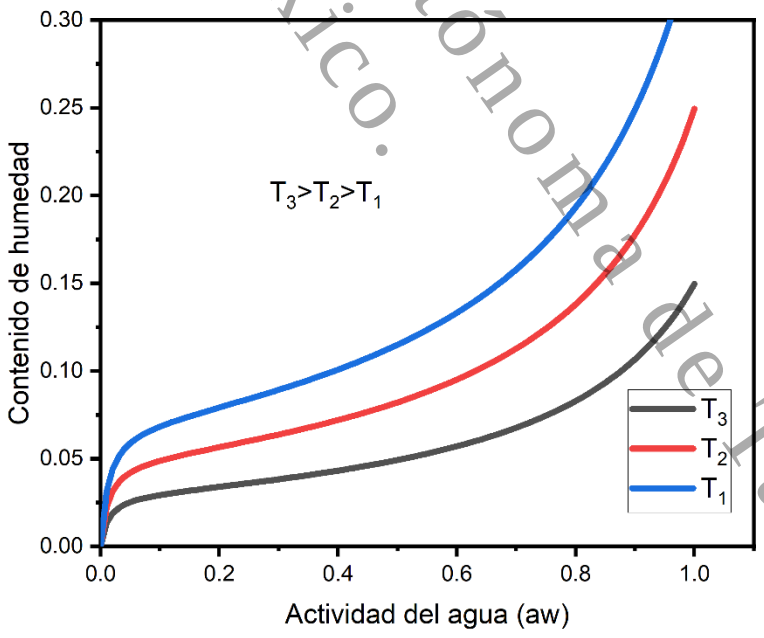
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

determinadas experimentalmente para una temperatura dada del producto. Las curvas se generan a partir del estado inicial húmedo del producto, proceso de desorción; o del producto seco, proceso de adsorción. Los puntos de una curva de sorción indican, el contenido de humedad del producto, que se encuentra en equilibrio con el aire, para una humedad relativa y temperatura determinadas (Muzaffar & Kumar, 2016).

En el proceso de secado, aporta información sobre los contenidos de humedad que deben alcanzarse a fin de conseguir una actividad adecuada para la conservación, almacenamiento, etc., de los productos; además, permiten conocer cuál es el contenido de humedad mínimo que alcanza un material expuesto a una corriente de aire con una temperatura y humedad relativa determinada (Said et al., 2015).

Figura 1.1

Isotermas de sorción de un material



Nota. Adaptado de: "Moisture Sorption Isotherms and Isotherm Model Performance Evaluation for Food and Agricultural Products", por Aviara, 2020.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Sorptions in 2020s, 13. Y de “Water activity in foods: fundamental and applications”, por Barbosa-Cánovas et al., 2020, 141.

En la Figura 1.1 se muestra el efecto que usualmente tiene la temperatura en las isotermas de sorción, de manera que conforme aumenta la temperatura a una determinada humedad relativa, disminuye el contenido de humedad de equilibrio. Varios autores han presentado para diferentes productos estas relaciones con la temperatura, (Aviara, 2020; Barbosa-Cánovas, Fontana Jr, et al., 2020) .

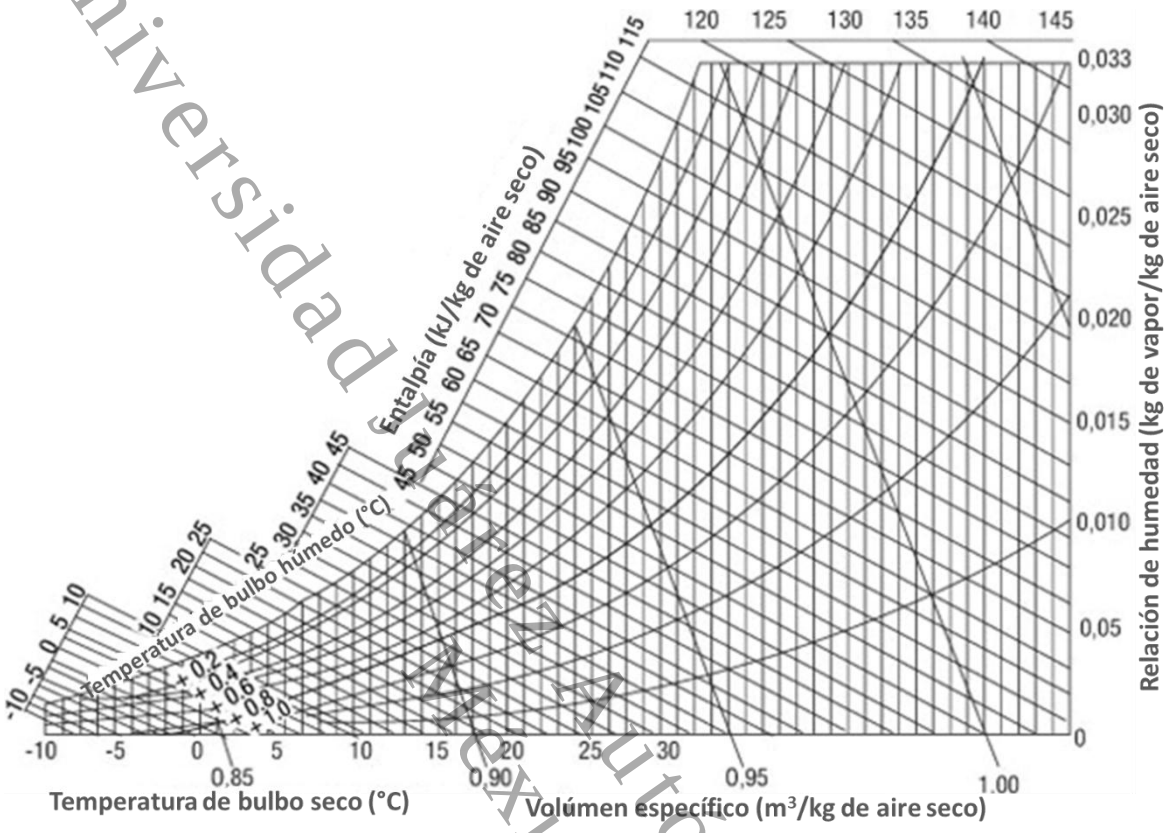
1.8. Análisis Psicrométrico del Secado

El análisis psicrométrico se utiliza para determinar las relaciones de las propiedades termodinámicas del aire y la cantidad de agua asociada en el proceso del secado, mediante una gráfica psicrométrica. Con la gráfica psicrométrica se estiman la presión de vapor, la humedad relativa, la relación de humedad, la temperatura del bulbo seco, la temperatura del bulbo húmedo, la temperatura del punto de rocío, la entalpía y el volumen específico.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.2

Gráfica psicrométrica para una presión barométrica de 101.325 kPa



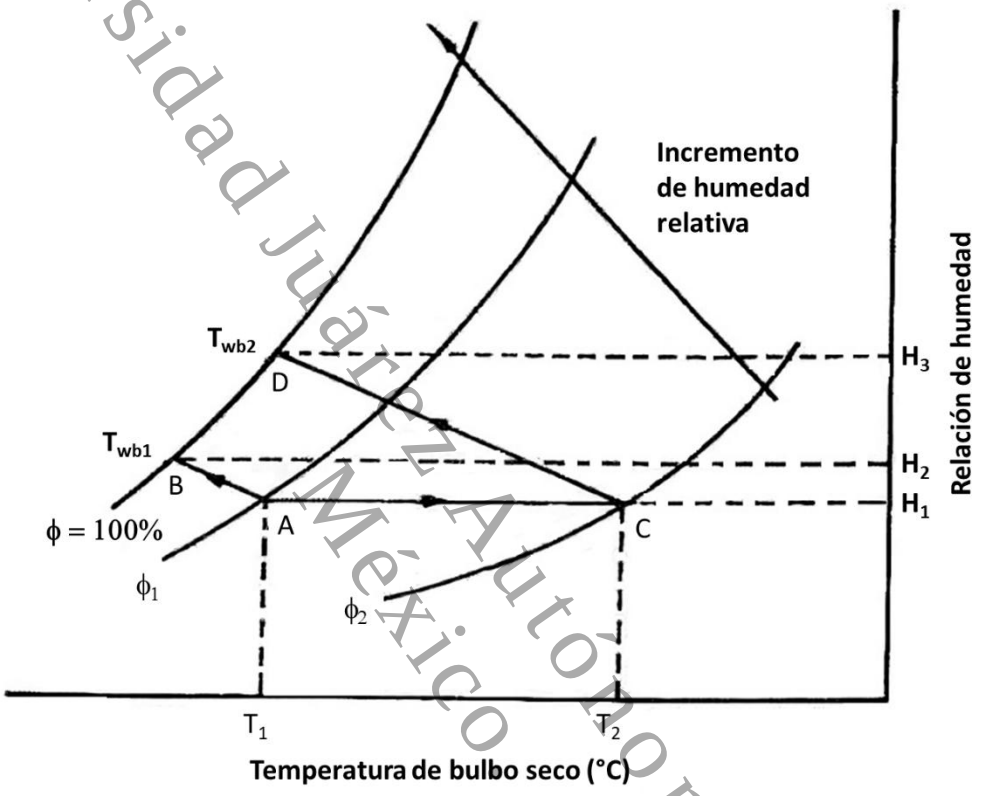
Nota. Adaptado de “Measurements of texture, sorption isotherms and drying/rehydration kinetics of dehydrofrozen-textured apple”, por Said et al., 2015, Journal of Food Engineering, 165.

Por lo general, para determinar las propiedades del aire en una gráfica psicrométrica es necesario tener dos valores conocidos. La gráfica psicrométrica en la Figura 1.2, obtenida por Said et al. (2015), donde la ordenada representa la humedad absoluta, con la temperatura del bulbo seco como abscisa. Las temperaturas del punto de rocío se ubican en la curva superior, que es la línea de saturación correspondiente al 100 % de humedad relativa, las curvas de humedad relativa son las ubicadas debajo de la línea de saturación, las líneas de bulbo húmedo son las rectas que se inclinan suavemente hacia la derecha, mientras que las líneas más inclinadas son las condiciones a volumen constante.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México

Figura 1.3

Curva representativa de la psicrometría del proceso de secado



Nota. Adaptado de “Measurements of texture, sorption isotherms and drying/rehydration kinetics of dehydrofrozen-textured apple”, por Said et al., 2015, Journal of Food Engineering, 165.

En la Figura 1.3, se muestra la psicrometría de un proceso de secado, donde se considera una masa de aire ambiente no saturado a temperatura de bulbo seco T_1, temperatura de bulbo húmedo T_{wb1}, una humedad relativa φ_1 y una humedad absoluta de h_1 (punto A). La capacidad de transporte de humedad del aire depende de su transferencia de calor, por lo tanto, suponiendo que el aire se usara sin precalentamiento en el proceso, éste sería descrito a lo largo de la línea de

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco México

enfriamiento adiabático AB de bulbo húmedo constante T_{wb1}; por lo que la pérdida de calor sensible del aire húmedo evaporado del producto si el proceso continuara saturándose, correspondería a una humedad absoluta final de h_2 y esto implicaría una capacidad de carga de humedad máxima de $h_2 - h_1$. Sin embargo, si el mismo aire ambiente se precalentara (antes del proceso) a una humedad absoluta constante h_1, una temperatura de bulbo seco T_2, y una humedad relativa φ_2 (punto C), el proceso de secado seguiría a largo de la línea de enfriamiento adiabático (línea AC) correspondiente a la nueva temperatura de bulbo húmedo T_{wb2}. En el punto de saturación, tendría una nueva humedad absoluta h_3 y por tanto una capacidad máxima de transporte de humedad de $h_3 - h_1$.

1.9. Calor Latente de Vaporización.

La cantidad de calor necesaria para secar el producto se llama calor latente de vaporización, Lw, y representa la cantidad de energía necesaria para evaporar el agua del producto. Durante el secado Toda la energía que se transfiere y transforma se refleja en el cambio de entalpía del agua a medida que se evapora. El calor latente de vaporización del agua en estado libre se obtiene a presión constante y en condiciones de vaporización, es decir, en el punto de temperatura saturada correspondiente a las condiciones de presión dadas; para evaporar 1 kg de agua se necesitan 2450 kJ/kg a 20 °C. Si el agua no está en estado libre, como suele ocurrir en la biomasa, el calor latente de vaporización es mayor y depende del tipo de producto, humedad y temperatura. Por lo que, a medida que aumentan el contenido de humedad y la temperatura, el calor latente de vaporización requerido disminuye. Si la humedad relativa del ambiente en el que se encuentra el producto es mayor que la actividad de agua correspondiente a su contenido de agua, el producto absorberá humedad. Por lo tanto, el calor por sí solo no será suficiente para secar los materiales; la humedad relativa del ambiente en el que se encuentran también debe ser suficientemente baja, (Li, 2021).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.10. Secado Solar en Regiones Tropicales

El método de secado más utilizado en las regiones tropicales y subtropicales implica extender el cultivo en capas delgadas sobre bandejas, cubrirlas y exponer el producto al viento y Sol, este método se conoce como secado al Sol. Este proceso, por lo general, no es adecuado para grandes cantidades de productos procesados de forma industrial; además, implica un mayor costo de mano de obra y un mayor requerimiento de área. Para prevenir afectaciones al producto es común almacenar la cosecha durante la noche y, en caso de lluvia, un refugio favorecerá la reutilización. Sin embargo, el secado no uniforme conduce a la degradación de los productos durante el almacenamiento.

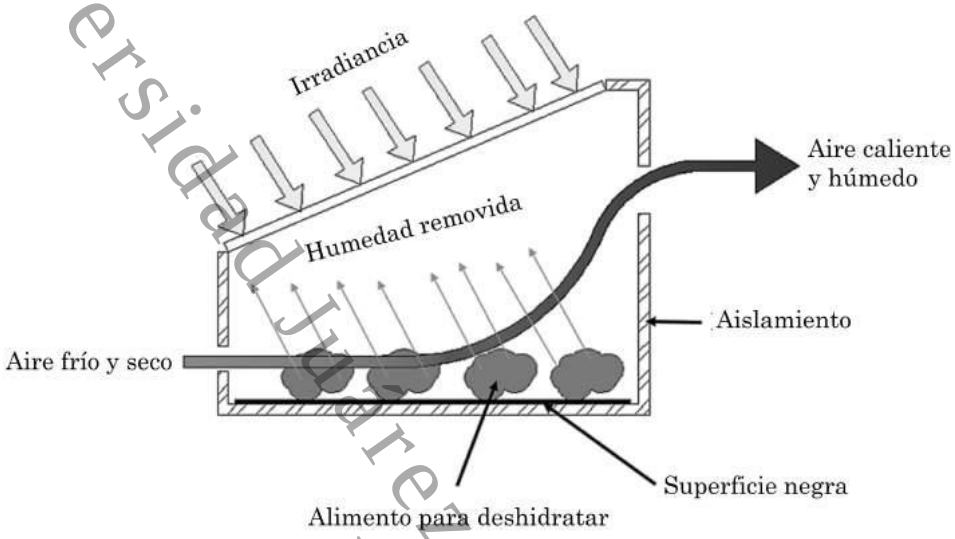
Una alternativa para solucionar los problemas del secado al Sol es el empleo de un dispositivo que aproveche la energía solar para agregar una cantidad significativa de calor a un producto y extraer la humedad de este sin afectar su calidad, utilizándolo principalmente en la agricultura y la industria, reduciendo bacterias y preservando los productos (El Hage et al., 2018).

La Figura 1.4 muestra un esquema general del principio de funcionamiento de un secador solar, donde se permite el calentamiento de una masa de aire, se genera un proceso de transporte de calor y masa (vapor de agua) entre los productos y la corriente de aire, y finalmente la expulsión de la masa de aire con alto contenido de humedad. En general, durante el secado solar, el aire caliente captura la humedad y, por lo tanto, mientras más caliente se encuentre el aire, este tendrá una mayor capacidad de eliminar la humedad (El Hage et al., 2018).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.4

Principio de funcionamiento del secador solar



Nota. Adaptado de “An investigation on solar drying: A review with economic and environmental assessment”, por El Hage et al., 2018, Energy, 157.

En general, el secador solar consta de tres componentes principales que son la cámara de secado, el calentador de aire o colector solar y el sistema de flujo de aire. La cámara de secado es el lugar donde se colocan los alimentos o productos, protege los alimentos del polvo y la suciedad. En la mayoría de los casos, está aislado para aumentar la eficiencia de secado. El calentador solar (colector solar) tiene la función de calentar el aire de secado elevando la temperatura ambiente de 10 a 30 °C, mientras que el sistema de flujo de aire permite que se presente una circulación dentro de la cámara expulsando el aire húmedo hacia al exterior (El Hage et al., 2018).

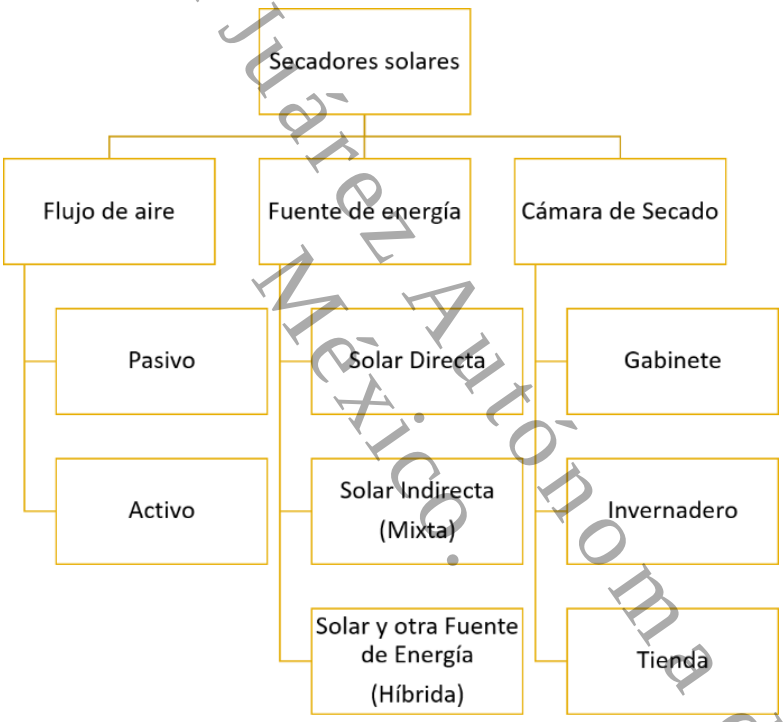
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.10.1. Clasificación de los Secadores Solares

En la literatura se encuentran diferentes clasificaciones para los secadores solares, para este trabajo se ha seguido la propuesta de (El Hage et al., 2018), como se muestra en la Figura 1.5.

Figura 1.5

Clasificación de los secadores solares

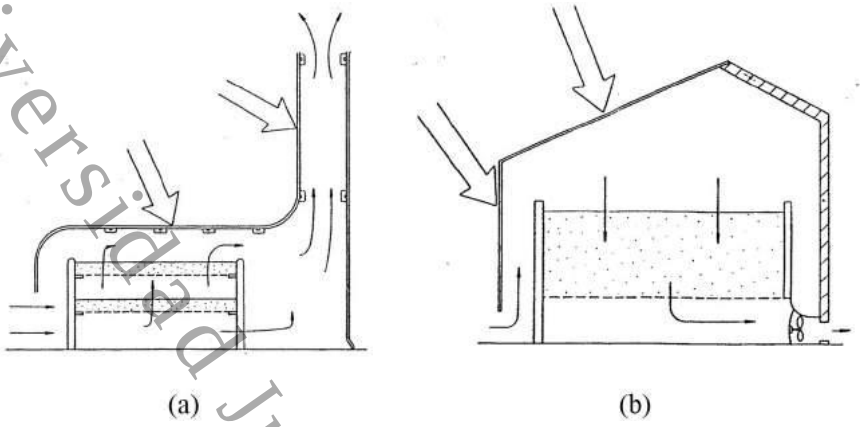


De acuerdo con el flujo de aire: En los secadores solares por convección forzada o secadores solares activos, el aire requerido para el secado de los productos es forzado a través del colector solar hacia la cámara usando un ventilador o un soplador. En los secadores solares por convección natural o secadores solares pasivos, el flujo de aire requerido para el secado de los productos se debe a la acción del fenómeno termosifón (Kumar et al., 2016).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.6

Secador solar directo: a) pasivo; b) activo.



Nota. Tomado de “Progress in solar dryers for drying various commodities”, por Kumar et al., 2016, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 55.

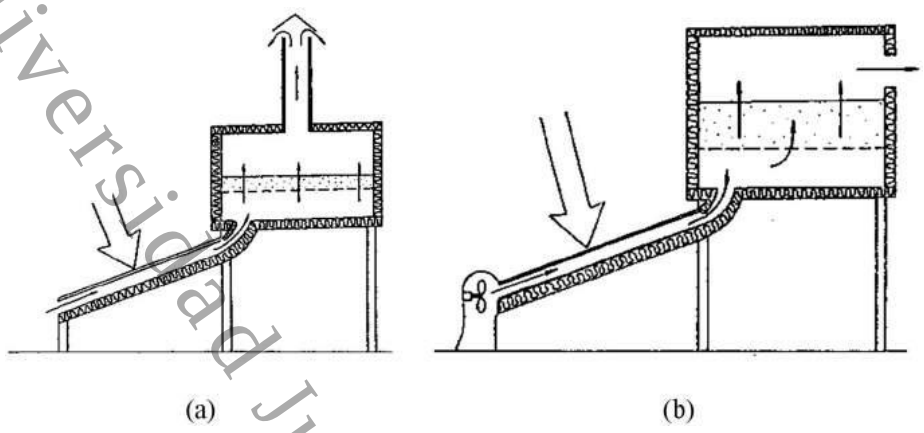
De acuerdo con el modo de transferencia de calor, los secadores solares directos, como en la Figura 1.6, tienen una cámara de secado que es una caja aislada con una cubierta transparente hecha de vidrio o plástico y con agujeros para permitir que el aire ingrese y salga. Cuando la radiación solar incide sobre la cubierta transparente, el aire se calienta y circula naturalmente o mediante convección forzada, o bien por la combinación de ambos. Una parte de la radiación solar recibida se reflejará a la atmósfera, mientras que la otra se transmite dentro del gabinete. Esta parte transmitida se refleja de nuevo desde la superficie del producto y el resto es absorbido por ella, lo que aumenta la temperatura del producto y ayuda a reducir su contenido de humedad por evaporación.

El secador solar directo tiene una construcción simple y barata que protege el producto del polvo, lluvia, escombros, rocío, etc. Pero tienen algunos inconvenientes en su funcionamiento como el sobrecalentamiento del producto, calidad indeseable y capacidad de secado limitada (Kumar et al., 2016).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.7

Secador solar indirecto: a) pasivo; b) activo



Nota. Tomado de “Progress in solar dryers for drying various commodities”, por Kumar et al., 2016, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 55.

Los secadores solares indirectos como en la Figura 1.7, tienen un colector solar separado y una cámara de secado. Generalmente tienen tres componentes: un colector solar, una cámara de secado y conductos para la circulación de aire. El colector solar es útil para alcanzar valores de temperatura más altos con un flujo de aire controlado. Sin embargo, también se observa que, en condiciones de operación de temperatura más alta, la eficiencia del colector solar se reduce. En general, la mayoría de los colectores solares están hechos de madera o metales con un recubrimiento apropiado de materiales absorbentes como el polietileno negro para una mejor absorción de calor necesaria en el proceso de secado. Este proceso mejorará si se logran valores óptimos de temperatura y caudal másico de aire en el colector (Kumar et al., 2016).

