**PROPUESTA DE UN MODELO BASADO EN REDES NEURONALES PARA LA IDENTIFICACIÓN DE LAS DINÁMICAS DE TEMPERATURA Y HUMEDAD EN UN DESHIDRATADOR DE FRUTAS Y VERDURAS.**

**SEMINARIO DE INVESTIGACIÓN COMO OPCIÓN DE GRADO PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE INGENIERO DE SISTEMAS**

**INVESTIGADORES:**

JULIO CÉSAR CARDONA MATURANA

ELMER COMAS RAMOS

****

**Diagrama, Esquemático

Descripción generada automáticamente**

**UNIVERSIDAD DE CARTAGENA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**CARTAGENA DE INDIAS 2022**

**PROPUESTA DE UN MODELO BASADO EN REDES NEURONALES PARA LA IDENTIFICACIÓN DE LAS DINÁMICAS DE TEMPERATURA Y HUMEDAD EN UN DESHIDRATADOR DE FRUTAS Y VERDURAS.**

**Línea de investigación**

SISTEMAS INTELIGENTES Y DE CONTROL.

**Investigadores**

JULIO CÉSAR CARDONA MATURANA

ELMER COMAS RAMOS

**Director del proyecto**

MANUEL ALEJANDRO OSPINA ALARCÓN

****

**UNIVERSIDAD DE CARTAGENA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**CARTAGENA DE INDIAS 2022**

Contenido

[1. INTRODUCCIÓN 6](#_Toc119578785)

[2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA 9](#_Toc119578786)

[2.1. PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN 9](#_Toc119578787)

[2.2. JUSTIFICACIÓN 12](#_Toc119578788)

[2.3. OBJETIVOS 15](#_Toc119578789)

[2.3.1. OBJETIVO GENERAL 15](#_Toc119578790)

[2.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICO 15](#_Toc119578791)

[3. DELIMITACIÓN Y ALCANCE 16](#_Toc119578792)

[4. REVISIÓN BIBLIOGRÁFRICA 18](#_Toc119578793)

[4.1. REDES NEURONALES 18](#_Toc119578794)

[4.1.1. RED NEURONAL ARTIFICIAL 18](#_Toc119578795)

[4.1.2. RED NEURONAL RECURRENTE (RNN) 19](#_Toc119578796)

[4.2. SISTEMAS DE CONTROL 21](#_Toc119578797)

[4.2.1. CONTROL INTELIGENTE 21](#_Toc119578798)

[4.2.2. SISTEMAS INTELIGENTES 22](#_Toc119578799)

[4.2.3. CONTROLADOR PROPORCIONAL INTEGRAL DERIVADO (PID) 22](#_Toc119578800)

[4.3. DESHIDRATADORES (SECADO DE FRUTAS) 23](#_Toc119578801)

[4.4. SISTEMAS DINAMICOS 24](#_Toc119578802)

[5. ESTADO DEL ARTE 24](#_Toc119578803)

[5.1. ÁMBITO INTERNACIONAL 24](#_Toc119578804)

[5.1.1. COMPARACION DE CARACTERISTICAS MORFOMETRICAS CON REDES NEURONALES 24](#_Toc119578805)

[5.1.2. RED NEURONAL PARA SISNTETIZAR Y AGILIZAR PROCESO DE DERIVACIÓN 26](#_Toc119578806)

[5.1.3. RED NEURONAL PARA CUANTIFICACIÓN DE RENDIMIENTO DE FRUTA 26](#_Toc119578807)

[5.1.4. COMBIANCION DE REDES NEURONALES CON FUNCIÓN SIGMOIDAL 27](#_Toc119578808)

[5.1.5. RED NEURONAL DE PICOS 27](#_Toc119578809)

[5.1.6. IDENTIFICACIÓN DE MODELOS DINÁMICOS POR RED NEURONAL 29](#_Toc119578810)

[5.1.7. SISTEMA INTELIGENTE DE CONTROL PARA MONITOREO DE TEMPERATURA Y HUMEDAD 30](#_Toc119578811)

[5.1.8. PLANTA HIBRIDA DE GAS SOLAR-LP 31](#_Toc119578812)

[5.1.9. SECADOR DE FRUTAS Y VERDURA A BASE DE ENERGÍA SOLAR 32](#_Toc119578813)

[5.1.10. RED NEURONAL RECURRENTE PHICNET 33](#_Toc119578814)

[5.1.11. SIMULACIÓN Y CONTROL DE TEMPERATURA EN CÁMARA DE SECADO 34](#_Toc119578815)

[5.1.12. RED NEURONAL RECURRENTE-GRÁFICA 35](#_Toc119578816)

[5.2. ÁMBITO NACIONAL 36](#_Toc119578817)

[5.2.1. RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE PERMEABILIDAD Y POROSIDAD 36](#_Toc119578818)

[5.2.2. RED REURONAL MULTICAPA RECURRENTE PARA PREDICCIÓN DE CORRIENTE 37](#_Toc119578819)

[5.2.3. CONTROL INTELIGENTE DE TEMPERATURA BASADO EN FUZZY LOGIC 37](#_Toc119578820)

[5.2.4. RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE DESLIZAMIENTOS 38](#_Toc119578821)

[5.2.5. RED NEURONAL PARA CONTROL DE SISTEMA DE NIVEL DE LÍQUIDIO NO LINEAL 39](#_Toc119578822)

[5.2.6. RED NEURONAL PARA ESTABLACER LA CAPACIDAD DE AUTOPURIFICACIÓN DE AGUA 39](#_Toc119578823)

[5.3. ÁMBITO LOCAL 40](#_Toc119578824)

[5.3.1. SECADOR OSMÓTICO DE FRUTAS 40](#_Toc119578825)

[5.3.2. RED NEURONAL PARA DETECCIÓN DE SEPSIS NEONATAL 41](#_Toc119578826)

[5.3.3. RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE PORCENTAJE DE RECUPERACIÓN EN PROCESOS DE CONCENTRACIÓN GAVIMÉTRICA 42](#_Toc119578827)

[6. REFERENCIAS 43](#_Toc119578828)

LISTA DE ILUSTRACIONES

[Ilustración 1. Ejemplo red neuronal 19](#_Toc119406722)

[Ilustración 2. Ejemplo red neuronal simple 20](#_Toc119406723)

[Ilustración 3. Ejemplo red neuronal a corto y largo plazo 20](#_Toc119406724)

[Ilustración 4. Ejemplo red neuronal recurrente cerrada 21](#_Toc119406725)

[Ilustración 5. Diagrama de bloques de un controlador PID en un lazo retroalimentado 23](#_Toc119406726)

# INTRODUCCIÓN

En casi todos los países del mundo, la agricultura juega un papel sumamente importante, ya sea en términos económicos u ocupacionales (da Costa Borba et al., 2022). Como fe de esto, se tiene que durante la crisis de la pandemia por coronavirus, el sector agrícola se identificó como uno de los más resilientes, puesto que, en los mejores casos presentó aumentos en la producción, y en los no tan buenos, presentó una contracción menor que la del producto interno bruto (PIB) (Comisión Económica para América Latina y el Caribe y (CEPAL), 2021). A pesar de su importancia, es uno de los sectores que está entre los que tiene menos inversión presupuestal, a su vez presenta altas pérdidas en la etapa postcosecha, lo cual afecta la rentabilidad y la calidad del sector (Marcela Fernandez et al., 2017).

La alta tasa de pérdidas de alimento, es una característica marcada en la cadena de suministros a nivel mundial, dichas pérdidas ocurren en mayor proporción entre la cosecha y el consumo (Parfitt et al., 2010). Aproximadamente entre el 45% y 55% de la producción mundial de frutas y hortalizas se pierde o desperdicia a lo largo de la cadena de valor (Consejo de Seguridad Alimentaria, 2014). Las causas de la pérdida de alimentos (PDA) son muy variadas, tales como: causas biológicas, físicas, químicas, microbianas, mecánicas, logísticas, tecnológicas, entre otras (Consejo de Seguridad Alimentaria, 2014).

Las frutas y verduras son altamente perecederas, esto genera repercusiones negativas en la economía, el medio ambiente, la sociedad, el costo por unidad, los precios al consumidor y la seguridad alimentaria, transformándose así en un gran desafío a afrontar para poder satisfacer la creciente demanda de estos productos (Lufu et al., 2020; Surucu-Balci y Tuna, 2021). La humedad presente en las frutas y hortalizas está aproximadamente entre el 75% y el 90% (Brasil y Siddiqui, 2018). De acuerdo con (Margaris y Ghiaus, 2007; Ortiz G. et al., 2008) afirman que una de las mejores opciones para disminuir las pérdidas de frutas y verduras que se generan posteriores a la cosecha, ya sea a causa de podredumbre, productos que no cumplen con estándares de tamaño o que no están en el punto de madurez indicado, es el proceso de deshidratación, agregando beneficios, tales como ofrecer productos y subproductos con una duración prolongada y exportables, así como contribuir a reducir la escasez del suministro (Meneses, 2018).

Sin embargo, muchas de las tecnologías de secado de frutas y hortalizas, entre ellas las de secado por aire caliente, se encuentran fuera del alcance de los agricultores medianos, pequeños y marginales, debido a sus altos costos (Ramesh Babu et al., 2022), Además de esto, usualmente los deshidratadores existentes emplean sistemas de control clásicos o convencionales, los cuales tienen características muy rígidas, es decir, funcionan adecuadamente para el punto de operación para el cual son linealizados, sin embargo al intentar controlar procesos muy dinámicos, se tiende a perder la confiabilidad en el control (Valencia y Londoño, 2009). Teniendo en cuenta todo lo anteriormente mencionado, el interés de este trabajo es proponer el diseño de un modelo basado en redes neuronales para la identificación de las dinámicas de temperatura y humedad en un deshidratador de frutas y verduras, haciendo uso de herramientas de bajo costo, del mismo modo, se utilizará software libre durante la definición de este modelo, precisamente para obtener un diseño que sea aplicable, y fácilmente modificable con poco presupuesto.

Con el diseño aquí propuesto se verán beneficiados diferentes entes como lo son: las empresas que se dedican al desarrollo de soluciones tecnológicas para el sector agrícola, puesto que podrían utilizar este modelo para desarrollar sistemas de control inteligentes, los cuales tendrían mayor confiabilidad en comparación con los clásicos, a causa de esto tendrían un catálogo más amplio al agregar entre sus productos ofrecidos opciones de bajo costo. Los medianos y pequeños agricultores, ya que tendrán acceso a herramientas considerablemente más económicas y más confiables, las cuales les permitirá ser más competitivos a nivel de precio y aprovechamiento de toda la cosecha. La población mundial, ya que aumentará la posibilidad de utilizar todos esos millones de toneladas de alimentos que se pierden al año por las causas mencionadas anteriormente, del mismo modo, se vería beneficiada la comunidad científica, puesto que se enriquece el conocimiento en relación a los sistemas dinámicos, controles inteligentes, redes neuronales artificiales y se fomenta la creación de sistemas de bajo costo, por último, con este proyecto se nutren las bases de datos con información que servirá para consultas y apoyo literario a los diferentes estudiantes y docentes, del mismo modo, este proyecto servirá como punto de partida para quienes tengan interés en desarrollar un controlador inteligente y aplicarlo físicamente a los deshidratadores, además podrán extrapolar a otros contextos y fortalecer la línea de investigación de Sistemas Inteligentes y de Control del grupo DaToS (Desarrollo Tecnológico para la Sociedad) de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Cartagena.

# DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

## PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN

La pérdida de alimentos es definida como “La minoración en la cantidad y/o calidad de los alimentos como resultado de la toma de decisiones y acciones de los distribuidores de tales alimentos en la cadena suministro, aislando a los mercados y negocios minoristas, administrador de servicios de alimentos y consumidores”, de igual manera el desperdicio de alimentos es definido como “La minoración en la cantidad y/o calidad de los alimentos como resultado de la toma de decisiones y acciones de las cadenas minoristas, los administradores de servicios alimenticios y los consumidores” (Surucu-Balci y Tuna, 2021).

Partiendo de la definición anterior, una de las amenazas más considerables para el desarrollo sostenible es la pérdida y desperdicio de alimentos (PDA) (Surucu-Balci y Tuna, 2021). Dicha PDA se da lugar en las etapas de almacenamiento, procesamiento y distribución, ocasionando así un daño al medio ambiente (Ortiz-Rodríguez et al., 2020). Varios estudios (Dora et al., 2021; Magalhães et al., 2021a; Surucu-Balci y Tuna, 2021) han investigado las causas que impulsan la PDA relacionada principalmente con la logística, la cual cuenta con procesos tales como manipulación, clasificación y almacenamiento de los productos. La PDA se genera como consecuencia de degradación y cortes en la cadena de frío durante la manipulación y almacenamiento, ocasionando el retiro de los productos por estándares de calidad, daños por apilamiento, llenado, amortiguación inadecuada y/o embalaje (Magalhães et al., 2021b). Si bien, es un reto importante y progresivo, a medida que el número de la población mundial sigue aumentando, crece igualmente la necesidad de alimentos saludables; también es de importancia mencionar que, actual existe un porcentaje de pequeñas y medianas empresas (PYME) que ejercen su labor en la cadena de suministros agroalimentarios, ocupando una parte significativa de las empresas que contribuyen en la PDA (Kusumowardani et al., 2022).

Una estimación del desperdicio de alimentos per cápita en manos de los consumidores en Europa y América del Norte es de 95 a 115 Kg al año, mientras que la cifra en África subsahariana o en el sur y sudeste de Asia es de Sólo 6 a 11 Kg al año (Halloran et al., 2014). Para reducir la PDA, se necesita principalmente la intervención y mejora de las tecnologías de conservación, estas tecnologías se deben centrar en soluciones integrales y sostenibles tales como los deshidratadores de frutas y verduras (Ortiz-Rodríguez et al., 2020). La deshidratación de alimentos, principalmente de frutas y verduras, es una de las operaciones más destacadas y retadoras en el procesamiento de alimentos, aunque este proceso de deshidratación data de hace varios siglos atrás, el primer registro de secado que se conoció, fue en el siglo XVIII y comprometió en primera instancia a vegetales. A partir de ahí, la evolución de la industria del secado se vio fuertemente relacionada con marcos de guerra a nivel mundial (Vega-Mercado et al., 2001).

El proceso de deshidratación de frutas y verduras ha sido de suma importancia para la conservación, reducción del peso y disminución del espacio necesario para su almacenamiento ya que es un proceso en el que se elimina cierto porcentaje de humedad, alargando su vida útil y generando también materia prima para la elaboración de subproductos (García et al., 2012). Sin embargo, en la actualidad existen escasas construcciones e invenciones de equipos de deshidratadores que permitan dar apoyo al sector alimentario (Jimenez, 2020). Igualmente, el acceso a un equipo deshidratador de calidad es difícil ya que los existentes cuentan con precios muy elevados tanto para los emprendedores como para las empresas, siendo sumamente importante la necesidad de desarrollar equipos deshidratadores de bajo costo para nutrir y conservar alimentos por mucho más tiempo, mejorando así su la calidad y vida útil (Ramesh Babu et al., 2022). Además de esto, hoy en día, en la mayoría de los deshidratadores se implementan controladores clásicos o convencionales los cuales son muy rígidos, y la confiabilidad de estos para el monitoreo de variables dinámicas, como lo son la temperatura y la humedad, es muy baja (Valencia y Londoño, 2009). De este modo, la pregunta de investigación planteada en este proyecto es: *¿Cómo la identificación del sistema dinámico por medio de redes neuronales permitirá el diseño de un sistema de control inteligente de temperatura y humedad en secado de frutas y verduras?*

La pregunta anterior, pretende ser abordada mediante el diseño de un modelo basado en redes neuronales el cual permitirá la identificación de las dinámicas del sistema de un deshidratador de frutas y verduras que, posteriormente, en otros trabajos realizados a futuro, posibilitará el diseño de un sistema de control inteligente de temperatura y humedad en secado de frutas y verduras.

De este modo, la hipótesis que se plantea en el proyecto es: La identificación de las dinámicas del sistema de un deshidratador de frutas y verduras, por medio de un modelo basado redes neuronales, podrá ser la base para trabajos futuros donde construirán el diseño de un sistema de control inteligente de temperatura y humedad para un deshidratador de frutas y verduras.

## JUSTIFICACIÓN

La pérdida y desperdicio de alimentos (PDA) se da por causa de diferentes factores tales como podredumbre, cortes en la cadena de frío durante la manipulación y almacenamiento, daños por apilamiento, llenado o amortiguación inadecuada , por el no cumplimiento de estándares de tamaño o maduración, entre otros, todo esto ocasiona el retiro de los alimentos por estándares de calidad (Magalhães et al., 2021a). Cabe resaltar que, las causas más importantes que ocasionan la PDA se originan en el proceso logístico (Surucu-Balci y Tuna, 2021). Muy a pesar de que han surgido en los últimos años mejoras y avances tecnológicos en materia de conservación de alimentos, tales como lo son los deshidratadores de frutas y hortalizas; estos son escasos (Jimenez, 2020) y el acceso a un equipo deshidratador de calidad es complicado por sus elevados costos (Ramesh Babu et al., 2022), Además de esto, la mayoría de los sistemas de control que existen en los deshidratadores implementan controladores clásicos o convencionales, los cuales están diseñados para sistemas lineales y carecen de confiabilidad al momento de monitorear variables tan dinámicas como lo son la temperatura y la humedad (Valencia y Londoño, 2009). De acuerdo a lo anterior, en este proyecto se propone el diseño de un modelo de redes neuronales para la identificación de las dinámicas de temperatura y humedad presentes en un deshidratador de frutas y verduras, haciendo uso de herramientas de bajo costo. De este modo se ofrece un modelo que podrá servir como base para que se desarrollen controladores inteligentes, y aumentar así la confiabilidad en el control de estas variables no lineales. A su vez, como se realizará la definición de dicho modelo utilizando software libre, servirá como aporte a la reducción de costos para los futuros desarrolladores.

De acuerdo con la solución planteada en el párrafo anterior, se pueden identificar distintos entes que se verán beneficiados. Por un lado, las empresas que se dedican a desarrollar soluciones tecnológicas enfocadas al sector agrícola obtendrían beneficios, puesto que, normalmente el desarrollo de estos deshidratadores se lleva a cabo aplicando controladores clásicos, los cuales son considerablemente costosos, además de ser poco confiables en sistemas tan dinámicos, y con el diseño propuesto en este trabajo tendrían una base para desarrollar controladores más confiables y económicos, enfocados en poder ofrecer al usuario final una herramienta asequible.

De igual manera, se verán beneficiadas las pequeñas y medianas empresas que se dedican al cultivo, recolección, almacenamiento y comercialización de frutas y verduras, al igual que los agricultores independientes y emprendedores, ya que se aumentarán para ellos las posibilidades de obtener herramientas asequibles con las que disminuirán el costo de procesamiento. Con la obtención de un deshidratador de frutas y verduras de bajo costo, podrán también almacenar por mucho más tiempo los productos, ya que, al eliminar cierto porcentaje de humedad, éste alargará su vida útil y podrá ser utilizado para la creación de nuevos productos y de este modo aumentarán la competitividad dentro del mercado, maximizando las ventas al ofrecer un catálogo de productos más amplio.

Por otro lado, con esta propuesta de diseño, la cual permitirá posteriores desarrollos de sistemas de control inteligente más confiables, se ofrecen beneficios significativos a la población mundial, puesto que, al potenciar el acceso a deshidratadores, se incrementaría la posibilidad de realizar un aprovechamiento integral de esa cantidad de alimentos que se pierde, la cual es considerablemente alta, pudiendo así transformarlos en diferentes productos y subproductos consumibles, y aportar de algún modo soluciones a las emergencias alimentarias alarmantes que hay en la actualidad a nivel mundial.

Así mismo, se beneficia la comunidad científica, dado que se enriquece el conocimiento en la temática de redes neuronales artificiales, dinámica de sistemas, soluciones aplicadas a controles inteligentes, también se incentivaría el desarrollo de proyectos que ofrezcan soluciones con un enfoque de bajo costo, siendo esto muy importante en la sociedad. En este sentido los investigadores que estudien esta propuesta de diseño, podrán utilizarlo y extrapolarlo para su aplicación en diferentes campos de estudio y en nuevas invenciones agregando valores adicionales.

Otros beneficiados serían la Universidad de Cartagena y la comunidad estudiantil, ya que este proyecto se puede utilizar como punto de partida para docentes y estudiantes que deseen realizar la construcción de un sistema de control inteligente y aplicarlo. Del mismo modo a partir de este trabajo podrán surgir otros basados en la temática de controles, aplicando redes neuronales artificiales, también, podrán extrapolarse a otros contextos y fortalecer la línea de investigación de Sistemas inteligentes y de control del grupo DaToS (Desarrollo Tecnológico para la sociedad) de la Facultad de Ingeniería de esta universidad.

## OBJETIVOS

### OBJETIVO GENERAL

Proponer el diseño de un modelo basado en redes neuronales para la identificación de las dinámicas de temperatura y humedad presentes en un deshidratador de frutas y verduras.

### OBJETIVOS ESPECÍFICOS

* Caracterizar las variables que intervienen en este tipo de procesos de secado, analizando un modelo matemático, extraído del estado del arte.
* Simular el comportamiento del modelo matemático ante cambios en las variables de entrada, para obtener un dataset.
* Entrenar y validar el modelo de redes neuronales a partir del dataset obtenido, teniendo en cuenta las métricas de precisión.

