



**UNIVERSIDAD  
MICHOACANA DE SAN  
NICOLÁS DE HIDALGO**



**FACULTAD DE INGENIERÍA QUÍMICA**

**DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO**

**DOCTORADO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA QUÍMICA**

**T E S I S**

**Desarrollo de Métricas Sustentables para la  
Optimización del Nexo Agua-Energía-Alimentos-  
Ecosistemas**

**PRESENTA**

**M.C. Xaté Geraldine Sánchez Zarco**

**ASESOR**

**Dr. José María Ponce Ortega**

Morelia Michoacán, agosto 2024.

# Optimización de Métricas Multiobjetivo del Nexo Agua-Energía-Alimentos con Intereses Sociales, Económicos y Ambientales

*Por: M.C Xaté Geraldine Sánchez-Zarco*

## Resumen

La importancia aumentada sobre la seguridad hídrica, energética y alimentaria pone en contexto la suma de intereses políticos y ambientales, para la acción y regulación sobre el cambio climático. En este proyecto se propone analizar y plantear soluciones innovadoras en el problema para satisfacer las necesidades de agua, energía y alimentos de manera sostenible considerando un enfoque de múltiples objetivos. El proyecto contempla el desarrollo de nuevos índices para evaluar el desarrollo sostenible del nexo agua-energía-alimentos e involucra a los ecosistemas dentro de él; combinando la rentabilidad económica, eco-indicadores y herramientas novedosas de aprendizaje automático para desarrollar una métrica unificada que evalúe cadenas de suministro y la preservación de recursos naturales. Se plantean procedimientos de optimización que permitan el reajuste o reconfiguración de los sistemas existentes para asegurar una transición sostenible y se confirma la posibilidad de explotar tecnologías de aprendizaje automático para predecir con alta precisión los resultados de modelos MINLP complejos sin requerir indicaciones explícitas como función de apoyo para la toma de decisiones informadas. En particular, en este trabajo se plantea un enfoque integrado de optimización, como opciones de respuestas viables en los sectores para los tomadores de decisiones con beneficios sociales netos.

**Palabras clave:** Optimización, Nexo Agua-Energía-Alimentos-Ecosistema, Desarrollo Sostenible, Indicadores de Seguridad, Eco-indicadores, Aprendizaje Automatizado.

*Asesor: Dr. José María Ponce-Ortega*

# **Optimization of Multi-Objective Metrics of the Water-Energy-Food Nexus with Social, Economic, and Environmental Interests**

*By: Xaté Geraldine Sánchez-Zarco, M.S.*

## **Abstract**

The increased importance of water, energy, and food security puts into context the sum of political and environmental interests for action and regulation on climate change. This project aims to analyze and propose innovative solutions to the problem of meeting the needs of water, energy, and food in a sustainable manner, considering a multi-objective approach. It contemplates the development of new indices to evaluate the sustainable development of the water-energy-food nexus and involves the ecosystems within it, combining economic profitability, eco-indicators, and novel machine learning tools to develop a unified metric that evaluates supply chains and the preservation of natural resources. Optimization procedures are proposed that allow the readjustment or reconfiguration of existing systems to ensure a sustainable transition, and the possibility of exploiting machine learning technologies to predict with high precision the results of complex MINLP models without requiring explicit indications as a supporting function is confirmed for making informed decisions. This work proposes an integrated optimization approach as a viable response option in the sectors for decision-makers with net social benefits.

**Keywords:** Optimization, Water-Energy-Food-Ecosystem Nexus, Sustainable Development, Security Indicators, Eco-indicators, Machine Learning.

*Advisor: José María Ponce-Ortega, Ph.D.*

## **Agradecimientos**

*A mi familia, por su amor, apoyo incondicional y motivación de seguir adelante.  
A mi asesor y compañeros del grupo de investigación SUSTECH por su confianza y  
aportación durante todo el trabajo de investigación.  
A CONAHCYT por la aportación financiera.*

## Índice de Contenido

Resumen.....	1
Abstract.....	2
CAPÍTULO 1. Introducción.....	9
1.1    Generalidades.....	10
1.2    Antecedentes.....	11
1.2.1 Conceptualización del nexo WEF.....	11
1.2.2 Seguridad del nexo WEF.....	12
1.2.3 Economía en el nexo WEF.....	13
1.2.4 Aprendizaje Automatizado en el nexo WEF.....	13
1.3.1 Objetivo General.....	15
1.3.2 Objetivos Particulares.....	15
1.4 Justificación.....	16
1.5 Planteamiento del Problema.....	17
1.6 Hipótesis.....	18
CAPÍTULO 2. Marco Teórico.....	19
2.1 Optimización.....	20
2.2 Programación Matemática.....	20
CAPÍTULO 3. Seguridad del nexo agua-energía-alimentos durante COVID-19.....	22
3.1 Enfoque.....	23
3.2 Formulación de Objetivos.....	23
3.3 Caso de estudio.....	24
3.4 Discusión de resultados.....	26
3.5 Conclusiones.....	36
CAPÍTULO 4. Ciclo de Vida del Nexo Agua-Energía-Alimentos-Ecosistemas.....	37
4.1 Enfoque.....	38
4.2 Formulación de Objetivos.....	40
4.2.1 Seguridad WEF.....	40
4.2.2 Costo total anual.....	42
4.2.1 Descripción General del Modelo Matemático.....	43
4.3 Caso de Estudio.....	47

4.4 Discusión de Resultados.....	49
4.5 Conclusiones .....	59
CAPÍTULO 5. Aprendizaje Automático para el Nexo Agua-Energía-Alimentos-Ecosistemas .....	60
5.1 Enfoque.....	61
5.2 Formulación de Objetivos .....	61
5.2.1 Recopilación y preprocesamiento de datos.....	62
5.3 Aprendizaje Automático.....	63
5.3.1 Red Neuronal Artificial (ANA) .....	63
5.3.2 Normalización.....	65
5.3.3 Métrica de evaluación .....	65
5.3.4. Hiperparámetros de optimización.....	66
5.4 Caso de Estudio.....	68
5.5 Discusión de Resultados.....	69
5.6 Conclusiones .....	79
APÉNDICE A. Modelo Matemático .....	82
A.1 Nomenclatura .....	87
APÉNDICE B. Parámetros.....	94
APÉNDICE C. Variables de Resultados .....	100
ÁPÉNDICE D. Artículos Publicados.....	107
Referencias .....	115

## Índice de Figuras

<b>Figura 1</b> Ranking de estados de México según su puntaje en el WEF Nexus Index en a) 2019 y b) 2020.....	28
<b>Figura 2</b> Comportamiento de las variables W1 disponibilidad de agua y W2 accesibilidad de agua para los años a) 2019 y b) 2020 en cada estado. ....	30
<b>Figura 3</b> Comportamiento de las variables E1 disponibilidad eléctrica, E2 accesibilidad eléctrica y E3 sostenibilidad energética en a) 2019 y b) 2020 en cada estado.....	31
<b>Figura 4</b> Comportamiento de las variables F1 disponibilidad de alimentos, F2 accesibilidad a alimentos nutritivos y de calidad y F3 de sostenibilidad de alimentos para a) 2019 y b) 2020 en cada estado.....	32
<b>Figura 5</b> Mapa de los estados evaluados por el índice de nexos del WEF en 2019 y 2020..	34
<b>Figura 6</b> Resultados del índice global WEF de los estados en 2019 y 2020.....	35
<b>Figura 7</b> Metodología de evaluación del nexo WEF. ....	39
<b>Figura 8</b> Elementos que conforman el sector alimentos.....	44
<b>Figura 9</b> Sistema hidropónico. ....	45
<b>Figura 10</b> Distribución de recursos del caso de estudio Nuevo León, México.....	48
<b>Figura 11</b> Objetivos individuales y soluciones creadas a través del método de epsilon constraint.....	50
<b>Figura 12</b> Utilidades económicas, seguridad WEF y eco-indicador 99 para 7 escenarios diseñados.....	51
<b>Figura 13</b> Seguridad del nexo WEF: a) Índices de seguridad. b) Porcentaje de participación de las variables de decisión. ....	53
<b>Figura 14</b> Análisis de Ciclo de Vida a través del Eco-indicador 99: a) Daño causado. b) Porcentaje de participación por sector. ....	55
<b>Figura 15</b> Daños causados por la producción de alimentos existente: a) DALYs. b) PDF*m <sup>2</sup> yr. c) MJ excedente de energía.....	57
<b>Figura 16</b> Grupos de alimentos: a) Producción, exportación e importación de alimentos nuevos y existentes. b) Número de grupos de alimentos consumidos.....	58
<b>Figura 17</b> Superestructura para optimizar el nexo agua-energía-alimentos-ecosistema. ....	62
<b>Figura 18</b> Representación esquemática de la arquitectura general de una RNA tipo MLP.	65

<b>Figura 19</b> Comparación de valores reales con los valores predichos por el modelo ANN para el conjunto de validación; (A) Beneficio, (B) FEM y (C) Ecoindicador 99. ....	71
<b>Figura 20</b> Comparación de beneficios económicos, seguridad del WEF y ecoindicador 99 de las diferentes soluciones. ....	73
<b>Figura 21</b> Curva de Pareto para beneficio económico, índice de seguridad y ecoindicador 99 en los años 2022, 2025, 2030 y 2040. ....	76
<b>Figura 22</b> Índices individuales para todos los años. ....	77
<b>Figura 23</b> Impacto ambiental generado por las diferentes fuentes en todos los años. ....	78
<b>Figura 24</b> Alimentos consumidos: a) Importados, de producción existente y de nueva producción. (b) grupos de alimentos. ....	79

## Índice de Tablas

<b>Tabla 1</b> Diferentes conceptos agregados al nexa. ....	12
<b>Tabla 2</b> Variables normalizadas del indicador de seguridad del nexa WEF. ....	23
<b>Tabla 3</b> Variables normalizadas para PIB per cápita e indicador de Población. ....	24
<b>Tabla 4.</b> Hiperparámetros seleccionados y espacio de búsqueda utilizados en el algoritmo Hiperbanda.....	68
<b>Tabla 5</b> Resultados de las diferentes métricas de error para el mejor modelo obtenido.....	70
<b>Tabla 6</b> Resultados detallados del índice de seguridad, ecoindicador 99 y producción de alimentos.....	74
<b>Tabla B - 1</b> Requerimientos de grupos alimenticios.....	95
<b>Tabla B - 2</b> Producción existente de ganadería, acuicultura y agricultura. ....	95
<b>Tabla B - 3</b> Coeficiente de Agostadero para Cada Especie Ganadera en Nuevo León. ....	96
<b>Tabla B - 4</b> Principales parámetros de Alimentos.....	96
<b>Tabla B - 5</b> Valor de Eco-indicador 99 para todos los elementos considerados. ....	98
<b>Tabla C - 1</b> Distribución de alimentos para escenarios A y B. ....	101
<b>Tabla C - 2</b> Distribución de alimentos para escenarios C y D. ....	102
<b>Tabla C - 3</b> Distribución de alimentos para escenarios E y F. ....	103
<b>Tabla C - 4</b> Distribución de alimentos para el escenario G.....	105

## **CAPÍTULO 1. Introducción**

## 1.1 Generalidades

La tasa de crecimiento de la población, la expansión urbana, el cambio climático (de Amorim et al., 2018) y el desarrollo económico impulsado por la industria ejercen presión sobre los recursos naturales disponibles para satisfacer la creciente demanda de agua, energía y alimentos (Sarkodie et al., 2019). El agua, la energía y los alimentos son tres recursos vitales para el bienestar humano, la reducción de la pobreza y la expansión sostenible (FAO, 2019). La situación actual y las numerosas y complejas relaciones entre estos sectores hacen urgente resolver estos problemas a través del pensamiento holístico ya que contienen múltiples escalas y componentes (FAO, 2001). Por ejemplo, el agua se usa para la producción de alimentos (riego de cultivos, procesamiento, empaque, transporte, etc.) afectando la cantidad y calidad de los recursos hídricos debido a la contaminación de fuentes difusas. La energía requiere agua para la producción, extracción y conversión de esta. A su vez, la energía se utiliza para la producción de agua y alimentos, donde la cantidad de electricidad requerida depende de la distancia o profundidad de la fuente de agua y los usos específicos requeridos. La energía se puede utilizar en forma de combustible o electricidad y menos directamente en la producción de fertilizantes donde las emisiones totales de gases de efecto invernadero contribuirán significativamente (Tallaksen et al., 2015). Como el agua, la energía y los alimentos están totalmente interconectados, el desarrollo de enfoques que aborden la posición en la gestión y seguridad de los recursos es crucial. Por otro lado, la crisis sanitaria provocada por la propagación del COVID-19 se superpone a otros desafíos complejos que ya existen, como el cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). En este contexto, es de gran importancia distinguir cómo estas cuestiones ponen tensión en el funcionamiento de servicios fundamentales y simultáneamente cumplan con los objetivos económicos y ambientales que conducen a un desarrollo sostenible, minimizando las compensaciones entre los involucrados. Por tanto, la participación intensiva del pensamiento holístico (Schlör & Venghaus, 2022) sugiere la urgente necesidad de diseños innovadores que permitan una gestión sostenible con sinergias multidisciplinares (Wang & Lee, 2021).