En un secador solar híbrido, la energía solar se complementa con una fuente distinta de energía como la electricidad, la biomasa, etc., permitiendo elegir cualquiera de estas fuentes en forma individual o complementaria (Kumar et al., 2016). El secador solar mixto es una combinación de los tipos directos e

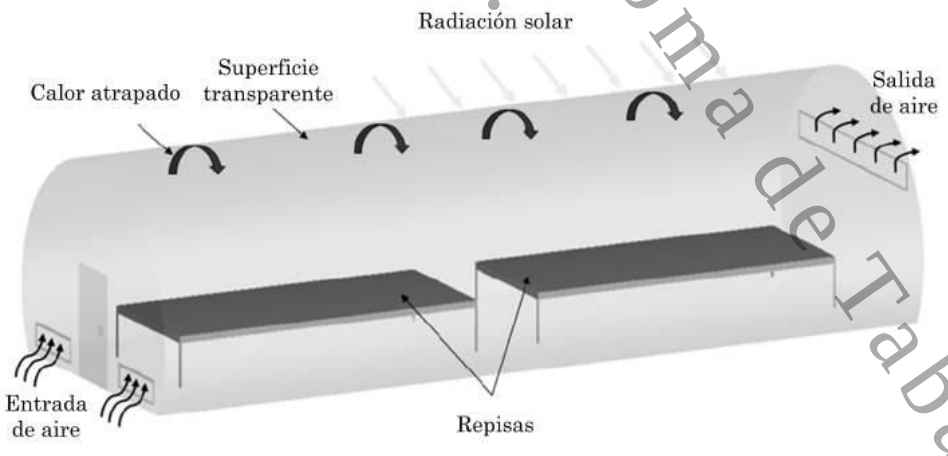
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

indirectos. Donde la tapa de la cámara de secado en el secador mixto es transparente. En dicho dispositivo, un colector separado precalienta el aire antes de entrar a la cámara de secado y, posteriormente, la radiación solar agrega calor a los productos que se secarán dentro de la cámara. El secador solar mixto tiene la tasa de secado más alta en comparación con los secadores directos e indirectos. Además, alcanza temperaturas mucho más altas que la temperatura ambiente en corto tiempo, pero es complejo y de un alto costo inicial (El Hage et al., 2018).

De acuerdo con la cámara de secado: El secador solar del tipo invernadero como se ve en la Figura 1.8, es un gran colector solar en el que se lleva a cabo el proceso de curado y secado o producción de plantas que aprovechan la energía solar durante todo el año en la producción agrícola (VijayaVenkataRaman et al., 2012).

Figura 1.8

Secador solar pasivo de tipo invernadero.



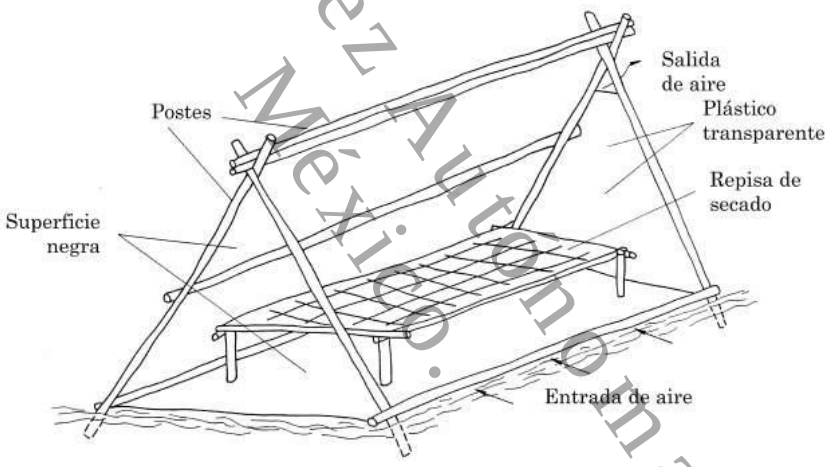
Nota. Adaptado de “An investigation on solar drying: A review with economic and environmental assessment”, por El Hage et al., 2018, Energy, 157.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

El secador solar de gabinete es una caja grande hecha de metal o madera. Los productos que se secarán se colocan en estantes dentro de la cámara y tiene la opción de instalar sistemas de almacenamiento de calor. Los secadores de gabinete pueden ser del tipo directo o indirecto, dependiendo del tipo de cámara de secado. En el tipo directo, la cámara es transparente, mientras que, en el indirecto, la cámara es opaca (El Hage et al., 2018).

Figura 1.9

Tienda de secado solar.



Nota. Tomado de “Review of solar-energy drying systems I: an overview of drying principles and theory”, por Ekechukwu, 1999b, Energy Conversion and Management, 40(6).

La tienda de secado solar en la Figura 1.9, consiste en postes de madera cubiertos con láminas de plástico, donde la lámina de plástico de fondo tiene un color negro que funciona como la placa de absorción. En la parte superior de la tienda se aplica ventilación para permitir el flujo de la corriente de aire y los productos a secar se encuentran en una repisa sobre el suelo. Con este dispositivo se requiere

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

la misma duración de tiempo que el secado al Sol, es barata y su construcción es sencilla. Sin embargo, es muy frágil ante ráfagas de fuerte viento (El Hage et al., 2018).

En general, los secadores que usan colectores solares tienen una vida útil de al menos 10 años, son más eficientes y económicos que aquellos que consumen combustibles convencionales como el petróleo o la madera, así como los que usan electricidad (Pirasteh et al., 2014).

1.10.2. Parámetros para Evaluar el Desempeño de un Secador Solar

De acuerdo con Smith et al. (1997), en la evaluación de secadores solares los parámetros generalmente medidos y reportados se clasifican como se presenta en la Tabla 2.

Tiempo de secado y velocidad de secado. La duración del proceso de secado es el parámetro más importante a considerar para evaluar un secador. El proceso de secado comienza desde el momento en que el equipo se carga con producto fresco y, finaliza cuando el producto obtiene el contenido de humedad requerido, por lo general, se mide en horas o en días. El período de tiempo cuando la radiación solar no está disponible también se incluye generalmente en el tiempo de secado.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 2

Parámetros evaluados en un secador solar

Características físicas	• Tipo, tamaño y forma • Capacidad de secado y densidad de carga • Área de la bandeja y número de bandejas • Facilidad de carga y descarga.
Tipo, tamaño, forma.	• Tiempo de secado y velocidad de secado • Temperatura del aire de secado y humedad relativa • Flujo de aire • Eficiencia de secado
Calidad del producto seco	• Calidad sensorial (color, sabor, textura, aroma) • Aspectos nutricionales • Capacidad de rehidratación
Costo del equipo y período de recuperación	

Temperatura del aire de secado y humedad relativa: El aumento de la temperatura del aire de secado aumentará la velocidad de secado de dos maneras: primero, aumenta la capacidad de secado del aire para mantener la humedad y, en segundo, el aire caliente cederá calor al producto provocando los procesos de transporte de masa y calor. La capacidad del aire para contener más humedad aumentará deshumidificando o calentando el aire (disminuyendo su humedad relativa o aumentando su capacidad de retención de humedad) antes de que ingrese a la cámara de secado o mediante el calentamiento, aumentando así su capacidad de evaporación.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Flujo de aire: A medida que aumenta la velocidad del flujo de aire, las pérdidas por conducción y radiación disminuirán debido a un lento aumento de la temperatura y, en consecuencia, la eficiencia de secado se afectará con altos flujos de aire, ya que el aire tendrá menor tiempo de contacto con los alimentos, por lo que no aumentará su contenido de humedad. Se ha reportado que la tasa de flujo de aire óptimo para los secadores solares es de 0.75 m^3/min por metro cuadrado de área de bandeja (Blanco, 2003).

Eficiencia de secado: La eficiencia de secado es un parámetro que relaciona la cantidad de energía necesaria para evaporar cierta cantidad de agua de un producto con la cantidad de energía que se suministra al sistema (Blanco, 2003; Deepika et al., 2013). Los cálculos de eficiencia energética son útiles para evaluar el rendimiento de un secador, buscar mejoras y hacer comparaciones entre diversas tecnologías. Existen diferentes relaciones para evaluar la eficiencia energética de un proceso de secado, siendo uno de ellos el consumo energético unitario (CEU) definido como la razón entre la cantidad de energía suministrada y la cantidad de agua evaporada en kWh/kg, se calcula con la ecuación 1.5 (H. Lin & Huang, 1993a).

$$CEU = \frac{Energía\ suministrada}{Agua\ evaporada} \qquad (1.5)$$

Donde la energía suministrada esta expresada en kWh; y el agua evaporada en kg.

Además, en diversos estudios se ha reportado la eficiencia del secador, la eficiencia de recolección y la tasa específica de extracción de humedad.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

La eficiencia de secado para un secador solar, indica el rendimiento térmico global del sistema. Para convección natural se obtiene mediante la ecuación 1.6 (Ekechukwu & Norton, 1999a).

$$\eta_s = \frac{m_w L_w}{I_t A_c} \times 100\ \% \tag{1.6}$$

donde m_w es la masa de agua evaporada del producto (kg) y L_w es el calor latente de vaporización del agua a la temperatura de salida (J/kg), se obtiene mediante la ecuación 1.7 [63].

$$L_w = \frac{R}{M_w}[6,547.1 - 4.23(\mathrm{T} - 273.16)] \tag{1.7}$$

Donde R es la constante de los gases, 8.314 J/(mol·K); M_w el peso molecular del agua, 18.01 g/mol; y T la temperatura del aire de secado (°C).

La eficiencia de recolección o pick-up efficiency es una medida directa de la eficiencia con la que se aprovecha la capacidad del aire calentado para absorber la humedad. Se define como la relación entre la humedad recogida por el aire en la cámara de secado y la capacidad teórica del aire para absorber la humedad, como en la ecuación 1.8 (Belessiotis & Delyannis, 2011; López-Vidaña et al., 2013b).

$$\eta_p = \frac{h_o - h_i}{h_{as} - h_i} = \frac{W}{\rho V t (h_{as} - h_i)} \times 100\ \% \tag{1.8}$$

donde h_o es la humedad absoluta del aire que sale de la cámara de secado (%); h_{as} es la humedad absoluta del aire que entra en el secador en el punto de

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

saturación adiabática (%); h_i es la humedad absoluta del aire que entra en la cámara de secado (%); ρ es la densidad del aire (kg/m^3); V es el caudal volumétrico de aire (m^3/s) y t es el tiempo de secado (segundos).

La tasa específica de extracción de humedad (SMER) indica la cantidad de agua removida de un material por unidad de consumo de energía (Reyes et al., 2014), se calcula mediante la ecuación 1.9.

$$SMER = \frac{Masa\ total\ de\ agua\ removida\ (kg)}{Energía\ total\ suministrada\ (kWh)} \quad (1.9)$$

Donde la SMER esta expresada en (kg / kWh), la masa total de agua removida en kg y la energía total suministrada den kWh.

1.11. El Calentador de Aire Solar

El calentador de aire o colector solar es un tipo especial de intercambiador de calor que transforma la energía solar radiante en calor (Ekechukwu & Norton, 1999b), el cual es suministrado al aire que entra al secador solar, esto se logra por el principio de absorción de la energía radiante de una superficie negra integrada a una placa metálica, y esta a su vez calienta el aire por convección. Según Koyuncu (2006) los colectores solares planos indirectos, los hay con o sin cubierta traslucida, siendo esta de diferentes materiales con propiedades físicas particulares, algunos colectores integran hasta dos cubiertas. También existen colectores con configuraciones especiales en su placa absorbedora, con aletas, corrugada en V y de placa suspendida entre la cubierta traslucida y el aislante térmico. A través del tiempo se han diseñado y probado muchos modelos de colectores planos para el secado de productos agrícolas. Shi et al. (2013) construyó y probó tres modelos de colectores solares, obteniendo un rango de eficiencias entre el 25 y 35 %. Al-Juamily et al. (2007), diseñaron y probaron seis modelos de colectores de placa con cubiertas para el secado de cebolla amarilla, las eficiencias variaron desde 50 a 75

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco México.

%. Zhu & Shen (2014)probó ocho colectores de aire con cubierta, la eficiencia de estos colectores varió entre 49 % y 75. Pardeshi et al. (2009) realizó un estudio de la eficiencia térmica de 6 diferentes modelos de colectores solares de aire con cubierta. La eficiencia varió entre 36.94 hasta 45.88 %. Pardeshi et al. (2009) realizaron un estudio experimental de la eficiencia térmica de 2 tipos de colectores solares de aire con placa absorbedora y placa de fondo en forma de ondas colocadas perpendiculares entre sí. Los colectores alcanzaron una eficiencia de 58.9 % y 60.3 %.

1.12. El Producto Transmitancia-Absortancia (τα)

Este producto es derivado de las sucesivas reflexiones que se producen al interior del colector solar, entre la placa absorbedora y la cubierta translúcida del colector. Por lo que si τ es la transmitancia del recubrimiento en un determinado ángulo de incidencia y α es la absortancia angular de la superficie absorbedora, de toda la energía incidente, (τα) es absorbida por la placa y (1 – α) τ es reflejada hacia la cubierta, siendo de esta última la cantidad τ (1 – α)ρ_d reflejada de nuevo hacia la superficie absorbedora, donde ρ_d es la reflectancia para radiación difusa de la cubierta. Este fenómeno se repite indefinidamente, de forma que la fracción de la energía incidente finalmente absorbida se expresa en la ecuación 1.10 (Tagodoe & Nip, 1994a).

$$(\tau\alpha) = \tau\alpha \sum_{n=0}^{\infty} [(1 - \alpha)\rho_d]^n = \frac{\tau\alpha}{1 - (1 - \alpha)\rho_d} \qquad (1.10)$$

Donde $(\tau\alpha)$, τ, α, y ρ_d son adimensionales.

De tal forma que la radiación S, absorbida por la placa para una inclinación dada del colector solar, es definida por la ecuación 1.11.

$$S = I_T(\tau\alpha) \qquad (1.11)$$

Donde I_T es la Irradiancia solar incidente en la cubierta traslucida del colector solar es en W/m^2.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Debido al calentamiento de la cubierta se reducen las pérdidas térmicas a través de la misma. Para tal razón, se utiliza el producto transmitancia-absortancia efectiva $(\tau\alpha)_e$, que se calcula mediante la ecuación 1.12 (Sendra-Arranz & Gutiérrez, 2020b).

$$(\tau\alpha)_e = 1.02\tau\alpha \qquad (1.12)$$

Donde $(\tau\alpha)_e$ es el producto transmitancia-absortancia efectiva, es adimensional.

1.13. La Cámara de Secado

La cámara de secado es el elemento que recibe el aire precalentado del colector solar y en la que se produce el secado de los productos. De las diferentes formas posibles de cámaras de secado, se selecciona para este trabajo el de tipo cabina, una relación entre el área de la superficie de secado y el área de la superficie del colector de 1.0. Las principales variables de diseño de la cámara de secado se consideran los siguientes parámetros:

- Temperatura de secado
- Presión estática
- Flujo de aire
- Humedad inicial del producto
- Cantidad y dimensiones las bandejas de secado dentro de la cabina

1.14. Producto a Secar

Los estudios recientes de secado solar se centran en productos como la fresa, patata, coco, cacao (Babetto et al., 2011).

En la región del sureste mexicano, hay dos cultivos que tienen por sus características una muy buena viabilidad económica. Uno es el plátano, producto altamente comercializado a nivel nacional e internacional, cuyo potencial económico se ampliará si se diversifica su procesamiento postcosecha y se aprovecha al máximo su producción. Otro cultivo es la Malanga, producto de buenas propiedades nutricionales, que sin embargo ha sido subutilizado, por lo que su procesamiento y

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

aprovechamiento lo convierte en un nicho de mercado en el sector agroindustrial y alimentario.

El plátano es un fruto importante para el desarrollo económico del país, México produce 2.11 millones de toneladas al año, de los cuales el 96.4% se usa para consumo nacional y el 3.6% para exportación. Sin embargo, en el plátano, su tasa de respiración aumenta en el proceso de maduración, ocasionando que se deteriore muy rápido después de la cosecha. Esto ocasiona que haya pérdidas postcosecha, por lo que es necesario encontrar métodos que permitan conservar por deshidratación, extendiendo su tiempo de utilidad para la industria alimentaria.

El plátano es un producto cultivado, fácil de adquirir en el mercado local y por ser uno de los productos con mayor contenido de humedad reportado en investigaciones previas, con las siguientes características y propiedades, tiempo de secado 273 minutos a 40°C, tiempo de secado 198 minutos a 70°C , razón de humedad contra tiempo de secado de acuerdo con los modelos de secado de capa delgada de Page modificado y de Wang y Singh con valores de RMSE menores a 0.06 y de R^2 superiores a 0.95, la difusividad de humedad efectiva en el rango de 3.7995×10^{-10} m^2/s para 40 °C a 6.3325×10^{-10} m^2/s para 70 °C, la energía de activación de 14433.9 J/mol y la constante de difusión fue de 9.7833×10^{-8} m^2/s. El principal subproducto del secado del plátano es el ácido málico (A. Lingayat et al., 2020b; A. B. Lingayat et al., 2020b).

También se ha elegido la Malanga (Colocasia *esculenta L. Schott*), la cual es un tubérculo comestible, cultivado y consumido principalmente en zonas tropicales y subtropicales del mundo. La producción mundial se ha estimado en 60% en África y el 40% en Asia, con menor cantidades en el Caribe y Oceanía, en un área de 983 millones de hectáreas (Smith et al., 1997). Su importancia radica en sus altas cantidades de almidón que permitirían reemplazar materias primas convencionales como maíz, ñame, yuca y papa en la industria alimentaria (H. Lin & Huang, 1993b), además es fuente de fibra (0.6 - 0.8 %), magnesio, vitamina A, C, calcio y fósforo (Tagodoe & Nip, 1994b). Existe un creciente interés en el almidón fabricado a partir

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

de tubérculos comestibles para el suministro controlado de fármacos sin ninguna modificación en su forma natural (Chinnasarn & Manyasi, 2010).

Algunas propiedades químicas y físicas en diferentes variedades de almidones y harinas de malanga han sido reportadas. Estudios sobre las composiciones minerales de cormos de malanga sugieren que el potasio es el mineral más abundante. Los datos de la literatura revelan que también están presentes el zinc y magnesio. La composición nutricional de los cormos de malanga es variante y depende del genotipo, las condiciones de cultivo, y la interacción entre el genotipo y el medio ambiente (Tagodoe & Nip, 1994b).

En México, su cultivo ha aumentado pero su uso ha sido limitado debido a su corta vida post-cosecha por su alto contenido de humedad (H. Lin & Huang, 1993b). Tabasco figura entre las regiones donde existe una amplia variedad de cultivos potencialmente importantes. Dentro de estos cultivos destaca la Malanga producto agrícola con gran potencial de desarrollo en el estado de Tabasco y con el cual se han realizado diversas pruebas que para elaborar productos comestibles y harinas. En Tabasco la malanga se consume regularmente, como parte de las verduras con las que se complementan las comidas caseras de la región. La malanga es apreciada por sus cualidades nutricionales y gastronómicas, así como ser una fuente de ingresos para los agricultores de la región.

Se estima que en promedio el 30% de este producto se pierde durante el almacenamiento por lo que es necesario buscar opciones para minimizar está problemática. Una alternativa viable es la deshidratación del producto para impedir el crecimiento de bacterias y hongos, logrando preservar el producto por mayor tiempo con un valor añadido (Derebe et al., 2019). Las propiedades organolépticas y valor nutricional de los productos orgánicos y en particular de la malanga, son sensibles a la temperatura del proceso de deshidratado. Lo que conduce a determinar las condiciones óptimas del proceso de secado para minimizar cambios en las propiedades nutricionales del producto final (Ndisya et al., 2020). Estudios

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

sobre la influencia de la temperatura y velocidad del aire de secado sobre sus propiedades fisicoquímicas es de creciente interés con resultados muy escasos.

1.15. La Constante de Secado

Lewis sugirió que, durante el secado de materiales higroscópicos porosos, en el periodo de secado decreciente, la razón de cambio en el contenido de humedad del material es proporcional a la diferencia instantánea entre el contenido de humedad del material y el contenido de humedad del material esperado cuando se pone en equilibrio con el aire de secado, como en la ecuación 1.13 (Babetto et al., 2011; Meziane, 2011).

$$-\frac{dM}{dt} = K(M - Me) \tag{1.13}$$

Donde M es el contenido de humedad (%), M_e es el contenido de humedad de equilibrio (%), *K* es la constante empírica de secado del modelo de capa delgada (h^{-1})

La constante *K* es una combinación de la difusividad de humedad, conductividad térmica, calor de la interfase y coeficiente de transferencia de masa. La constante de secado es una función del contenido de humedad del material, la temperatura y el espesor, así como la humedad del aire, la temperatura y la velocidad. Esta constante está asociada a la difusividad efectiva de humedad D_{eff}, ya que está ligada a la transferencia de masa y es función del contenido de humedad del material, de la temperatura, así como de la estructura del material.

1.16. Herramientas Computacionales: Redes Neuronales Artificiales (RNA)

En esencia, una red neuronal artificial es un algoritmo computacional de búsqueda donde se determina una relación matemática que asocia varios parámetros ajustables, los cuales se sintonizan a partir de un conjunto de datos experimentales. Estos datos representan la respuesta esperada de la red ante la presencia de una entrada en particular (Tiumentsev & Egorchev, 2019).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.16.1. Definición de la RNA

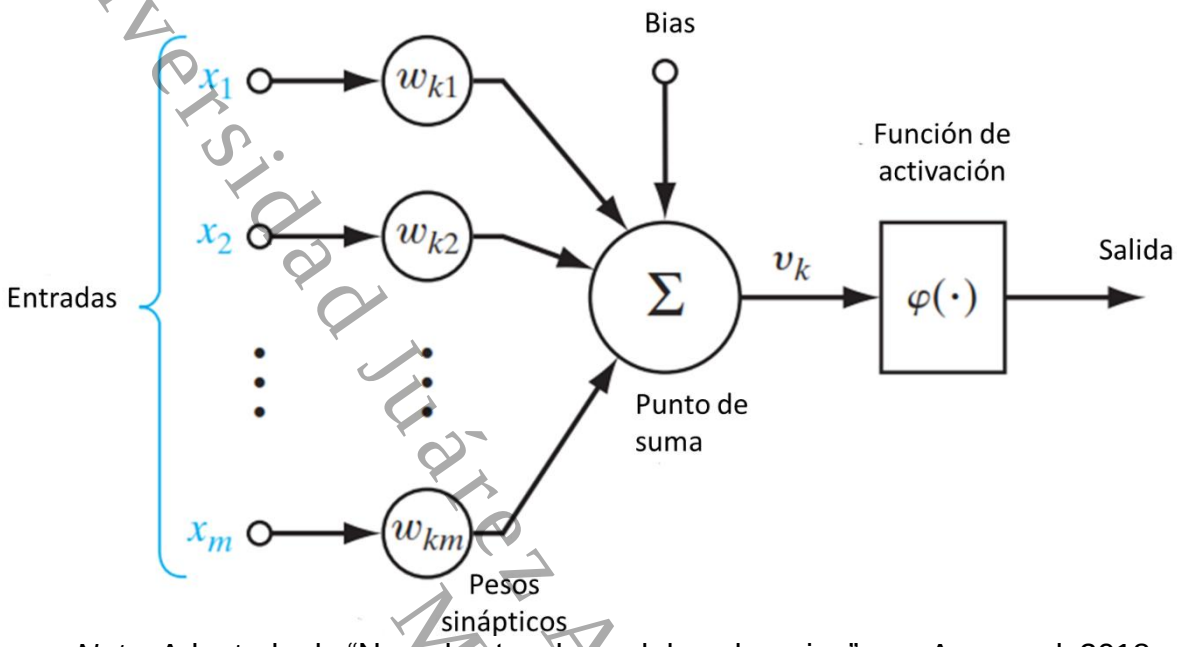
Una Red Neuronal Artificial está compuesta por una estructura de un número determinado de unidades básicas de procesamiento, llamadas neuronas, que se interconectan entre sí. Cada neurona tiene una función característica que relaciona su entrada y salida, a partir de la interconexión con otras neuronas, y de sus entradas exógenas. La respuesta final de la red queda determinada después de haber sido procesada iterativamente mediante una estrategia de entrenamiento. Las capas de neuronas definidas se conectan regularmente en forma directa para propagar la información hacia adelante o mediante una retro propagación de forma recurrente (Bishop & Bishop, 2023; Ciaburro, 2024).