# DELIMITACIÓN Y ALCANCE

En el mundo se pierden o desperdician al año una gran cantidad de alimentos por diferentes causas, siendo una de ellas la podredumbre de frutas y hortalizas (Consejo de Seguridad Alimentaria, 2014), ya que la concentración de humedad en estos productos es considerablemente alta, entre 75% y 90% (Brasil y Siddiqui, 2018). Además de esto, las herramientas que se plantean en la literatura como solución a esta problemática, como lo son los deshidratadores de frutas y verduras (Meneses, 2018), usualmente están fuera del alcance de empresas medianas y pequeñas dedicadas a la agricultura, agricultores o campesinos independientes, emprendedores, entre otros, a causa de los altos costos de adquisición que estas herramientas tienen (Ramesh Babu et al., 2022). Asimismo, como se ha mencionado anteriormente, además de los altos costos, la mayoría de estos deshidratadores cuentan con controladores clásicos, los cuales tienden a representar un bajo control de las variables que son altamente dinámicas, tales como la temperatura y humedad (Valencia y Londoño, 2009). Partiendo de lo anteriormente mencionado, en este trabajo se tiene como objetivo principal la propuesta de un modelo basado en redes neuronales para la identificación de las dinámicas de temperatura y humedad de deshidratador de frutas y verduras, haciendo uso de herramientas de bajo costo. Para dar cumplimiento al objetivo principal, se ejecutarán los siguientes objetivos específicos.

Para la ejecución del primer objetivo específico, *“Caracterizar las variables que intervienen en este tipo de procesos de secado, analizando un modelo matemático, extraído del estado del arte”* se tomará, a partir del estado del arte, un modelo matemático que describa el funcionamiento de un deshidratador de frutas y verduras, en el cual se identificarán variables de entrada y salida que intervengan en dicho modelo, con la finalidad de entender el comportamiento dinámico del sistema.

Para la ejecución del segundo objetivo específico, “*Simular el comportamiento del modelo matemático ante cambios en las variables de entrada, para obtener un dataset*.” Haciendo uso de herramientas de simulación y teniendo en cuenta el modelo matemático obtenido en el paso anterior. Se procederá con la realización de la simulación del modelo en cuestión, en dicha simulación se modificarán los parámetros de las variables de entrada identificadas. Posteriormente, se realizará un análisis del comportamiento de este modelo dinámico, para así, obtener como resultado, un conjunto de datos los cuales serán utilizados para el desarrollo del tercer objetivo.

Por último, luego de haber obtenido el conjunto de datos a partir de la simulación realizada, y para la ejecución del tercer objetivo específico, *“Entrenar y validar el modelo de redes neuronales a partir del dataset obtenido, teniendo en cuenta las métricas de precisión.”* se procederá a crear el diseño del modelo basado en redes neuronales con un número de capas y neuronas las cuales se ajusten y ofrezcan la mejor tasa de precisión. Con el dataset obtenido en la simulación, se procederá a utilizar el 70% estos datos para el entrenamiento del modelo y el 30% para la validación del mismo, para así verificar su confiabilidad haciendo uso de métricas de precisión.

Finalmente, esta propuesta busca el diseño de un modelo basado en redes neuronales para identificación de las dinámicas de temperatura y humedad de un deshidratador de frutas y verduras, el cual se realizará en un lapso de tiempo de 16 semanas. Cabe aclarar que dicha propuesta solo abarca hasta el diseño del modelo basado en redes neuronales, más no la implementación de este, es decir, que en este trabajo no se pretende llegar hasta el diseño del sistema de control inteligente y tampoco hasta la puesta en marcha de dicho controlador en un deshidratador de frutas y verduras de manera operativa.

# REVISIÓN BIBLIOGRÁFRICA

## REDES NEURONALES

### RED NEURONAL ARTIFICIAL

Las redes neuronales o también conocidas como redes neuronales artificiales (ANN) es un modelo dentro de la inteligencia artificial (IA) que se basa en el aprendizaje automático o machine learning, que posibilitan el proceso de automatización de máquinas para la ejecución de tareas que son difíciles de automatizar con los sistemas habituales. Estas se han aplicado en diferentes campos, desde el reconocimiento de voz hasta el vaticinio de la estructura secundaria de la proteína (Krogh, 2008).

Las ANN son sistemas informáticos que simulan las neuronas cerebrales de los humanos y también la conexión que hay entre ellas. Han evidenciado su éxito en diferentes campos de la IA, como lo son el reconocimiento de objetos, pronóstico numérico y la clasificación, entre otros (Bramer, 2020).

Una red neuronal está conformada por un grupo de nodos que son conocidos como neuronas que son organizadas en sucesión ordenada de al menos 3 grupos que son conocidas como capas. La primera capa es denominada como capa de entrada y la última como capa de salida; las demás capas son conocidas como capas ocultas *(ilustración 1)*. El número de capas y neuronas dependen de la tarea a realizar y es un proceso de ensayo y error (Bramer, 2020).

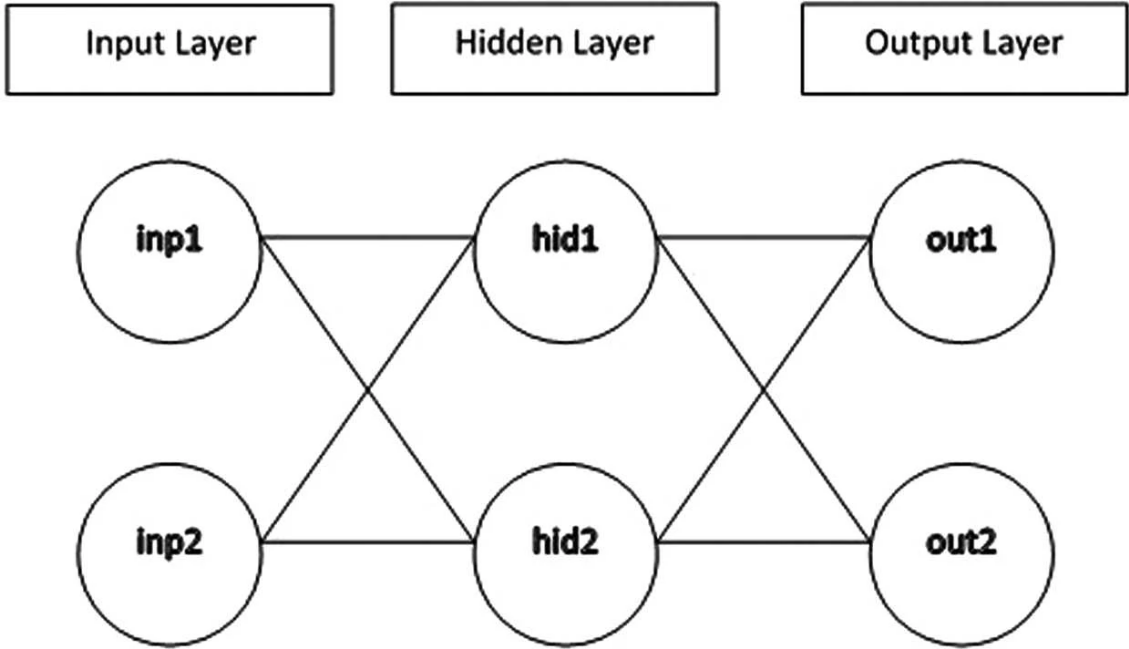


Ilustración 1. Ejemplo red neuronal

### RED NEURONAL RECURRENTE (RNN)

Este tipo de red neuronal es perfecta cuando se quiere trabajar, particularmente, con datos secuenciales. Para esto, se hace uso de predicciones de datos las cuales requieren métodos de comparación con los datos transversales. Los datos transversales son una serie de observaciones registradas en un solo trazo de tiempo (Yalçın, 2021).

La RNN habitualmente realizan un mejor trabajo con los datos de secuencia problemas en confrontación con las estructuras de redes neuronales disyuntivas, por lo que es de importancia saber la manera como se implementarán las redes neuronales recurrentes para abarcar problemas de datos de secuencia (Yalçın, 2021).

Según (Yalçın, 2021), existen cuantiosas configuraciones diferentes de RNN, las siguientes son las más comunes:

Simple (Simple) RNN

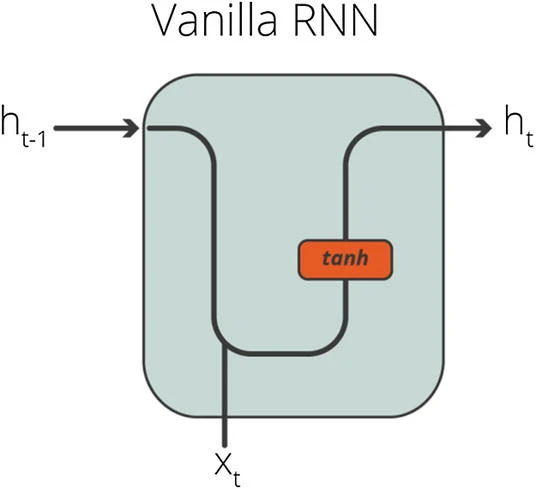


Ilustración 2. Ejemplo red neuronal simple

Redes de memoria a corto y largo plazo (LSTM)

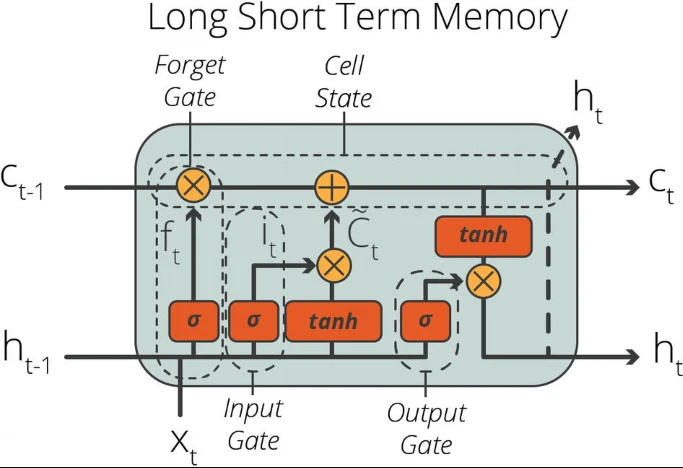


Ilustración 3. Ejemplo red neuronal a corto y largo plazo

Redes de unidades recurrentes cerradas (GRU)

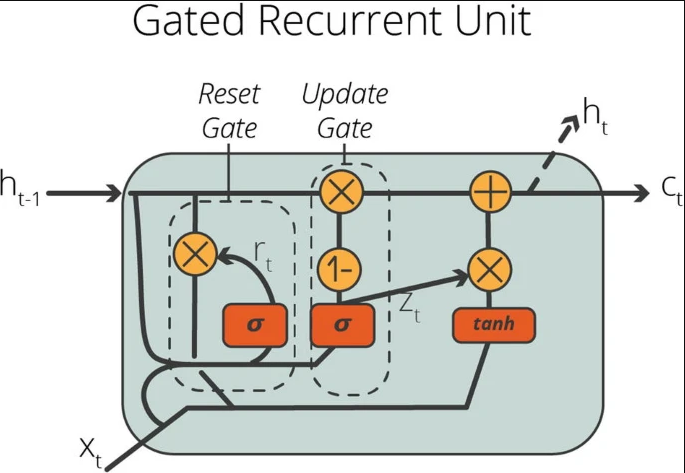


Ilustración 4. Ejemplo red neuronal recurrente cerrada

## SISTEMAS DE CONTROL

Se sabe que un sistema de control es aquel que, al verificar el funcionamiento de otros sistemas, puede administrarlos, organizarlos y dirigirlos para lograr resultados óptimos y así reducir la probabilidad de errores, aumentando, al mismo tiempo, la seguridad, la rentabilidad y la eficiencia de los procesos (Silvis-Cividjan, 2017).