## 1.2 Antecedentes

### 1.2.1 Conceptualización del nexo WEF

El concepto del nexo Agua-Energía-Alimentos se utiliza para explicar, analizar y poder entender las complejas interacciones entre estos tres sectores más allá de las escalas establecidas. Analizar estos sectores en conjunto ayuda a identificar su relación y a construir sinergias que permitan una planificación integrada que proporcione soluciones que requieran tanto de políticas públicas como de inversiones a corto, mediano y largo plazo (Larcom & van Gevelt, 2017). La base del nexo es un intento de equilibrar diferentes usos de recursos ecosistémicos (energía, agua, suelo y factores socioeconómicos) asegurando la sostenibilidad del medio ambiente y la calidad de vida de la población. El concepto del nexo surge a partir del agua como punto de entrada para la aplicación del enfoque; Bellfield en 2015 menciona “El agua da soporte a la seguridad energética y a la seguridad alimentaria. El agua es también vulnerable al cambio climático y a la degradación ambiental”.

Sobrepasando una década de la conceptualización del nexo WEF (Hoff, 2011) prevalece el valor por describir su complejidad y abordarlo desde diferentes perspectivas. En acción por definir al nexo y recordando que ningún sector está exento de la influencia de los otros factores, algunos autores han apostado la inserción de diferentes términos, orden de interés o elementos de impacto (tierra o clima) (ver **Tabla 1**). En donde el término “ecosistema” es considerado por algunos dentro del nexo WEF (Water-Energy-Food-Ecosystems), como función de soporte y centro de provisión de los tres restantes. Por ejemplo, los ecosistemas son fuentes de agua, toda generación de energía influye sobre ellos como sumideros de contaminación y los alimentos repercuten por cambios de usos de suelo. Los ecosistemas destacan en múltiples prácticas medioambientales y como parte fundamental del cumplimiento de Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) (UN, 2015) seguridad hídrica (WEF, 2009), energética (IEA, 2014) y alimentaria (FAO, 2002).

**Tabla 1** Diferentes conceptos agregados al nexos.

<b>Nexo</b>	<b>Siglas</b>	<b>Referencias</b>
Alimentos-Energía-Agua	FEW	(Chini et al., 2017)
Energía-Alimentos-Agua	EFW	(J. Liu et al., 2018; Owen et al., 2018)
Tierra-Agua-Energía	LWE	(Silalertruksa & Gheewala, 2018)
Agua-Tierra-Alimentos	WLF	(Rulli et al., 2016)
Tierra-Agua-Energía-Alimentos	LWEF	(Siciliano et al., 2017)
Agua-Tierra-Energía-Alimentos-Clima	WLEFC	(Munaretto, n.d.; Sušnik et al., 2018)

El objetivo final del nexos WEF engloba la necesidad identificar y resolver compensaciones entre los sectores para reducir posibles conflictos en relación de ambiente y política práctica. De otra forma, el nexos contextualiza el punto crítico de la sustentabilidad y a través de sinergias pretende llenar algunos vacíos u omisiones en pro de la preservación de las partes involucradas. Otros enfoques informados midieron la brecha entre la oferta y la demanda de recursos y los impactos ambientales (Fuentes-Cortés & Ponce-Ortega, 2017), enfatizando el ciclo de vida (Mannan, et al., 2018), y desarrollando diseños sostenibles (Giupponi & Gain, 2017) con un enfoque en la optimización y simulación. Si bien ayudó cuantificar el daño por separado a cada uno de los sectores del nexos, esto no permitió tener una imagen completa de los vínculos entre los participantes, por lo que fue necesario analizar el nexos WEF como un sistema integral (Cansino-Loeza et al., 2020).

### 1.2.2 Seguridad del nexos WEF

Comenzando del potencial y la dependencia por alcanzar seguridad en soluciones resilientes a temas del nexos, se identifica al sector alimentario como el más remoto al momento de integrar subsistemas que incluyan interconexiones.

En general, la seguridad hídrica está relacionada con la cantidad y calidad para un acceso adecuado. La seguridad energética garantiza el acceso a diferentes fuentes de energía y todos los combustibles, promoviendo el uso de tecnologías renovables (Gasser, 2020). Finalmente, la seguridad alimentaria es definida por la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO, 2019) como el acceso a los alimentos necesarios para la población y adherirse a una dieta nutritiva que lleve a una vida saludable, permitiendo la identificación de sectores vulnerables. La seguridad alimentaria se analiza desde el valor

nutricional en consumo de alimentos, para implementar regulaciones de comercialización (Santos et al., 2021) y con diferentes modelos de indicadores nutricionales (Fernández-Ríos et al., 2021). Por otro lado, los alimentos comúnmente se evalúan desde el criterio de abastecimiento al sector agrícola de agua (Habibi Davijani et al., 2016) pesticidas y fertilizantes (Nuñez-Lopez et al. 2018) ; así como suelos fértiles (Schwaab et al., 2018), cambio de uso de suelos (Kaim et al., 2018) y compostaje de residuos de alimentos (Waqas et al., 2018). Los primeros intentos de cuantificar la Seguridad del nexo WEF se orientaron a la comprensión conceptual (Wicaksono et al., 2017) y el seguimiento secuencial (Saladini et al., 2018) y al análisis de cada uno de los recursos directos e indirectos que componen el Nexus (Liang et al., 2020).

### **1.2.3 Economía en el nexo WEF**

Ignorar el valor económico de los servicios en la toma de decisiones que engloban al Nexo tiene repercusiones sobre los ecosistemas y esto a su vez, a condiciones económicas y sociales con preocupación en la política mundial ante altas tasas de aumento de demanda (Albrecht et al., 2018). La economía y el medio ambiente, como campos de acción para implementar el nexo, se fundamentan en economía circular para crear más con menos y sostener los ecosistemas (Hoff, 2011). En este sentido, la adopción total del enfoque nexo y economía se ve obstaculizada ante la falta de estrategias para su aplicación práctica en mejora de seguridad del suministro de los sectores (Del Borghi et al., 2020). La investigación se limita al uso de diferentes modelos económicos apoyando el Nexo (Zisopoulou et al., 2018) y diferentes escalas en relación con seguridad de WEF. La economía circular va más allá de los sistemas de producción y consumo, busca acentuar las cadenas de suministro hasta su etapa final otorgando importancia en el ciclo de vida con nociones de ecodiseño. El ciclo de vida es una herramienta de análisis de sostenibilidad en mejora de la calidad ambiental (Chen et al., 2020) y salud humana (Batlle-Bayer et al., 2020) en marco hacia futuros seguros.

### **1.2.4 Aprendizaje Automatizado en el nexo WEF**

Para avanzar hacia un desarrollo sostenible global y unificado, se incrementa la complejidad de desarrollar herramientas de optimización, resolver modelos de programación matemática e identificar patrones ocultos en sistemas macroscópicos. Asimismo, es fundamental la toma de decisiones informadas que conduzcan a elecciones conscientes, basadas en una

comprensión profunda de los recursos y sus interacciones (van Gevelt, 2020). Esto requiere la introducción de factores con anomalías epistémicas y el uso de herramientas avanzadas. Dando sentido involucrar el análisis de datos a través del aprendizaje automático para abordar el nexo WEF. El aprendizaje automático se basa en algoritmos y modelos matemáticos sin requerir programación con instrucciones explícitas (Bonetto & Latzko, 2020). Estas técnicas se distinguen por su capacidad de procesar grandes cantidades de datos, aprender de ellos, y detectar relaciones o patrones de forma automatizada (X. Liu et al., 2022), dando como resultado la creación de un modelo/programa que pueda utilizarse para la toma de decisiones inteligentes basadas en predicciones; esto permite analizar exhaustivamente los datos y el modelo para obtener más información para gestionar y optimizar el nexo con alta precisión y rendimiento. Se utiliza para investigar las condiciones óptimas de diferentes problemas en varios campos de estudio, como las energías renovables (Izanloo et al., 2022; Shen et al., 2022), la recuperación de calor residual (Sobhy et al., 2021), los combustibles convencionales y no convencionales (AlNazr et al., 2023; López-Flores et al., 2023), entre otros. Los modelos de aprendizaje automático en agua, energía y alimentos se limitan a presentar la predicción de fuentes individuales, que se utilizan como datos de entrada para los modelos de optimización. Donde utilizan estrategias como máquina de vectores de soporte, bosque aleatorio, aumento de gradiente y aprendizaje profundo (redes neuronales artificiales) para pronosticar en diferentes regiones y países el consumo de energía (Khalil et al., 2022; Torres et al., 2022), la demanda de agua (Kim et al., 2022; Salloom et al., 2021), escorrentía (Gao et al., 2020), producción de alimentos (M. et al., 2020; Nosratabadi et al., 2021) y población (Grossman et al., 2022; Wang & Lee, 2021). Además, otros enfoques proponen estrategias más eficientes con pensamiento algorítmico de resiliencia (Govindan & Al-Ansari, 2019) en la proyección de la producción y el consumo de recursos (Raya-Tapia et al., 2023), demostrando que la precisión de los datos recopilados y los análisis determinan el nivel de seguridad del nexo (David et al., 2022). Asimismo, conducen a prácticas amigables con perspectiva de ciclo de vida de todas las cadenas de suministro interconectadas (Haji et al., 2020) para lograr una seguridad sostenible, incluida la sostenibilidad económica, social y ambiental (Hoosain et al., 2023).

## 1.3 Objetivos

### 1.3.1 Objetivo General

Desarrollar una metodología de optimización con formulación matemática compleja que involucre múltiples partes interesadas en la cuantificación de aspectos sociales, ambientales y económicos; y permitan obtener soluciones resilientes a problemas no convexos enfocados en análisis híbridos con métodos multiobjetivo que conduzcan a la toma de decisiones informadas para satisfacer las crecientes demandas de alimentos, agua y energía, como uno de los mayores desafíos que enfrentan países en vías de desarrollo.

### 1.3.2 Objetivos Particulares

- Evaluar las sinergias del nexo WEF considerando la disponibilidad, accesibilidad y sostenibilidad de los recursos.
- Desarrollar un indicador compuesto que incluya aspectos sociales, ambientales y económicos para cuantificar el nexo WEF.
- Incluir el término ecosistemas dentro del análisis del nexo WEF, ahora llamado nexo WEF-E como parte fundamental del sistema unificado.
- Desarrollar una plataforma de optimización matemática eficiente que permita simular y optimizar sistemas multiobjetivo sobre el nexo WEF-E que abastezca la demanda recursos.
- Modelar matemáticamente diferentes fuentes convencionales y no convencionales de extracción, producción, y distribución de recursos de manera sostenible.
- Implementar aprendizaje automatizado y métodos de búsqueda de soluciones a problemas no lineales, que permitan resolver los problemas asociados a la modelación del nexo.
- Incrementar la capacidad de la herramienta para identificar patrones ocultos, si es que existen, en términos del nexo WEF-E, así como riesgos potenciales (salud humana, calidad de los ecosistemas y agotamiento de recursos) para satisfacer la demanda de servicios vitales.
- Obtener soluciones resilientes a problemas de crecimiento acelerado de población, disponibilidad de recursos y cambios climatológicos drásticos.

- Proporcionar una visión clara de las decisiones a tomar en el futuro de gestión sostenible de la producción y el consumo para los años 2022, 2025, 2030 y 2040.
- Mejorar la planificación, la producción y la distribución en cuestiones relacionadas con políticas prácticas y límites sectoriales para reducir las compensaciones entre los objetivos del nexo.

#### **1.4 Justificación**

La población y el crecimiento económico plantean desafíos únicos relacionados al agua, energía y alimentos para cubrir la demanda a nivel regional, nacional e internacional. Aunado a esto, la existencia de diferentes intereses sociales, económicos y ambientales ha llevado a que los gobiernos de todo el mundo pongan como foco de atención el nexo WEF y a lograr un desarrollo que asegure la supervivencia de las generaciones futuras a través de la toma de decisiones informadas. A través de un enfoque de seguridad, el nexo evalúa la disponibilidad, accesibilidad y sostenibilidad de los recursos con índices generalizados. Así mismo, la seguridad hídrica, energética y alimentaria es de mayor relevancia cuando se lucha contra identificar la situación actual de los recursos naturales y hacia dónde se desea llegar, llevando a la necesidad de implementar estrategias que permitan cuantificar diferentes métricas con variables que involucren parámetros con datos reales y sean susceptibles a incertidumbre existente en ellos. Por ello, medir la seguridad hídrica, energética y alimentaria representa grandes desafíos a nivel mundial debido a la cantidad de variables que están directa e indirectamente involucradas. Si bien se han realizado diversos esfuerzos para centralizar técnicas multidisciplinarias con un enfoque en un futuro sostenible, prevalece la necesidad de identificar y abarcar las sinergias del nexo que conlleva a es una tarea compleja y presenta problemas desde la etapa de diseño del modelo de optimización asociado a la descripción de todas las actividades económicas. Esto acentúa la urgencia de obtener información y patrones ocultos con técnicas modernas para mejorar las cuestiones políticas prácticas. La toma de decisiones informadas parece ser la solución para abordar la interdependencia crítica de los recursos en los sistemas de gestión que pueden adaptarse a las condiciones del cambio climático y reducir los conflictos y la desigualdad del desarrollo.