El propósito principal de la RNA es aproximar el funcionamiento del cerebro, desde la perspectiva biológica de una neurona. Cada neurona del cerebro humano es una unidad de procesamiento comunicadas entre ellas a través de conexiones llamadas sinapsis. Cada neurona biológica está compuesta por tres partes fundamentales: el cuerpo, dendritas y axón. El cuerpo en su capa externa tiene la capacidad de generar impulsos nerviosos. Las dendritas son ramales que salen del cuerpo, y poseen algunas conexiones sinápticas donde reciben señales de otros axones. Mientras que el axón se encarga de activar o inhibir otras neuronas las cuales a su vez son activadas por cientos o miles de otras neuronas (Han et al., 2018). El modelo de una neurona sencilla se observa en la Figura 1.10. Su operación se describe mediante la ecuación 1.14.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.10

Presentación de una simple neurona



Nota. Adaptado de “Neural networks and deep learning”, por Aggarwal, 2018, Springer, (Vol. 10, Issue 978).

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} x_j \qquad (1.14)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

Las señales $x_1, x_2, x_3 \ldots x_m$ que llegan a la sinapsis de cada neurona artificial *k* integran el vector de entrada X. Cada una de estas señales se multiplica por un peso asociado $w_{k1}, w_{k2}, w_{k3} \ldots w_{km}$, estos pesos forman el vector W_k. Cada peso representa la fuerza de conexión en una sinapsis de una neurona y son adaptables. Estos productos se suman incluyendo la señal del bias b_k, a cuyo resultado se le aplica una función de activación de salida. Este modelo es aplicable ya sea en las capas intermedias o de salida de la red neuronal, con la finalidad de que todas las neuronas trabajen en paralelo (Haykin, 2018).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Funciones de Activación

Las funciones de activación utilizadas tanto en las capas intermedias, como en la de salida de la neurona, se utilizan para normalizar la salida de la neurona, limitando su amplitud a un valor permisible finito.

La función de activación $\varphi(u_k + b_k)$ define la salida de la neurona y_k en términos del vector de pesos W_k. Así identificamos tres tipos de funciones de activación básicas: La función umbral, la función sigmoide y la función lineal (Aggarwal, 2018).

Función Umbral

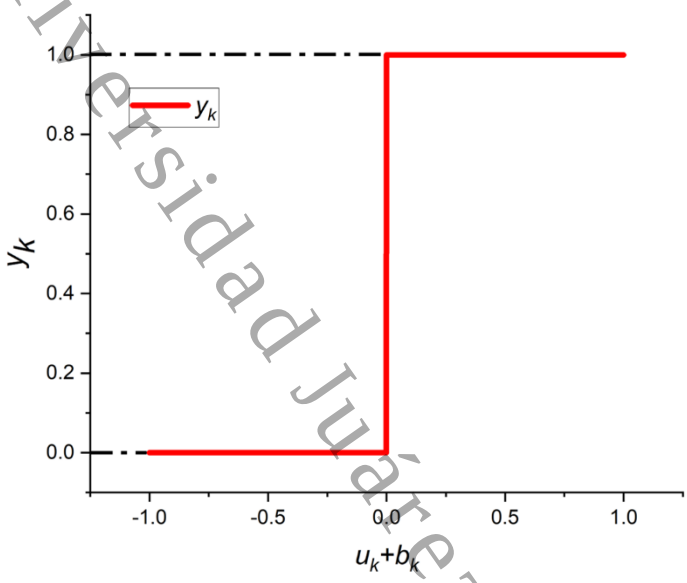
La función umbral es una función booleana monótona, aplicable a neuronas binarias. Cuando la suma ponderada de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la salida de la neurona toma el valor de 1, si es menor, la salida es 0, ver Figura 1.11. A esta función se le conoce también como función de Heavside o función escalón, y su descripción matemática se describe en la ecuación 1.15.

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) = \begin{cases} 1 \; if \; (u_k + b_k) \geq 0 \\ 0 \; if \; (u_k + b_k) < 0 \end{cases} \qquad (1.15)$$

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.11

Función de activación umbral



Nota. Adaptado de “Control System ToolboxTM User’s Guide R2024b”, por MathWorks Inc., 2024.

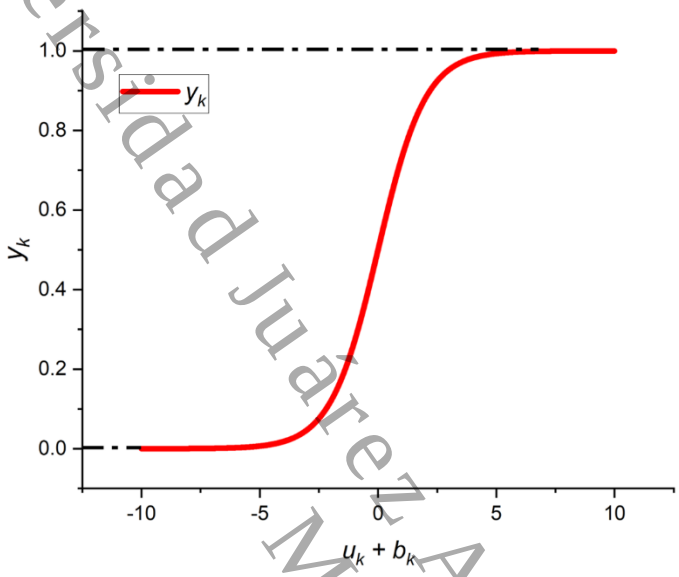
Función Sigmoide

La función sigmoide es una función real diferenciable y acotada, definida para todos los valores reales de la entrada en el intervalo, con derivada siempre no negativa, y está limitada por un par de asíntotas horizontales cuando $v \to \pm\infty$. En esta función los valores de entrada mayormente se concentran en las regiones asintóticas de la curva sigmoide. Esta curva tiene un comportamiento favorablemente equilibrado entre lineal y no lineal, al que se asocia una pendiente tangente al punto de inflexión que regula la apertura de la curva, si la pendiente tiende a un valor de 90°, su comportamiento es cercano a la función de umbral. En estas condiciones, la continuidad y diferenciabilidad de la función sigmoide nos permite utilizar los métodos de aprendizaje que en la función umbral no pueden emplearse, ya que no es posible definir la derivada en el punto de transición debido a la discontinuidad. En la Figura 1.12 se observa el comportamiento de la función sigmoide. Esta función es comúnmente utilizada en las redes de retropropagación.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.12

Función de activación sigmoide



Nota. Adaptado de “Deep learning toolbox. R2024a User’s Guide”, por Beale, 2024, The MathWorks, Inc.

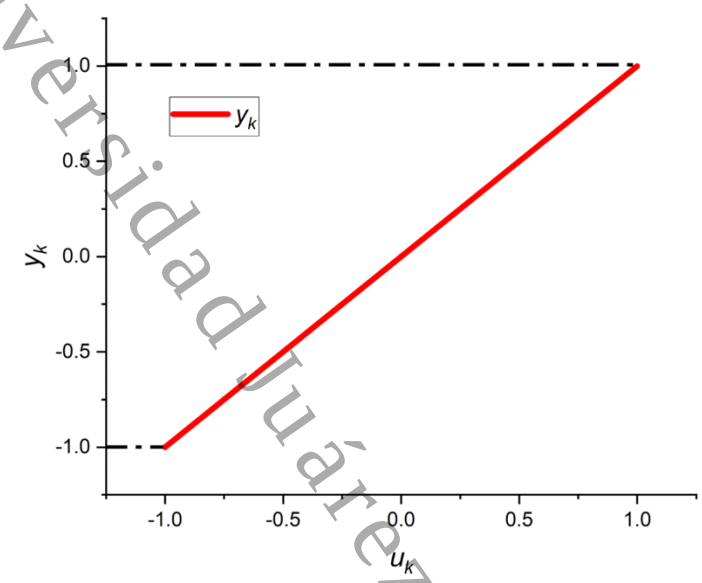
Función lineal

En esta función de activación la salida es igual a la entrada, esto es $\varphi(v) = v$. Al aplicarla a las entradas con su respectivo bias, la salida es proporcional a la entrada, como se ve en la Figura 1.13.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.13

Función de activación lineal



Nota. Adaptado de “Control System ToolboxTM User’s Guide R2024b”, por MathWorks Inc., 2024.

1.17. Arquitecturas de una RNA

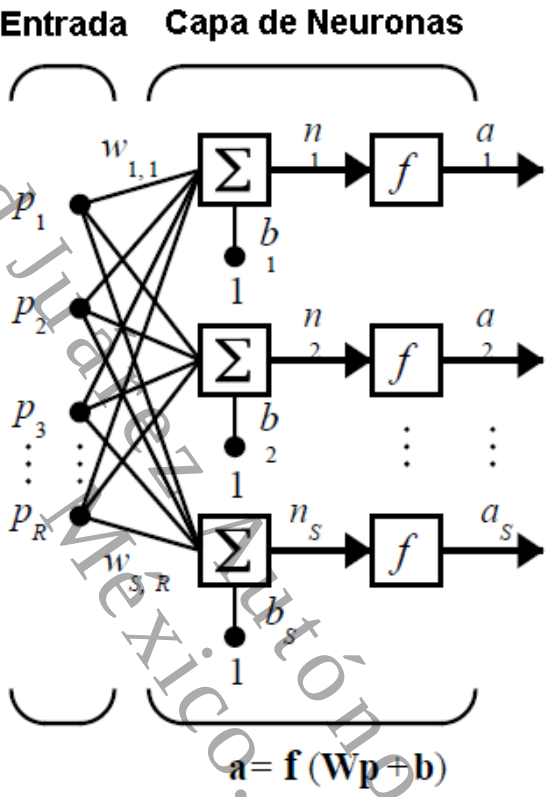
El algoritmo de aprendizaje utilizado para entrenar a la red neuronal define la estructura con la que será interconectada la red. Esta estructura es llamada la arquitectura de la red neural, y existen tres arquitecturas fundamentales: las redes de alimentación directa de una sola capa, las redes de alimentación directa multicapa, y las redes recurrentes.

La red neuronal de una sola capa, llamada monocapa, tiene una sola capa de neuronas que propaga las entradas a una capa de neuronas de salida donde se calculan valores correspondientes a la salida, de acuerdo con la función de activación. El vector de entradas no tiene ninguna función asociada, por lo que no se hace ningún cálculo, y no se considera como una capa más. En la Figura 1.14 se observa la arquitectura correspondiente.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.14

RNA monocapa



Nota. Adaptado de “Deep learning toolbox. R2024a User’s Guide”, por Beale, 2024, The MathWorks, Inc.

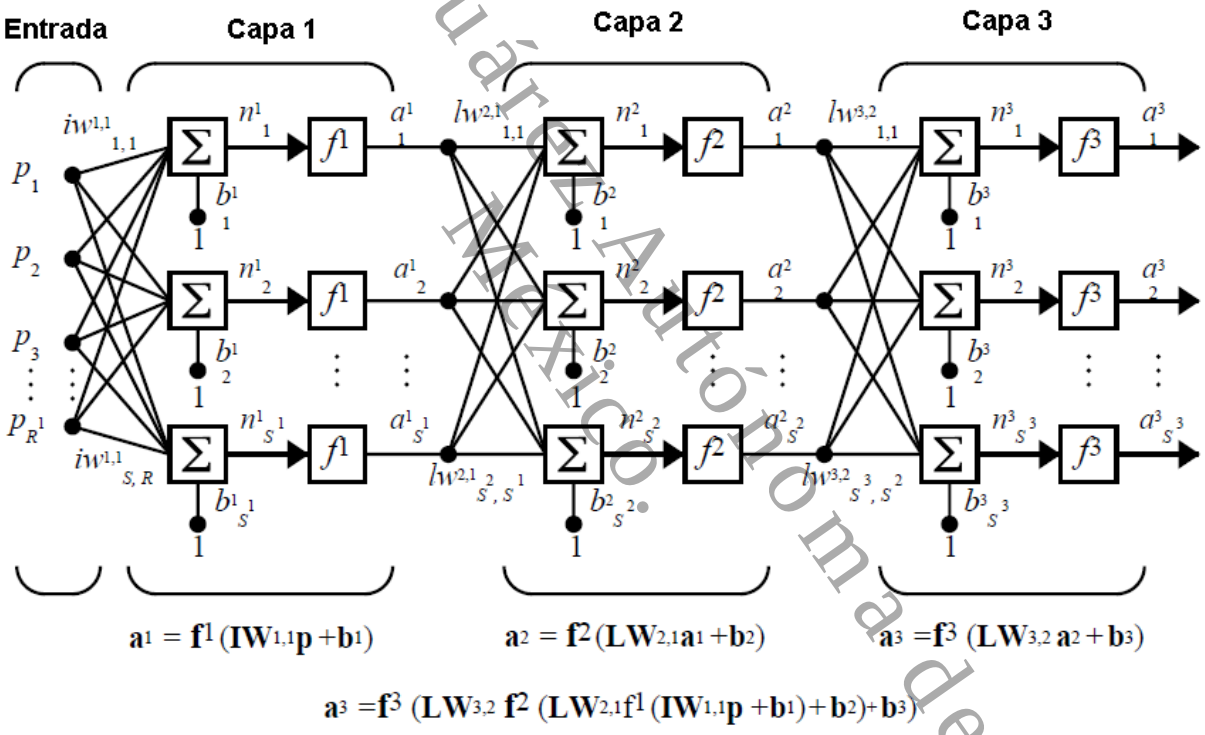
La segunda clase de redes neuronales de alimentación directa se caracteriza por tener una o más capas ocultas de neuronas. Se consideran ocultas, debido a que esta parte de la red no es visible directamente desde la entrada o la salida. La función de estas capas ocultas es generar un mayor procesamiento entre la entrada y la salida de la red, ya que la red está habilitada para extraer estadísticas de orden superior de su entrada. En un sentido bastante amplio, la red adquiere una perspectiva global a pesar de su conectividad local, debido al aumento de las conexiones sinápticas y de las interacciones neuronales, por lo que entre mayor

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

número de capas tenga la red, mayor será el nivel de aprendizaje de la red neuronal. Así tenemos que, una red de dos capas, una primera capa oculta con función de activación sigmoide y una segunda capa, de salida, con función de activación lineal, se entrena como un aproximador de funciones. En la Figura 1.15 observamos una red neuronal multicapa con alimentación directa.

Figura 1.15

RNA Multicapa



Nota. Adaptado de “Deep learning toolbox. R2024a User’s Guide”, por Beale, 2024, The MathWorks, Inc.

La RNA recurrente es aquella que tiene cuando menos un lazo de retroalimentación en la red. Por ejemplo, una red recurrente consiste en una red de una sola capa con cada neurona de ella enviando su salida a las entradas de todas las otras neuronas, excepto a ella misma, como se muestra en la Figura 1.16. En la

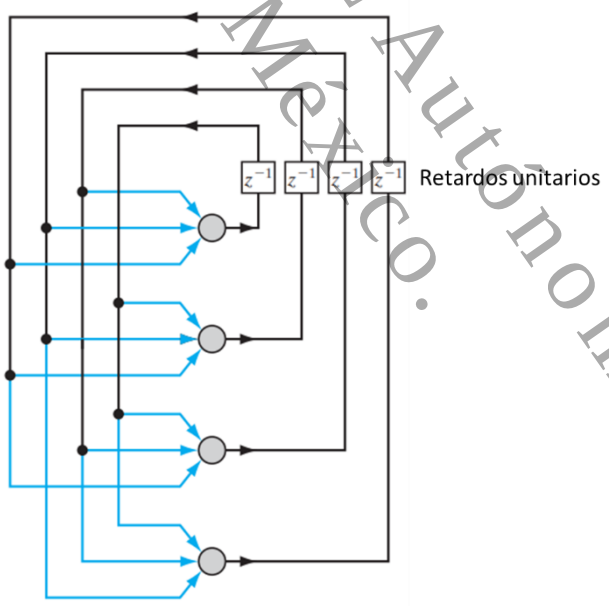
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

estructura de la Figura 1.16, no hay lazos de auto retroalimentación, así como tampoco hay neuronas ocultas; la auto retroalimentación se refiere a que la salida de una neurona se retroalimenta en su propia entrada. En la Figura 1.17 se muestra otra clase de red recurrente con neuronas ocultas. Aquí las conexiones de retroalimentación se generan tanto en las neuronas ocultas como en las de salida.

Los lazos de retroalimentación en las redes recurrentes tienen un gran impacto en la capacidad de aprendizaje de la red y en su rendimiento. Además, los lazos de retroalimentación están conectados con retardos unitarios de tiempo (z^{-1}), que resultan en una dinámica no lineal.

Figura 1.16

RNA recurrente sin auto retroalimentación y sin neuronas ocultas

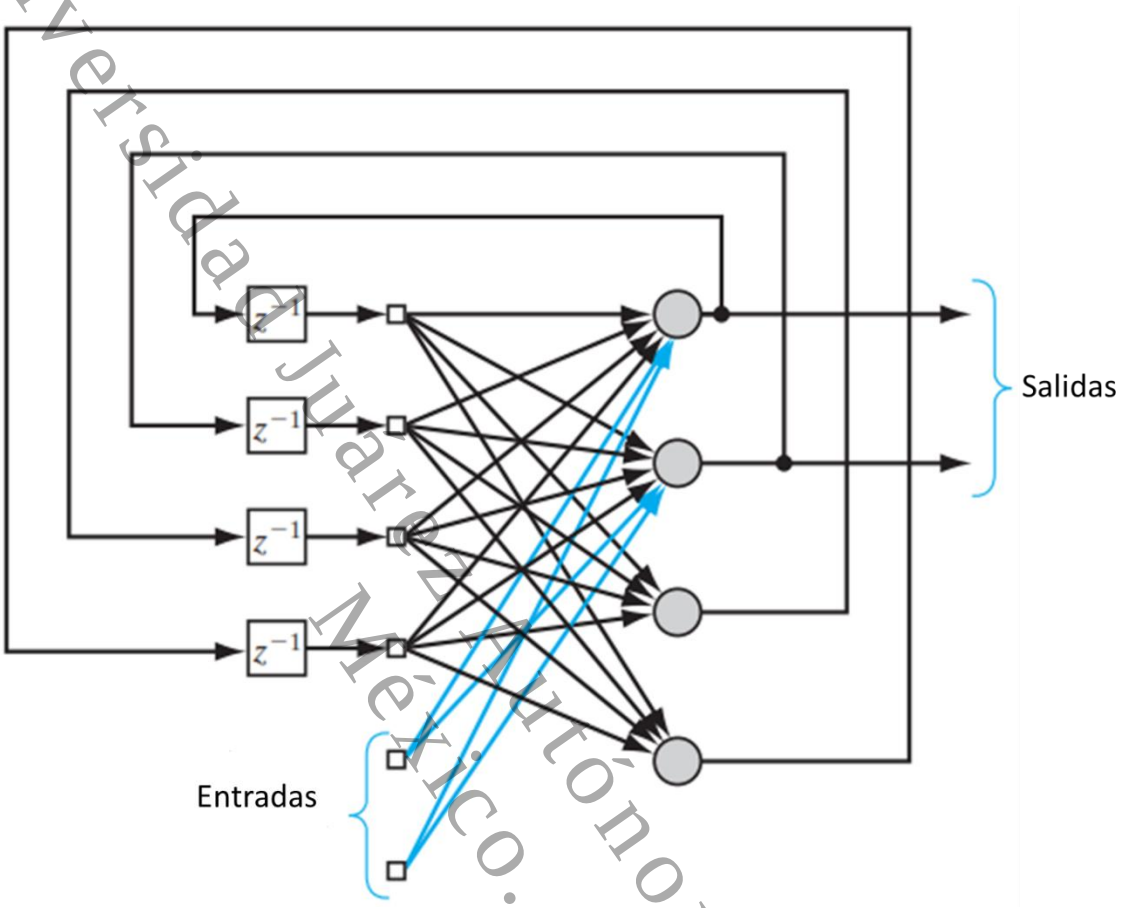


Nota. Adaptado de “Neural networks and deep learning”, por Aggarwal, 2018, (Vol. 10, Issue 978), Springer.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.17

RNA recurrentes con neuronas ocultas



Nota. Adaptado de “Neural networks and deep learning”, por Aggarwal, 2018, (Vol. 10, Issue 978), Springer.

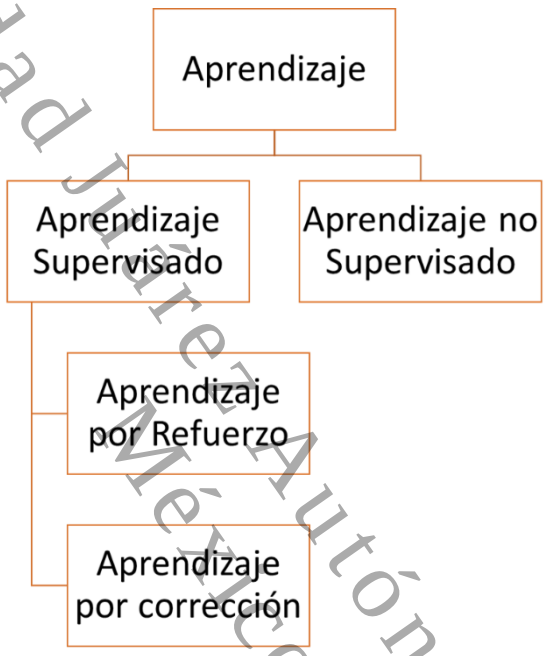
1.18. Procesos de Aprendizaje

En una RNA es necesario establecer los procesos mediante el cual los pesos de las conexiones de la red se adaptan hasta alcanzar la salida deseada de la red. Estos procesos se categorizan como: aprendizaje con maestro y aprendizaje sin maestro. El aprendizaje sin maestro se subcategoriza en aprendizaje no supervisado y aprendizaje reforzado (S.-H. Lin et al., 2021); ver Figura 1.18.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.18

Clasificación de los procesos de aprendizaje de la RNA



Nota. Adaptado de “Deep learning: Foundations and concepts”, por Bishop, 2023, Springer Nature.

1.19. Aprendizaje con Maestro

Es tipo de aprendizaje es también llamado aprendizaje supervisado. El conocimiento es obtenido del entorno por la adquisición de datos de entrada y salida; el entorno es desconocido para la RNA.

Los parámetros de la RNA se ajustan a partir del vector de entrenamiento y de la señal de error. La señal de error es la diferencia entre la respuesta deseada y la respuesta real de la red. El error se calcula de forma iterativa paso a paso hasta que, la red neuronal emule al maestro; se supone que la emulación es óptima en algún sentido estadístico. De esta manera, el conocimiento del entorno disponible

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

se transfiere a la RNA a través del entrenamiento y se almacena en forma de pesos sinápticos "fijos", que representan la memoria a largo plazo. Cuando se alcanza esta condición, se prescinde del maestro y se deja que la RNA se ocupe del entorno por sí sola.

La primera gran división en los métodos de aprendizaje es entre algoritmos supervisados y no supervisados. En los algoritmos no supervisados no se conoce la señal de respuesta de la RNA (salida deseada). La RNA en este caso se auto-organiza agrupando, según sus características, las diferentes señales de entrada.

El algoritmo de aprendizaje supervisado compara la salida deseada con la salida presente de la RNA y genera un error. En este algoritmo los pesos de la RNA son ponderados por dicho error. Este algoritmo presenta dos variantes: el aprendizaje por refuerzo y el aprendizaje por corrección. En el aprendizaje por refuerzo solo conocemos si la salida de la RNA corresponde o no con la salida deseada, es decir, nuestra información es de tipo booleana (verdadero o falso). En el aprendizaje por corrección conocemos la magnitud del error y esta determina la magnitud en el cambio de los pesos (Sendra-Arranz & Gutiérrez, 2020b).

1.20. Algoritmo de Retropropagación para Redes Multicapas

Este algoritmo es parte del aprendizaje, y es una generalización del algoritmo de mínimos cuadrados, utilizando el mismo indice de desempeño, el error medio cuadrático. El índice de desempeño se minimiza derivándolo con respecto a los pesos y bias en todas las capas de la red neuronal, usando el cambio de regla para calcular las derivadas parciales en el algoritmo de gradiente descendiente. Los pesos de las capas ocultas se adaptan en cada iteración hasta que el índice de desempeño alcance un valor favorable.