### CONTROL INTELIGENTE

El control inteligente representa un campo en el que se desarrollan métodos de control que intentan simular características claves de la inteligencia humana. Estas capacidades comprenden la adaptación, el aprendizaje, la planificación bajo una gran incertidumbre y la gestión de grandes cantidades de datos. El control inteligente es multidisciplinario en el sentido de combinar y ampliar teorías y métodos de campos como los controles, la informática y la investigación de operaciones. Usa las teorías matemáticas para encontrar sugestiones e ideas de los sistemas biológicos. Los métodos de control inteligentes son aplicables en robótica y automatización, comunicaciones, fabricación, control de tráfico, entre otros campos de aplicación (De Silva, 2012).

### SISTEMAS INTELIGENTES

Los sistemas inteligentes deben definir y utilizar objetos. Partiendo de esto, es necesario el control para impulsar el sistema hacia dichos objetos y para determinarlos. Por lo tanto, cualquier sistema inteligente es un sistema de control. En cambio, se requiere inteligencia para asegurar el comportamiento deseado del sistema bajo condiciones cambiantes y para alcanzar un alto grado de operación autónoma en los sistemas de control (De Silva, 2012).

### CONTROLADOR PROPORCIONAL INTEGRAL DERIVADO (PID)

El controlador PID es un dispositivo de control de circuito cerrado considerablemente utilizado en sistemas de control industrial. Este evalúa la desviación o error entre el valor medio y el valor deseado. El algoritmo que utilizan los controladores PID consta de 3 criterios que son: proporcional, integral y derivativo. El proporcional depende del error actual. El integral depende de errores pasados y el derivativo consiste en la predicción de los errores futuros *(ilustración 5)*. La suma de los criterios se utiliza para controlar el proceso mediante un control como la posición de la válvula de control o el suministro de energía al calentador (Acomee, 2011).

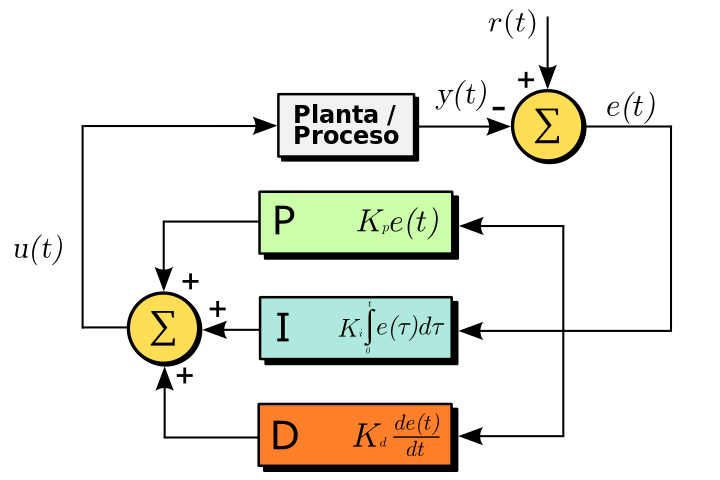


Ilustración 5. Diagrama de bloques de un controlador PID en un lazo retroalimentado

Este puede catalogarse como el controlador convencional de la industria, ya que es un dispositivo que usan constantemente en los sistemas de control. Dichos sistemas controlan distintos dispositivos y el controlador PID ampara la regulación de las variantes más significativas dentro del sistema de control, afectando a uno o más dispositivos a la vez (Haidekker, 2020).

## DESHIDRATADORES (SECADO DE FRUTAS)

El secado es el proceso más longevo utilizado para la conservación de los alimentos. La deshidratación es un proceso donde ocurre la transferencia de calor y masa. Su finalidad es de la deshidratación de frutas es eliminar el mayor porcentaje de agua de los sólidos en medida que minimice el crecimiento microbiano y la descomposición causada por reacciones químicas. Muchos tipos de secadores se utilizan para este proceso, la selección de un tipo específico depende de la naturaleza del producto a secar. Los secadores más utilizados en las industrias secadoras son los secadores rotativos, los secadores de bandeja, los secadores de túnel y los secadores por aspersión, para mencionar sólo algunos (Carlos Alberto Daza Merino, Jacinto Águila Hernández, Ignacio Herrera Aguilar y Sandoval Gonzalez, 2011).

## SISTEMAS DINAMICOS

La teoría de los sistemas dinámicos se puede considerar como una forma de detallar cómo un estado cambia con el tiempo o cómo evoluciona un proceso con el tiempo. (Cisneros y Cisneros, 2008; Dábara, 2018) definen los sistemas dinámicos como un grupo de componentes caracterizados por una sucesión de variables que están interrelacionadas por medio de ecuaciones matemáticas, teniendo como finalidad el desarrollo temporal de dichas variables.

# ESTADO DEL ARTE

Para la fundamentación de este proyecto de investigación se seleccionaron y analizaron antecedentes internacionales, nacionales y locales, encontrados por medio de una búsqueda bibliográfica exhaustiva, la cual permitió consultar el estado de las investigaciones con relación a la identificación de las dinámicas de temperatura y humedad, haciendo uso de redes neuronales. Del mismo modo, se consultaron estudios relacionados con el funcionamiento de deshidratadores de frutas y los modelos matemáticos. Las palabras claves utilizadas en la búsqueda son: redes neuronales, secadores, controladores, temperatura y humedad; con la finalidad de abarcar los temas referentes a secadores, identificación de sistemas dinámicos por redes neuronales y tipos de modelos utilizados para el modelado y control de deshidratadores.

## ÁMBITO INTERNACIONAL

### COMPARACION DE CARACTERISTICAS MORFOMETRICAS CON REDES NEURONALES

**En Poznán (Polonia),** Przybyl et al. (2018), llevaron a cabo un estudio que tuvo como objetivo realizar la comparación de las características morfométricas entre imágenes microscópicas e imágenes obtenidas a través de una cámara digital. Esto, con el fin de evaluar, con ayuda de redes neuronales artificiales y análisis de imágenes por computadora, cuál de los dos tipos de fotografía podrían establecer con seguridad la calidad del polvo de fruta de fresa obtenido a partir del proceso de secado industrial por pulverización.

Para la primera etapa de la investigación se tomó una muestra de un lote de polvo de fruta de fresa secada por pulverización a las que por medio de un microscopio electrónico se le tomaron secuencia de fotografías digitales. Para la segunda etapa, se utilizó un proceso llamado “procesamiento de objetos gráficos” usando la misma muestra tomada anteriormente con el uso de la técnica de análisis de imágenes por computadora.

Como resultado de la investigación, se hizo la comparación de los métodos óptico y microscopía, los cuales arrojaron que el nivel de ampliación de las partículas de los polvos de fruta interfiere en el reconocimiento de las imágenes y por ende afectan la clasificación de los conjuntos cualitativos. Sin embargo, el uso de las técnicas de análisis de imágenes y el método de red neuronal artificial, permitió la identificación del material, demostrando que el modelo de red neuronal más adecuado es la red de MLP obteniendo el mayor resultado en la capacidad de clasificación.

A modo de conclusión, las investigaciones aplicadas a ambientes naturales suelen ser costosas y demandan mucha mano de obra. Por eso, se hace necesaria la creación de modelos que simulen procesos industriales complejos, y la aplicación de redes neuronales en dichos procesos toma más fuerza gracias a su facilidad de aplicación en comparación a otros métodos utilizados, como, por ejemplo, modelos matemáticos para el análisis de variables. Incluso, se puede estudiar la aplicación de ambos métodos como se pretende realizar en el presente proyecto, ayudando con las bases para una futura aplicación de los resultados obtenidos.

### RED NEURONAL PARA SISNTETIZAR Y AGILIZAR PROCESO DE DERIVACIÓN

**En Zhejiang (China),** Xu et al. (2018), desarrollaron un modelo de red neuronal para sintetizar y agilizar el proceso de derivación basado en un innovador método de sondeo de humedad. Utilizaron diferentes variables como entrada del modelo RNA y como salida, la humedad de abertura del evaporador. Para entrenar la red utilizaron el algoritmo de retro propagación de feedforward (BP), la cual es usada pródigamente para el entrenamiento de redes neuronales, utilizando también el método de raíz cuadrática media (RMS) para evaluar las configuraciones realizadas seleccionar la más adecuada. Seleccionaron una estructura 4-11-1, obteniendo los valores de error de entrenamiento más bajos entre diferentes configuraciones realizadas con un 1.23%.

Finalmente, observaron que, si dos parámetros físicos, como son la humedad y la temperatura, están acoplados, se puede obtener uno midiendo el otro. En este caso, se puede obtener la humedad midiendo la temperatura. El modelo de medición de humedad fue adaptado a un evaporador donde el traspaso de calor y masa estaban significativamente ajustados y los sensores de humedad y temperatura fueron reemplazados por el mismo método, teniendo ventajas en costos y estabilidad del sistema.

### RED NEURONAL PARA CUANTIFICACIÓN DE RENDIMIENTO DE FRUTA

**En Shahrood, provincia de Semnan (Irán),** Gholipoor y Nadali (2019), utilizaron un modelo de red neuronal artificial con el fin de cuantificar el rendimiento de la fruta de pimiento en diferentes etapas de la producción, altura de la planta, número de frutas por planta, ancho de la planta, contenido de agua dentro de la fruta y la duración de la fase reproductiva. Se usó el modelo de perceptrón multicapa, el cual tiene una gran importancia en la práctica entre varios modelos de redes neuronales. Cada nodo de la red realiza el cálculo de la sumatoria ponderada de sus entradas para luego pasar el resultado a través de una no linealidad que debe ser no creciente y diferenciable. Hallar el número perfecto de nodos y capas es difícil de encontrar, por lo que se hicieron ensayos de prueba y error, evaluando arquitecturas de 1-8 capas que estarían ocultas y cada capa con un número entre 8-15 nodos.