### **1.5 Planteamiento del Problema**

En este estudio de investigación se plantea el uso de programación matemática compleja y el desarrollo de estrategias innovadoras cuantificables que permitan lograr una transición en el nexo WEF hacia el cumplimiento de los ODS de la Agenda 2030. La optimización del nexo WEF requiere de sinergias multidisciplinarias, que implica gran cantidad de variables interrelacionadas y expone una necesidad creciente de encontrar soluciones que reduzcan el impacto entre los participantes y permita en la toma de decisiones para el desarrollo de políticas prácticas. Con la finalidad de satisfacer una demanda postpandemia que trajo consigo cambios drásticos en la económica mundial, afectando patrones de consumo y conductas de las poblaciones, se pretende obtener resultados resilientes capaces de enfrentar perturbaciones en cadenas de suministro. Se propone utilizar técnicas convencionales y no convencionales para la generación, uso y distribución de recursos; y de ser necesario considera la opción de comprar productos y servicios importados. Lo anterior se expresa en múltiples objetivos, como son ganancias económicas, seguridad del nexo y daños ambientales, lo cuales se priorizan en términos de tres categorías: salud humana, calidad del ecosistema y agotamiento de los recursos. Se pretende evaluar la seguridad del nexo del WEF y vincularlo con aspectos sociales y económicos en México ya que se ha desempeñado por debajo de las expectativas en términos de crecimiento, inclusión y reducción de la pobreza en comparación con países similares, además de aquellas desigualdades que se mantienen altas.

Entonces es evidente la brecha en el análisis y la ausencia de estrategias que coordinen el aprendizaje automático y los modelos de optimización para comprender las interacciones entre agua, energía y alimentos para la toma de decisiones. Lo cual es fundamental en el desarrollo de políticas públicas y en la implementación de estrategias para la gestión eficiente de los recursos e incluso para la adaptabilidad a posibles perturbaciones. La práctica del modelado de aprendizaje automático en el contexto del nexo WEF reduce esta brecha al mostrar la eficiencia de los modelos de optimización deterministas respaldados por los efectos sobre la sociedad y el crecimiento económico. Además, la mayoría de los estudios han presentado evaluaciones del nexo del FEM de los últimos años (es decir, antes de 2021), centrándose en áreas geográficas específicas y sin considerar las incertidumbres asociadas con las fuentes (agua, energía, alimentos), debido a limitaciones en las herramientas y datos

disponibles. En este estudio, el uso del aprendizaje automático tiene como objetivo crear modelos altamente precisos que tengan en cuenta la incertidumbre de las fuentes, sean adaptables a diversas áreas geográficas y puedan predecir tendencias futuras en el nexo WEFE para proporcionar una comprensión integral de su comportamiento a lo largo de tiempo. A través de este enfoque, es alentador y factible exponer incertidumbres extrínsecas utilizando el aprendizaje y el comportamiento secuencial a lo largo del tiempo, minimizando al mismo tiempo los factores de riesgo.

### **1.6 Hipótesis**

La programación matemática compleja por conducto de modelación no lineal y el desarrollo de técnicas novedosas para la resolución de este, permitirá hacer frente a problemas del nexo agua-energía-alimentos-ecosistema asociados a la producción, distribución y consumo de recursos; cuantificando aspectos de intereses social, ambiental y económicos, con enfoque hacia la globalización y preservación para generaciones futuras ante posibles perturbaciones que puedan alterar los sistemas.

## **CAPÍTULO 2. Marco Teórico**

## 2.1 Optimización

La optimización es una herramienta cuantitativa que se fundamenta sobre la formulación matemática, la cual utiliza métodos específicos deterministas y evolutivos para solucionar problemas para obtener costos efectivos, diseñar procesos o simplemente resolver cualquier problema que se presente. La optimización puede involucrar muchas variables, las cuales son importantes para resolver el problema, sin embargo, entre mayor cantidad de variables son tomadas en cuenta, la complejidad de la optimización aumenta. El objetivo de la optimización es encontrar los valores de las variables de procesos que producen el mejor valor del criterio de rendimiento (Edgar et al., 2001). Sin embargo, para obtener información útil al utilizar computadoras se requiere: un análisis crítico del proceso o diseño, una visión sobre cuáles son los objetivos que se deben lograr y el uso de experiencias pasadas, a veces llamado juicio de ingeniería. Más específicamente, la optimización logrará disminuir, de un proceso determinado, costos fijos, costos de operación, además de disminución de uso de materia prima o productos no deseados, los cuales pueden ser contaminantes para el medio ambiente, generando ganancias y menos contaminación.

## 2.2 Programación Matemática

Para la toma de decisiones, la programación matemática representa una gran herramienta. Existen diferentes etapas determinantes para poder realizar la programación matemática y definir el problema de optimización:

- Identificación del problema, así como las decisiones que pueden tomarse para la solución de este. En otras palabras, es la identificación de variables.
- Determinación de decisiones factibles, conocidas como restricciones, delimitando la región factible del problema.
- Determinación de función objetivo.

Cuando el problema es multiobjetivo, la complejidad de solución aumenta. Lo anterior debido a que por lo regular los objetivos se contraponen al querer ser satisfechos. El punto donde los múltiples objetivos son satisfechos se conoce como punto utópico, un punto infactible. El punto nadir representa la peor solución factible del problema. En el caso de un problema de este tipo se intenta encontrar un vector de solución que optimice simultáneamente todos los objetivos. El vector se expresa de la siguiente forma:

$$\vec{x}^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$$

que satisfaga las  $m$  restricciones de desigualdad  $j$  de igualdad:

$$g_i(\vec{x}) \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$$

$$h_i(\vec{x}) = 0, i = 1, 2, \dots, j$$

Optimizando:

$$\vec{f}(\vec{x}) = [f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})]^T$$

La función objetivo, también es conocida como índice de rendimiento o criterio de elección.

## **CAPÍTULO 3. Seguridad del nexo agua-energía-alimentos durante COVID-19**

### 3.1 Enfoque

La gestión sostenible del nexo agua-energía-alimentos es clave para alcanzar los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). Teniendo esto en cuenta, se plantea cuantificar la seguridad de los sectores del agua, la energía y los alimentos que considere los aspectos económicos y sociales en una región para la formulación de políticas, la planificación, el seguimiento y la evaluación eficaces del nexo WEF durante la pandemia de COVID-19. Se propone un índice compuesto llamado Índice Global WEF para evaluar la seguridad del nexo WEF y sus sectores a través de indicadores de accesibilidad, disponibilidad y sostenibilidad, así como indicadores relacionados con el PIB y la población de una región.

### 3.2 Formulación de Objetivos

El Global index es un indicador compuesto, está formado por diferentes indicadores individuales relacionados con los sectores del agua, energía y alimentos. La relación desarrollada para el cálculo del índice se expresa de la siguiente manera:

$$\text{Global index}_t^j = (\text{WEF nexus index}_t^j)^{\frac{1}{3}} \times (\text{IPIBpc}_t^j)^{\frac{1}{3}} \times (\text{IPob}_t^j)^{\frac{1}{3}} \quad \forall t \in T, j \in J \quad (1)$$

Teniendo en cuenta que  $j$  representa las unidades de análisis (en este caso los estados de un país) de la muestra que componen el índice de nexo del WEF y  $t$  el tiempo en que fue analizado. Las variables del WEF nexus  $\text{index}_t^j$  se estiman utilizando tasas o porcentajes de variación, lo que da como resultado un indicador adimensional (**Tabla 2**). Las variables  $\text{IPIBpc}_t^j$  y  $\text{IPob}_t^j$  se muestran en **Tabla 3**. Todas las variables se pueden comparar ya que su unidad de medida pasa a ser un valor en el intervalo  $[0,1]$ . La unidad de análisis de mayor rendimiento es igual a 1 y la más baja es igual a 0.

**Tabla 2** Variables normalizadas del indicador de seguridad del nexo WEF.

Disponibilidad de agua	$W_1 = \frac{\text{Total water generated} - \text{Total water footprint}}{\text{Total water generated}}$	(2)
Accesibilidad al agua	$W_2 = \frac{\text{Total population} - \text{Total population without access}}{\text{Total population}}$	(3)
Sostenibilidad de agua	$W_3 = \frac{\text{Total water footprint} - \text{Quantity of imported water}}{\text{Total water footprint}}$	(4)

Disponibilidad de energía	$E_1 = \frac{\text{Total energy production} - \text{Total energy footprint}}{\text{Total energy production}}$	(5)
Accesibilidad energética	$E_2 = \frac{\text{Total population} - \text{Total population without access}}{\text{Total population}}$	(6)
Sostenibilidad energética	$E_3 = \frac{\text{Total energy footprint} - \text{Energy from Nonrenewable}}{\text{Total energy footprint}}$	(7)
Disponibilidad de alimentos	$F_1 = \frac{\text{Servings of food produced} - \text{Minimum food servings required}}{\text{Servings of food produced}}$	(8)
Accesibilidad a los alimentos	$F_2 = \frac{\text{Total population} - \text{Total population without access}}{\text{Total population}}$	(9)
Sostenibilidad alimentaria	$F_3 = \frac{\text{Total food production} - \text{Total quantity of imported food}}{\text{Total food production}}$	(10)

**Tabla 3** Variables normalizadas para PIB per cápita e indicador de Población.

Indicador	Variable normalizada	
PIB per cápita	$IPIBpc = \frac{\text{GDP per capita of N state}}{\text{Higher GDP per capita state}}$	(11)
Población	$IPob = \frac{\text{Population of N state}}{\text{Largest state population}}$	(12)

Se aplicaron ponderaciones igualitarias para cuantificar el índice de nexo del FEM, es decir, se asigna la misma prioridad a todas las variables. Para el índice Global WEF, también se aplicó la misma ponderación a cada indicador. Los pesos considerados en cada uno de los indicadores pueden ser modificados por los tomadores de decisiones, de acuerdo con la ubicación específica, las limitaciones y los requisitos de cada caso de estudio que se desea analizar.

### 3.3 Caso de estudio

Se propone utilizar como caso de estudio la situación nacional de México, dividiendo el país en sus 32 estados, para demostrar la utilidad del nuevo “Global index” que evalúa la seguridad del nexo WEF y considera aspectos económicos y sociales. Con los siguientes aspectos sobre los recursos:

**Agua.** La precipitación en México se estima que el 72.1% se evapotranspira y regresa a la atmósfera, el 21.4% se escurre a través de ríos o arroyos y el 6.4% restante se infiltra de forma natural en el subsuelo y recarga acuíferos. Teniendo en cuenta las salidas (exportaciones equivalentes a 432 hm<sup>3</sup>) y las entradas (importaciones equivalentes a 48.381 hm<sup>3</sup>) de agua con los países adyacentes. El mayor volumen de agua extraída es utilizado por las centrales hidroeléctricas, que generan alrededor del 12% de la electricidad del país. Sin embargo, el aprovechamiento de la hidroelectricidad no implica el consumo del recurso, ya que el agua utilizada generalmente regresa a los cuerpos de agua sin dañar su calidad. Aun así, dado que se reservan grandes volúmenes de agua para las centrales hidroeléctricas, no se pueden utilizar para otros fines. En términos de usos consuntivos, aproximadamente el 61% del agua proviene de fuentes superficiales (ríos, arroyos y lagos), mientras que el 39% restante se extrae de fuentes subterráneas (acuíferos). El sector agrícola utiliza el 76% de las extracciones, el 14% se extrae para abastecimiento público, mientras que el 5% corresponde a lo que utiliza la industria autoabastecida y el 5% se utiliza en plantas termoeléctricas.

**Energía.** Para el sector eléctrico mexicano en 2020, la capacidad instalada de centrales eléctricas de energías limpias como hidroeléctrica, geotérmica, eólica, fotovoltaica y bioenergía, representa el 30.8%, equivalente a 25.594 MW (Energía, n.d.).