1.21. Algoritmos Genéticos

Un algoritmo genético (AG) es una técnica de búsqueda iterativa usada para encontrar una solución real o aproximada para un problema de optimización (Albadr et al., 2020). Los AGs son categorizados como técnicas heurísticas de búsqueda global, en particular son algoritmos evolucionarios de optimización, ya

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

que encuentran la solución óptima para un problema de computación dado, maximizando o minimizando una función de costo mediante la imitación de los procesos biológicos de reproducción y selección natural, esto es, herencia, mutación, selección y entrecruzamiento (también llamado recombinación)(Holland, 2019). La evolución normalmente inicia a partir de un conjunto de individuos generados aleatoriamente, los cuales van conformando generaciones. En cada generación, son evaluadas las características de cada individuo de la población, y se seleccionan los individuos de la población actual con las mejores características. El poder de los AGs radica en que la evolución es un proceso diseñado por la naturaleza para la optimización de los individuos de una población, lo que la convierte en una técnica robusta, por lo que se ha implementado con éxito en una gran variedad de problemas dónde otros métodos encuentran dificultades (El Ferouali et al., 2019; El Hallaoui et al., 2022; Platt et al., 2018).

Ventajas y desventajas de los algoritmos genéticos:

Ventajas.

- No se necesita algún conocimiento a priori sobre el problema a resolver.
- Tienen la capacidad de operar simultáneamente con diferentes soluciones de interés.
- La afectación por máximos y mínimos locales es menor.
- Facilidad de operación con arquitecturas en paralelo.
- Utilizan operadores estocásticos en vez de determinísticos.

Desventajas.

- Si no se implementa adecuadamente, el tiempo de convergencia tiende a ser muy grande o finalmente no converge,
- El algoritmo puede converger rápidamente, dando una solución falsa, debido a una serie de factores.
- El valor de adaptabilidad se calcula en cada iteración, lo que sería computacionalmente caro para algunos problemas.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

La operación de los AGs está fundamentada en los tres pilares de la evolución biológica: la evolución, la selección natural y la reproducción. La evolución es un proceso que codifica los cromosomas; la selección natural es el mecanismo que relaciona los cromosomas con la adaptabilidad; y es en la reproducción donde se realizan los procesos evolutivos. Es decir, un AG es una población de soluciones codificadas (cromosomas). A cada uno de estos cromosomas se le asocia un valor que será evaluado respecto a la función objetivo (función de adaptabilidad o de aptitud) como solución del problema, y en función de su aptitud tendrá más o menos posibilidad de reproducción (Mitchell, 2020).

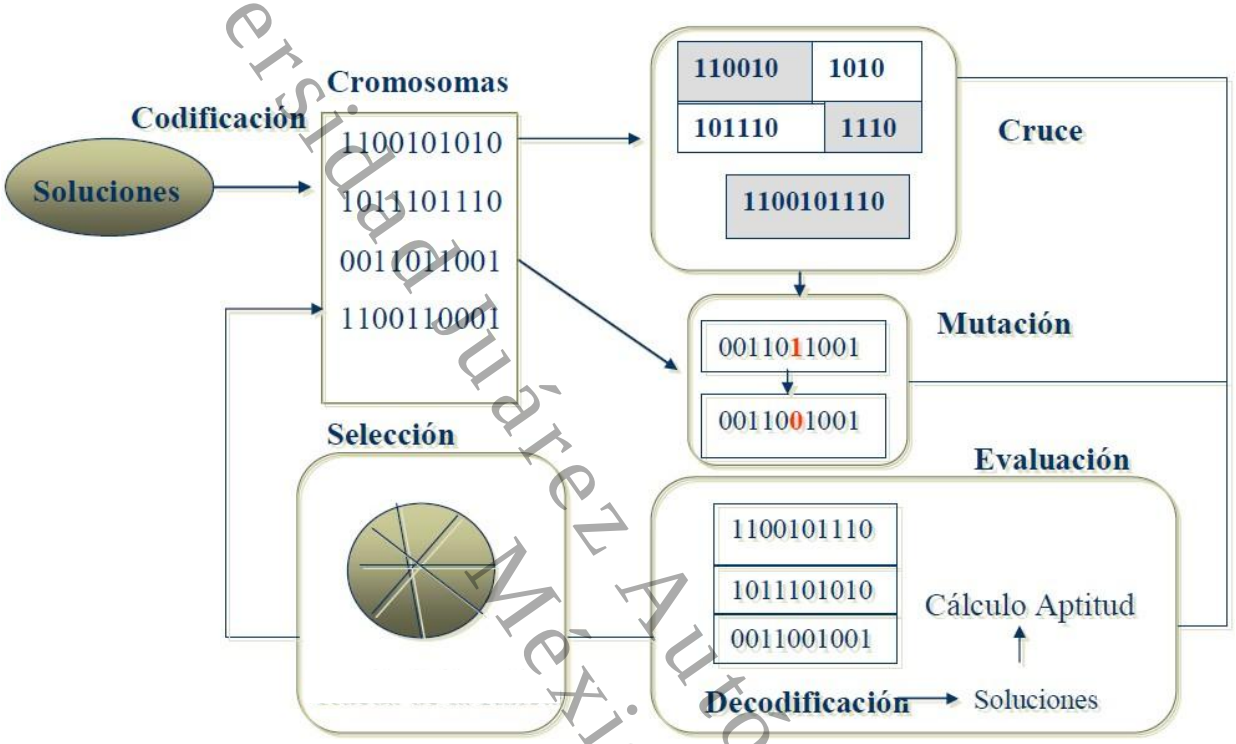
1.22. Estructura del Algoritmo Genético

La Figura 1.19 muestra la estructura básica de operación de los AG. Para optimizar los AG parten de un conjunto inicial de individuos llamado población, donde cada uno de estos individuos representa una solución al problema.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 1.19

Estructura simplificada de la operación de un algoritmo genético



Nota. Adaptado de “Genetic algorithms and genetic programming: modern concepts and practical applications”, por Affenzeller et al., 2009, Taylor & Francis.

Durante la ejecución del algoritmo ocurre un proceso de cruzamiento entre los mejores individuos de la población generando descendencia, de los cuales algunos experimentan un proceso de mutación. El resultado de esto es un conjunto de nuevas posibles soluciones que son sometidas a una etapa de selección evaluándolas en la función objetivo con el fin de determinar si son aptos para formar parte de la población de la siguiente generación. Este ciclo se repite iterativamente hasta cumplir algún criterio de parada o convergencia (Sendra-Arranz & Gutiérrez, 2020b).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

1.23. Elementos del Algoritmo Genético

Población: Determina el número de individuos a evaluar por la función objetivo en cada iteración. Su número está sujeto a un proceso de prueba y error, el cual considera (MathWorks Inc., 2024b).

Diversidad: Describe la distancia entre individuos, distancias grandes indican gran dispersión mientras que distancias cortas representan diversidad pequeña. Tamaño: Poblaciones reducidas tienen menor probabilidad de realizar búsquedas adecuadas. Incrementar la población habilita espacios de búsquedas a expensas de alentar el proceso.

Rango: Poblaciones con rangos amplios convergen rápidamente impidiendo extender el espacio de búsqueda, mientras que rangos poco variables tiene la misma probabilidad de reproducción.

Selección: Este proceso guía al AG para encontrar la solución entre los individuos más aptos. Entre los métodos de selección utilizados se encuentran:

Ruleta. Se asigna una probabilidad entre 0-1 a cada individuo de acuerdo a su aptitud de tal modo que los mejores individuos tienen mayor posibilidad de ser elegidos.

Rango para un individuo. Se asigna un rango a cada individuo en función de su aptitud y la selección se realiza con base al ranking.

Elitista. Copia el mejor o alguno de los mejores individuos a la nueva generación. El resto del procedimiento se realiza por selección de ruleta o de rango.

Torneo. Escoge aleatoriamente un número de individuos dónde el que posee mayor aptitud se reproduce y su descendencia sustituye a los peores de la población.

Cruzamiento y mutación. En el cruzamiento los individuos seleccionados son recombinados para producir la descendencia de la siguiente generación. Los métodos de cruce operan de dos formas, ya sea destructiva insertando la

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

descendencia en la nueva generación, aunque sus padres posean mejor ajuste; o no destructiva donde la descendencia pasará a la siguiente generación solo si supera a los padres.

Cruce por un punto. Los cromosomas padres se cortan por un punto seleccionado aleatoriamente. Se copia la información genética de los padres desde el inicio hasta el punto de cruce y el resto se copia del otro progenitor.

Cruce por dos puntos. Se copia la información del primer padre desde el principio hasta el primer punto de cruce, los genes del segundo progenitor desde el primer punto de corte hasta el segundo, y del segundo punto hasta el final se copia de nuevo los genes del primero.

Paralelo a la reproducción, la mutación agrega diversidad a la población e incrementa la probabilidad que el algoritmo genere individuos con mejor ajuste. Sin esta, el algoritmo solo combinará genes de la población inicial (MathWorks Inc., 2024a). Para el caso de la codificación binaria la mutación es la inversión de un bit. En el caso de una codificación numérica consiste en sustituir un número por otro. La mutación depende de la codificación y de la reproducción, si se abusa de la mutación, el uso de AG se volvería una simple búsqueda aleatoria. Por lo tanto, antes de aumentar las mutaciones conviene estudiar otras soluciones como el aumento de la cantidad de la población o la aleatoriedad de la población inicial (Sendra-Arranz & Gutiérrez, 2020b).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

CAPITULO 2. Justificación

En el sureste mexicano, los cultivos de plátano y la malanga tienen una muy buena viabilidad económica, ya que el plátano es un producto que se comercializa a nivel nacional e internacional, cuya diversificación de su procesamiento postcosecha aumentaría su potencial económico y su producción se aprovecharía al máximo. La malanga por su parte es un producto de buenas propiedades nutricionales que ha sido subutilizado, por lo que su procesamiento y aprovechamiento lo convierte en una oportunidad de negocio en el sector agroindustrial y alimentario. Para conservar las propiedades organolépticas después del secado de estos productos, es necesario conseguir temperaturas de secado que oscilen entre los 50 °C y los 80°C, lo que obliga a utilizar tecnología termosolar de baja temperatura que impida la incidencia de radiación ultravioleta sobre las muestras, para evitar dañarlas. Es por lo anterior que los Secadores Solares Indirectos resultan ser una alternativa prometedora para lograr dicho propósito (Jangde et al., 2022).

En el secado solar indirecto intervienen diversos fenómenos físicos con diferentes interacciones energéticas, intercambios másicos, movimientos de fluido, flujos de calor, etc; por lo que es un sistema complejo, y su solución analítica es imposible de determinar. Es por esta razón, que se deben encontrar alternativas computacionales para resolver numéricamente dicho sistema de secado (Prakash & Kumar, 2017a).

Los problemas de control y optimización que no se resuelven por simples reguladores, requieren técnicas de computación avanzada como el modelado por inteligencia artificial, combinadas con estrategias de ingeniería inversa, y de técnicas de optimización heurísticas, como las redes neuronales, algoritmos genéticos, enjambre de partículas, colonización de hormigas, aprendizaje profundo, etc., (Ajbar et al., 2021; Bassam et al., 2015; May et al., 2016; Tzuc et al., 2021a).

Por todo lo anterior resulta necesario el desarrollo e implementación de herramientas que ayuden a optimizar las condiciones de operación de un sistema de secado para reducir costos, aumentar el rendimiento térmico, reducir el tiempo

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

de secado, mejorar el aprovechamiento de la energía solar. Primeramente, es importante establecer un criterio de optimización que, a partir de las variables de diseño, y de las etapas de modelado, simulación y validación permita minimizar una función objetivo y con ello satisfacer las condiciones de operación y las restricciones físicas del sistema.

De acuerdo con la revisión de literatura, existen pocos estudios enfocados a la optimización y control del dispositivo de secado solar de tipo indirecto, así también el empleo de una estrategia de hibridación con inteligencia artificial y técnicas de optimización metaheurísticas. En el mismo sentido, ninguno de los trabajos reportados ha considerado la velocidad del secado como variable de interés a controlar. Además, a pesar del conocimiento de las variables que influyen en la operación de los secadores solares, pocos estudios describen cuantitativamente el nivel de impacto que las variables ambientales y operacionales tienen sobre el producto final.

Basado en lo anterior, en este trabajo de investigación se propone una metodología computacional novedosa para ayudar a la integración sostenible de la tecnología solar térmica en actividades agrícolas de baja temperatura. A través de una estructura de optimización que combina diversas herramientas de computación avanzada se pretende mejorar las condiciones de operación del secador solar. La propuesta principal es un estudio experimental de un secador solar de tipo indirecto para frutos tropicales de alto potencial económico (Plátano y Malanga), usando una estrategia hibrida de modelo de Inteligencia Artificial y un algoritmo de optimización metaheurística. Se establecerán de manera teórica, los valores de control óptimo para la operación del secado a partir de una red neuronal inversa resuelta con tres algoritmos de optimización metaheurísticas para obtener la velocidad de secado óptima teórica para el proceso.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

CAPITULO 3. Pregunta de Investigación

¿Es posible determinar las condiciones óptimas para mejorar el rendimiento térmico de un secador solar de productos agrícolas de la región utilizando herramientas de cómputo avanzado?

CAPITULO 4. Hipótesis

Mediante el uso de herramientas de cómputo avanzado se encuentran las condiciones óptimas de funcionamiento para un secador solar de productos agrícolas de la región, mejorando su rendimiento térmico.

CAPITULO 5. Objetivos

5.1. Objetivo General

Evaluar y optimizar el rendimiento térmico de un sistema secador solar para plátano y malanga basado en colector solar plano, empleando diferentes estrategias de optimización basadas en herramientas heurísticas de cómputo avanzado, para mejorar su rendimiento térmico.

5.2. Objetivos Específicos

- Desarrollar un modelo con Redes Neuronales Artificiales (RNA) para el secador solar que prediga su comportamiento y su eficiencia térmica usando inteligencia artificial.
- Validar el modelo neuronal obtenido con un caso de secador solar y predecir su comportamiento para un escenario específico.
- Identificar y seleccionar las diversas estrategias de optimización, para su implementación y mejorar el rendimiento del secador solar durante su operación.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

CAPITULO 6. Metodología

6.1. Descripción del Sistema Experimental

El sistema experimental utilizado en el presente estudio corresponde a un prototipo de secador solar que opera por ventilación forzada diseñado para el secado de plátano y malanga. El prototipo fue evaluado en el Municipio de Cunduacán Tabasco, México, en las instalaciones del Campus Chontalpa, División Académica de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco (18°4'24.27" latitud Norte y 93°9'52.72" longitud Oeste).

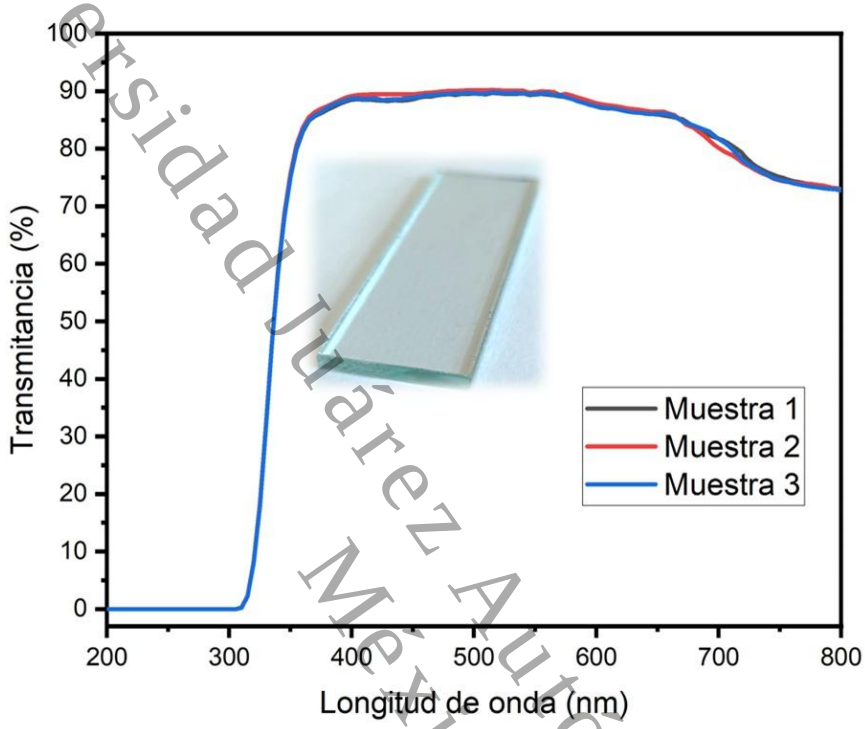
El secador empleado consta de una placa absorbedora suspendida de acero inoxidable pintada con recubrimiento selectivo de nickel negro nanoestructurado ($\alpha = 0.91$; $\varepsilon = 0.19$), con un espesor de 4 mm y un área de 0.7 m^2. Las dimensiones del colector solar son 1.0 m X 0.7 m, con un ángulo de inclinación fijo de 18°. Para minimizar las pérdidas de calor al exterior, el fondo y los costados del colector se construyeron con una pieza central de aislamiento térmico utilizando paneles de poliuretano recubierto con acero galvanizado, con un espesor de 3.81 cm y un coeficiente de conductividad térmica (λ) de 0.018 W/mK. La cubierta transparente es de vidrio monolítico claro de 3 mm de espesor, con una transmitancia teórica de 90%, en la Figura 6.1 se muestra la curva de transmitancia espectral para dicho material, y la muestra de vidrio utilizada, (Hu, 2023).

El vidrio permite hasta 88.78% en la región UV (190 - 400 nm), y 90.15% en la región visible (400 – 720 nm). En la región del infrarrojo cercano (NIR, IR-A) se observa que las tres muestras tienen transmitancias similares. La curva se obtuvo mediante un espectrofotómetro VWR UV-1600PC (rango de longitud de onda de 190-1100 nm; ancho de banda de 4 nm; rango fotométrico de 0 - 200%T; exactitud longitud de onda de ± 0.5 nm; exactitud fotométrica de ± 0.5%T. Se analizó una muestra de vidrio de 2.5 cm X 7.5 cm, se seleccionaron las tres mediciones aleatorias más significativas.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 6.1

Curva de Transmitancia espectral



La emisividad del vidrio es de 0.89, se utilizó una cámara termográfica EXTECH i5 (rango de temperatura 0°C-250°C; rango de emisividad de 0-1; sensitividad térmica 0.1 °C; rango espectral 7.5-13 µm; exactitud 2%) obteniendo valores de 0.88, (Rüdisser et al., 2022). Las dimensiones de la cámara de secado son 0.7 X 0.5 X 0.8 m^3 y sus paredes están hechas también con panel de poliuretano recubierto con acero galvanizado.

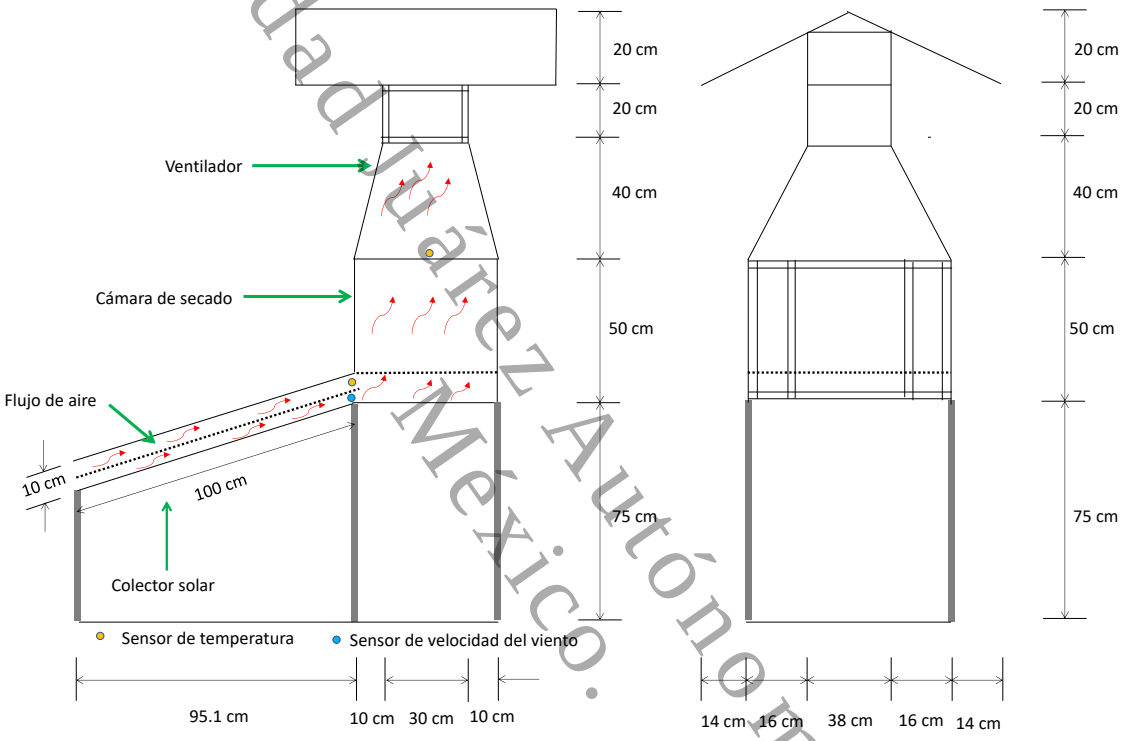
El interior de la cámara tiene una guía metálica para colocar la bandeja de secado con dimensiones de 0.6 X 0.45 m^2, construida con malla de acero galvanizado. Por encima de la cámara de secado hay una chimenea de 1 m de altura, con una abertura en la salida para permitir la circulación de aire húmedo al exterior del secador; en esta sección del secador se instaló un ventilador de CD, 60 W, 12 V, 5.0 A, 1800 rpm para generar la ventilación forzada. En las Figuras 6.2, 6.3 y 6.4 se observan, el esquema en 2-D y la ubicación de sensores de temperatura

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México

y velocidad del viento, el diagrama esquemático en 3-D, y la unidad experimental del sistema secador solar, respectivamente.

Figura 6.2

Esquema en 2-D del sistema secador solar y ubicación de sensores de temperatura y velocidad del viento



Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 6.3

Diagrama esquemático en 3-D del sistema secador solar

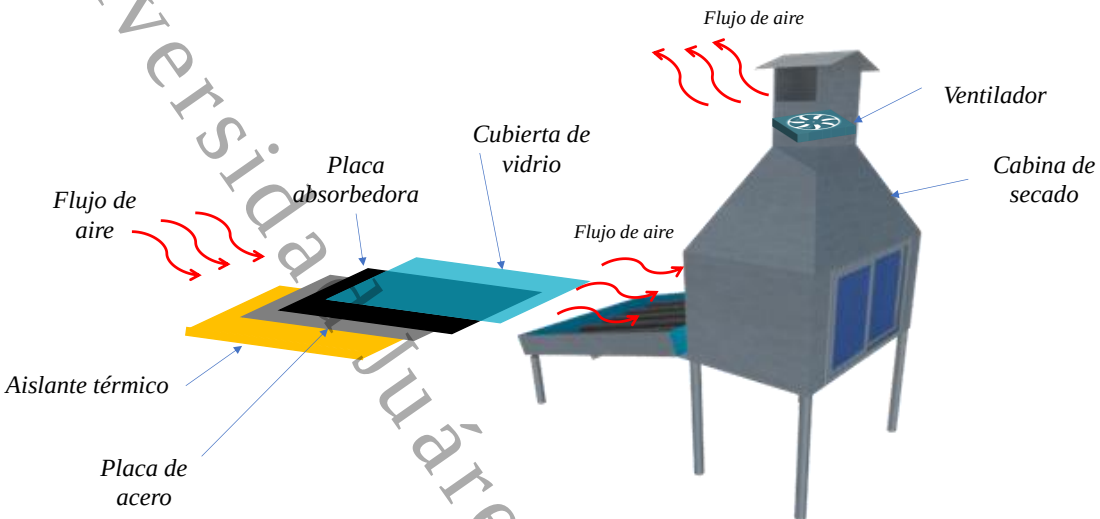


Figura 6.4

Sistema secador solar experimental

El secador solar fue instrumentado para medir las variables de interés, ambientales y operacionales, que inciden en su desempeño. Para la medición de la irradiancia solar se empleó un piranómetro Hukseflux, modelo LP02 con tiempo de respuesta de 18 s, rango de medición de 0 - 2000 W/m^2, sensitividad nominal de 15 µVW^{-1}m2, rango espectral de 285 - 3000 nm; el piranómetro se instaló sobre el

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

secador solar a una inclinación de 18°. La temperatura y la humedad relativa del ambiente se midieron con un higrómetro Higro-Termómetro Extech RH101, mientras que la velocidad del viento se midió con un anemómetro de tres tazas modelo JL-FS2, con salida analógica.