Finalmente, los resultados obtenidos de las predicciones hechas por la RNA para datos procesados y sin procesar, mostraron una precisión mayor con los datos sin procesamiento previo, aunque también se pudo observar que la arquitectura de la red tiende a afectar la idoneidad del entrenamiento y la precisión de los resultados, dejando la puerta abierta a futuros estudios que puedan modificar el modelo existente para que mejor el porcentaje de precisión mostrado.

### COMBIANCION DE REDES NEURONALES CON FUNCIÓN SIGMOIDAL

**En CDMX (México),** Ballesteros et al. (2019), combinaron las redes neuronales y funciones de activación sigmoidal con el fin de crear un algoritmo para la identificación no paramétrica de sistemas no lineales homogéneos. Para la obtención del algoritmo de aprendizaje utilizan el método de función de Lyapunov y la teoría de la homogeneidad. En este estudio se desarrollan redes neuronales diferenciales (DNN) identificadoras para aplicarlas a sistemas de control con cierta incertidumbre homogénea estándar afín. La convergencia la aprueban a base de teoría y la precisión se evalúa por medio de simuladores numéricos para un modelo homogéneo. La principal incógnita a saber es el grado de homogeneidad para el diseño del identificador DNN homogéneo, incógnita que aún se encuentra en estudio.

### RED NEURONAL DE PICOS

**En Londres (UK),** Al-Jamali y Al-Raweshidy (2020), propusieron una estructura denominada red neuronal de picos de Elman modificada MESNN, dicha propuesta se basó en la red neuronal Elman Spike, adicionando a esta, redes neuronales de picos, los cuales emulan el comportamiento sináptico de las neuronas reales. Del mismo modo se desarrolló un algoritmo de entrenamiento. Ambos desarrollos tienen como finalidad realizar la identificación y control de sistemas dinámicos, cabe mencionar que una de las características presente en el modelo modificado que se propuso, es la capacidad de auto-retroalimentación.

La estructura que se propuso, está conformada por cuatro capas, distribuidas de la siguiente manera: una capa de entrada, una capa de contexto, una capa invisible y una capa de salida. MESNN tiene auto-retroalimentación con ganancia variable en la capa de contexto, mientras que la retroalimentación de la capa invisible a la capa de contexto tiene pesos de retroalimentación, los cuales son adaptativos durante el proceso de formación. El proceso de entrenamiento evidencia una aceleración en el proceso de entrenamiento, gracias a los criterios de pico, así solamente se hace necesario realizar la actualización de los nodos activos que alcancen el valor del umbral.

En la ejecución de este trabajo, se realizaron simulaciones utilizando datos reales divididos entre un conjunto para el entrenamiento y otro conjunto para realizar las pruebas, utilizando el simulador MATLAB. Durante el proceso de entrenamiento se evidenció que MESNN alcanza el objetivo de error en un menor tiempo, en comparación con ENN (Elman Neural Network) y SNN (Spiking Neural Network). Basándose en la fórmula general para el cálculo de porcentaje de error, se tiene que MESNN mejora en un 70% en comparación con ENN en cuanto a la minimización del error.

Como conclusión, se tiene que: en cuanto a la identificación de sistemas dinámicos por medio de redes neuronales artificiales se tiene que el modelo propuesto en este estudio tiene una precisión mayor en comparación con los modelos ENN y SNN, debido, precisamente a que el MESNN aprovecha y combina las virtudes de precisión que tiene SNN y la estructura de ENN en la fase de entrenamiento.

### IDENTIFICACIÓN DE MODELOS DINÁMICOS POR RED NEURONAL

**En Nueva Delhi (India),** Kumar y Srivastava (2020), utilizaron el análisis de estabilidad de Lyapunov aplicado al proceso de identificación de sistemas dinámicos por medio de una red neuronal recurrente externa. En dicho artículo, se parte del hecho de que, para el diseño de controladores, es fundamental la identificación de las dinámicas del sistema, también se hace mención acerca de que las técnicas de inteligencia artificial, tales como las ANN (Artificial Neural Network) en la actualidad ofrecen ventajas en cuanto a la identificación de las dinámicas del sistema, en comparación con los modelos matemáticos. Ventajas tales como:

1. Haciendo uso de las ANN, se puede realizar la aproximación de cualquier función desconocida, si se cuenta con los datos de entrada y salida, siempre y cuando dicha ANN cuente con un número suficiente de neuronas, 2. Sin tener el conocimiento pleno de la estructura y los parámetros de un sistema no lineal, se puede predecir su comportamiento, 3. pueden ser implementadas como un controlador para dichos sistemas.

Se consideró la simulación de cuatro ejemplos, con la finalidad de evaluar y comparar el desempeño de la ERNN entrenada con el método de Lyapunov contra otros métodos de última generación.

En los primeros dos ejemplos se identifican las dinámicas de dos sistemas/planta no lineal y se evalúan los siguientes parámetros:  el rastreo de la respuesta de la planta, el MSE (error medio cuadrático), la recuperación a perturbaciones impulsivas, recuperación a perturbaciones de ruido aleatorio y sinusoidal. En ambos ejemplos se consideraron 10 neuronas ocultas en la ERNN. Los resultados obtenidos, en ambos casos, muestran que la ERNN, con el método propuesto, empezó a rastrear la respuesta de la planta mucho antes en comparación con el método BP, del mismo modo el MSE (error medio cuadrático) con el método propuesto se reduce mucho más rápido en comparación con el obtenido con el BP, dando como resultado que el método propuesto en este artículo proporciona un mejor ajuste de peso que BP y un mejor resultado en la recuperación de perturbaciones.  Finalmente, la respuesta del ERNN siguió completamente la salida de la planta, mientras que la respuesta obtenida con el método BP en las corridas de la simulación aún no había convergido completamente con la planta.

En los últimos dos ejemplos, se realizan la predicción de las series temporales caóticas de Mackey-Glass y la predicción de las series temporales de Box-Jenkins, teniendo como resultado que la ERNN con el método propuesto ofrece más precisión en los resultados obtenidos y también una carga computacional relativamente menor en el proceso de aprendizaje de la función.

### SISTEMA INTELIGENTE DE CONTROL PARA MONITOREO DE TEMPERATURA Y HUMEDAD

**En Yunnan (China),** Xiao Y Li (2020), desarrollaron el diseño de un sistema inteligente para la detección y control de la temperatura y la humedad con el fin de implementarlo en invernaderos de hortalizas y al sector agrícola en general. Para el diseño de este sistema, usaron como base Zigbee y Wifi, las cuales lo integran de manera heterogénea utilizando los protocolos de pila de ZigBee. Este sistema consta de tres partes: el módulo de obtención de datos de temperatura y humedad, el módulo de transmisión y el módulo de control.

El primer módulo está compuesto por un nodo de enlace al terminal ZegBee y sensores de temperatura y humedad con los que se recolectará la información realizando la conversión de los datos de protocolo entre las dos redes heterogéneas. El segundo módulo, por medio de transmisión remota Wifi, recolecta los datos de temperatura y humedad que son recibidos por medio de internet y realiza el cambio de datos. Y, por último, el tercer módulo, que cuenta con un chip de control CC2530, el cual es un chip de baja potencia producido por Lexin.

Para concluir, en este trabajo realizan una red de terminal de recopilación simple de datos, de bajo costo y potencia, la cual cuenta con amplias características de expansión y transmisión de datos a internet para poder realizar el monitoreo remoto. Y aunque el sistema cuenta con una gran aplicabilidad en los diferentes sectores sociales, la forma como aplican las tecnologías que utilizan, es poco avanzada para lo que se espera que se desarrolle actualmente. Se podrían usar diferentes tecnologías basadas en la inteligencia artificial para el monitoreo de las variables estudiadas en este trabajo para que así puedan ser potencializadas.

### PLANTA HIBRIDA DE GAS SOLAR-LP

**En Zacatecas (México),** Ortiz-Rodríguez et al. (2020), construyeron una planta híbrida de gas solar-LP para la deshidratación de productos agrícolas, principalmente del Nopal, que es una hortaliza proveniente de las áreas desérticas ubicadas en el noroeste de México. Esta, utiliza aire caliente por convección forzada. Para calentar el aire requerido en el proceso, se tuvieron en cuenta dos tipos de sistemas solares térmicos: uno de calentamiento directo y otro de calentamiento indirecto. Además, un sistema de apoyo que utiliza energía convencional a partir de quemadores de gas LP.

Para el calentamiento directo de aire, se utilizaron 48 calentadores los cuales conforman el sistema de caldeamiento que cuenta con un área de 111,1 metros cuadrados. El aire que será calentado, entra a los ductos de los colectores solares gracias a la convección forzada generada a partir de la succión de un ventilador axial de tipo industrial que está conectado a un variador de frecuencia para regular la circulación de aire, y con él, su temperatura en la entrada de la cabina de secado.

Para el calentamiento indirecto de aire, se utilizaron 40 colectores solares de tipo placa plana el cual equivale a un área total de 92,4 metros cuadrados. Estas utilizan una bomba que hace circular el aire forzosamente gracias a un circuito principal cerrado y uno complementario abierto, que, por medio de un intercambiador de calor de placas, realizan la transferencia de calor entre los dos circuitos, de manera que, el agua que proviene de los colectores solares, al pasar por el intercambiador de calor agua-aire, esta se caliente y luego pueda ser almacenada en tanques termo-atmosféricos para usarla posteriormente. El calentamiento del aire se da por medio del intercambiador de calor y tubos agua-aire.

Para el calentamiento por medio del sistema convencional, se utiliza un generador de aire caliente tradicional, el cual se compone de un ventilador y un quemador de gas natural o LP. El generador se ubica en el lado superior del túnel por donde circula el aire y éste se calienta por medio de la mezcla de los gases generados por la combustión. La unidad generadora de aire cuenta con un controlador automático con el que es posible regular la temperatura en la entrada de la cabina de secado. Esta puede funcionar como respaldo cuando sea necesario un secado continuo y/o cuando el clima no sea el conveniente. En este caso, trabaja de forma híbrida.

Para concluir, evaluaron la planta haciendo uso de su funcionamiento híbrido bajo condiciones climáticas variables en dos meses específicos del año donde se presentan cielos despejados y cielos nublados como lo son mayo y septiembre, respectivamente. En el cual evidenciaron que para el sistema de calentamiento indirecto la eficiencia fue del 50,2% aproximadamente, necesitando dos días de funcionamiento para alcanzar la capacidad máxima. Para el sistema directo, la eficiencia fue de aproximadamente 41,2% para un tiempo de operación de 6 horas. Y para el sistema convencional, la eficiencia tuvo un valor aproximado de 79,72%.

Finalmente, se puede observar que los valores de éxitos son relativamente bajos, teniendo en cuenta los sistemas de calentamiento de aire utilizados. Por consecuencia, se hace necesario la implementación de nuevas tecnologías en los procesos de secado de frutas y verduras, como podrían ser las redes neuronales, las cuales serían de gran ayuda para la identificación de las dinámicas del sistema dentro de estos secadores.