**Alimentos.** México es reconocido como el duodécimo productor de alimentos entre 194 naciones. Se pescaron 1.9 millones de toneladas y se generaron 7.4 millones de toneladas de carne para un volumen total de producción agrícola y pesquera de 290.7 millones de toneladas (un 1.04% más que en 2019). El valor de la producción de alimentos alcanzó los 60,000 millones de dólares, un 3.4% más que en 2019 (Pesquera, n.d.). Se consideran porciones de alimentos producidas y las porciones mínimas requeridas, suponiendo 3 porciones de verduras, 2 de frutas, 6 de cereales, 1 de lácteos, 2 de legumbres secas y 2 de alimentos de origen animal, cada ración. de 100 g excepto lácteos que son 240 g.

**Economía.** México es la decimoquinta economía mundial y la decimotercera por paridad de poder adquisitivo (PPA); a escala regional, es la segunda economía de América Latina y la cuarta del continente. En 2020, las actividades terciarias (turismo, comercio y servicios) representaron el 64% del PIB de México, seguidas de las actividades secundarias (que incluyen minería, manufactura, construcción y generación, transmisión y distribución de electricidad y suministro de gas) con el 32% y las actividades primarias (como agricultura,

silvicultura, ganadería, pesca y acuicultura) con 4% (*Censo de Población y Vivienda 2020*, n.d.).

### 3.4 Discusión de resultados

Se evaluó el índice WEF Global de México y sus estados para evaluar el avance de la seguridad hídrica, energética y alimentaria y el impacto en los ODS durante la pandemia de COVID-19. Para cuantificar los indicadores del índice Global WEF para el estudio de caso de México, se utilizó información de sitios web oficiales del gobierno mexicano. Los datos relacionados con el sector agua se obtuvieron del Sistema Nacional de Información del Agua (SINA) y de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA); los datos del sector energético se obtuvieron del Sistema de Información Energética (SIE) y de la Secretaría de Energía (SENER); y datos de alimentos del Sistema de Información Agroalimentaria de Consulta (SIACON NG) del Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). Los datos del PIB per cápita y de población por estado se obtuvieron del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI).

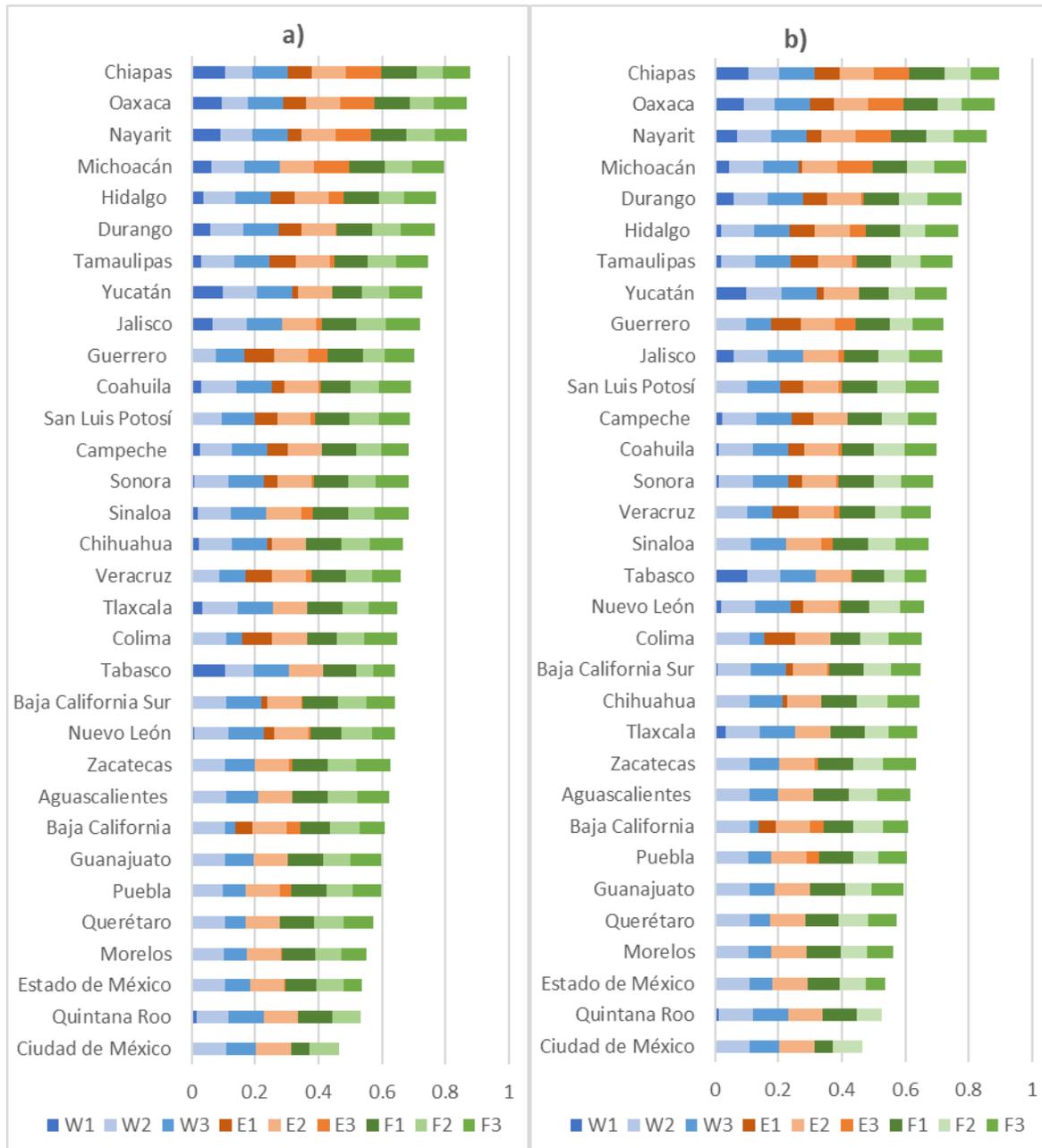
Los resultados de las 9 variables evaluadas del WEF nexus index se muestran en la **Figura 1** para los 32 estados en 2019 y 2020, respectivamente. El WEF nexus index oscila entre 0 y 1, siendo 1 alto rendimiento y 0 bajo. Los cuatro estados con mayor seguridad del nexo WEF son Chiapas, Oaxaca, Nayarit y Michoacán en 2019 y 2020. Chiapas ocupa el puesto más alto. Es el estado con mayor disponibilidad de agua del país. Oaxaca es el cuarto estado con mayor disponibilidad de agua. Nayarit ocupa el tercer lugar, es el quinto estado con mayor cantidad de agua disponible en el país. Y Michoacán ocupa el cuarto lugar, ocupa el séptimo lugar en la evaluación de la variable W1 de disponibilidad de agua en 2019 y el octavo lugar en 2020. En cuanto a la sostenibilidad energética la variable E3, los estados presentan puntajes de 1 en ambos años ya que la electricidad generada a partir de fuentes renovables es mayor que su consumo eléctrico. En el caso de Chiapas y Oaxaca, la electricidad se produce a partir de energía hidráulica, eólica y bioenergía, Nayarit genera electricidad a partir de energía hidráulica, geotérmica y bioenergía, y Michoacán a partir de energía hidráulica y geotérmica

Chiapas y Oaxaca tienen alta disponibilidad y dependencia de agua, energía y alimentos; sin embargo, un pequeño porcentaje de la población tiene acceso a agua, electricidad y alimentos nutritivos y de calidad, ya que carece de servicios básicos en los hogares. Por el contrario, la

Ciudad de México tiene puntajes altos en accesibilidad a los recursos del nexo WEF, pero no tiene disponibilidad de recursos y por lo tanto su sostenibilidad presenta dependencia. Los cuatro estados con menor seguridad del nexo WEF son Morelos, Estado de México, Quintana Roo y Ciudad de México. Los estados de Morelos y Estado de México tienen valores bajos en 7 variables. Tienen una puntuación baja en la sostenibilidad energética, lo que significa que se produce poca electricidad proveniente de fuentes renovables, mientras que para las variables W1 y E1, una puntuación de 0 representa la indisponibilidad de agua y energía en ambos años, a pesar de la disminución en el consumo eléctrico que pasó de 17,489,405 GWh en 2019 a 15,980.43 GWh para 2020 (SENER, 2021b). Sin embargo, los resultados de W1 y E1 indican que la demanda de recursos es mucho mayor que la producción local. En el estado de Quintana Roo existen valores en 7 variables para ambos años, la disponibilidad energética E1 tiene un puntaje de 0 ya que su generación eléctrica equivale alrededor del 3% de su consumo eléctrico. El mayor porcentaje de generación de energía proviene de turbogás y plantas de combustión interna (SENER, 2018), por lo tanto, E3 presenta valores muy cercanos a cero. F3 en estos estados también es muy baja debido a que la producción de alimentos fue de 256,504.09 y 310,760.73 toneladas y la producción de leche fue de 4,677 y 5,453 mil litros para los años 2019 y 2020 respectivamente, siendo estos los índices de E3 más bajos de todo el país (SIAP, 2021b).

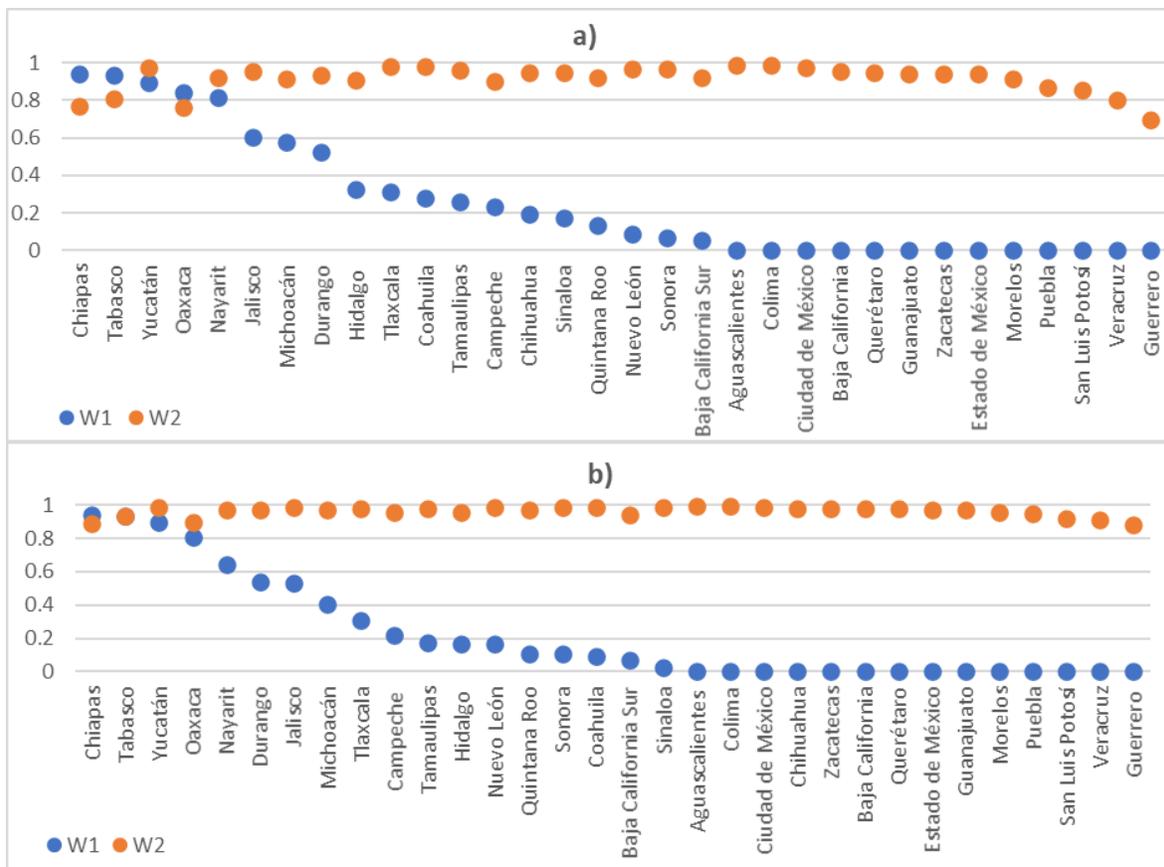
El peor puntaje en la evaluación del nexo WEF corresponde a la Ciudad de México con 0.466 y 0.464 para los años 2019 y 2020, debido a que solo tiene valores en 5 variables y los 4 restantes tienen puntajes de 0 (W1, E1, E3, F3). La disponibilidad de agua (W1) es igual a 0 porque la ciudad presenta déficit hídrico; Se generan 512.8 hm<sup>3</sup> de agua y se concesionan 603.8 hm<sup>3</sup> (CONAGUA, 2021b). Disponibilidad de energía (E1) y sostenibilidad (E3) presenta indicadores bajos ya que la generación eléctrica (985 GWh) a partir de combustibles fósiles en turbogás, combustión interna, cogeneración eficiente y centrales termoeléctricas convencionales, representa alrededor del 8% del consumo eléctrico (SENER, 2018). Además, de 2019 a 2020 el consumo eléctrico tuvo una disminución de 12,910.523 GWh a 11,354.75 GWh (SENER, 2021b). La sostenibilidad alimentaria (F3) es igual a 0 porque la producción de alimentos fue de 386,241.96 y 379,432.24 toneladas, y la producción de leche de 12,402 y 12,180 mil litros en 2019 y 2020 respectivamente (SIAP, 2021b), siendo el segundo lugar más bajo de todo el país con disponibilidad de alimentos que provoca que se

importen gran cantidad de alimentos para abastecer a la segunda población más grande del país (9,209,944 habitantes) (INEGI, 2020b).