Con relación a los parámetros operacionales, la temperatura al interior del secador fue medida con termopares tipo J, distribuidos entre el colector solar, y la cámara de secado. La velocidad del aire al interior del colector se midió con un anemómetro Extech 451126; mientras que la masa del producto a secar se midió con una balanza Torrey L-PCR 20. La Tabla 3 presenta la información técnica con los rangos de precisión y operación de dichos sensores.

Para el registro automatizado de las temperaturas, la irradiancia solar y la velocidad del viento, los termopares, el piranómetro y el anemómetro de tres tazas se conectaron a una tarjeta de adquisición de datos ADAM-4016 de 8 canales. Los datos se enviaron por cable de red a un registrador de datos, interconectado a una PC. El periodo de muestreo fue de 1 minuto con promedios de 15 minutos; en este periodo de tiempo fue registrada la masa de agua evaporada del producto, para calcular la velocidad del secado. El diagrama esquemático del sistema experimental se muestra en la Fig. 6.5.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 3

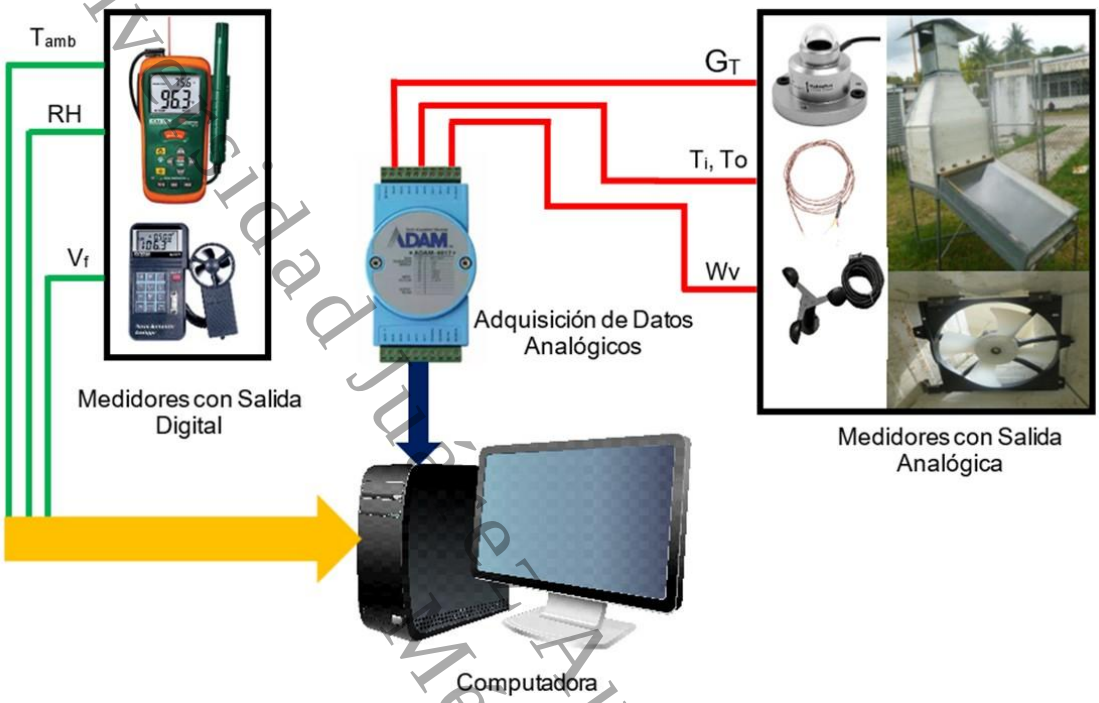
Parámetros ambientales y operacionales medidos para la evaluación del secador solar

Parámetro	Sensor	Rango	Precisión	Resolución
Ambientales:				
Radiación solar G_T (W/m^2)	Piranómetro *Hukseflux LP02*	0 – 2000 W/m^2	----------	----------
Temperatura ambiente T_{amb} (°C)	Higro-Termómetro	-20 – 60 °C	±2 °C	0.1 °C
Humedad relativa HR_a (%)	*Extech RH101*	10 % - 95 %	±3.5 %	0.1 %
Velocidad de viento w_v (m/s)	Anemómetro de tres tazas *JL-FS2*	0 - 30 m/s	± 3%	0.1 m/s
Operacionales:				
Temperatura de entrada T_{id} (°C)	Termopar *Tipo J*	0 – 400 °C	±2.2 °C	0.1 °C
Temperatura de salida T_{od} (°C)				
Velocidad del aire v_{id} (m/s)	Anemómetro de aletas *Extech 451126*	0.30 - 45.00 m/s	± (3% + 0.1 m/s)	0.01 m/s
Masa del producto m_p (kg)	Balanza *Torrey L-PCR 20*	0 - 20 kg	±0.005 kg	0.001 kg

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 6.5

Diagrama esquemático del sistema experimental



La velocidad de secado es la pérdida de humedad del sólido húmedo por unidad de tiempo. La velocidad de secado experimental se obtuvo mediante la relación de la masa de agua evaporada del producto y el intervalo de tiempo de secado de este, los cuales se obtuvieron midiendo la pérdida de masa de producto y el tiempo transcurrido, entre cada instante de muestreo. Esta relación se expresa mediante la siguiente ecuación (Prakash & Kumar, 2017b).

$$v_d = \frac{m_w}{\Delta t} \tag{6.1}$$

donde m_w es masa de agua evaporada del producto (g), Δt es el intervalo de tiempo de secado (min), y v_d es la velocidad de secado (g/min).

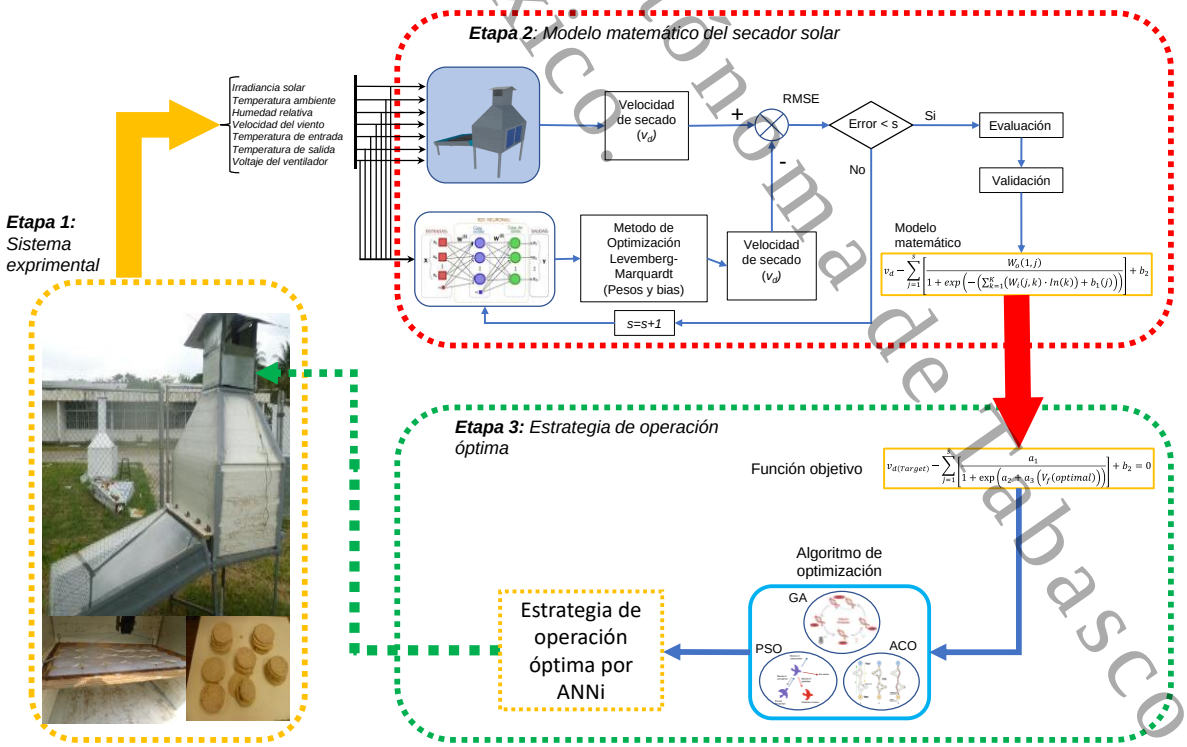
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

6.2. Metodología Computacional

La Figura 6.6 presenta un esquema de la metodología computacional empleada en el presente trabajo para concretar la optimización en la rapidez de secado del secador solar propuesto. Está constituida por tres etapas, la primera consiste en la formación de una base de datos experimental a partir de un sistema experimental de secado para el plátano y malanga. La base de datos servirá para alimentar la segunda etapa que consiste en el entrenamiento y creación de un modelo de regresión multivariable basado en ANN que correlacione las variables ambientales y de operación con la velocidad del secado de las muestras. Una vez obtenido el modelo ANN optimo, este será empleado como función objetivo para evaluar diversos algoritmos de optimización metaheurísticos y determinar cuál es el que aporta mejores resultados numéricos.

Figura 6.6

Metodología computacional para la optimización de la velocidad de secado



Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

6.2.1. Etapa Experimental

A partir del sistema experimental para el secado del plátano y malanga, se recolectaron las mediciones y se ordenaron en una hoja de cálculo conforme a las variables de interés. Se obtuvo una base de 3168 datos, y un total de 8 variables experimentales. Para el desarrollo del modelo correlacional se consideraron las siguientes variables: radiación solar, temperatura ambiente, humedad relativa, velocidad del viento, temperatura de entrada del secador, temperatura de salida del secador y voltaje del ventilador como las variables independientes, y la velocidad de secado como la variable de salida. La Tabla 4 resume los parámetros estadísticos de las variables consideradas en el presente estudio.

Tabla 4

Rango de operación de variables experimentales de entrada y salida

Variables experimentales	Rango de trabajo	Unidad
Entradas		
Radiación solar	90 ─1000	[W/m^2]
Temperatura ambiente	27 ─44	[°C]
Humedad relativa	24.6 ─95.7	[%]
Velocidad del viento	0 ─2.6	[m/s]
Temperatura de entrada del secador	31.5 ─49.7	[°C]
Temperatura de salida del secador	17 ─48	[°C]
Voltaje del ventilador	6 ─12	[V]
Salida		
Velocidad de secado	0 ─6.4	[g/min]

Las variables de entrada son normalizadas antes de entrenar la red neuronal, debido a que las funciones de transferencia utilizadas son sigmoidales, y su rango de operación varía entre 0 y 1. La normalización permitirá que la superficie de la función de error se reduzca, haciendo más eficiente el entrenamiento, considerando

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

la inicialización de las variables en cero. Cada variable de entrada se normaliza utilizando la siguiente ecuación (Tzuc et al., 2021a).

$$u_{i,N} = \frac{u_i}{1.1 \times u_{max}} \tag{6.2}$$

donde $u_{i,N}$ es la variable normalizada, u_i es el valor real de la variable antes de la normalización y u_{max} es el valor máximo de las variables antes de la normalización.

6.2.2. Modelado de la Red Neuronal Artificial

Para el desarrollo del modelo matemático que correlacione los parámetros ambientales y operativos del secador solar con respecto a la velocidad de secado se empleó como herramienta computacional las ANN (Alanis et al., 2019). La razón principal de su elección se debe a que es una de las técnicas de regresión multivariable con mayor capacidad de adaptación en procesos térmicos complejos como el expuesto en este trabajo (Tzuc et al., 2021b). En síntesis, una ANN es un conjunto de subfunciones matemáticas denominadas neuronas, las cuales están distribuidas en capas e interconectadas entre sí mediante valores de ponderación llamados pesos. La arquitectura de ANN empleada en este trabajo, consta de una capa de entrada, una única capa oculta y una capa de salida. El número de neuronas en las capas de entrada y salida están definidas por las variables experimentales de la Tabla 4, mientras que la capa oculta está integrada por neuronas sigmoides cuyo número es difícil de especificar y requiere de un proceso iterativo para su identificación. En este trabajo se evalúan dos arquitecturas de ANN con dos diferentes funciones de activación en la capa oculta, la función tangente sigmoidea (tansig) y logística sigmoidea (logsig), cuyas expresiones matemáticas de sus respectivas arquitecturas de red son presentadas en las Ecuaciones 6.3 y 6.4:

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

$$v_{d,ANN} = \sum_{j=1}^{s}\left[\frac{2 \times W_o(1,j)}{1+\exp\left(-2\left(\sum_{k=1}^{K}\left(W_i(j,k)\cdot In(k)\right)+b_1(j)\right)\right)}+1\right]+b_2 \quad (6.3)$$

$$v_{d,ANN} = \sum_{j=1}^{s}\left[\frac{W_o(1,j)}{1+\exp\left(-\left(\sum_{k=1}^{K}\left(W_i(j,k)\cdot In(k)\right)+b_1(j)\right)\right)}\right]+b_2 \quad (6.4)$$

donde W_i y W_o corresponden a los pesos de conexión de las neuronas entre la capa de entrada-oculta y capa oculta-salida, respectivamente; los elementos b_1 y b_2 representan factores de ajustes de la red neuronal asociados a las neuronas de la capa oculta y capa de salida, respectivamente; S y K representan el total de neuronas en la capa oculta y capa de entrada, respectivamente. Finalmente, $I_n(k)$ representa la *k*-ésima variable de entrada del modelo matemático.

Para el desarrollo de modelo ANN, se emplearon los parámetros de entrada normalizados contenidos en la base de datos (Tabla 4). Los datos fueron divididos aleatoriamente en subconjuntos de training (80%), validation (10%) y testing (10%). Empleando el algoritmo Levenberg-Marquart para entrenar la ANN mediante un proceso iterativo de prueba y error, se evaluaron diferentes números de neuronas en la capa oculta para encontrar los valores óptimos de W_i, W_o, b_1 y b_2 de las Ecuaciones 4.2 y 4.3 que minimicen el error entre los datos experimentales ($x_{out,\exp}$) y aquellos estimados por la ANN ($x_{out,\mathrm{sim}}$). Para cuantificar el desempeño del modelo neuronal se utilizaron los criterios estadísticos: Root Mean Square Error (*RMSE*), Linear Regression Coefficient (*R*), Coefficient of Determination (R^2) and Mean Absolute Percentage Error (*MAPE*), sintetizados en la Tabla 5.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 5

Parámetros estadísticos para la evaluación del modelo basado en redes neuronales

Parámetro Estadístico	Expresión matemática
Raíz del error Cuadrático Medio	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{out,\exp\,(i)} - x_{out,sim(i)}\right)^2}{n}}$
Error Porcentual Absoluto Medio	$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{x_{out,\exp\,(i)} - x_{out,sim(i)}}{x_{out,\exp\,(i)}}\right\rvert}{n} \times 100(\%)$
Coeficiente de Determinación	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{out,\exp\,(i)} - x_{out,sim(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{out,\exp\,(i)} - \bar{x}_{out,exp}\right)^2}$
Coeficiente de Regresión Lineal	$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{out,\exp\,(i)} - x_{out,sim(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(x_{out,\exp\,(i)} - \bar{x}_{out,exp}\right)^2}}$

6.2.3. Enfoque de optimización por Red Neuronal Artificial Inversa

Con el fin de identificar los voltajes de ventilador que garanticen condiciones de convección forzada óptimas para mejorar la operación del sistema solar y alcanzar la máxima velocidad de secado, se empleó una estrategia computacional conocida como Red Neuronal Artificial Inversa (ANNi, por sus siglas en inglés, Artificial Neural Network Inverse) (Ajbar et al., 2021); la cual está basada en la reducción algebraica de las Ecuaciones 6.3 y 6.4. Este enfoque utiliza los coeficientes de los pesos y bias de la ANN obtenidos tras su entrenamiento (W_o, W_i, b_1 y b_2) e invierte la ANN para formar la función objetivo definida por la ecuación 6.5.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

$$y = v_f - b_2 + \sum_{j=1}^{s} W_o\,(1,s) \tag{6.5}$$

Siendo y la función de la variable experimental a ser optimizada ($y = f(I_n(v_d))$. Las Ecuaciones 6.6 y 6.7 presentan la expresión matemática de y para el caso de arquitecturas de ANN con funciones de activación tansig y logsig en las neuronas de la capa oculta, respectivamente.

$$y = \frac{2\sum_{s=1}^{S} W_o\,(1,s)}{1 + \exp\left(2\sum_{k=1}^{K}\left(X(s) + In(v_d) \times W_i(j,k)\right)\right)} \tag{6.6}$$

$$y = \frac{\sum_{s=1}^{S} W_o\,(1,s)}{1 + \exp\left(\sum_{k=1}^{K}\left(X(k) + I_n(v_d) \times W_i(j,k)\right)\right)} \tag{6.7}$$

Donde $X(s)$ está determinada por la ecuación 6.8, de la cual *K* adquiere todos los valores de entrada I_n a excepción del correspondiente a v_f ($I_n(v_f) = I_n(7)$):

$$X(s) = -\left(\sum_{k=1}^{K-1} W_i(j,k) \times I_n(k) + b_1(j)\right) \tag{6.8}$$

Sustituyendo las ecuaciones 6.6 y 6.7 en la ecuación 6.8 se obtienen las funciones objetivo para ambas arquitecturas de red: tansig, en la ecuación 6.9 y logsig, en la Ecuación 6.10.

$$y = \frac{2\sum_{s=1}^{S} W_o\,(1,s)}{1 + \exp\left(2\sum_{k=1}^{K}\left(X(s) + I_n(v_d) \times W_i(j,k)\right)\right)} - b_2 + \sum_{j=1}^{s} W_o\,(1,s) \tag{6.9}$$

$$y = \frac{\sum_{s=1}^{S} W_o\,(1,s)}{1 + \exp\left(\sum_{k=1}^{K}\left(X(k) + I_n(v_d) \times W_i(j,k)\right)\right)} - b_2 + \sum_{j=1}^{s} W_o\,(1,s) \tag{6.10}$$

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Para la solución de ambas funciones objetivo se propone la evaluación de tres algoritmos de optimización meta-heurísticos. Esto con el fin de determinar cuál es la alternativa más eficiente y con el menor tiempo de cómputo, para que sea aplicado en la optimización de la operación del secador. Los algoritmos meta-heurísticos propuestos son: Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), and Ant Colony Optimization (ACO).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

CAPITULO 7. Resultados y Discusión

7.1. Evaluación Experimental del Secador Solar

El prototipo de secador solar por convección forzada se evaluó experimentalmente durante los meses de marzo, abril y mayo de 2019 contemplando un horario de secado de 9:00 a 17:00 horas. Las frutas utilizadas durante la evaluación fueron el plátano y la malanga. Los experimentos fueron realizados considerando diferentes voltajes de operación del ventilador (6, 9 y 12 volts). En las Figuras 7.1 y 7.2 se observan las curvas de contenido de humedad en base seca, y la velocidad del secado referida a la radiación solar para un día de prueba.

Malanga

Debido a la nubosidad, la radiación solar tuvo variaciones significativas, lo que provocó fluctuaciones en la temperatura del aire a la entrada de la cámara de secado. En la fenomenología correspondiente al proceso de secado se combinan tres aspectos importantes: la ventilación forzada, la imposibilidad de mantener constante la temperatura del aire que rodea las muestras y la porosidad de la malanga. Debido a su porosidad, el contenido crítico de humedad en la malanga es alto, lo que implica que las muestras tengan mayor cantidad de agua en la última etapa de secado (etapa de secado decreciente) y mayor velocidad de secado que el plátano. Las curvas de secado reflejan el problema de migrar desde la zona de contenido de humedad libre y alcanzar el contenido de humedad de equilibrio, provocando perturbaciones en las curvas de velocidad de secado. Esto se debe a que la tasa de transferencia de calor es diferente de la tasa de transferencia de masa, que no permite tasas de secado constantes, y se producen cambios repentinos, ya que el gradiente de concentración disminuye, desacelerando bruscamente el transporte de masa y retrasando el llenado de agua en los espacios intersticiales de la malanga por capilaridad. Sin embargo, se pudo mantener el gradiente de temperatura entre la entrada del colector solar y la salida de la cámara de secado y, a pesar de las perturbaciones durante la prueba, se establecieron las condiciones y comportamientos de secado por evaporación.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

En la Figura 7.1a) se observan las curvas de secado para malanga, las cuales han sido seccionadas de acuerdo con las desviaciones que ocurren en la velocidad de secado. La elección de los rangos de tiempo indicados se dio observando cambios en las curvas de velocidad de secado, que muestran diferentes etapas dentro del secador. Por otro lado, se consideró la derivada del contenido de humedad en base seca porque la velocidad de secado se evaluó a través de las variaciones de la masa por unidad de tiempo, para cada período de muestreo. En el caso del voltaje del ventilador a 6V, los rangos de tiempo de secado son 0 a 200 min, 200 a 300 min, 300 a 450 min y 450 a 525 min, con velocidades de secado promedio para cada región de 1.8, 1.5, 0.9 y 0.3 g/min, respectivamente. Estos corresponden a los cambios en la curva de humedad base seca en los mismos rangos. Según las gráficas de 6V, a pesar de las condiciones ambientales, las etapas del proceso de secado estuvieron presentes y se logró una velocidad de secado más estable en la región de secado decreciente (450 a 525 min), con una disminución del 33% con respecto a la región anterior (300 a 450 min). En este caso, la radiación solar y la temperatura ambiente conservan casi la misma morfología durante todo el tiempo de prueba, llegando a un nivel de irradiancia solar 0.507 kW/m^2, logrando que la temperatura se incrementara de 42°C a 44°C, lo que elevó el gradiente de temperatura, favoreciendo el proceso de secado al final de la curva.