### SECADOR DE FRUTAS Y VERDURA A BASE DE ENERGÍA SOLAR

**En Teherán (Irán),** Moghimi et al. (2021), diseñaron, construyeron y evaluaron un secador de frutas y verduras a base de energía solar. La característica principal de este secador es que se realizaron procedimientos de optimización para la conversión de un secador de gabinete a un secador indirecto implementando datos experimentales y simulaciones de estos.

Implementaron tres estudios experimentales: el primero, experimentos sin carga (NL) con el que le hicieron seguimiento a la utilidad térmica del secador solar; el segundo, experimentos con carga parcial (PL) con las que, durante 6 horas, inspeccionaron las características de secado a medida que se optimiza el secador; por último, experimentos de carga plena (FL) que, con las cuales, indagaron la eficiencia general del procedimiento de secado dentro del secador ya optimizado.

En la investigación concluyeron que la combinación de secadores de gabinetes, el cual se pueden construir con bajo presupuesto, y secadores indirectos, los cuales logran evitar que los productos reciban luz directa del sol y que ésta interfiera en la calidad final del producto, puede ser una opción viable teniendo en cuenta dichas características.

Sin embargo, la implementación de estos secadores es parecida a la tradicional, característica que se puede innovar y evolucionar con el uso de nuevas tecnologías con las que puedan ser monitoreadas diferentes variables que intervengan en el sistema de secado. Con la identificación de dichas variables, se puede tener las bases para el desarrollo de diferentes modelos que ayuden con el control inteligente de ellas mismas, independientemente del dinamismo que puedan presentar.

### RED NEURONAL RECURRENTE PHICNET

**En Atlanta (EE.UU),** Saha et al. (2021),realizaron el desarrollo de una red neuronal recurrente PhiCNet, que acopla modelos físicos con modelos basados en datos, dicha red tiene la capacidad de aprender la dinámica de sistemas complejos sin necesidad de tener completo conocimiento de todas las variables que rigen dicho comportamiento. Todo esto con la finalidad de poder realizar el pronóstico espacio-temporal de un sistema dinámico que recibe perturbaciones variables desconocidas y no observables. Del mismo modo esta red neuronal es capaz de identificar la dinámica de ambos sistemas de manera combinada, así como también identificar el comportamiento por separado de la fuente que genera las perturbaciones.

La red neuronal desarrollada, se evaluó con tres sistemas dinámicos distintos: sistema de difusión de calor, sistema de propagación de olas y sistema de flujo de fluido de Burgers, para analizar su comportamiento. Existen pocos modelos que puedan ser utilizados o extendidos para predecir la secuencias espacio-temporales de sistemas dinámicos que tengan como característica una fuente independiente que varíe en el tiempo, y de hecho mencionan que los modelos basados en datos puros como lo son: los convLSTM y redes residuales pueden ser utilizados; sin embargo, al no tener en cuenta la dinámica física subyacente, dan como resultado una precisión limitada.

A manera de conclusión, se puede observar que al desear predecir el comportamiento de sistemas dinámicos complejos del mundo real nos encontramos ante la limitación de que estas dinámicas son difícilmente representadas matemáticamente, de hecho, si deseamos analizar estos sistemas dinámicos y representar su comportamiento general por medio de modelos matemáticos, en muchos casos es imposible debido a la naturaleza tan cambiante de las variables que intervienen en el comportamiento. Frente a estos inconvenientes las técnicas inteligentes, en este caso las redes neuronales artificiales ofrecen una ventaja, la cual nos demuestra que por medio de estas técnicas es posible predecir las dinámicas de un sistema sin tener el conocimiento total de todas las variables que intervienen en dicho comportamiento, llegando así hasta el punto de poder identificar el comportamiento individual de la fuente desconocida que genera las perturbaciones.

### SIMULACIÓN Y CONTROL DE TEMPERATURA EN CÁMARA DE SECADO

**En Moquegua (Perú),** Pacco y Honorato (2021), realizaron la simulación y control de temperatura de una cámara de deshidratación de frutas a escala de laboratorio. Se utilizó un sensor de temperatura PT100 y la programación se realizó utilizando el lenguaje de programación LabView. El diseño elaborado para simular en el ambiente de laboratorio está caracterizado por una arquitectura On-Off, donde recibe como parámetro de ajuste la temperatura deseada, con un margen de error de 2°C por encima y por debajo de dicha del valor ingresado. Por otro lado, el sistema deshidratador tiene un par de bandejas donde se colocan las frutas y verduras luego de que han sido preparadas para su deshidratación. Con el sensor se mide la temperatura de la cámara donde están las frutas y verduras, cuando dicha cámara alcanza la temperatura máxima definida, el sistema deja de bombear calor y cuando la temperatura toca el valor mínimo definido, empieza a generar calor nuevamente para así mantener la temperatura y poder mantenerla en el rango deseado. En este experimento se utilizó un modelo fenomenológico basado en un sistema de ecuaciones de difusión acoplada de calor y masa, el cual contempla los efectos del gradiente de temperatura sobre el transporte de la masa húmeda. Es muy importante conocer el modo de operación de la cámara de deshidratación si se quiere comprender este modelo matemático. Se debe tener identificado el material a deshidratar, ya que la temperatura varía dependiendo del producto.

A manera de conclusión, se tiene que el control automatizado ofrece muchas ventajas en cuestión de rendimiento en el funcionamiento de sistemas, principalmente en la ejecución de tareas repetitivas, Del mismo modo, tenemos que la simulación es una herramienta que resulta muy útil al momento de reducir riesgos y optimizar el proceso de toma de decisiones, por ende, se hace pertinente aplicar técnicas de simulación en el desarrollo de nuestro trabajo.

### RED NEURONAL RECURRENTE-GRÁFICA

**En Texas (EE.UU),** Capanema et al. (2022), desarrollaron una POI-RGNN que es una red neuronal recurrente-gráfica, con la que buscan predecir el siguiente punto de interés que el usuario visitará. Con esto, buscan potencializar también el uso de las redes neuronales recurrentes y redes neuronales gráficas permutando, dichas redes, con una arquitectura innovadora. Esta red POI-RGNN sondea nuevos y diferentes tipos de entradas que son enviadas a las capas recurrentes y gráficas que posteriormente serán evaluadas con datos conocidos y también con otro conjunto de datos absueltos basados en GPS. Para este último conjunto de datos, proponen un novedoso modelo basado en redes neuronales al que llaman “predicción de categorías generales” (PGC) con el que buscan una predicción más amplia en cuanto a categorías de puntos de acceso tales como trabajo, deporte, compras, etc. Sin embargo, para el proceso de entrenamiento, se necesitan las categorías de los puntos de acceso como etiqueta y es aquí donde proponen una solución llamada OGS-POI, la cual incorpora factores PSC para hallar puntos de intereses en particular y el modelo de red neuronal PGC que es usada para descubrir muestras de lugares generales.

A manera de conclusión, se evidencia una vez más la importancia que van tomando las redes neuronales y su uso en los diferentes sectores y líneas de investigación. El modelo que proponen en este trabajo cuenta con nuevas características para la generación conjunta y separada de información relacionadas a los puntos de interés, dependiendo si es día laboral o fin de semana.

## ÁMBITO NACIONAL

### RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE PERMEABILIDAD Y POROSIDAD

**En Cantagallo, departamento de Bolívar (Colombia),** Soto et al. (1997), desarrollaron un modelo basado en redes neuronales empleando un conjunto de datos y análisis de los registros obtenidos de pozos de agua  para la predicción de la permeabilidad y porosidad de la llamada zona “C”. El algoritmo que utilizaron fue la propagación inversa cuyas variables de entrada fueron la resistividad, rayos gamma, porosidad neutrónica y potencial espontáneo. En total fueron cuatro pozos de los cuales se extrajeron los datos que posteriormente se utilizaron para el entrenamiento y prueba de la red neuronal.

Se midieron los coeficientes de correlación que se adquirieron con el análisis estadístico habitual y los adquiridos por medio de los modelos de redes neuronales, los cuales arrojaron 0,598 y 0,396 para permeabilidad y porosidad respectivamente, utilizando el método habitual; y 0,996 y 0,979 para permeabilidad y porosidad respectivamente, utilizando redes neuronales. Claramente se ve un mejoramiento en la precisión de los datos al utilizar los modelos de redes neuronales, potencializando y creando las bases necesarias para su uso en diferentes contextos y líneas de investigación.

### RED REURONAL MULTICAPA RECURRENTE PARA PREDICCIÓN DE CORRIENTE

**En Medellín (Colombia),** Quiroga et al. (2009), hicieron uso de una red neuronal multicapa recurrente, para diseñar un predictor de corriente fundamental a corto plazo de un PMSM (Permanent Magnet Synchronous Machines). Se realiza prueba y validación del rendimiento de la red desarrollada, teniendo en cuenta el error medio absoluto, el error cuadrático medio normalizado y utilizando un conjunto de datos de prueba obtenidos por medio de mediciones realizadas. Finalmente, el enfoque basado en Neural Network para predecir el comportamiento del PMSM cuando este funciona con diferentes condiciones de carga es eficaz. Con esto podemos concluir que, desde hace muchos años el uso de las redes neuronales artificiales, aplicadas a la identificación y control de sistemas dinámicos, está motivado precisamente por la dificultad característica del modelado matemático al momento de querer representar sistemas no lineales altamente complejos.

### CONTROL INTELIGENTE DE TEMPERATURA BASADO EN FUZZY LOGIC

**En Medellín (Colombia),** Uribe et al. (2015), diseñaron e implementaron un control inteligente de temperatura basado en lógica difusa aplicado a una cámara de ambiente controlado. La cámara de ambiente controlado cuenta con resistencias eléctricas de 1500 W y sensores integrados para medir la temperatura y la humedad, además de un Unitronics visión 230 PLC que ayudarán con la implementación de controlador. Se trabajó con 2 variables, una controlada y una manipulada. La variable manipulada fue el calentamiento de las resistencias, y la variable controlada fue la temperatura al interior de la cámara. Para poder definir el universo del discurso para el controlador difuso se tienen en cuenta dos entradas que son el error y la derivada del error, las cuales se define en un rango de -30 y 30, y -0.0225 y 0.0175 respectivamente. Estas dos variables se definen por 5 funciones de pertenencia cada una, que para el error: son negativo, bit negativo, cero, bit positivo, positivo; y para la derivada del error son: calentamiento mucho, calentamiento poco, estable, enfriamiento poco, enfriamiento mucho.

A modo de conclusión, el controlador inteligente basado en lógica difusa implementado en la cámara de ambiente funcionó óptimamente aprovechando conocimientos expertos en la toma de decisiones adecuadas para cada etapa del proceso. Con el controlador basado en lógica difusa, se puede obtener un control de las variables que damnifican el sistema y puede apoyar elocuentemente la implementación en diferentes contextos donde se requieran.

### RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE DESLIZAMIENTOS

**En Capitanejo, departamento de Santander (Colombia),** Ortiz y Martínez-Graña (2018), utilizaron el algoritmo de retro propagación con el fin de generar un modelo de redes neuronales para la analizar la susceptibilidad de deslizamientos a la que está expuesta la zona de Capitanejo. Para el proceso de análisis de la susceptibilidad se utilizaron 14 variables agrupadas y creadas en base a los atributos geológicos y geomorfológicos. Este análisis demanda 3 pasos los cuales son: Primero, se crea un dataset con los factores geológicos y geomorfológicos creados; luego, se crean las matrices de cálculo bajo módulos de procesamientos, donde, por un lado, se crean variables y por el otro lado, se tienen datos que se utilizarán para el aprendizaje; por último, se tiene la instauración de los requerimientos de entrenamiento para la simulación dentro de la RNA.

En conclusión, el modelo arrojó una predicción del 92,86% de los movimientos de tierra que no fueron registrados en el módulo para el aprendizaje, dicho porcentaje representa el 50% del total de deslizamientos registrados en la zona. Lo que muestra una efectividad en el uso de redes neuronales aplicadas para la predicción de eventos, de igual manera, se podría aplicar en diferentes escenarios.

### RED NEURONAL PARA CONTROL DE SISTEMA DE NIVEL DE LÍQUIDIO NO LINEAL

**En Manizales (Colombia),** Sendoya-Losada et al. (2018), realizaron un estudio con el que exploró la posibilidad de usar redes neuronales para el control de un sistema de nivel de líquido no lineal. Para esto, se diseñaron controladores PI para 2 marcos diferentes: Primero, se utilizó un sólo controlador para controlar un punto específico de ajuste; y el segundo, se utilizaron 4 controladores PI para tener una ampliación en la operatividad de la planta. Se eligió una red neuronal la cual contaba con una simplicidad mayor y bajo costo computacional, donde los indicadores de entrada y salida de los controladores se usaron para el aprendizaje de dicha red neuronal. La red estaba conformada por 3 capas ocultas y cada capa contaba con 20 neuronas, ésta fue la configuración que mejor recreó la dinámica de los controladores PI. Para la evaluación de los resultados obtenidos a partir de los controladores PI y el controlador basado en redes neuronales, se utilizó el método de error de raíz cuadrática media (RMSE). Para ambos controladores, la alteración del error fue menor para el controlador neuronal. Llegando así a concluir que los algoritmos de aprendizaje automático, en este caso las redes neuronales artificiales, pueden ser utilizadas de manera eficaz para el control de procesos dinámicos complejos.

### RED NEURONAL PARA ESTABLACER LA CAPACIDAD DE AUTOPURIFICACIÓN DE AGUA

**En Bogotá (Colombia),** Marimón-Bolívar et al. (2022), realizaron una investigación para establecer la capacidad de autopurificación del agua de la cuenca del río Bogotá usando un modelo de red neuronal artificial a partir de datos disponibles fácilmente en la red de cuencas hidrográficas y de drenaje. Para el modelado de la red neuronal artificial, utilizaron el módulo Keras de Python que permite la explicación del comportamiento del IGAP en cada ubicación basándose en registros morfométricos, hidrológicos e hidráulicos. El desarrollo y evaluación del modelo se efectuó mediante dos etapas. La primera, que es la etapa entrenamiento, evaluó el uso de 34 puntos de seguimiento equivalentes al 80% de los datos seleccionados aleatoriamente para el cálculo de conexiones de pesos sinápticos, usando varias configuraciones de red neuronal con una sola capa oculta. Y la segunda etapa, que es la de validación, se ejecutó utilizando los 8 puntos restantes, equivalentes al 20%.

El modelo ANN se usó para obtener la relación entre 15 variables identificadas donde se observó que el número de iteraciones es susceptible para la precisión del modelo, conllevando a un reajuste de 90.000 iteraciones para luego obtener los coeficientes de las variables que hacen parte del modelo de manera eficiente. En este sentido, el modelo utilizado cuenta con la ventaja de ser sencillo en cuanto su aplicación e información necesaria para su uso. Además, podría servir como herramienta para la toma de decisiones al ser extrapolado a diferentes contextos de estudio.

## ÁMBITO LOCAL

### SECADOR OSMÓTICO DE FRUTAS

**En Cartagena (Colombia),** Gallo-García et al. (2018), diseñaron y construyeron un secador de vacío osmótico de frutas, aplicado principalmente  a la papaya, melón y mango, articulando el control de temperatura, presión y velocidad de agitación. Se basaron en tres fases: Primero, se diseñó el sistema de control de la temperatura. presión y velocidad de agitación; luego, realizaron el análisis y los cálculos de los materiales necesarios para el diseño del equipo de secado osmótico; y, por último, construyeron y evaluaron el correcto funcionamiento del equipo de secado y analizaron la cinética del secado osmótico utilizado para estos frutos.

Concluyeron que el diseño realizado, pudo controlar las variables que intervienen en el proceso de manera efectiva y todos los medidores usados en el equipo arrojaron datos precisos durante la puesta en marcha del proceso de secado osmótico. Cabe resaltar que este estudio se realizó en la Universidad de Cartagena, añadiendo información relevante que puede ser utilizada en futuros estudios relacionados al tema de secado de frutas y verduras, e incluso extrapolarse a otros contextos de estudio.

### RED NEURONAL PARA DETECCIÓN DE SEPSIS NEONATAL

**En Cartagena (Colombia),** López-Martínez et al. (2019), realizaron un estudio que tuvo como objetivo el desarrollo de un modelo de red neuronal que ayudara con la detección prematura de sepsis neonatal. Este estudio estuvo sustentado en otros trabajos previamente investigados por el autor, con los que pudo desarrollar el modelo de red neuronal artificial que recibe datos categóricos y numéricos que posteriormente fueron codificados y normalizados usando la normalización gaussiana para el mejoramiento de los cálculos y evitar la diferenciación de los datos. La red neuronal desarrollada extrae propiedades y aprende otras nuevas de alto nivel a partir de los datos que se le suministran, aunque para el aprendizaje de la red, su diseño es importante. La correcta selección de la cantidad de capas que tendría la red, hasta la fecha, aún está en investigación. Sin embargo, utilizando el enfoque de propagación inversa, fueron necesarias, además de las capas de entrada y salida, tres capas ocultas para la generación de la red multicapa que sirvió como aproximación para la función matemática que eligieron para la solución del problema de distribución de complejidad arbitraria.

Se evaluó la precisión, sensibilidad, especificidad y el área bajo la curva del modelo de red neuronal en la detección prematura de sepsis neonatal. La evaluación se realizó con datos de entrada que no habían sido utilizados para el entrenamiento de la red y cuentan con una veracidad del 30% del total de datos utilizados, arrojando así un error que posteriormente es comparado con el error de entrenamiento, indicando que el modelo cuenta con un error de generalización aceptable. Concluyendo así, la aplicación de las redes neurales en ámbitos importantes de la sociedad donde puedes aportar a la solución de diferentes problemas y dificultades al momento de requerir análisis de datos.

### RED NEURONAL PARA PREDICCIÓN DE PORCENTAJE DE RECUPERACIÓN EN PROCESOS DE CONCENTRACIÓN GAVIMÉTRICA

**En Cartagena (Colombia),** Ospina-Alarcón et al. (2022), llevaron a cabo el desarrollo de una red neuronal artificial que tuvo como objetivo realizar la predicción del porcentaje de recuperación en procesos de concentración gravimétrica. Esta investigación se realizó puesto que se observó que no había existencia de una descripción matemática consensuada que indicara el porcentaje de recuperación de mineral (%R), y además las formas existentes en la literatura en ese momento para determinar dicho %R en equipos gravimétricos (jig) solo eran útiles en los sistemas a partir de los cuales fueron desarrollados.

En el desarrollo de esta investigación, inicialmente se recolectaron pruebas experimentales mediante una campaña de muestreo de campo, con una duración de 2 meses donde se realizaba la variación de los parámetros más significativos (frecuencia de pulsación, altura del lecho, flujo de agua, amplitud de pulsación tamaño de partícula, etc) y en total se recolectaron 151 pruebas. Estos datos fueron utilizados para el posterior modelado y entrenamiento de la red neuronal artificial.

En el alcance de esta investigación también se realizó la comparativa entre el rendimiento del modelo de red neuronal artificial creado y 65 nuevos datos experimentales, donde se concluyó que el modelo fue preciso y que podría aplicarse de manera eficiente para predecir el %R en un dispositivo de plantilla.

En conclusión, se puede observar que en esta investigación se realiza el análisis de una variable muy dinámica, por lo tanto, se hace necesario y más eficiente la creación de un modelo de redes neuronales artificiales para la predicción de la variable en cuestión (%R). los modelos de redes neuronales artificiales se acoplan de manera más efectiva en la predicción y control de variables que son altamente dinámicas, ofreciendo una fácil aplicación en comparación de los cálculos a partir de modelos matemáticos, los cuales en muchos casos son muy difíciles de entender y analizar a profundidad, o en este caso que no hay descripciones matemáticas que se acoplen al dinamismo de las variables analizadas.

# REFERENCIAS

Acomee. (2011). *Controlador PID analógico*. 1–6.

Al-Jamali, N. A. S., & Al-Raweshidy, H. S. (2020). Modified Elman Spike Neural Network for Identification and Control of Dynamic System. *IEEE Access*, *8*, 61246–61254. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2984311

Ballesteros, M., Polyakov, A., Efimov, D., Chairez, I., & Poznyak, A. (2019). Differential neural network identification for homogeneous dynamical systems. *IFAC-PapersOnLine*, *52*(16), 233–238. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.784

Bramer, M. (2020). Principles of data mining - 4E. In *Drug Safety* (Vol. 30, Issue 7). https://doi.org/10.1007/978-1-4471-7493-6

Brasil, I. M., & Siddiqui, M. W. (2018). Postharvest Quality of Fruits and Vegetables: An Overview. In *Preharvest Modulation of Postharvest Fruit and Vegetable Quality*. Elsevier Inc. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809807-3.00001-9

Capanema, C. G. S., de Oliveira, G. S., Silva, F. A., Silva, T. R. M. B., & Loureiro, A. (2022). Combining Recurrent and Graph Neural Networks to Predict the Next Place’s Category. *SSRN Electronic Journal*, *138*(September 2022), 103016. https://doi.org/10.2139/ssrn.4129811

Carlos Alberto Daza Merino, Jacinto Águila Hernández, Ignacio Herrera Aguilar, O. O., & Sandoval Gonzalez, G. A. R. (2011). Diseño de un secador de frutas y verduras frescas. *Congreso Nacional De Termodinámica*, *September*, 419–428.