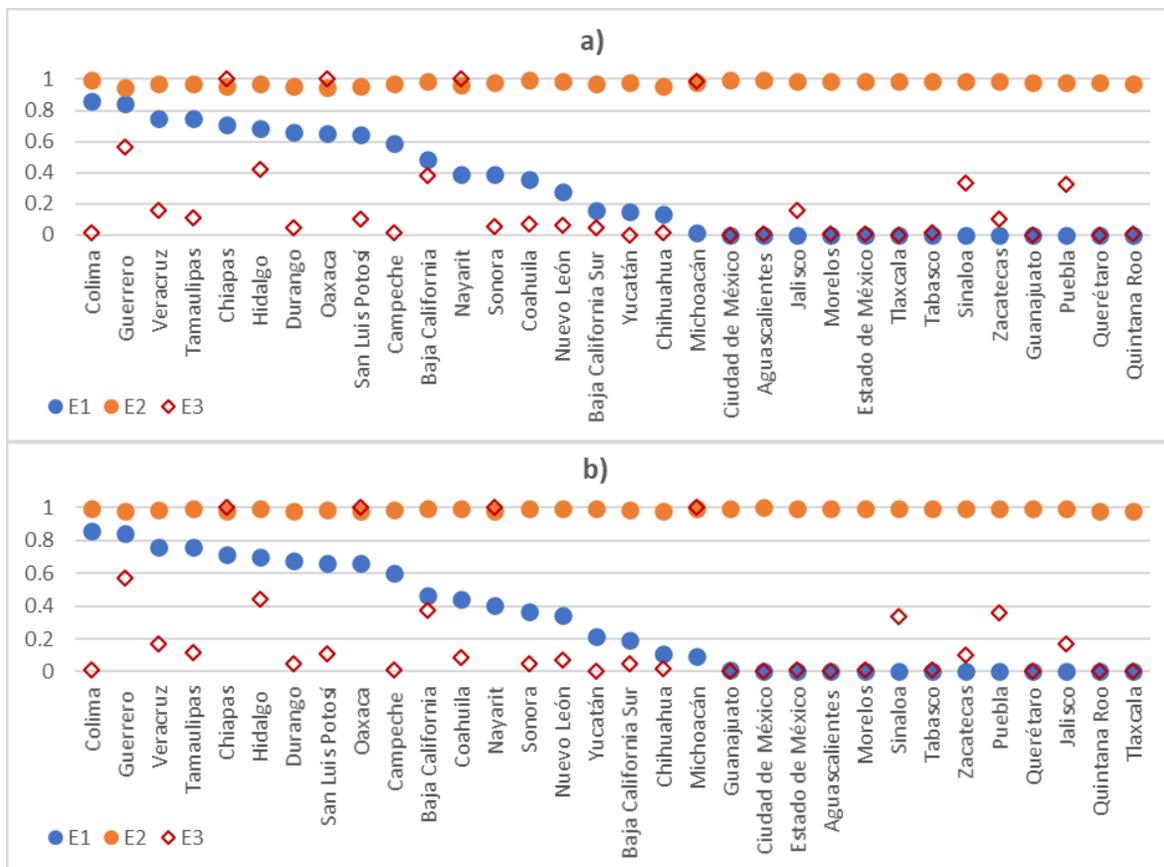
**Figura 1** Ranking de estados de México según su puntaje en el WEF Nexus Index en a) 2019 y b) 2020.

La **Figura 2** muestra los resultados de las variables disponibilidad de agua (W1) y accesibilidad al agua (W2) de los estados. Para calcular W2 se utilizaron datos de 2010 y 2020 (SEMARNAT, 2020b), lo que muestra una mejora en el porcentaje de la población con acceso a agua potable. En ambos años, los estados con mayor disponibilidad de agua, como Chiapas, Tabasco y Oaxaca, son estados donde la población tiene bajo acceso a servicios de agua potable entubada en el hogar. En un caso crítico se encuentran los estados de Veracruz y Guerrero, al tener baja disponibilidad y accesibilidad al vital líquido en el país. Veracruz generó 4,407.15 hm<sup>3</sup> y 4,304.5 hm<sup>3</sup> de agua en 2019 y 2020 respectivamente, sin embargo, tiene un volumen concesionado de 6,029.27 hm<sup>3</sup> de los cuales el 64.2% es para uso agrícola, por lo que se encuentra en déficit hídrico. Guerrero también se encuentra en esta situación porque tuvo un volumen de agua de 3,655.12 hm<sup>3</sup> en 2019 y 3,199.64 hm<sup>3</sup> en 2020, pero contó con 4,505.98 hm<sup>3</sup> de agua concesionada (CONAGUA, 2021b) de los cuales el 69.3% es para uso en la central termoeléctrica “Plutarco Elías Calles”. Planta, que es la más grande del país con una generación bruta de 18,081 GWh (SENER, 2021a).



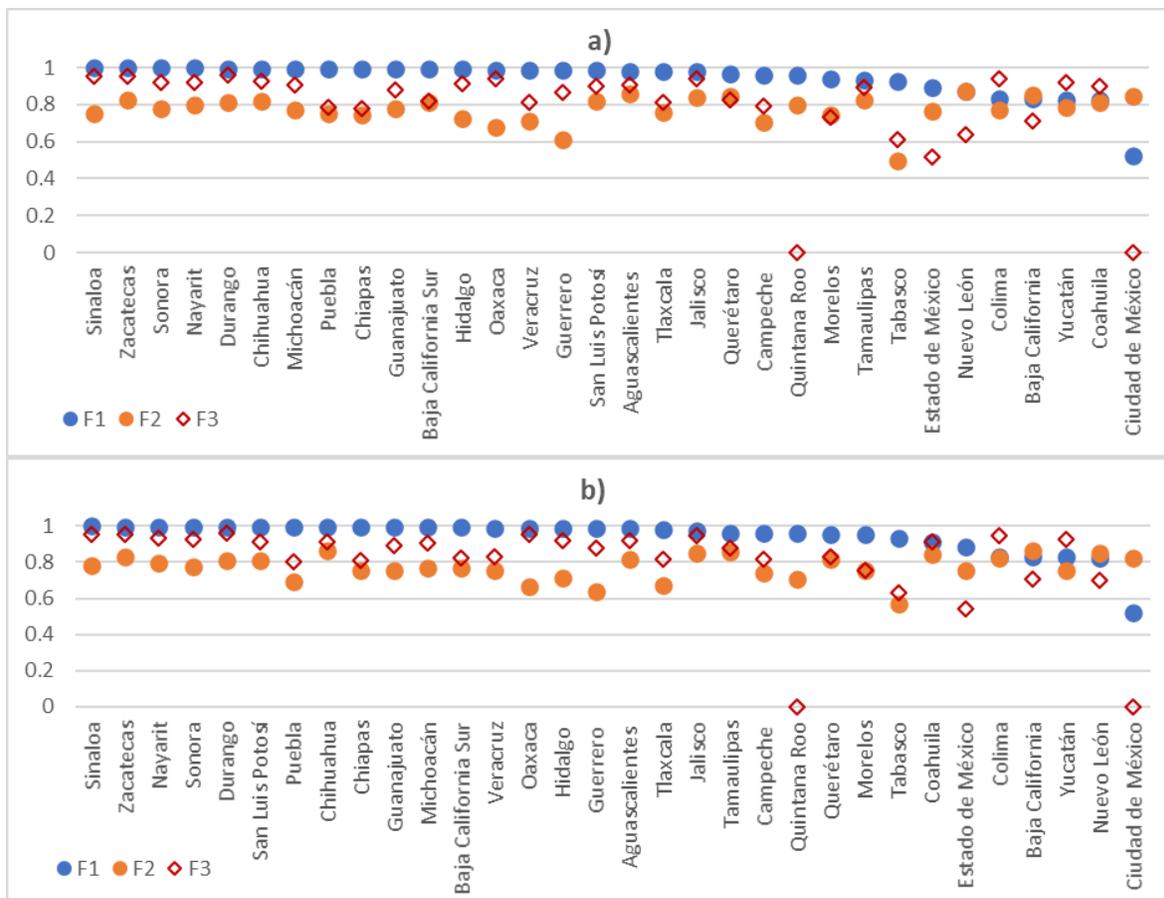
**Figura 2** Comportamiento de las variables W1 disponibilidad de agua y W2 accesibilidad de agua para los años a) 2019 y b) 2020 en cada estado.

En el sector energético (**Figura 3**), se observa una ligera mejora en la disponibilidad de energía (E1) en 2020 respecto a 2019, debido a que el consumo eléctrico nacional disminuyó de 218,929.62 GWh en 2019 a 206,564.08 GWh en 2020 (SENER, 2021b), esta disminución se derivó de las estrategias para contener la propagación del COVID-19, entre las cuales el cierre de actividades no esenciales como comercios e industrias no consideradas esenciales, provocó que algunos sectores se vieran afectados, como son los casos del sector Comercial (-10.8 %), Mediana Empresa (-8,1%) y Gran Industria (-5,6%). En contraste, los sectores Residencial y Agropecuario crecieron 6.4% y 10.8%, respectivamente (SENER, 2021a).



**Figura 3** Comportamiento de las variables E1 disponibilidad eléctrica, E2 accesibilidad eléctrica y E3 sostenibilidad energética en a) 2019 y b) 2020 en cada estado.

En el sector alimentario (**Figura 4**), la situación mejora en comparación con los escenarios hídricos y energéticos ya que la mayoría de los estados tienen alta disponibilidad de alimentos y sostenibilidad excepto Quintana Roo y Ciudad de México que muestran valores de F3 iguales a cero. Para el año 2018 al 2020 Tabasco mejoró su accesibilidad alimentaria, sin embargo, sigue siendo el estado con menor acceso a alimentos nutritivos y de calidad en el país.



**Figura 4** Comportamiento de las variables F1 disponibilidad de alimentos, F2 accesibilidad a alimentos nutritivos y de calidad y F3 de sostenibilidad de alimentos para a) 2019 y b) 2020 en cada estado.

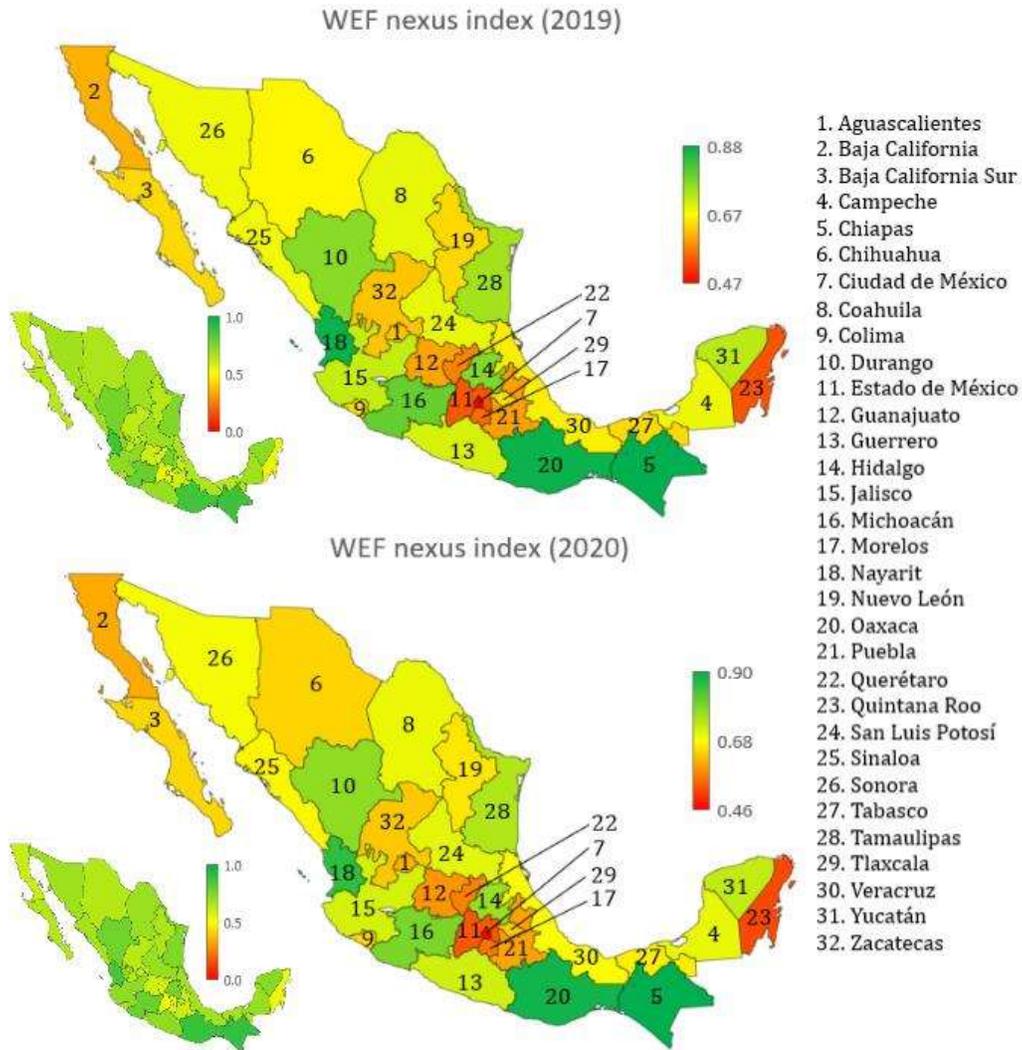
La **Figura 5** muestra los resultados obtenidos del índice de nexos WEF de los estados mexicanos, utilizando rojo para valores bajos, amarillo para valores promedio y verde para valores altos. El mapa pequeño tiene una escala de 0 a 1 y el mapa grande tiene una escala del valor mínimo y máximo obtenido de la evaluación de los estados para identificar visualmente los estados mejor y peor evaluados.