En el caso del voltaje del ventilador de 9V, los rangos de tiempo de secado son 0 a 300 min, 300 a 400 min y 405 a 465 min, con velocidades de secado promedio para cada región de 1.5, 0.9 y 0.55 g/min respectivamente, correspondientes a los cambios en la humedad base seca. La curva de velocidad de secado en el primer rango presenta una tasa de variación constante y prolongada, mientras que la velocidad de secado en el último rango de tiempo disminuye en un 61% y mantiene estable su velocidad decreciente. Según las variaciones de la radiación solar y de la temperatura ambiente, su comportamiento es en ocasiones similar en términos morfológicos, más aún de 15:30 a 17:00 h, la radiación solar disminuye gradualmente, mientras que la temperatura se mantiene oscilando entre los 40.7 ° C. y 41.5 ° C, ayudando al proceso de secado en su última etapa.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

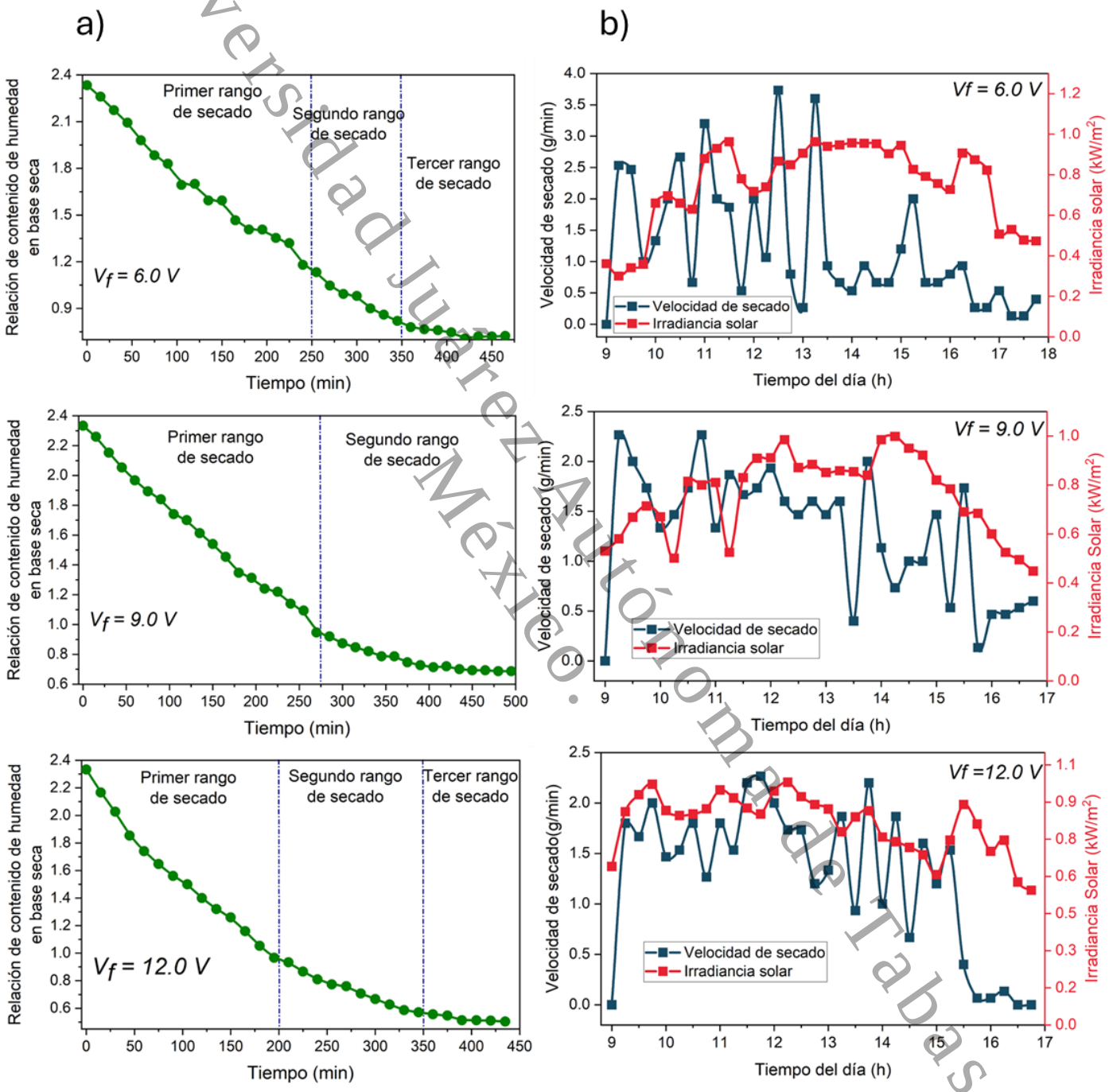
En el caso del voltaje del ventilador de 12V, se observaron rangos de tiempo de secado, de 0 a 270 min, de 270 a 405 min, y de 405 a 465 min, con velocidad de secado promedio para cada región de 1.6, 1.17 y 0.53 g/min, respectivamente, estos resultados corresponden a los cambios en la tasa de variación de la humedad base seca. Además se observa también perturbaciones al inicio del secado, debido a las condiciones de nubosidad que ocasionaron variaciones en la irradiancia solar con una diferencia de 126 kW/m^2, luego la radiación solar se mantuvo con una tasa de cambio favorable, manteniendo su morfología en cuanto a la temperatura ambiente, incluso durante la última hora y media de la prueba donde la disminución de la radiación solar y temperatura ambiente, coincidió con la drástica disminución de la velocidad de secado. La velocidad de secado promedio disminuyó en un 45.3% en el último rango de tiempo, correspondiente a la zona de estabilidad de la velocidad de secado.

A partir de las condiciones generadas por la cámara de secado y ventilación forzada y con base en el comportamiento de las curvas de secado, se identificó que las velocidades de secado más rápidas ocurrieron al operar el ventilador a 9V. Se observa que las velocidades de secado promedio para la región de secado del contenido de humedad de equilibrio para las tres condiciones de voltaje fueron similares, con un valor de 1.5 g/min, así como para la primera región de secado disminuyendo en 0.9 g/min. En contraste, en la segunda parte del secado decreciente, hubo disparidad, ya que los porcentajes de disminución variaron para cada voltaje en 33% para 6 V, 61% para 9 V y 45.3% para 12 V, teniendo el mejor secado el experimento de 9V. A partir de lo anterior, se realiza una búsqueda para encontrar el voltaje óptimo para el secado, y también nos permite reducir la superficie de respuesta óptima de la búsqueda.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 7.1

Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y velocidad de secado para la malanga a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V



Nota. En esta matriz gráfica se presentan en la columna (a) las Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y en la columna (b) la velocidad de secado para la malanga a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Plátano

Al igual que en el caso de la malanga, la radiación solar tuvo variaciones, aunque en este caso, menos significativas debido a la presencia de baja nubosidad en el período del experimento, mejorando las condiciones de temperatura del aire en la entrada a la cámara de secado. Sin embargo, todavía no es posible mantener una temperatura constante del aire que rodea la fruta.

A diferencia de la malanga, la porosidad del plátano es baja, lo que también reduce el contenido crítico de humedad en el plátano. Debido a esto, las muestras de plátano tienen menos agua en la última etapa de secado y su velocidad de secado es menor que la de la malanga. Al igual que en el caso de la malanga, hay perturbaciones, pero han disminuido debido a mejores condiciones de radiación solar y una disminución de la porosidad de las muestras. La fenomenología es similar a la que ocurre en la malanga. Aún se logra el gradiente de temperatura para la circulación del aire caliente, estableciendo las condiciones y comportamientos del secado por evaporación y mejorando las curvas de secado, como se muestra en la Figura 7.2.

En el caso de voltaje de ventilador de 6 V, se han identificado tres rangos de tiempo de secado: de 0 a 225 min, 225 a 350 min y 350 a 465 min, con promedio velocidades de secado para cada región de 1.27, 1.25 y 0.255 g/min, respectivamente. Esto corresponde a la tasa de variación de la humedad base seca, que al inicio del secado se observa en disminución, pero no constante. El mismo comportamiento ocurre con la radiación solar, que solo sufre algunas perturbaciones al inicio del tiempo de secado. En la gráfica para 6V, después de 150 minutos, se observa un comportamiento derivado de una combinación de efectos. Por un lado, un error de medición, que está sujeto a un cambio en la humedad relativa del entorno. Por otro lado, en la curva de radiación solar tuvo una disminución hasta 0.815 kW/m^2, entre las 14:00 y las 15:00 h, debido a la presencia de nubosidad. La temperatura se desarrolla en un rango entre 32.3 ° C y 44 ° C, conforme a las variaciones de la radiación solar, excepto por el descenso brusco de la radiación, donde se pone de manifiesto la naturaleza lenta y retardada del

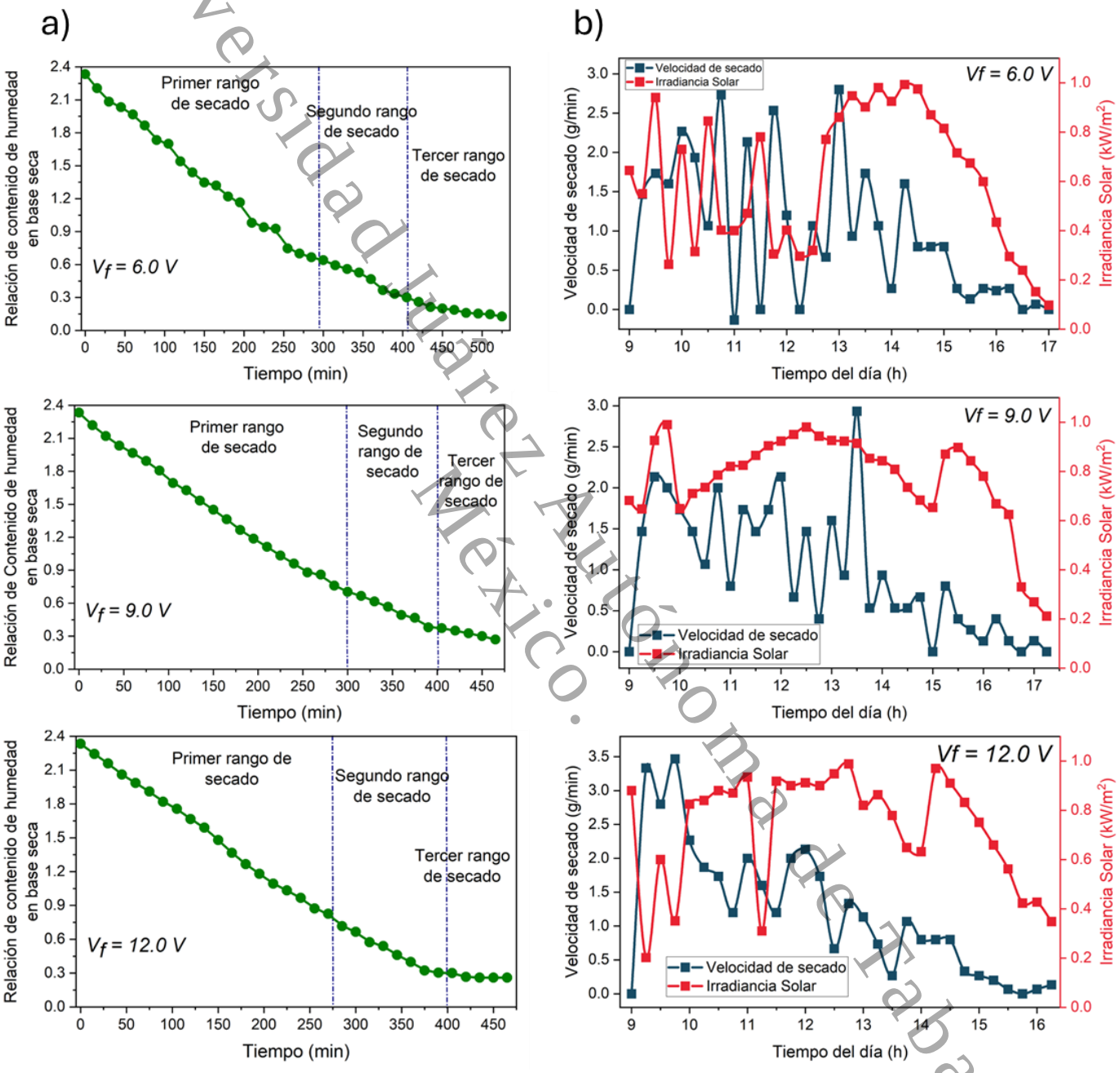
Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, México.

proceso de calentamiento, el retardo es al que es sometido el aire al interior del secador, debido a las dinámicas de las transferencias de calor por radiación y convección, ya que no hay cambios en las pruebas de temperatura hasta después de un período de muestreo. En la última etapa de secado se logró una disminución del 20.4% en la velocidad de secado, 12.6 puntos porcentuales por debajo de la malanga para el mismo voltaje de alimentación.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Figura 7.2

Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y velocidad de secado para el plátano a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V.



Nota. En esta matriz gráfica se presentan en la columna (a) las Curvas de relación de contenido de humedad en base seca y en la columna (b) la velocidad de secado para el plátano a diferentes voltajes de ventilador: 6, 9 y 12 V.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Para el caso de ventilador operando a 9 V, se observan dos rangos de tiempo de secado, uno de 0 a 270 min, y de 270 a 495 min, con velocidades promedio de secado de 1.46, y 0.36 g/min, respectivamente. La tasa de variación de la relación de humedad base seca durante el inicio del secado permanece decreciente y casi constante, por lo que cubre un amplio rango de tiempo, 4.5 h. Esto se debe a la reducción de perturbaciones en la radiación solar, y también en la temperatura ambiente alcanzando valores entre 38 ° C y 28 ° C, lo que también permitió una región de secado decreciente más estable y amplia de casi 3.75 h, con una velocidad de secado promedio de 0.36 g/min, y una reducción del 25% en la velocidad de secado, 36 puntos porcentuales por debajo de la malanga para el mismo voltaje de suministro.

Finalmente, en el caso del ventilador a 12 V, se presentan tres rangos de tiempo de secado: de 0 a 200 min, 200 a 345 min y 345 a 435 min, con velocidades promedio de secado para cada región de 1.95, 0.79 y 0.12 g/min, respectivamente. Se observaron perturbaciones que ocurrieron en la curva de radiación solar en la segunda región del tiempo de secado, con un pico negativo de 0.310 kW/m^2 entre las 11:00 y las 11:30, esto debido a las condiciones de nubosidad que hicieron disminuir la irradiancia solar; con estas excepciones, la radiación solar y la temperatura ambiente mantuvieron su morfología relativa, con un rango entre 27.9 ° C y 36 ° C, ayudando al proceso de secado. Durante la última etapa de secado decreciente, la velocidad de secado promedio fue de 0.12 g/min y una reducción de la velocidad de secado del 15.4%, 29.9 puntos porcentuales por debajo de la malanga para el mismo voltaje de alimentación.

El voltaje del ventilador con las velocidades de secado más altas detectadas es de 9 V, alcanzando velocidades de secado promedio máximas de 1.46 y 0.36 g/min, para cada región de secado, con un tiempo de secado total de 495 min. Se observa que las velocidades de secado promedio para la región de secado inicial y las tres condiciones de voltaje fueron consistentes, en un rango de 1.27 a 1.952 g/min. En contraste, hubo desviaciones significativas para la región de secado final (0.255, 0.36 y 0.12 g/min para 6V, 9V y 12 V, respectivamente) con porcentajes

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

disminuidos para cada voltaje de 20.4% 25% y 15.4%, respectivamente. Por lo tanto, es posible realizar una búsqueda más rápida y estrecha del voltaje óptimo para el secado del plátano.

7.2. Modelo en Redes Neuronales Artificiales

Una red neuronal artificial fue desarrollada con una estructura de tres capas: de entrada, oculta y de salida. Para predecir la operación del secador solar, y así mejorar su rendimiento. La capa de entrada está conformada por siete variables de entrada: G_T, T_{amb}, RH, w_v, T_i, T_o, V_f, mientras que la capa de salida corresponde a v_d. El rango de operación de las variables se presenta en la Tabla 6.

Para definir la mejor red neuronal, se probaron diferentes arquitecturas, variando el número de neuronas en la capa oculta. Para el entrenamiento de la ANN, las variables de entrada fueron normalizadas en un rango de 0 a 1, de acuerdo con la ecuación 6.2. El conjunto de 3168 datos experimentales fue dividido en tres subconjuntos para el entrenamiento, validación y prueba de la ANN, con un porcentaje del 80 %, 10 % y 10 %, respectivamente. El algoritmo de aprendizaje utilizado para entrenar la ANN fue Levenberg-Marquardt, ya que es una técnica eficiente para resolver problemas lineales y no lineales de minimización de una función dependiente de varias variables.

También fueron utilizadas las funciones de transferencia TANSIG Y LOGSIG para la capa oculta, por sus características de derivación y enfocadas a resolver problemas de predicción dentro del algoritmo de retropropagación, y PURELIN para la capa de salida, debido a que se necesita una función lineal que integre todas las salidas de las neuronas de la capa oculta. En la Tabla 6 se presenta el resultado de la evaluación del modelo neuronal para la velocidad de secado esperada, y se observa que para el modelo con 8 neuronas en la capa oculta y con función de transferencia TANSIG en la capa oculta, los parámetros estadísticos son: *RMSE* de 0.1912, R^2 de 0.9647, R de 0.9822 y *MAPE* de 31.9705 %. Mientras que el mismo modelo neuronal, pero con la función de transferencia LOGSIG en la capa oculta tiene los siguientes parámetros: *RMSE* de 0.2139, R^2 de 0.9521, R de 0.9757 y *MAPE* de 25.3937 %. De acuerdo con el análisis de los parámetros estadísticos, la

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

arquitectura final queda definida por la estructura 7-8-1, y con función de transferencia TANSIG en la capa oculta, tal como se muestra en la Figura 7.3. Sin embargo, la arquitectura 7-10-1, presenta un rendimiento similar, por lo que para obtener un menor tiempo de cómputo y un mejor aprovechamiento de los recursos computacionales se optó por la arquitectura 7-8-1.

En la Figura 7.4 se muestra la curva de regresión para los valores simulados y experimentales de la velocidad de secado v_d, para la función de transferencia TANSIG. Los datos simulados ($v_{d,\ sim}$) y experimentales ($v_{d,\ exp}$) se analizaron mediante un modelo de regresión lineal, y se obtuvieron correlaciones satisfactorias, con los siguientes coeficientes de regresión *R = 0.9822* y *R = 0.9757*. El modelo de regresión está descrito por la siguiente ecuación.

Tansig $$\boldsymbol{v_{d,sim} = 0.9865 v_{d,exp} + 0.100} \quad (7.1)$$

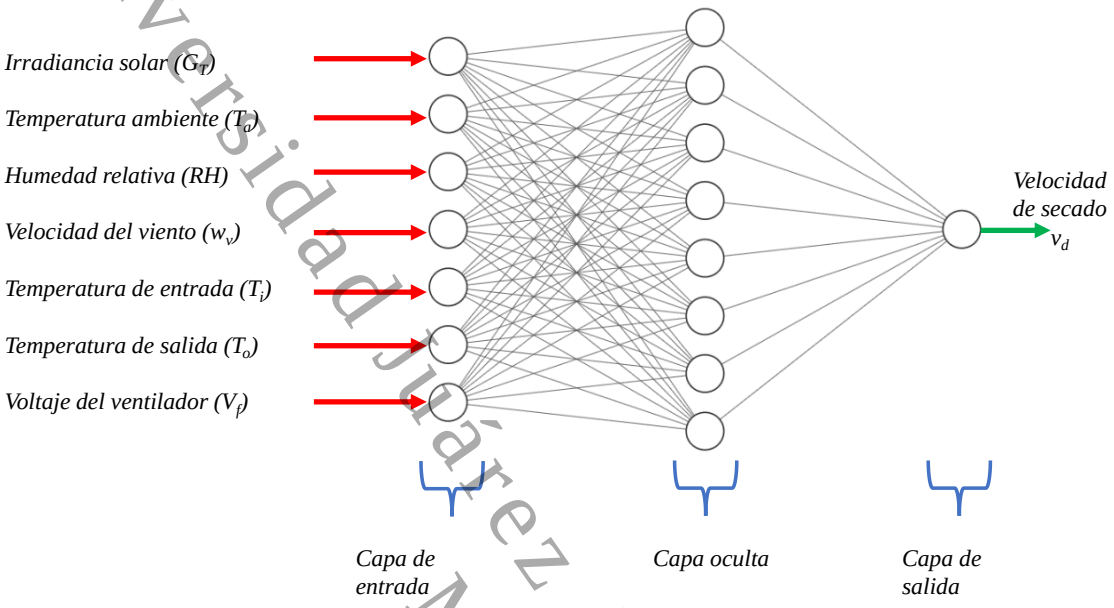
Donde $v_{d,\ sim}$ es la velocidad de secado simulada (g / min), y $v_{d,\ exp}$ es la velocidad de secado experimental (g / min).

En la Tabla 7 se presenta el resumen de los pesos y bias del modelo neuronal para la función de transferencia TANSIG. Estos parámetros son usados por el modelo neuronal para reproducir los valores de v_d.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 7.3

Arquitectura final del modelo neuronal 7-8-1 para usar en optimización por ANNi



Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 6

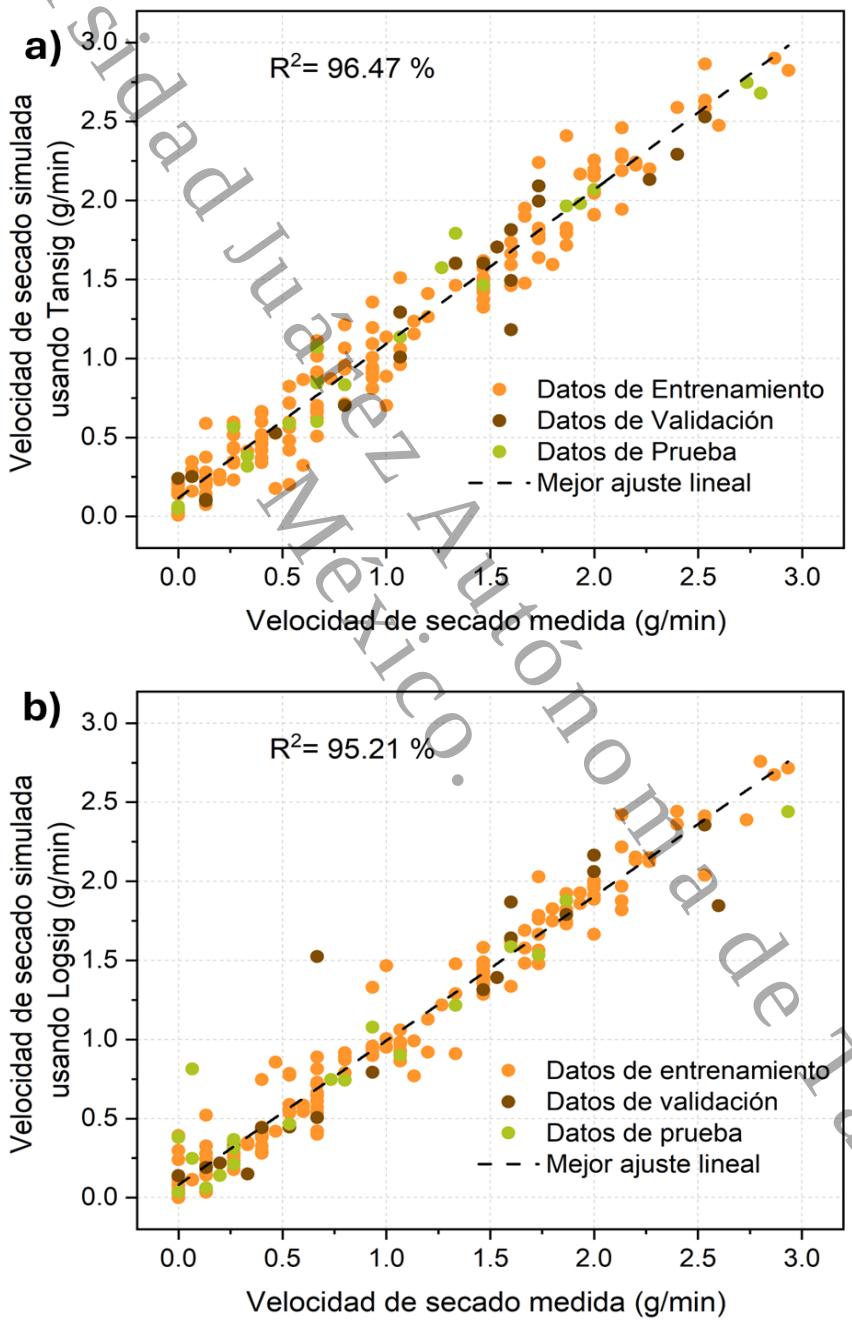
Resultados de la red ANN utilizando la función de transferencia Tansig y Logsig en la capa oculta

Función	Arquitectura ANN	RMSE	R^2	R	MAPE (%)	Ecuación de regresión lineal
Tansig	7-2-1	0.3215	0.9052	0.9514	60.0786	$v_{d,sim} = 0.8637 v_{d,exp} + 0.3047$
	7-4-1	0.2611	0.9174	0.9578	37.0339	$v_{d,sim} = 0.9377 v_{d,exp} + 0.0727$
	7-6-1	0.2331	0.9384	0.9687	44.1158	$v_{d,sim} = 0.9643 v_{d,exp} + 0.0955$
	7-8-1	**0.1912**	**0.9647**	**0.9822**	**31.9705**	$\boldsymbol{v_{d,sim} = 0.9865 v_{d,exp} + 0.1000}$
	7-10-1	0.1718	.9672	0.9835	31.5539	$v_{d,sim} = 0.9641 v_{d,exp} + 0.0906$
Logsig	7-2-1	0.3096	0.8896	0.9432	49.5854	$v_{d,sim} = 0.8304 v_{d,exp} + 0.1417$
	7-4-1	0.3377	0.8802	0.9382	52.6558	$v_{d,sim} = 0.8331 v_{d,exp} + 0.0665$
	7-6-1	0.3020	0.9111	0.9545	45.7982	$v_{d,sim} = 0.8568 v_{d,exp} + 0.0327$
	7-8-1	**0.2139**	**0.9521**	**0.9757**	**25.3937**	$\boldsymbol{v_{d,sim} = 0.8704 v_{d,exp} + 0.1169}$
	7-10-1	0.2467	0.9430	0.9711	37.4684	$v_{d,sim} = 0.8903 v_{d,exp} + 0.0127$