Cisneros, E., & Cisneros, J. (2008). *Introduccion a sistemas operativos*. https://aldeafraypedroagredaunoc.files.wordpress.com/2008/10/sistemas-operativos-ii.pdf

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, & (CEPAL). (2021). La paradoja de la recuperación en América Latina y el Caribe. Informe Especial COVID-19 No 11. *Comisión Económica Para América Latina y El Caribe*, 42. https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/47043/5/S2100379\_es.pdf

Consejo de Seguridad Alimentaria. (2014). Las Pérdidas y el Desperdicio de Alimentos en el Contexto de Sistemas Alimentarios Sostenibles. *Un Informe Del Grupo de Alto Nivel de Expertos En Seguridad Alimentaria y Nutrición Del Comité de Seguridad Alimentaria Mundial*, 133. http://www.fao.org/cfs/cfs-hlpe/informes/es/

da Costa Borba, M., Ramos, J. E. S., Ramborger, B. M., Marques, E. O., & Machado, J. A. D. (2022). Agricultural management through Artificial Intelligence: an analysis of digitization of agriculture. *Revista Em Agronegocio e Meio Ambiente*, *15*(3). https://doi.org/10.17765/2176-9168.2022v15n3e9337

Dábara, M. A. (2018). Introducción a los Sistemas Expertos. *Revista de Ciencia y Tecnología*, *1*, 909–920. http://www.redcientifica.com/doc/doc199908210001.html

De Silva, C. W. (2012). Intelligent control. *Computational Complexity: Theory, Techniques, and Applications*, *9781461418*, 1619–1641. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-1800-9\_104

Dora, M., Biswas, S., Choudhary, S., Nayak, R., & Irani, Z. (2021). A system-wide interdisciplinary conceptual framework for food loss and waste mitigation strategies in the supply chain. *Industrial Marketing Management*, *93*(November 2020), 492–508. https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.10.013

Gallo-Garcia, L. A., Hernandez Miranda, L., & Acevedo-Correa, D. (2018). Design and construction of a vacuum osmotic dehydrator applied to tropical fruits. *Contemporary Engineering Sciences*, *11*(12), 583–599. https://doi.org/10.12988/ces.2018.8248

García, L. E., Mejía, M. F., Mejía, D. J., & Valencia, C. A. (2012). Diseño y construcción de un deshidratador solar de frutos tropicales. *AVANCES Investigación En Ingeniería*, *9*(2), 9–19.

Gholipoor, M., & Nadali, F. (2019). Fruit yield prediction of pepper using artificial neural network. *Scientia Horticulturae*, *250*(February), 249–253. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2019.02.040

Haidekker, M. A. (2020). The PID controller. *Linear Feedback Controls*, 253–273. https://doi.org/10.1016/b978-0-12-818778-4.00023-6

Halloran, A., Clement, J., Kornum, N., Bucatariu, C., & Magid, J. (2014). Addressing food waste reduction in Denmark. *Food Policy*, *49*(P1), 294–301. https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2014.09.005

Jimenez, R. (2020). *Automatización Para Deshidratador De Alimentos*. 1–30. http://repositorio.upea.bo/bitstream/123456789/90/1/PDG- RAUL JIMENEZ QUISPE.pdf

Krogh, A. (2008). What are artificial neural networks? *Nature Biotechnology*, *26*(2), 195–197. https://doi.org/10.1038/nbt1386

Kumar, R., & Srivastava, S. (2020). Externally Recurrent Neural Network based identification of dynamic systems using Lyapunov stability analysis. *ISA Transactions*, *98*(xxxx), 292–308. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2019.08.032

Kusumowardani, N., Tjahjono, B., Lazell, J., Bek, D., Theodorakopoulos, N., Andrikopoulos, P., & Priadi, C. R. (2022). A circular capability framework to address food waste and losses in the agri-food supply chain: The antecedents, principles and outcomes of circular economy. *Journal of Business Research*, *142*(December 2020), 17–31. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.12.020

López-Martínez, F., Núñez-Valdez, E. R., Lorduy Gomez, J., & García-Díaz, V. (2019). A neural network approach to predict early neonatal sepsis. *Computers and Electrical Engineering*, *76*, 379–388. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.04.015

Lufu, R., Ambaw, A., & Opara, U. L. (2020). Water loss of fresh fruit: Influencing pre-harvest, harvest and postharvest factors. *Scientia Horticulturae*, *272*(May). https://doi.org/10.1016/j.scienta.2020.109519

Magalhães, V. S. M., Ferreira, L. M. D. F., & Silva, C. (2021a). Causes and mitigation strategies of food loss and waste: A systematic literature review and framework development. *Sustainable Production and Consumption*, *28*, 1580–1599. https://doi.org/10.1016/j.spc.2021.08.004

Magalhães, V. S. M., Ferreira, L. M. D. F., & Silva, C. (2021b). Using a methodological approach to model causes of food loss and waste in fruit and vegetable supply chains. *Journal of Cleaner Production*, *283*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124574

Marcela Fernandez, N., ECHEVERRIA, D. C., ANDRES MOSQUERA, S. A., & PAZ, S. P. (2017). ESTADO ACTUAL DEL USO DE RECUBRIMIENTOS COMESTIBLES EN FRUTAS Y HORTALIZAS. *Biotecnología En El Sector Agropecuario y Agroindustrial*, *15*(2), 134–141. https://doi.org/10.18684/BSAA(15)134-141

Margaris, D. P., & Ghiaus, A. G. (2007). Experimental study of hot air dehydration of Sultana grapes. *Journal of Food Engineering*, *79*(4), 1115–1121. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2006.03.024

Marimón-Bolívar, W., Jiménez, C., Toussaint-Jiménez, N., & Domínguez, E. (2022). Use of Neural Networks to Estimate a Global Self-Purification Capacity Index for Mountain Rivers: A Case Study in Bogota River Basin. *Earth Systems and Environment*, *6*(3), 631–643. https://doi.org/10.1007/s41748-021-00248-z

Meneses, J. (2018). Osmoconvective dehydration in fruits and vegetables: A review of recent developments. *Agroindustrial Science*, *8*(1), 67–72. https://doi.org/10.17268/agroind.sci.2018.01.10

Moghimi, P., Rahimzadeh, H., & Ahmadpour, A. (2021). Experimental and numerical optimal design of a household solar fruit and vegetable dryer. *Solar Energy*, *214*(January 2020), 575–587. https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.12.023

Ortiz-Rodríguez, N. M., García-Valladares, O., Pilatowsky-Figueroa, I., & Menchaca-Valdez, A. C. (2020). Solar-LP gas hybrid plant for dehydration of food. *Applied Thermal Engineering*, *177*(May), 115496. https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.115496

Ortiz G., S., Sánchez L., L. J., Valdés R., M. P., Baena G., D., & Vallejo Cabrera, F. A. (2008). Efecto de la osmodeshidratación y secado en la retención de carotenos en fruto de zapallo. *Acta Agronómica*, *57*(4), 269–274. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S0120-28122008000400009&lng=en&nrm=iso&tlng=es

Ortiz, J. A. V., & Martínez-Graña, A. M. (2018). A neural network model applied to landslide susceptibility analysis (Capitanejo, Colombia). *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, *9*(1), 1106–1128. https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1513083

Ospina-Alarcón, M. A., Rivera-M, I. E., & Elías Chanchí-Golondrino, G. (n.d.). Estimation of Recovery Percentage in Gravimetric Concentration Processes using an Artificial Neural Network Model. In *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 13, Issue 9). www.ijacsa.thesai.org

Pacco, C., & Honorato. (2021). Temperature simulation and control for lab-scale convection dehydrators. *Procedia Computer Science*, *180*, 922–934. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.343

Parfitt, J., Barthel, M., & MacNaughton, S. (2010). Food waste within food supply chains: Quantification and potential for change to 2050. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, *365*(1554), 3065–3081. https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0126

Przybył, K., Gawałek, J., Koszela, K., Wawrzyniak, J., & Gierz, L. (2018). Artificial neural networks and electron microscopy to evaluate the quality of fruit and vegetable spray-dried powders. Case study: Strawberry powder. *Computers and Electronics in Agriculture*, *155*(October), 314–323. https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.10.033

Quiroga, J., Cartes, D., & Edrington, C. (2009). Neural network based system identification of a pmsm under load fluctuation. *DYNA (Colombia)*, *76*(160), 273–282.

Ramesh Babu, D., Goli, G., Narasimha Rao, K. V., Sambasiva Rao, N., Sai Sunai, A., Aravind, B., Riyaz, M., & Pramod, M. (2022). Design of dehydration equipment for paddy based on assessment from farmers. *Materials Today: Proceedings*, *xxxx*. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.06.076

Saha, P., Dash, S., & Mukhopadhyay, S. (2021). Physics-incorporated convolutional recurrent neural networks for source identification and forecasting of dynamical systems. *Neural Networks*, *144*, 359–371. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.08.033

Sendoya-Losada, D. F., Vargas-Duque, D. C., & Ávila-Plazas, I. J. (2018). Implementation of a neural control system based on PI control for a non-linear process. *Communications in Computer and Information Science*, *833*, 38–49. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03023-0\_4

Silvis-Cividjan, N. (2017). *Pervasive Computing Engineering Smart Systems*.

Soto, R. B., Ardila, J. F., Ferneynes, H., & Bejarano, A. (1997). Use of neural networks to predict the permeability and porosity of zone “c” of the Cantagallo field in Colombia. In *Society of Petroleum Engineers - SPE Petroleum Computer Conference 1997, PCC 1997*. https://doi.org/10.2523/38134-ms

Surucu-Balci, E., & Tuna, O. (2021). Investigating logistics-related food loss drivers: A study on fresh fruit and vegetable supply chain. *Journal of Cleaner Production*, *318*(July), 128561. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128561

Uribe, A., Monsalve, J. C., & Osorio, M. (2015). Intelligent control applied to controlled environment chamber. *2015 IEEE 2nd Colombian Conference on Automatic Control, CCAC 2015 - Conference Proceedings*. https://doi.org/10.1109/CCAC.2015.7345230

Valencia, P. A. O., & Londoño, A. A. (2009). *neuronales Control of a no lineal temperature plant with neural networks*. *6*(2).

Vega-Mercado, H., Marcela Góngora-Nieto, M., & Barbosa-Cánovas, G. V. (2001). Advances in dehydration of foods. *Journal of Food Engineering*, *49*(4), 271–289. https://doi.org/10.1016/S0260-8774(00)00224-7

Xiao, J., & Li, J. T. (2020). Design and implementation of intelligent temperature and humidity monitoring system based on ZigBee and WiFi. *Procedia Computer Science*, *166*, 419–422. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.072

Xu, X., Huang, Z., Zhang, X., & Li, Z. (2018). A novel humidity measuring method based on dry-bulb temperatures using artificial neural network. *Building and Environment*, *139*(May), 181–188. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.05.012

Yalçın, O. G. (2021). Applied Neural Networks with TensorFlow 2. In *Applied Neural Networks with TensorFlow 2*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-6513-0