En el caso del sector agua, el 46.8% de las entidades federativas tuvo una disminución en la disponibilidad, y en el caso sostenibilidad 28.1% de los estados mostraron una disminución para 2020. En cuanto a la accesibilidad al agua, Tlaxcala fue el único estado que disminuyó en esta variable mientras que Chiapas, Tabasco, Oaxaca y Guerrero tuvieron una mejora de 2010 a 2020. Esto fue causado en parte por los efectos del cambio climático en México, ya que, en 2020, por segundo año consecutivo, las precipitaciones totales anuales estuvieron por

debajo del promedio, desde el norte hasta el centro del país. Esta baja precipitación se acentuó principalmente en el noroeste y los estados costeros del Pacífico mexicano, a excepción de las costas de Jalisco y Colima. En el caso de la temperatura, se observa una tendencia creciente desde 2004; en 2019 y 2020 se registró una anomalía de 1.4°C por encima del promedio climatológico, lo que los convierte en los años más cálidos desde 1953 (CONAGUA, 2020a). Esto ejerce presión sobre los recursos naturales, la economía y la población en varias regiones del país.

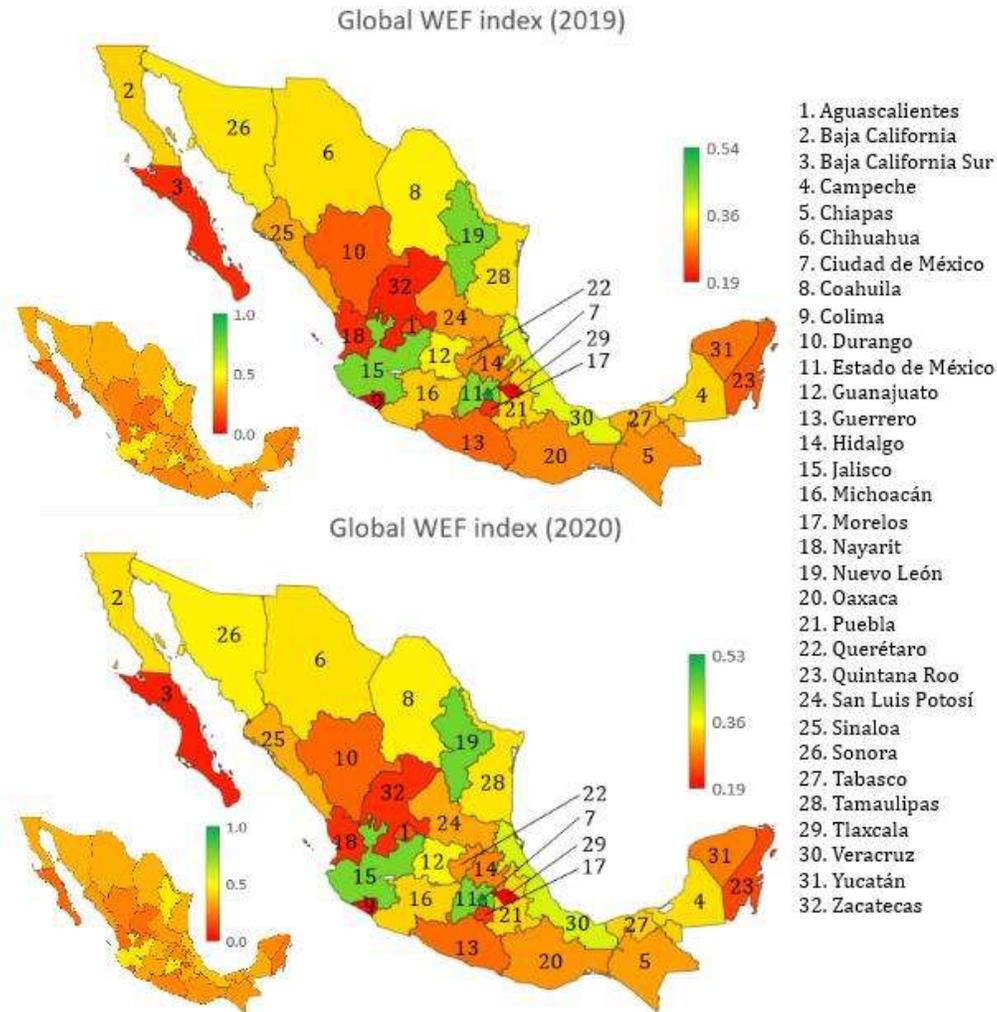
En el sector energético, el 43.7% de las entidades federativas mejoraron su disponibilidad energética y el 59.3% en el caso de la sostenibilidad energética del 2019 al 2020. Esta mejora se debió a la disminución del consumo eléctrico debido a la contingencia sanitaria originada por el COVID-19, que provocó la suspensión de actividades productivas en todo el país. En cuanto a accesibilidad energética, el único estado que mostró una disminución fue Tlaxcala, mientras que Oaxaca y Guerrero fueron los estados con mayor porcentaje de mejora de 2010 a 2020.

En el sector de alimentos, 56.2% de las entidades federativas muestran una disminución en la variable disponibilidad de alimentos, siendo los peores Estado de México, Querétaro y Ciudad de México. Nuevo León ocupa el último lugar con -5.7%. Sin embargo, el 81.2% de los estados tiene un puntaje alto igual o superior a 0.9. En el caso de la accesibilidad a los alimentos, el 53.1% de las entidades federativas tuvo una disminución, siendo Tlaxcala y Quintana Roo los que peor y Tabasco tuvieron el mayor aumento en la accesibilidad a los alimentos en su población. Sumado a esto, el 90.6% de las entidades federativas en 2018 y el 84.3% en 2020 tuvieron un puntaje igual o superior a 0.7. En lo que respecta a la sostenibilidad alimentaria el 81.2% de los estados tuvieron una mejora de 2019 a 2020, siendo el Estado de México y Nuevo León los estados que más mejoraron. Mientras que 4 estados, Sinaloa, Baja California, Chihuahua y Tamaulipas tuvieron una ligera disminución entre 0.01 y 1.72%. Esto se deriva de una disminución en la producción de alimentos en 2020. Se obtuvo un puntaje igual o superior a 0.71 en el 84.3% de las entidades federativas. Siendo el sector primario en el país el único que registró un crecimiento positivo respecto al resto de las actividades económicas, lo que permitió eliminar cualquier posibilidad de escasez y así mantener el suministro de alimentos a la población en confinamiento.



**Figura 5** Mapa de los estados evaluados por el índice de nexos del WEF en 2019 y 2020.

Para 2019 y 2020, los estados con color rojo que indican los puntajes más bajos en el índice global del Nexos WEF son Morelos, Baja California, Nayarit, Zacatecas, Colima y Tlaxcala. Tlaxcala fue el peor estado del país con una disminución en el valor del índice de nexos WEF de -1.74% de 2019 a 2020, además de tener una posición baja en el ranking del índice IPIBpc en el lugar 29 y con una disminución de su PIB en las 3 actividades económicas y el IPob en el puesto 28 de 32, todo lo anterior repercutió en la reducción del valor del índice WEF global de -2.5%.



**Figura 6** Resultados del índice global WEF de los estados en 2019 y 2020.

La **Figura 6** muestra los resultados de la evaluación del índice global WEF con dos mapas, el mapa pequeño con una escala de 0 a 1 para observar el cambio de 2019 a 2020 y el mapa grande con una escala del valor mínimo al máximo, obtenidos en la evaluación de los estados para observar los mejores y peores evaluados. Donde el 96.8% de las entidades federativas del país se encuentran por debajo del valor promedio de 0.5. Solo la Ciudad de México presenta un puntaje igual o superior a 0.5 (2019 y 2020), que fue el peor evaluado en el índice de nexo del WEF, pero fue el segundo mejor estado en los índices IPIBpc e IPob. En segundo lugar, el índice WEF global se encuentra Nuevo León, seguido de Jalisco y el Estado de México.

### 3.5 Conclusiones

Se presenta un índice compuesto llamado Índice Global WEF que involucra el índice de nexos WEF que tiene nueve indicadores que evalúan la disponibilidad, accesibilidad y sostenibilidad de cada recurso en el nexo agua-energía-alimentos. El índice IPIBpc involucra el Producto Interno Bruto per cápita y el índice IPob que incluye a la población. Se analiza el país México en los años 2019 y 2020, que corresponden a un año anterior a la pandemia de COVID-19 y durante la misma pandemia para determinar la seguridad de los tres recursos y su entorno económico. En general, la diferencia de resultados obtenidos entre los años analizados no puede atribuirse enteramente a la pandemia de COVID-19.

Los resultados muestran que en la evaluación del índice global WEF de los 32 estados del país, solo 13 estados mejoraron en 2020, esto se deriva de las implicaciones de los índices que lo componen ya que 21 estados mejoraron en la evaluación del nexo WEF seguridad. En general, hubo una mejora en la accesibilidad al agua y la energía para 2020, mientras que la accesibilidad a los alimentos muestra una disminución. Hubo una disminución en la disponibilidad de agua y un aumento en la disponibilidad de energía; en el caso de los alimentos, hay alta disponibilidad, pero hubo una ligera disminución. Sin embargo, los resultados mostraron una mejora en la sostenibilidad del agua, la energía y los alimentos en 2020.

En la evaluación del índice IPIBpc que involucra el PIB per cápita, 23 entidades federativas empeoraron en 2020 debido a la paralización de actividades como medida para frenar la propagación del COVID-19, que afectó sustancialmente las actividades económicas secundarias y terciarias. Para analizar los resultados alcanzados, se graficaron los resultados de los índices IPIBpc e IPob en forma de rankings, para el índice de nexos WEF en gráficos de barras apiladas y el índice WEF Global en mapa de calor, que proporcionan señales claras que alertan y exponen situaciones extraordinarias. y permitir la identificación de posibles áreas de intervención para los actores de interés. El indicador global puede jugar un papel protagónico debido a su simplificación, ya que, en general, los tomadores de decisiones suelen dedicar poco tiempo a estudiar y analizar los temas, exigiendo presentar los resultados de la manera más concisa y sintética posible. Por tanto, su presentación debe comunicar una imagen que facilite una visualización rápida y precisa.

## **CAPÍTULO 4. Ciclo de Vida del Nexo Agua-Energía-Alimentos- Ecosistemas**

#### 4.1 Enfoque

Hacia un futuro sostenible por el alza de población y la cantidad de servicios demandados en una región específica, el enfoque propuesto consta de tres puntos generales:

1. Selección de diferentes fuentes de extracción de agua, generación de energía y producción de alimentos, con el objetivo por satisfacer a lo largo de un año las demandas de servicios para uso público, doméstico, industrial y agrícola.
2. Cálculo de seguridad sobre disponibilidad y sostenibilidad de los recursos WEF. Se utiliza la metodología utilizada en (Sánchez-Zarco et al., 2020).
3. Evaluación del daño causado sobre tres categorías: salud humana, recursos y ecosistema de acuerdo con el enfoque de economía circular con el LCA del sistema total.

Es importante señalar que se prioriza la producción de todos los servicios de forma local, sin embargo, se da opción de adquirir servicios fuera de la región señalada, considerado producto importado, con una penalización sobre los costos en transporte. Además, la metodología planteada es general y puede ser adaptada a cualquier región cambiando parámetros específicos. Todo lo anterior se ilustra en la **Figura 7** y se describe mediante un sistema de ecuaciones descrito en la **sección 4.2**.



Figura 7 Metodología de evaluación del nexo WEF.