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Figura 7.4

Curva de regresión lineal entre datos simulados y experimentales para la velocidad de secado



Nota: Se presentan las curvas de regresión lineal: (a) para la función TANSIG; (b) para la función LOGSIG

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 7

Parámetros de ponderación y sesgo obtenidos para el modelo ANN, función de transferencia Tansig y Logsig

	Número de neuronas (s)	Pesos Capa oculta (*s* = 8, *k* = 7) IW (*s*,*k*)							Capa de salida *l* = 1) LW (s,1)	Bias	
		G_T (k=1)	T_a (k=2)	RH (k=3)	w_v (k=4)	T_i (k =5)	T_o (k=6)	V_f (k=7)	V_d (s,l)	$b_1(s)$	$b_2(l)$
TANSIG	1	-1.657	-2.9817	-2.7513	2.5193	14.1473	-5.7701	5.5048	-0.9467	-4.2106	-0.6046
	2	-4.2833	-8.6675	-3.1531	2.8148	8.0529	-4.7781	3.778	0.2534	7.0302	
	3	-5.4441	5.1909	5.2031	-1.229	8.7126	0.7922	5.2029	0.4303	-10.0586	
	4	3.8771	3.3046	1.0957	-4.0755	2.0218	-5.9647	8.0048	0.8152	-9.7295	
	5	-5.1569	5.2198	5.9442	-0.798	-8.2684	0.7867	5.2382	0.7854	0.5342	
	6	3.9835	0.019	4.3298	-4.736	5.233	4.323	3.2496	0.3684	-15.1834	
	7	3.4842	-3.6018	4.2551	4.0861	12.6289	0.0656	-2.6615	-0.0366	-14.5054	
	8	-5.6277	-1.8747	3.4161	-1.137	12.6587	2.5455	-3.6899	0.025	-2.1126	
LOGSIG	1	3.3474	-21.4741	-7.2031	5.6449	-23.1832	-4.6148	12.1461	0.0314	20.1242	0.6138
	2	-0.3834	14.9252	7.7077	-5.6746	-24.5645	-12.1982	7.2394	-0.3655	16.1682	
	3	-6.7912	2.1423	4.1936	-7.3589	8.6397	12.795	-17.6045	-1.4093	7.4649	
	4	7.2621	-23.5831	4.8139	4.1947	6.1897	14.6723	4.4601	-0.3589	-14.8958	
	5	6.4815	5.8636	-8.2971	-3.9578	-24.443	-11.7201	-11.412	1.5152	22.7449	
	6	6.4513	7.1342	-13.9665	8.3497	8.0249	3.6417	9.3619	-0.43	-26.3005	
	7	6.3173	-6.8587	7.8284	-0.1683	-19.1762	12.7423	16.3391	-0.5622	-14.2901	
	8	-0.6734	-21.7583	9.337	-6.1085	22.6697	-1.2597	-10.904	0.8114	12.2646	

s es el número de neuronas en la capa oculta, *k* es el número de neuronas en la capa de entrada, y *l* es el número de neuronas en la capa de salida (*l* = *1*)

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

7.3. Análisis de Sensibilidad de Garson

Después de haber obtenido el modelo neuronal, se realizó un análisis de sensibilidad utilizando la ecuación de Garson, para determinar la importancia relativa de las variables de entrada sobre este modelo, con la matriz de pesos de la red neuronal, como se muestra en la Figura 7.5. La ecuación de Garson se expresa de la siguiente forma.

$$I_j = \frac{\sum_{m=1}^{N_h}\left(\left(|W_{jm}^{ih}|/\sum_{k=1}^{Ni}|W_{km}^{ih}|\right)\cdot\left||W_{mn}^{ho}|\right|\right)}{\sum_{k=1}^{N_i}\left[\sum_{m=1}^{N_h}\left(\left(|W_{jm}^{ih}|/\sum_{k=1}^{Ni}|W_{km}^{ih}|\right)\cdot\left||W_{mn}^{ho}|\right|\right)\right]} \tag{7.2}$$

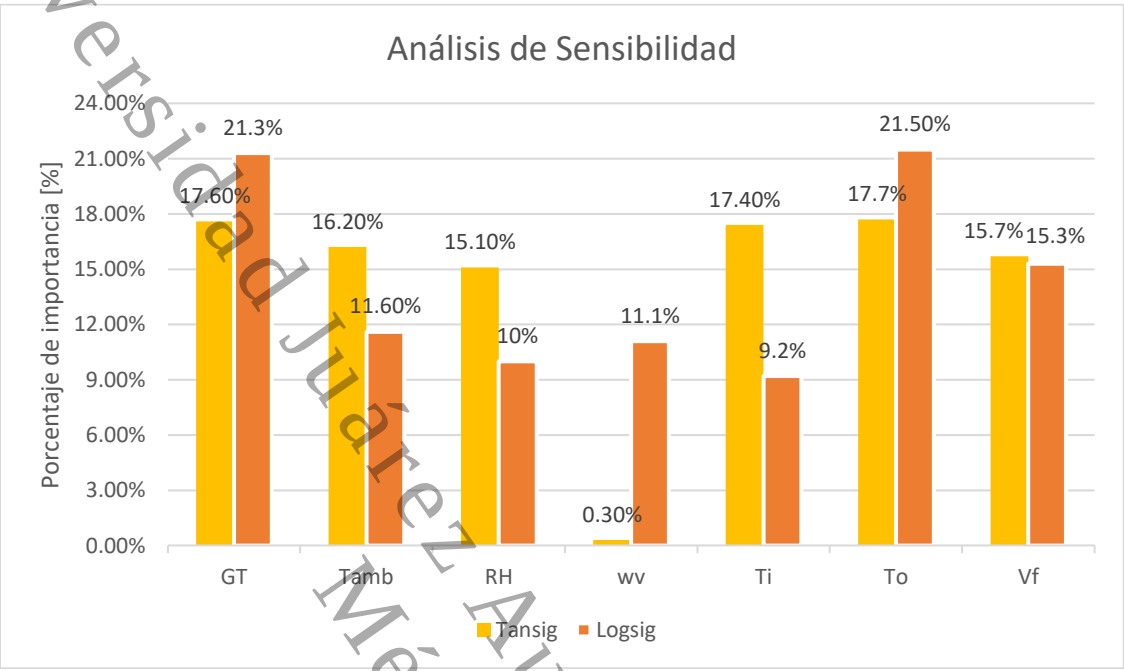
donde I_j es la importancia relativa de la variable de entrada *j* sobre la variable de salida, N_i y N_h son el número de neuronas de entrada y ocultas, respectivamente, y W es el peso de la conexión. Los superíndices "*i*", "*h*" y "*o*" se refieren a las capas de entrada, oculta y de salida, respectivamente, y los subíndices "*k*", "*m*", y "*n*" se refieren a las neuronas de entrada, ocultas y de salida, respectivamente.

Como resultado de este análisis, se determinó que todas las variables impactan significativamente en la velocidad del secado. De tal forma que las influencias para TANSIG son Radiación solar [G_T] (17.6%), Temperatura ambiente [T_{amb}] (16.2%), Humedad relativa [RH] (15.1%), Velocidad del viento [w_v] (0.3%), Temperatura de entrada de la cámara de secado [T_i](17.4%), Temperatura de salida de la cámara de secado [T_o] (17.7%), Voltaje del ventilador [V_f] (15.7%). Mientras que para LOGSIG son Radiación solar [G_T] (21.3%), Temperatura ambiente [T_{amb}] (11.60%), Humedad relativa [RH] (10%), Velocidad del viento [w_v] (11.1%), Temperatura de entrada de la cámara de secado [T_i](9.2%), Temperatura de salida de la cámara de secado [T_o] (21.5%), Voltaje del ventilador [V_f] (15.3%). Lo que implica que la única variable a controlar y que tiene impacto significativo, es el voltaje del ventilador [V_f].

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México

Figura 7.5

Análisis de sensibilidad para las funciones de activación Tansig y Logsig



Nota. En esta gráfica se presentan los niveles de importancia relativa de las variables de entrada en la velocidad de secado del secador solar para la función de transferencia Tansig y Logsig.

7.4. Condiciones de Operación Optima

En esta sección se realizaron pruebas aleatorias de optimización con funciones de transferencia TANSIG y LOGSIG, evaluadas y comparadas a través de la red neuronal inversa (ANNi) con 7 neuronas en la capa de entrada, 8 en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida. Esta función fue programada para resolverse con los tres algoritmos de optimización meta-heurísticos: GA, PSO, and ACO. Las tablas 8, 9 y 10 muestran los resultados de la optimización, el porcentaje de error y el tiempo de cálculo de la optimización aplicando la función de transferencia TANSIG y LOGSIG en la capa oculta, para los algoritmos de optimización ANNi-GA, ANNi-PSO y ANNi-ACO, respectivamente; se observa que, para esta función, el %error más pequeño para cada estrategia de optimización fue:

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

0.83% para ANNi-GA, con un tiempo de cómputo de 0.93 s; 1.11% para ANNi-PSO, con un tiempo de cómputo de 7.10 s y 3.00% para ANNi-ACO, con un tiempo de cómputo de 8.60 s. Con los tres algoritmos de optimización se logró la búsqueda de la variable de interés a la entrada del secador solar. Por esta razón, ambas funciones fueron aplicadas para mejorar la velocidad de secado, ya que brinda un mejor escenario de optimización. El porcentaje de error fue calculado mediante la siguiente ecuación.

$$\%error = \frac{V_{fexp} - V_{fopt}}{V_{fexp}} \times 100\% \tag{7.3}$$

Donde V_{fexp} es el voltaje experimental del ventilador (V), V_{fopt} es el voltaje óptimo del ventilador.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 8

Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por algoritmos genéticos

	Datos experimentales			ANNi-GA V_f (V)		
		V_d (g/min)	V_f (V)	Óptimo	% Error	Tiempo de cómputo (s)
TANSIG	1	0.0667	6	5.90	1.67	1.80
	2	0.9333	6	6.17	2.83	1.27
	3	1.9333	9	9.05	0.83	0.93
	4	2.9333	9	5.83	2.83	0.94
	5	0.1333	9	9.3	3.33	0.95
	6	0.7333	9	9.2	2.22	0.96
	7	1.8667	9	8.9	1.11	0.97
	8	2.2667	9	8.78	2.44	1.60
	9	0.1333	12	11.83	1.42	1.06
	10	1.0667	12	11.77	1.92	0.73
LOGSIG	1	1.8667	12	12.5	4.17	0.74
	2	2.9333	12	12.4	3.33	0.75
	3	0.0667	6	6.20	3.33	1.60
	4	0.9333	6	5.70	5.00	1.06
	5	1.9333	6	5.68	5.33	0.73
	6	2.9333	6	6.15	2.50	0.74
	7	0.1333	9	9.4	4.44	0.75
	8	0.7333	9	8.7	3.33	0.79
	9	1.8667	9	8.81	2.11	0.81
	10	2.2667	9	9.23	2.56	1.70

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 9

Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por enjambre de partículas

	Datos experimentales			ANNi-PSO V_f (V)		
		V_d (g/min)	V_f (V)	Óptimo	% Error	Tiempo de cómputo (s)
TANSIG	1	0.0667	6	6.20	3.33	2.70
	2	0.9333	6	5.75	4.17	6.72
	3	1.9333	6	6.15	2.50	8.33
	4	2.9333	6	6.28	4.67	9.15
	5	0.1333	9	9.35	3.89	10.59
	6	0.7333	9	9.5	5.56	8.10
	7	1.8667	9	8.7	3.33	6.80
	8	2.2667	9	8.9	1.11	7.10
	9	0.1333	12	11.8	1.67	5.40
	10	1.0667	12	12.4	3.33	8.20
LOGSIG	1	1.8667	12	12.5	4.17	6.70
	2	2.9333	12	11.45	4.58	4.30
	3	0.0667	6	6.30	5.00	2.80
	4	0.9333	6	6.20	3.33	3.75
	5	1.9333	6	5.83	2.83	6.23
	6	2.9333	6	5.74	4.33	8.18
	7	0.1333	9	8.9	1.11	10.79
	8	0.7333	9	8.73	3.00	13.44
	9	1.8667	9	9.4	4.44	16.16
	10	2.2667	9	8.68	3.56	10.40

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Tabla 10

Comparación entre los datos experimentales y los obtenidos del modelo ANNi aplicando las funciones de transferencia Tansig y Logsig, con optimización por colonia de hormigas

		Datos experimentales		ANNi-ACO V_f (V)		
		V_d (g/min)	V_f (V)	Óptimo	% Error	Tiempo de cómputo (s)
TANSIG	1	0.0667	6	5.70	5.00	2.97
	2	0.9333	6	6.20	3.33	7.12
	3	1.9333	6	6.40	6.67	9.51
	4	2.9333	6	5.75	4.17	10.15
	5	0.1333	9	9.4	4.44	11.13
	6	0.7333	9	9.3	3.33	11.98
	7	1.8667	9	8.48	5.78	14.11
	8	2.2667	9	8.7	3.33	10.30
	9	0.1333	12	11.64	3.00	8.60
	10	1.0667	12	11.45	4.58	11.30
LOGSIG	1	1.8667	12	12.5	4.17	11.70
	2	2.9333	12	12.3	2.50	9.80
	3	0.0667	6	5.70	5.00	3.00
	4	0.9333	6	6.27	4.50	4.15
	5	1.9333	6	6.15	2.50	5.13
	6	2.9333	6	6.20	3.33	9.02
	7	0.1333	9	8.7	3.33	11.02
	8	0.7333	9	9.4	4.44	14.24
	9	1.8667	9	8.9	1.11	18.24
	10	2.2667	9	8.56	4.89	16.30

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

CAPITULO 8. Conclusiones y Recomendaciones

En este trabajo se presentó el diseño, instrumentación, evaluación experimental y modelización de un secador solar de convección forzada indirecta con cámara de secado tipo chimenea para su aplicación en cultivos de malanga y plátano. Se estableció una hibridación entre inteligencia artificial (redes neuronales artificiales) y técnicas de optimización metaheurística para obtener las condiciones de funcionamiento del sistema solar térmico que maximizan la velocidad de secado de los frutos. El sistema fue evaluado en condiciones de clima tropical del sureste mexicano variando el voltaje del ventilador entre 6 V y 12 V. De los resultados experimentales se tiene que, para el caso de la malanga, las velocidades de secado fueron 0.3, 0.55 y 0.53 g/min para los voltajes de ventilador de 6, 9 y 12 V, respectivamente. Mientras que para el caso del plátano las velocidades de secado fueron 0.255, 0.36 y 0.12 g/min para los voltajes de ventilador de 6, 9 y 12 V, respectivamente. Lo que muestra que, aplicando un voltaje de 9 V al ventilador, se logran las velocidades de secado más altas para ambas frutas, lo que ayudó a reducir la superficie de búsqueda de la respuesta óptima.

Desde el punto de vista de ambos frutos regionales, se observó que como el plátano tiene menos porosidad que la malanga, tiene un mejor comportamiento de secado, ya que toma menos tiempo para alcanzar el contenido crítico de humedad. Al mismo tiempo, el mayor contenido de humedad crítica en la malanga, le permite tener una mayor cantidad de agua en su última etapa de secado, por lo que en esta región las velocidades de secado son mayores en la malanga que en el plátano.

Se desarrolló un modelo de red neuronal artificial a partir del enfoque de aplicación de inteligencia artificial para estimar la velocidad de secado de ambas frutas, considerando como variables independientes el voltaje del ventilador, la irradiancia solar, la temperatura ambiente, la velocidad del viento, la humedad relativa a la entrada y salida del secador, la temperatura de salida del secador, debido a que son las variables ambientales inherentes al fenómeno del secado, y las variables operativas a consecuencia del funcionamiento del secador solar . La mejor arquitectura de red consistió en ocho neuronas ocultas, obteniendo valores

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

estadísticos de RMSE de 0.1912, R^2 de 0.9647, R de 0.9822 y MAPE de 31.9%, para una función de transferencia tangente hiperbólica en la capa oculta. Si bien no buscan reemplazar los modelos teóricos existentes, los resultados indican que las ANN son una alternativa eficiente para sintetizar los fenómenos térmicos dentro del secador solar y estimar la velocidad de secado con márgenes de error reducidos. El primer aporte del modelo ANN, se usó para realizar un análisis de sensibilidad para determinar el grado de influencia de las variables de entrada en la velocidad de secado de los frutos evaluados y su relación con la fenomenología del proceso de secado. A excepción de la velocidad del viento, todas las variables tuvieron un impacto significativo en la velocidad de secado y se pudo determinar el voltaje del ventilador como la variable de control que nos permite lograr la respuesta teórica óptima.

La segunda contribución teórica fue que se utilizó el modelo ANN como función objetiva para optimizar la velocidad de secado. La aplicación del método ANNi permitió encontrar el voltaje óptimo para una determinada velocidad de secado, 9.05 V y 1.933 g/min, respectivamente. El ANNi se evaluó con tres tipos diferentes de algoritmos de optimización metaheurística, obteniendo los siguientes mejores resultados de hibridación: algoritmo genético (ANNi-GA) con un porcentaje de error del 0.83% y un tiempo de cálculo de 4.3 s, seguido de partículas de enjambre (ANNi-PSO) con 1.11% de error y un tiempo de cómputo de 8.7 s, y finalmente el método de colonia de hormigas (ANNi-ACO) con 3.00% de error y 9.2 s de tiempo de cómputo. El porcentaje de error indica la precisión del algoritmo de optimización a través de la comparación estadística entre el conjunto de datos experimentales y simulados del voltaje optimizado del ventilador, por lo que estos resultados son concluyentes respecto de la optimización.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Los trabajos futuros que pueden consolidar esta investigación son:

- Reforzar el sistema de medición de radiación solar con un esquema de calibración para futuros trabajos de energías renovables que impliquen el uso de tecnología solar.

- Consolidar un sistema de medición atmosférica para pruebas de tecnología solar.

- Consolidar un sistema de recolección y transmisión de datos multi experimento, que permita el desarrollo de un esquema de pruebas extendido para la formación bases de datos.

- Ampliar la dimensión de la dinámica del sistema agregando variables operativas del secador como la velocidad del aire del secador y/o caudal de aire, dirección del viento, así como variables de salida que definan múltiples funciones objetivo.

- Explorar estrategias de optimización multiobjetivo, combinando nuevas técnicas de computación evolutiva y redes neuronales.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Referencias Citadas

Aggarwal, C. C. (2018). The Basic Architecture of Neural Networks. In *Neural Networks and Deep Learning*.

Ajbar, W., Parrales, A., Cruz-Jacobo, U., Conde-Gutiérrez, R. A., Bassam, A., Jaramillo, O. A., & Hernández, J. A. (2021). The multivariable inverse artificial neural network combined with GA and PSO to improve the performance of solar parabolic trough collector. *Applied Thermal Engineering*, *189*, 116651.

Alanis, A. Y., Arana-Daniel, N., & Lopez-Franco, C. (2019). *Artificial neural networks for engineering applications*. Academic Press.

Albadr, M. A., Tiun, S., Ayob, M., & Al-Dhief, F. (2020). Genetic algorithm based on natural selection theory for optimization problems. *Symmetry*, *12*(11), 1–31. https://doi.org/10.3390/sym12111758

Al-Juamily, K. E. J., Khalifa, A. J. N., & Yassen, T. A. (2007). Testing of the performance of a fruit and vegetable solar drying system in Iraq. *Desalination*, *209*(1–3), 163–170.

Amir, N., Imron Mustajib, M., Gozan, M., & Chan, C. (2024). Development of a novel tray solar dryer for aquaculture product: Experimental study on drying kinetics and product quality in Eucheuma cottonii seaweed. *Solar Energy*, *273*, 112503. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112503

Aniesrani Delfiya, D. S., Lincy Mathai, Murali, S., Neethu, K. C., Anuja R Nair, & George Ninan. (2024). Comparison of clam drying in solar, solar-hybrid, and infrared dryer: Drying characteristics, quality aspects, and techno-economic analysis. *Solar Energy*, *274*, 112554. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112554

Atalay, H., Turhan Çoban, M., & Kıncay, O. (2017). Modeling of the drying process of apple slices: Application with a solar dryer and the thermal energy storage system. *Energy*, *134*, 382–391. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.06.030

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Aukah, J., Muvengei, M., Ndiritu, H., & Onyango, C. (2020). Optimization of the Performance of Hybrid Solar Biomass Dryer for Drying Maize Using ANSYS Workbench. *Journal of Energy Research and Reviews*. https://doi.org/10.9734/jenrr/2020/v4i130119

Aviara, N. A. (2020). Moisture sorption isotherms and isotherm model performance evaluation for food and agricultural products. *Sorption in 2020s*, *143*.

Azadeh, A., Babazadeh, R., & Asadzadeh, S. M. (2013). Optimum estimation and forecasting of renewable energy consumption by artificial neural networks. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *27*, 605–612. https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.07.007

Babetto, A. C., Freire, F. B., Barrozo, M. A. S., & Freire, J. T. (2011). Drying of garlic slices: Kinetics and nonlinearity measures for selecting the best equilibrium moisture content equation. *Journal of Food Engineering*, *107*(3–4), 347–352.

Barbosa-Cánovas, G. V., Fontana, A. J., Schmidt, S. J., & Labuza, T. P. (2020). Water Activity in Foods: Fundamentals and Applications. In *Water Activity in Foods: Fundamentals and Applications*. wiley. https://doi.org/10.1002/9781118765982

Barbosa-Cánovas, G. V, Fontana Jr, A. J., Schmidt, S. J., & Labuza, T. P. (2020). *Water activity in foods: fundamentals and applications*. John Wiley & Sons.

Bassam, A., Conde-Gutierrez, R. A., Castillo, J., Laredo, G., & Hernandez, J. A. (2014). Direct neural network modeling for separation of linear and branched paraffins by adsorption process for gasoline octane number improvement. *Fuel*, *124*, 158–167. https://doi.org/10.1016/j.fuel.2014.01.080

Bassam, A., del Castillo, A. Á., García-Valladares, O., & Santoyo, E. (2015). Determination of pressure drops in flowing geothermal wells by using artificial neural networks and wellbore simulation tools. *Applied Thermal Engineering*, *75*, 1217–1228. https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.05.048

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Belessiotis, V., & Delyannis, E. (2011). Solar drying. *Solar Energy*, *85*(8), 1665–1691.

Bhatti, Z., Ilyas, S. Z., Korai, M. B., & Shar, A. I. (2022). The Designing and Optimization of Solar Dryers for Improving the Quality of Dates in Khairpur, Pakistan. *Polish Journal of Environmental Studies*, *31*(5). https://doi.org/10.15244/pjoes/148057

Bishop, C. M., & Bishop, H. (2023). *Deep learning: Foundations and concepts*. Springer Nature.

Blanco, J. (2003). Desarrollo de colectores solares CPC para aplicaciones fotoquímicas de degradación de contaminantes persistentes en agua. *Colecciones Documentos Ciemat. Ministerio de Ciencia y Cultura. Madrid, España*.

Blanco-Cano, L., Soria-Verdugo, A., Garcia-Gutierrez, L. M., & Ruiz-Rivas, U. (2016). Modeling the thin-layer drying process of Granny Smith apples: Application in an indirect solar dryer. *Applied Thermal Engineering*, *108*, 1086–1094.

Calín-Sánchez, Á., Lipan, L., Cano-Lamadrid, M., Kharaghani, A., Masztalerz, K., Carbonell-Barrachina, Á. A., & Figiel, A. (2020). Comparison of traditional and novel drying techniques and its effect on quality of fruits, vegetables and aromatic herbs. *Foods*, *9*(9), 1261.

Cámara Nacional de la Industria de Conservas Alimenticias. (2018). *Energía solar térmica para procesos industriales en México. Estudio base de mercado*.

Castillo-Téllez, M., Pilatowsky-Figueroa, I., Castillo-Téllez, B., López-Vidaña, E. C., & López-Ortiz, A. (2018). Solar drying of Stevia (Rebaudiana Bertoni) leaves using direct and indirect technologies. *Solar Energy*, *159*, 898–907.