## 4.2 Formulación de Objetivos

### 4.2.1 Seguridad WEF

La seguridad del Nexo se evalúa maximizando los índices de seguridad para el agua, la energía y los alimentos. Medir la disponibilidad y sostenibilidad de los recursos.

$$WEF = WA + WS + EA + ES + FA + FS \quad (13)$$

**Seguridad hídrica.** La seguridad hídrica es evaluada con variables que se pueden ser cuantificadas a través del modelo matemático descrito. La disponibilidad del agua ( $WA$ ) relaciona la cantidad de agua disponible en cada fuente de extracción ( $WaterA$ ) y el agua utilizada en cada sector ( $WDemand_u$ ).

$$WA = \frac{WaterA - \sum_u WDemand_u}{WaterA} \quad (14)$$

Por otro lado, la sostenibilidad de agua ( $WS$ ) representa que tanto es posible mantener el servicio de agua sin requerir fuentes externas, como es el agua importada ( $Water_u^{IM}$ ).

$$WS = \sum_u \left[ \frac{WDemand_u - Water_u^{IM}}{WDemand_u} \right] \quad (15)$$

**Seguridad energética.** La seguridad energética se afronta desde la perspectiva del uso consciente y la promoción del uso de la energía procedente de fuentes. La disponibilidad de energía ( $EA$ ) relaciona la capacidad máxima instalada ( $CapE_e^{Max}$ ) y el consumo de energía ( $EDemand_u$ ).

$$EA = \frac{\sum_e CapE_e^{Max} - \sum_u EDemand_u}{\sum_e CapE_e^{Max}} \quad (16)$$

La sostenibilidad de energía ( $ES$ ) representa de la necesidad de utilizar energía generada por fuentes renovables ( $TotREnergy$ ), esta variable tiene como objetivo mostrar cuánto se puede sostener el sector energético sin agotar los recursos

$$ES = \frac{\sum_u EDemand_u - TotREnergy}{\sum_u EDemand_u} \quad (17)$$

$$TotREnergy = \sum_e Energy_e, \quad \forall e = wind \quad (18)$$

**Seguridad alimentaria.** La medición de la seguridad alimentaria representa grandes retos a nivel mundial debido a la cantidad de variables que están directa e indirectamente involucradas. Para cuantificar este sector vulnerable, haciendo uso de índices previamente desarrollados y añadiendo nuevas variables a un modelo de optimización ya existente, se evalúa la seguridad alimentaria a través de la disponibilidad y sostenibilidad de los alimentos. La disponibilidad de alimentos ( $FA$ ) relaciona a energía calórica requerida ( $CaloricE^R$ ) en una dieta sana y la energía calórica no consumida ( $CaloricE^{NC}$ ). Es importante señalar que la energía calórica consumida ( $CaloricE^C$ ) debe ser menor o igual a la requerida ( $CaloricE^R$ ), con el objetivo de que enfermedades como el sobrepeso o la diabetes no aumenten.

$$FA = \frac{CaloricE^R - CaloricE^{NC}}{CaloricE^R} \quad (19)$$

La sostenibilidad alimentaria ( $FS$ ) relaciona cuanta comida consumida es comida importada ( $Food_i^{IM}$ ). El total de comida consumida ( $TotFoodDC$ ) es la suma de cada alimento con producción existente, nueva e importada.

$$FS = \frac{FoodC - \sum_i Food_i^{IM}}{FoodC} \quad (20)$$

#### 4.2.2 Costo total anual

El costo asociado a la producción de agua, energía y alimentos se evalúa según la cantidad producida y el costo de producción de cada uno. En el caso de la producción de nuevos alimentos, el parámetro del costo de producción ( $\beta_i^{\text{Food}}$ ) ya incluye el costo de inversión.

$$\begin{aligned} Cost = & \sum_w \left[ \sum_u W_{w,u}^{Use} \cdot \beta_w^{\text{Water}} + Water_w^{IM} \cdot \beta_w^{IM\text{Water}} \right] + \sum_e \left[ Energy_e \cdot \beta_e^{\text{Energy}} \right] + \\ & \sum_i \left[ (Food_i^{NP} + Food_i^{EP}) \cdot \beta_i^{\text{Food}} + Food_i^{IM} \cdot \beta_i^{IM\text{Food}} \right] \end{aligned} \quad (21)$$

Las ventas de cada producto demandado por la sociedad se multiplican por su costo unitario de venta.

$$\begin{aligned} Sales = & \sum_u WDemand_u \cdot \phi_u^{\text{Water}} + \sum_u EDemand_u \cdot \phi_u^{\text{Energy}} + \\ & \sum_i \left[ (Food_i^{NP} + Food_i^{EP} + Food_i^{IM}) \cdot \phi_i^{\text{food}} \right] \end{aligned} \quad (22)$$

Finalmente, el costo anual total se obtiene sumando el costo de capital total, el costo operativo total y restando las ventas.

$$Profit = Sales - Cost \quad (23)$$

#### 4.2.3 Análisis de ciclo de vida (LCA)

El LCA se realiza través del Eco-indicador 99 es una función del factor estandarizado del eco-indicador ( $\theta_{\text{Damage}}$ ) (Tabla B-5) y la cantidad de producción. Para este análisis se describen tres ecuaciones que representan el daño (*Damage*) a la salud humana, la calidad de los ecosistemas y los recursos; cada uno de ellos está compuesto por la suma de todas las fuentes de obtención de agua ( $j$ ), energía ( $k$ ) y alimentos ( $i$ ) y a su vez multiplicado por el factor ecoindicador.

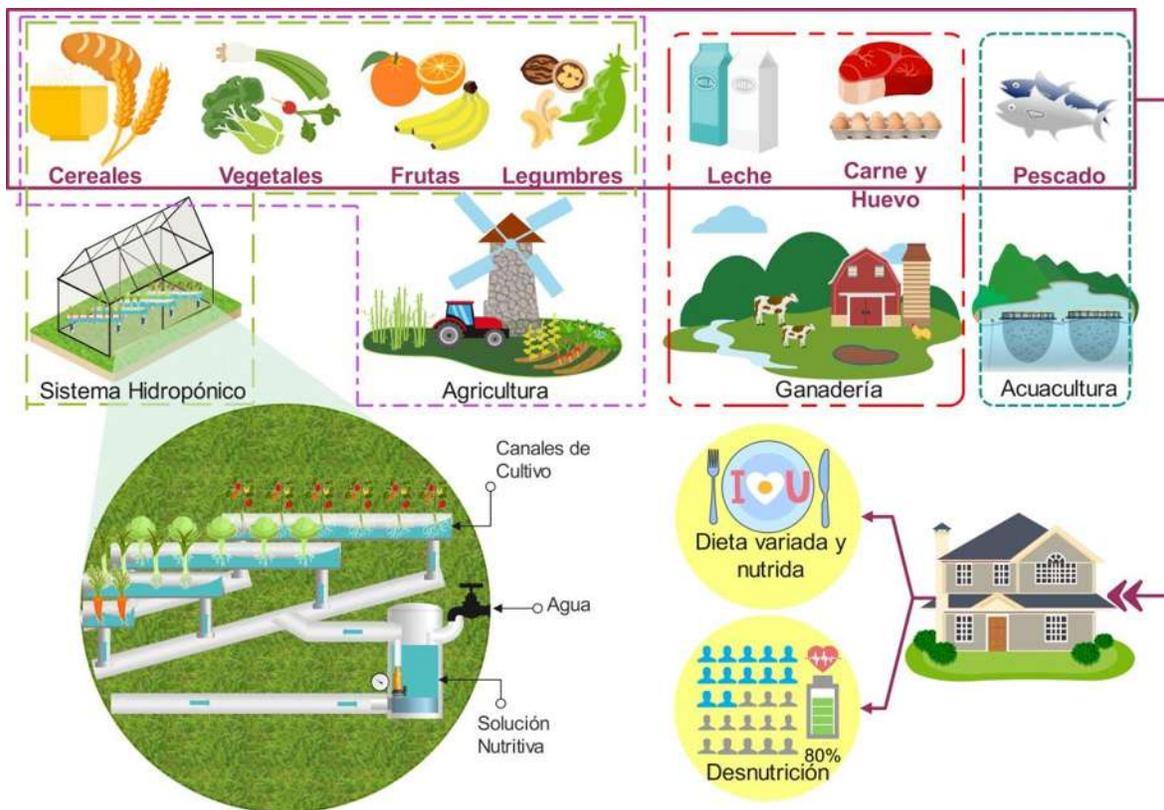
$$\begin{aligned} Eco - Indicator_{\text{Damage}}^{99} = & \sum_j (\theta_{\text{Damage},j} \cdot Water_j) \\ & + \sum_k (\theta_{\text{Damage},k} \cdot Energy_k) + \sum_i (\theta_{\text{Damage},i} \cdot Food_i), \quad \forall \text{Damage} \end{aligned} \quad (24)$$

Finalmente, el resultado global del Eco-indicador 99 es la suma de los tres daños expresados en Puntos (Pt):

$$Eco-Indicator^{99} = \sum_{Damage} (Eco-Indicator_{Damage}^{99}) \quad (25)$$

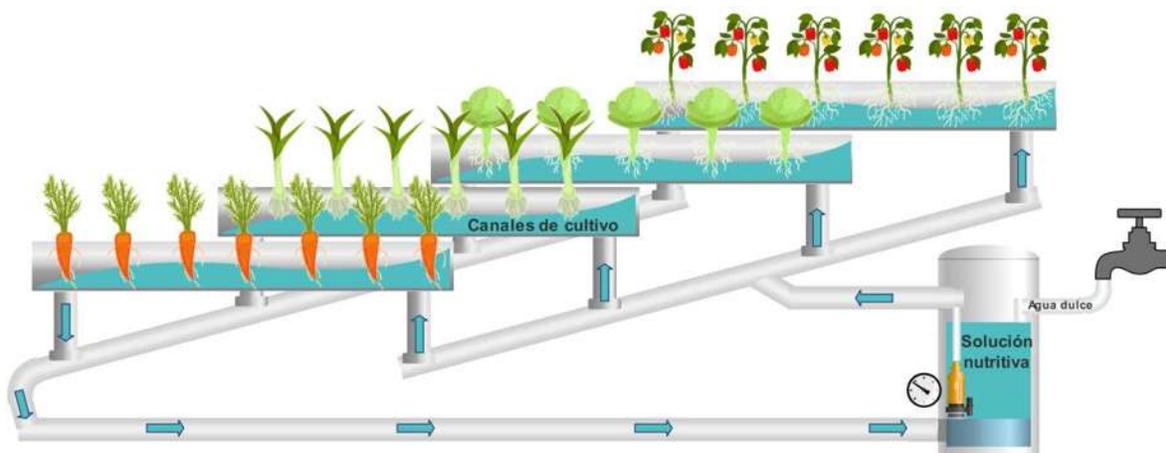
#### 4.2.1 Descripción General del Modelo Matemático

La metodología puede utilizarse para cualquier estudio de caso. De forma generalizada, el sistema describe diferentes fuentes de extracción de agua, generación de energía y producción de alimentos abastecen a los sectores agrícola, doméstico e industrial. Además, con el objetivo de considerar el aumento de población si la demanda de los recursos excede la disponibilidad, el modelo permite la compra de productos y servicios importados. La demanda de agua puede satisfacerse mediante fuentes superficiales como son presas, fuentes subterráneas (acuíferos) e importaciones, extracción de agua en ubicaciones fuera del caso de estudio. La demanda de energía puede cubrirse mediante fuentes renovables (solar y eólica) y convencionales (ciclo combinado y turbogás). En este trabajo se enfatiza el sector agropecuario con miras a una producción sustentable (**Figura 8**). Para cuantificar este sector vulnerable, haciendo uso de los índices mencionados anteriormente y agregando nuevas variables a un modelo de optimización existente, se evalúa la seguridad alimentaria. En general, esta nueva incorporación permite garantizar una alimentación balanceada y nutritiva para una población específica, a través de la producción de alimentos en la región o alimentos importados. En el sector alimentario, a medida que aumenta la demanda de alimentos, los precios mundiales de los alimentos también aumentan. En el sector del agua, las regiones con escasez de agua se ven sometidas a una presión adicional debido a la fuerte demanda de saneamiento y agua potable para prevenir la transmisión de virus. En el sector energético, la demanda mundial de energía disminuye a medida que disminuyen el transporte, el comercio y la producción. Además con nociones de economía circular enfatizando en cadenas de suministro para lograr hacer más con menos, también se incluye el análisis de ciclo de vida para cada uno de los productos.



**Figura 8** Elementos que conforman el sector alimentos.

**Agricultura Hidropónica de Flujo y Reflujo “Ebb and Flow”.** El clima característico y las condiciones de suelo presentes en zonas semiáridas hacen que la actividad de agricultura se vuelva inviable para satisfacer las demandas de la población. Por lo cual, es necesario la inserción de nuevas técnicas novedosas para lograr cosechar alimentos bajo condiciones controladas. La hidroponía es una técnica que ha cobrado mayor interés debido a la falta de disponibilidad de suelo, cantidad de nutrientes requeridos y cambios climáticos. Existen diferentes sistemas hidropónicos, la técnica “ebb and flow” es la más eficiente para cultivos como hortalizas. De forma general el sistema consiste en inundar el cultivo con una solución de nutrientes proveniente de un depósito, una vez los nutrientes son absorbidos se drena la solución nuevamente al depósito (**Figura 9**).