Castillo-Téllez, M., Pilatowsky-Figueroa, I., López-Vidaña, E. C., Sarracino-Martínez, O., & Hernández-Galvez, G. (2017). Dehydration of the red chilli

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

(Capsicum annuum L., costeño) using an indirect-type forced convection solar dryer. *Applied Thermal Engineering*, *114*, 1137–1144.

CEDRSSA, C. de E. para el D. R. S. y la S. A. (2020). *1*.

Chaatouf, D., Raillani, B., Salhi, M., Amraqui, S., & Mezrhab, A. (2021). Optimization and Improvement of the Efficiency of a Drying System Based on the Dimensional Parameters. *Lecture Notes in Networks and Systems*, *211 LNNS*, 1489–1495. https://doi.org/10.1007/978-3-030-73882-2_135

Chandrasekar, M., Senthilkumar, T., Kumaragurubaran, B., & Fernandes, J. P. (2018). Experimental investigation on a solar dryer integrated with condenser unit of split air conditioner (A/C) for enhancing drying rate. *Renewable Energy*, *122*, 375–381.

Chinnasarn, S., & Manyasi, R. (2010). *Chemical and physical properties of taro flour and the application of restructured taro strip product.*

Ciaburro, G. (2024). *MATLAB for Machine Learning: Unlock the power of deep learning for swift and enhanced results*. Packt Publishing Ltd.

CNA, C. N. A. (2024). *Visión de futuro para el sector agroalimentario y forestal*.

Daouda, K., Youssouf, K. K., Marie-Sandrine, K. L. P., Jonas, A.-Y. Y., Emmanuel, A. N., Albert, T., & Jean-Claude, L. (2022). Simulation and Optimization of a Greenhouse-Type Solar Dryer with Comsol Multiphysics. *Asian Journal of Physical and Chemical Sciences*. https://doi.org/10.9734/ajopacs/2022/v10i230151

Deepika, V., Kumar, K. J., & Anima, P. (2013). Isolation and partial characterization of delayed releasing starches of Colocasia species from Jharkhand, India. *Carbohydrate Polymers*, *96*(1), 253–258.

Denise, H. M., Álvarez-Sánchez, F. I., Ortiz-Rodríguez, N. M., & Flores-Prieto, J. J. (2023). Solar drying modes of saladette tomatoes slices on phytochemicals and

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

functional properties. *Solar Energy*, *262*, 111903. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2023.111903

Derebe, A. D., Gobena Roro, A., Tessfaye Asfaw, B., Worku Ayele, W., & Hvoslef-Eide, A. K. (2019). Effects of solar UV-B radiation exclusion on physiology, growth and yields of taro (Colocasia esculenta (L.)) at different altitudes in tropical environments of Southern Ethiopia. *Scientia Horticulturae*, *256*, 108563. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scienta.2019.108563

Duffie, J. A., Beckman, W. A., & Blair, N. (2020). *Solar engineering of thermal processes, photovoltaics and wind*. John Wiley & Sons.

Ekechukwu, O. V. (1999). Review of solar-energy drying systems I: an overview of drying principles and theory. *Energy Conversion and Management*, *40*(6), 593–613. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0196-8904(98)00092-2

Ekechukwu, O. V, & Norton, B. (1999a). Review of solar-energy drying systems III: low temperature air-heating solar collectors for crop drying applications. *Energy Conversion and Management*, *40*(6), 657–667.

Ekechukwu, O. V, & Norton, B. (1999b). Review of solar-energy drying systems III: low temperature air-heating solar collectors for crop drying applications. *Energy Conversion and Management*, *40*(6), 657–667.

Ekka, J. P., Bala, K., Muthukumar, P., & Kanaujiya, D. K. (2020). Performance analysis of a forced convection mixed mode horizontal solar cabinet dryer for drying of black ginger (Kaempferia parviflora) using two successive air mass flow rates. *Renewable Energy*, *152*, 55–66.

El Ferouali, H., Gharafi, M., Zoukit, A., Doubabi, S., & Abdenouri, N. (2019, January 18). *Hybrid solar-gas-electric dryer optimization with genetic algorithms*. https://doi.org/10.4995/ids2018.2018.7521

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

El Hage, H., Herez, A., Ramadan, M., Bazzi, H., & Khaled, M. (2018). An investigation on solar drying: A review with economic and environmental assessment. *Energy*, *157*, 815–829.

El Hallaoui, Z., El Hamdani, F., Vaudreuil, S., Bounahmidi, T., & Abderafi, S. (2022). Identifying the optimum operating conditions for the integration of a solar loop to power an industrial flash dryer: Combining an exergy analysis with genetic algorithm optimization. *Renewable Energy*, *191*, 828–841. https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.04.072

El Hamzaoui, Y., Abatal, M., Bassam, A., Anguebes-Franseschi, F., Oubram, O., Castaneda Robles, I., & May Tzuc, O. (2017). Artificial neural networks for modeling and optimization of phenol and nitrophenols adsorption onto natural activated carbon. *Desalination and Water Treatment*, *58*, 2002–2213. https://doi.org/10.5004/dwt.2017.1705

Essalhi, H., Rachid, T., & Najib, B. (2017). Conception of a Solar Air Collector for an Indirect Solar Dryer. Pear Drying Test. *Energy Procedia*, *141*, 29–33. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.11.114

Etim, P. J., Eke, A. Ben, Simonyan, K. J., Umani, K. C., & Udo, S. (2021). Optimization of solar drying process parameters of cooking banana using response surface methodology. *Scientific African*, *13*. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2021.e00964

Fudholi, A., Sopian, K., Alghoul, M. A., Ruslan, M. H., & Othman, M. Y. (2015). Performances and improvement potential of solar drying system for palm oil fronds. *Renewable Energy*, *78*, 561–565.

Garduño-Jiménez, A.-L., Durán-Álvarez, J.-C., Ortori, C. A., Abdelrazig, S., Barrett, D. A., & Gomes, R. L. (2023). Delivering on sustainable development goals in wastewater reuse for agriculture: Initial prioritization of emerging pollutants in the Tula Valley, Mexico. *Water Research*, *238*, 119903. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.watres.2023.119903

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Gohain, R. J. B., & Dutta, P. P. (2024). Solar biomass hybrid drying and quality evaluation of Eryngium foetidum in an innovative newly developed solar dryer. *Solar Energy*, *270*, 112416. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112416

Han, S.-H., Kim, K. W., Kim, S., & Youn, Y. C. (2018). Artificial Neural Network: Understanding the Basic Concepts without Mathematics. *Dnd*, *17*(3), 83–89. https://doi.org/10.12779/dnd.2018.17.3.83

Haykin, S. (2018). Neural Networks and Learning Machines Third Edition. In *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics* (Vols. 1–3).

Holland, J. H. (2019). Adaptation in Natural and Artificial Systems. In *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The MIT Press. https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.001.0001

Hu, H. (2023). Analysis of the Transmission Spectrum of Flat Glass from Near-infrared to the Ultraviolet. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:259467919

Iqbal, M., Azam, M., Naeem, M., Khwaja, A. S., & Anpalagan, A. (2014). Optimization classification, algorithms and tools for renewable energy: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *39*, 640–654. https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.120

Jain, D., & Tewari, P. (2015). Performance of indirect through pass natural convective solar crop dryer with phase change thermal energy storage. *Renewable Energy*, *80*, 244–250.

Jangde, P. K., Singh, A., & Arjunan, T. V. (2022). Efficient solar drying techniques: a review. *Environmental Science and Pollution Research*, *29*(34), 50970–50983. https://doi.org/10.1007/s11356-021-15792-4

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Jha, A., & Tripathy, P. P. (2021). Optimization of process parameters and numerical modeling of heat and mass transfer during simulated solar drying of paddy. *Computers and Electronics in Agriculture*, *187*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106215

Jha, S. K., Bilalovic, J., Jha, A., Patel, N., & Zhang, H. (2017). Renewable energy: Present research and future scope of Artificial Intelligence. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *77*(May 2016), 297–317. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.018

Koyuncu, T. (2006). Performance of various design of solar air heaters for crop drying applications. *Renewable Energy*, *31*(7), 1073–1088.

Kumar, M., Sansaniwal, S. K., & Khatak, P. (2016). Progress in solar dryers for drying various commodities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *55*, 346–360.

Leon, M. A., Kumar, S., & Bhattacharya, S. C. (2002). A comprehensive procedure for performance evaluation of solar food dryers. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *6*(4), 367–393.

Li, C. (2021). Analytical theory study on latent heat coefficient of grain water vaporization. *Drying Technology*, *39*(6), 803–819. https://doi.org/10.1080/07373937.2020.1720224

Lin, H., & Huang, A. S. (1993a). Chemical composition and some physical properties of a water-soluble gum in taro (Colocasia esculenta). *Food Chemistry*, *48*(4), 403–409.

Lin, H., & Huang, A. S. (1993b). Chemical composition and some physical properties of a water-soluble gum in taro (Colocasia esculenta). *Food Chemistry*, *48*(4), 403–409.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Lin, S.-H., Nichols, D., Singh, S., & Bhatele, A. (2021). How to Train Your Neural Network: A Comparative Evaluation. In *Proceedings of* (Vol. 1, Issue 1). Association for Computing Machinery. http://arxiv.org/abs/2111.04949

Lingayat, A. B., Chandramohan, V. P., Raju, V. R. K., & Meda, V. (2020a). A review on indirect type solar dryers for agricultural crops – Dryer setup, its performance, energy storage and important highlights. *Applied Energy*, *258*, 114005. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114005

Lingayat, A. B., Chandramohan, V. P., Raju, V. R. K., & Meda, V. (2020b). A review on indirect type solar dryers for agricultural crops–Dryer setup, its performance, energy storage and important highlights. *Applied Energy*, *258*, 114005.

Lingayat, A., Chandramohan, V. P., & Raju, V. R. K. (2017). Design, Development and Performance of Indirect Type Solar Dryer for Banana Drying. *Energy Procedia*, *109*, 409–416. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.03.041

Lingayat, A., Chandramohan, V. P., Raju, V. R. K., & Kumar, A. (2020a). Development of indirect type solar dryer and experiments for estimation of drying parameters of apple and watermelon. *Thermal Science and Engineering Progress*, *16*, 100477.

Lingayat, A., Chandramohan, V. P., Raju, V. R. K., & Kumar, A. (2020b). Development of indirect type solar dryer and experiments for estimation of drying parameters of apple and watermelon. *Thermal Science and Engineering Progress*, *16*, 100477.

López-Vidaña, E. C., César-Munguía, A. L., García-Valladares, O., Pilatowsky Figueroa, I., & Brito Orosco, R. (2020). Thermal performance of a passive, mixed-type solar dryer for tomato slices (Solanum lycopersicum). *Renewable Energy*, *147*, 845–855.

López-Vidaña, E. C., Méndez-Lagunas, L. L., & Rodríguez-Ramírez, J. (2013a). Efficiency of a hybrid solar–gas dryer. *Solar Energy*, *93*, 23–31.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

López-Vidaña, E. C., Méndez-Lagunas, L. L., & Rodríguez-Ramírez, J. (2013b). Efficiency of a hybrid solar–gas dryer. *Solar Energy*, *93*, 23–31.

MathWorks Inc. (2024a). *Control System Toolbox™ User's Guide R2024b*. www.mathworks.com

MathWorks Inc. (2024b). *Global Optimization Toolbox User's Guide R2024b*. www.mathworks.com

May, O., Ricalde, L. J., Ali, B., López, E. O., Venegas-Reyes, E., & Jaramillo, O. A. (2016). Neural network inverse modeling for optimization. In *Artificial Neural Networks-Models and Applications* (Vol. 1, Issue 2, pp. 168–176). InTech Rijeka.

May Tzuc, O., Bassam, A., Ricalde, L. J., Jaramillo, O. A., Flota-Bañuelos, M., & Escalante Soberanis, M. A. (2020). Environmental-economic optimization for implementation of parabolic collectors in the industrial process heat generation: Case study of Mexico. *Journal of Cleaner Production*, *242*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118538

Meziane, S. (2011). Drying kinetics of olive pomace in a fluidized bed dryer. *Energy Conversion and Management*, *52*(3), 1644–1649.

Mhd Safri, N. A., Zainuddin, Z., Mohd Azmi, M. S., Zulkifle, I., Fudholi, A., Ruslan, M. H., & Sopian, K. (2021). Current status of solar-assisted greenhouse drying systems for drying industry (food materials and agricultural crops). *Trends in Food Science & Technology*, *114*, 633–657. https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2021.05.035

Misha, S., Mat, S., Ruslan, M. H., Salleh, E., & Sopian, K. (2015). Performance of a solar assisted solid desiccant dryer for kenaf core fiber drying under low solar radiation. *Solar Energy*, *112*, 194–204. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.11.029

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Mitchell, M. (2020). Theoretical Foundations of Genetic Algorithms. In *An Introduction to Genetic Algorithms*. The MIT Press. https://doi.org/10.7551/mitpress/3927.003.0006

Moghimi, P., Rahimzadeh, H., & Ahmadpour, A. (2021). Experimental and numerical optimal design of a household solar fruit and vegetable dryer. *Solar Energy*, *214*, 575–587. https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.12.023

Mohana, Y., Mohanapriya, R., Anukiruthika, T., Yoha, K. S., Moses, J. A., & Anandharamakrishnan, C. (2020). Solar dryers for food applications: Concepts, designs, and recent advances. *Solar Energy*, *208*, 321–344.

Morales, J. Á. R., Castro, J. G. M., González-Avilés, M., & Campuzano, H. S. (2024). Developing a sustainable energy model for solar nixtamalization of native maize from Michoacán, Mexico. *MethodsX*, *12*, 102759. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.102759

Mujumdar, A. S. (2001). Drying technology in agriculture and food science. *Drying Technology*, *19*(6), 1217–1218.

Mujumdar, A. S. (2006). *Handbook of industrial drying*. CRC press.

Muzaffar, K., & Kumar, P. (2016). Moisture sorption isotherms and storage study of spray dried tamarind pulp powder. *Powder Technology*, *291*, 322–327.

Ndisya, J., Mbuge, D., Kulig, B., Gitau, A., Hensel, O., & Sturm, B. (2020). Hot air drying of purple-speckled Cocoyam (Colocasia esculenta (L.) Schott) slices: Optimisation of drying conditions for improved product quality and energy savings. *Thermal Science and Engineering Progress*, *18*, 100557. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tsep.2020.100557

Nwakuba, N. R. (2019). Optimisation of energy consumption of a solar-electric dryer during hot air drying of tomato slices. *Journal of Agricultural Engineering*, *50*(3). https://doi.org/10.4081/jae.2019.876

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Ortega, H. (2018). Energía solar térmica para procesos industriales en México. Estudio base de mercado. *CONUEE Y ANES, Ciudad de México*.

Pardeshi, I. L., Arora, S., & Borker, P. A. (2009). Thin-layer drying of green peas and selection of a suitable thin-layer drying model. *Drying Technology*, *27*(2), 288–295.

Pirasteh, G., Saidur, R., Rahman, S. M. A., & Rahim, N. A. (2014). A review on development of solar drying applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *31*, 133–148.

Platt, G. M., Yang, X. S., & Silva Neto, A. J. (2018). Computational intelligence, optimization and inverse problems with applications in engineering. In *Computational Intelligence, Optimization and Inverse Problems with Applications in Engineering*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-96433-1

Prakash, O., & Kumar, A. (2017a). *Solar drying technology: concept, design, testing, modeling, economics, and environment*. Springer.

Prakash, O., & Kumar, A. (2017b). *Solar drying technology: concept, design, testing, modeling, economics, and environment*. Springer.

Ramos, I. N., Brandão, T. R. S., & Silva, C. L. M. (2015). Simulation of solar drying of grapes using an integrated heat and mass transfer model. *Renewable Energy*, *81*, 896–902.

Reyes, A., Mahn, A., & Vásquez, F. (2014). Mushrooms dehydration in a hybrid-solar dryer, using a phase change material. *Energy Conversion and Management*, *83*, 241–248.

Rodríguez, E. C., Figueroa, I. P., & Mercado, C. A. R. (2013). Feasibility analysis of drying process habanero chili using a hybrid-solar-fluidized bed dryer in Yucatán, México. *Journal of Energy and Power Engineering*, *7*(10), 1898.

Rosas-Flores, J. A., Zenón-Olvera, E., & Gálvez, D. M. (2019). Potential energy saving in urban and rural households of Mexico with solar photovoltaic systems

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

using geographical information system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *116*, 109412.

Rüdisser, D., McLeod, R. S., Wagner, W., & Hopfe, C. J. (2022). Numerical derivation and validation of the angular, hemispherical and normal emissivity and reflectivity of common window glass. *Building and Environment*, *207*, 108536. https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108536

Said, L. B. H., Bellagha, S., & Allaf, K. (2015). Measurements of texture, sorption isotherms and drying/rehydration kinetics of dehydrofrozen-textured apple. *Journal of Food Engineering*, *165*, 22–33.

Scapino, L., Zondag, H. A., Diriken, J., Rindt, C. C. M., Van Bael, J., & Sciacovelli, A. (2019). Modeling the performance of a sorption thermal energy storage reactor using artificial neural networks. *Applied Energy*, *253*. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113525

Sekyere, C. K. K., Adams, F. W., Davis, F., & Forson, F. K. (2020). Mathematical modelling and validation of the thermal buoyancy characteristics of a mixed mode natural convection solar crop dryer with back up heater. *Scientific African*, *8*, e00441.

Sekyere, C. K. K., Forson, F. K., & Adam, F. W. (2016). Experimental investigation of the drying characteristics of a mixed mode natural convection solar crop dryer with back up heater. *Renewable Energy*, *92*, 532–542.

Sendra-Arranz, R., & Gutiérrez, A. (2020a). A long short-term memory artificial neural network to predict daily HVAC consumption in buildings. *Energy and Buildings*, *216*, 109952.

Sendra-Arranz, R., & Gutiérrez, A. (2020b). A long short-term memory artificial neural network to predict daily HVAC consumption in buildings. *Energy and Buildings*, *216*, 109952.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Şevik, S. (2014). Experimental investigation of a new design solar-heat pump dryer under the different climatic conditions and drying behavior of selected products. *Solar Energy*, *105*, 190–205.

Shi, Q., Zheng, Y., & Zhao, Y. (2013). Mathematical modeling on thin-layer heat pump drying of yacon (Smallanthus sonchifolius) slices. *Energy Conversion and Management*, *71*, 208–216.

Simo-Tagne, M., Ndukwu, M. C., Zoulalian, A., Bennamoun, L., Kifani-Sahban, F., & Rogaume, Y. (2020). Numerical analysis and validation of a natural convection mix-mode solar dryer for drying red chilli under variable conditions. *Renewable Energy*, *151*, 659–673.

Smith, D. S., Cash, J. N., Nip, W.-K., & Hui, Y. H. (1997). *Processing vegetables: science and technology*. CRC Press.

Subbian, V., Siva Kumar, S., Chaithanya, K., Jose Arul, S., Kaliyaperumal, G., & Adam, K. M. (2021). Optimization of solar tunnel dryer for mango slice using response surface methodology. *Materials Today: Proceedings*, *46*. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.02.382

Tagodoe, A., & Nip, W. (1994a). Functional properties of raw and precooked taro (Colocasia esculenta) flours. *International Journal of Food Science & Technology*, *29*(4), 457–462.

Tagodoe, A., & Nip, W. (1994b). Functional properties of raw and precooked taro (Colocasia esculenta) flours. *International Journal of Food Science & Technology*, *29*(4), 457–462.

Tiumentsev, Y., & Egorchev, M. (2019). *Neural network modeling and identification of dynamical systems*. Academic Press.

Toghyani, S., Baniasadi, E., & Afshari, E. (2016). Thermodynamic analysis and optimization of an integrated Rankine power cycle and nano-fluid based

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

parabolic trough solar collector. *Energy Conversion and Management*, *121*, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.05.029

Tzuc, O. M., Gamboa, O. R., Rosel, R. A., Poot, M. C., Edelman, H., Torres, M. J., & Bassam, A. (2021a). Modeling of hygrothermal behavior for green facade's concrete wall exposed to nordic climate using artificial intelligence and global sensitivity analysis. *Journal of Building Engineering*, *33*, 101625.

Tzuc, O. M., Gamboa, O. R., Rosel, R. A., Poot, M. C., Edelman, H., Torres, M. J., & Bassam, A. (2021b). Modeling of hygrothermal behavior for green facade's concrete wall exposed to nordic climate using artificial intelligence and global sensitivity analysis. *Journal of Building Engineering*, *33*, 101625.

VijayaVenkataRaman, S., Iniyan, S., & Goic, R. (2012). A review of solar drying technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(5), 2652–2670.

Yaïci, W., & Entchev, E. (2016). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System modelling for performance prediction of solar thermal energy system. *Renewable Energy*, *86*, 302–315. https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.08.028

Zhu, A., & Shen, X. (2014). The model and mass transfer characteristics of convection drying of peach slices. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *72*, 345–351.

Zoukit, A., El Ferouali, H., Salhi, I., Doubabi, S., & Abdenouri, N. (2019). Takagi Sugeno fuzzy modeling applied to an indirect solar dryer operated in both natural and forced convection. *Renewable Energy*, *133*, 849–860.

Zriba, A., Guellouz, M. S., & Jemni, A. (2021). Design and optimization of a tomato drying solar cell. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, *43*(6). https://doi.org/10.1007/s40430-021-03010-8

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

Anexo

Alojamiento de la Tesis en el Repositorio Institucional	
Autor de la Tesis:	**MOISÉS MOHENO BARRUETA**
ORCID:	**0009-0001-3505-1276**
Resumen de la Tesis:	En este trabajo de Tesis se presenta una estrategia de optimización que utiliza un modelo de red neuronal artificial inversa (ANNi) aplicado a una técnica de optimización metaheurística, denominada algoritmos genéticos, para determinar las condiciones óptimas en la velocidad de secado (Vd) en dos tipos de frutas de la región de clima tropical húmedo del sureste de México: plátano y malanga. En la etapa experimental se evaluaron ambas frutas mediante un secador solar indirecto por convección forzada, durante periodos de tiempo de prueba programadas de 9:00 a 17:00 h por día. La ventilación forzada se realizó con un ventilador extractor de aire, operando a 6V, 9V y 12 V, este voltaje corresponde a la velocidad de giro del ventilador. Los resultados mostraron que las máximas velocidades de secado se lograron para un voltaje de 9V tanto para la malanga como para el plátano. En el caso de la malanga el tiempo total de secado fue de 465 min, con tres etapas de velocidad de secado, 1.5, 0.9, y 0.55 g/min. En el caso del plátano el tiempo total de secado fue de 495 min, con dos etapas de velocidad de secado, 1.46 y 0.36 g/min. Cómo resultado de las curvas de secado se observó que la velocidad de secado es mayor en la malanga que en el plátano. La arquitectura de la red neuronal fue entrenada utilizando la base de datos generada en la etapa experimental del secador solar. Las variables de entrada del

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.

	modelo neuronal fueron: Radiación solar (GT), temperatura ambiente (Ta), humedad relativa (RH), velocidad del viento (wv), temperatura de entrada (Ti), temperatura de salida (To) y voltaje del ventilador (Vf). Se realizó una correlación cruzada entre los datos experimentales y simulados de la velocidad de secado (vd), con un coeficiente de regresión lineal R = 0.9822. Se realizó un análisis de sensibilidad para determinar el impacto de todas las variables de entrada. El mejor resultado fue obtenido por algoritmos genéticos (ANNi-GA) con un porcentaje de error de 0.83% y un tiempo de cómputo de 0.93 s. La estrategia de optimización utilizada en esta investigación, nos brinda un aporte teórico importante, para establecer mejores prácticas de control, así como la posibilidad de implementar la estrategia de hibridación ANNi-Algoritmo Metaheurístico para trabajos de la misma naturaleza de este estudio.
Palabras claves de la Tesis:	Secador solar, ventilación forzada, red neuronal artificial inversa, optimización
Referencias citadas:	Las referencias se pueden consultar en la página 112 de esta Tesis.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México.