**Figura 9** Sistema hidropónico.

**Ciclo de vida.** El ciclo de vida de un producto es un concepto de gran importancia en el proceso de su comercialización, dado que la existencia de productos competidores, el comportamiento del mercado y la situación del entorno cambian a lo largo del tiempo durante todo este proceso. El ciclo de vida de un producto es un proceso cronológico que transcurre desde su lanzamiento en el mercado hasta su desaparición. El análisis del ciclo de vida de un producto y de todas sus características debería permitir, por tanto, diseñar una política de comercialización adecuada para cada producto y mercado, y permite, de manera objetiva, estimar y evaluar los impactos que un producto o servicio puede tener sobre el medio ambiente durante todas las etapas de su vida. El principio básico de la herramienta es identificar y describir todas las etapas del ciclo de vida de los productos, desde la extracción de las materias primas, la producción, la distribución y uso del producto final hasta su posible reutilización, reciclaje o desecho.

**Análisis de ciclo de vida.** La evaluación del ciclo de vida (LCA) es una herramienta objetiva para los diseñadores y tomadores de decisiones acerca de la huella ambiental de un proceso para obtener un producto o servicio. La mayoría de las veces este tipo de análisis de LCA se vuelven complejos al definir el ciclo de vida en cadenas de suministro, con alto consumo de tiempo y costos. Sin embargo, existen softwares que ayudan a desarrollar diferentes procesos para análisis posteriores a través de diferentes metodologías, acceso a bases de datos y con respaldo científico.

SimaPro es un software analítico que permite desarrollar investigación y políticas públicas con enfoque de sustentabilidad, proveyendo de apoyo en la toma de decisiones en datos

generales o proyecto propios. SimaPro realiza inventarios de ciclo de vida partiendo de bases de datos para un gran número de países y diferentes métodos de evaluación de impacto. Una base de datos internacionales muy utilizada en SimaPro es Ecoinvent, debido a su consistencia, transparencia en sus datos y la actualización de estos; está basada en ISO 14040 y 14044. Dentro de Ecoinvent se encuentra disponible la metodología del Eco-indicador 99, la cual cuantifica impacto ambiental a través de tres daños (daños a los recursos, daño a la salud y daño a la calidad del ecosistema). La principal diferencia del Eco-indicador 99 con otros indicadores radica en la ponderación en daños causados y no las categorías de impacto; anteriormente se ha ponderado diferentes categorías de impacto con poca información significativa, además de volverse complejo.

De forma generalizada, el daño a la salud humana se expresa a través de un índice conocido como años de vida ajustados por discapacidad (DALYs) utilizado por WHO y el Banco Mundial. EL daño a la calidad del ecosistema se expresa en Fracción Potencialmente Desaparecida (PDF)\*m<sup>2</sup>yr, representando la pérdida de especies de un área específico en determinado tiempo. Finalmente, el daño a los recursos medidos en MJ excedente de energía, denota la energía excedente para extracciones de minerales y combustibles fósiles. Las categorías de impacto son: Carcinógenos, Orgánicos respiratorios, Inorgánicos respiratorios, Cambio climático, Radiación y Capa de ozono, pertenecientes al daño a la salud humana; Ecotoxicidad, acidificación y eutrofización, forman parte del daño a la calidad del ecosistema; mientras que Minerales y combustibles fósiles al daño a los recursos. Si bien cada daño se define en diferentes unidades, después de una normalización el Eco-indicador 99 se interpreta de forma adimensional con el nombre de points (Pt) o mili points (mPt) según la dimensión. Un Point es representativo a una milésima parte de la carga ambiental anual de un habitante europeo medio. El valor no es significativo únicamente permite comparar sistemas. El Eco-indicador 99 es una herramienta muy útil para realizar diseños respetuosos con el medio ambiente. Sin embargo, las principales limitaciones son la disponibilidad de valores estándar para un lugar determinado o para establecer normas de Gobierno.

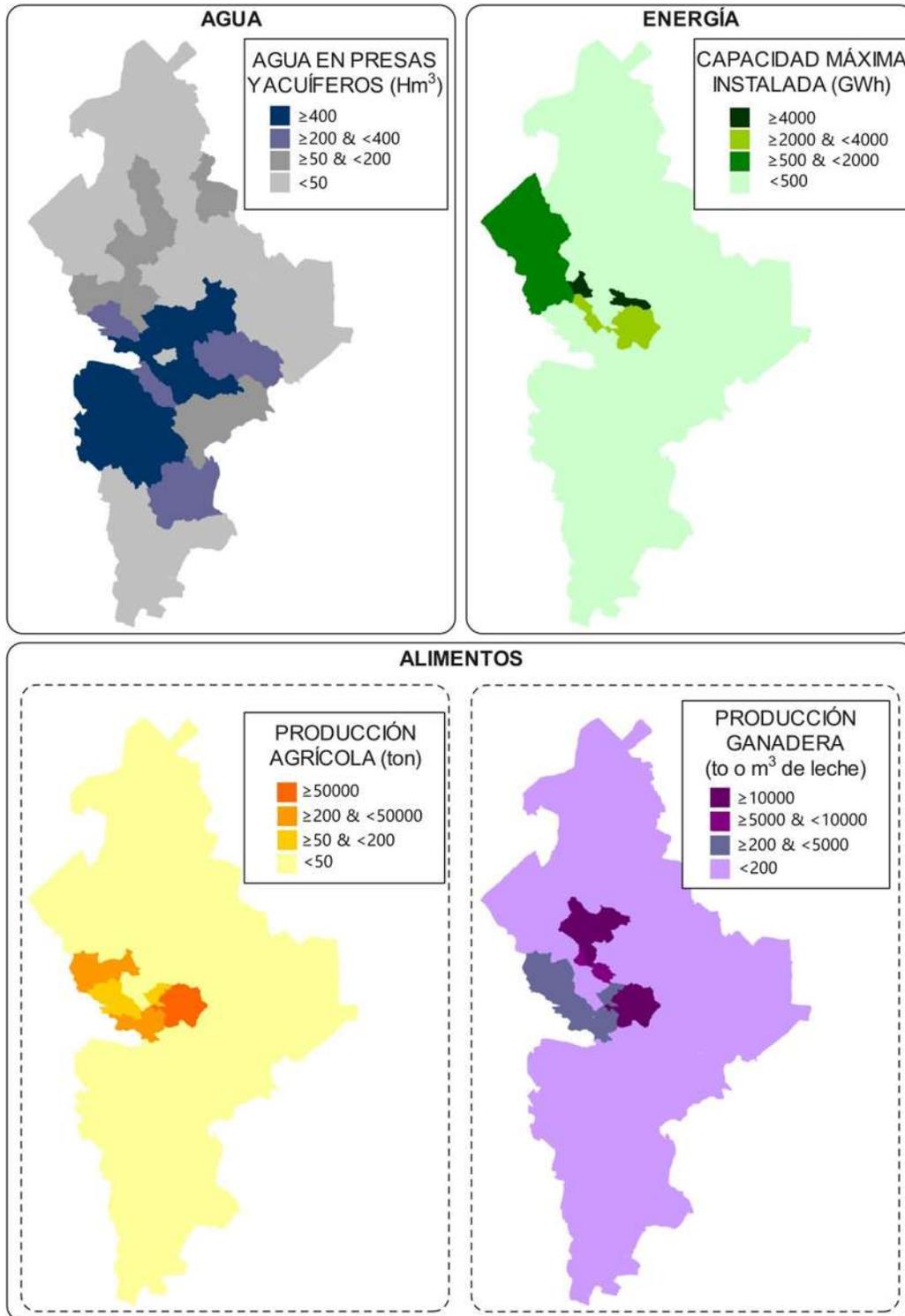
### *Generalidades de Base de Datos Ecoinvent*

- Se utiliza el modelo cut-off by classification (system and unit), por la disponibilidad en versiones actualizadas y a forma de tratar residuos y materiales reciclables con responsabilidad de los productos.
- “System and Unit” tienen el mismo resultado únicamente cambia las ramificaciones que se muestran del proceso, “Unit” requiere mayor tiempo de cálculo.
- La ponderación es el paso más controversial, no todas las personas piensan igual y las opiniones sobre la gravedad de los efectos ambientales son muy diversos. Por lo anterior, se ha seleccionado el conjunto de datos pertenecientes al arquetipo jerárquico (H, A) que representa un modelo de consenso a tiempo equilibrado, 40% calidad del ecosistema, 40% salud humana y 20% recursos.
- Los parámetros son valores estándar para la producción de 1 m<sup>3</sup> de agua, 1 kWh de energía y 1 kg de alimentos; obtenidos de SimaPro.

### **4.3 Caso de Estudio**

Se utiliza como caso de estudio un estado en el Noreste de México, llamado Nuevo León (ver **Figura 10**). La selección radica en la importancia económica a nivel nacional, siendo la tercera entidad federativa con mayor aporte al PIB. Nuevo León se ha convertido en un punto estratégico de migración de los estados vecinos en busca de una mejora en la calidad de vida, principalmente debido a su industria manufacturera con alta inversión extranjera, lo que lo ha convertido en un punto estratégico de migración extranjera (principalmente de Estados Unidos, Venezuela y Honduras). Esto ha tenido un impacto directo en la expansión urbana que ha aumentado en la última década y en consecuencia en diferentes sectores de manera positiva (por ejemplo, las ventas y las compras internacionales en 2022 crecieron un 19,8% y un 20,5% respecto al año anterior). Sin embargo, algunas repercusiones son imposibles de ignorar debido a su periodicidad sobre recursos vitales como el agua, la energía y los alimentos, generando estrés en las fuentes por el desequilibrio entre disponibilidad y demanda, y requiriendo urgentemente resiliencia en sus cadenas de suministro para promover el desarrollo sostenible. Además, Nuevo León es un estado con una gran diversidad de cultivos y ganadería. Los principales cultivos son maíz, mandarinas, manzanas, naranjas, nueces, patatas, sorgo, pomelo y trigo. Las principales especies son las aves (huevos y carne),

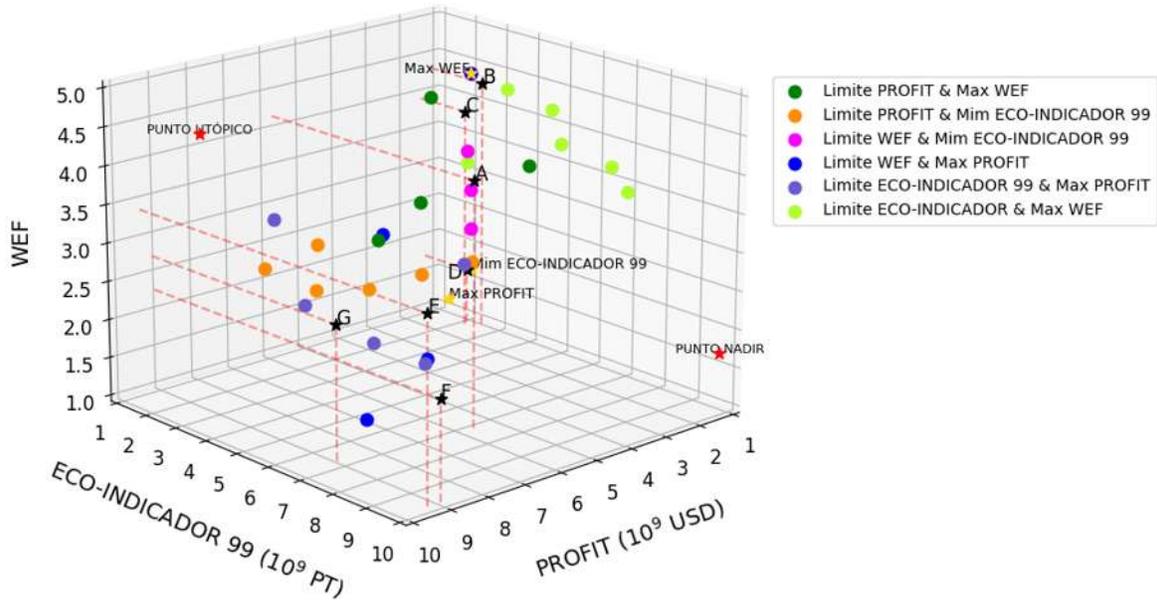
el ganado vacuno, caprino y porcino. Las fuentes de energía disponibles son el ciclo combinado, el turbogás y la eólica. Las fuentes de agua son acuíferos y represas.



**Figura 10** Distribución de recursos del caso de estudio Nuevo León, México.

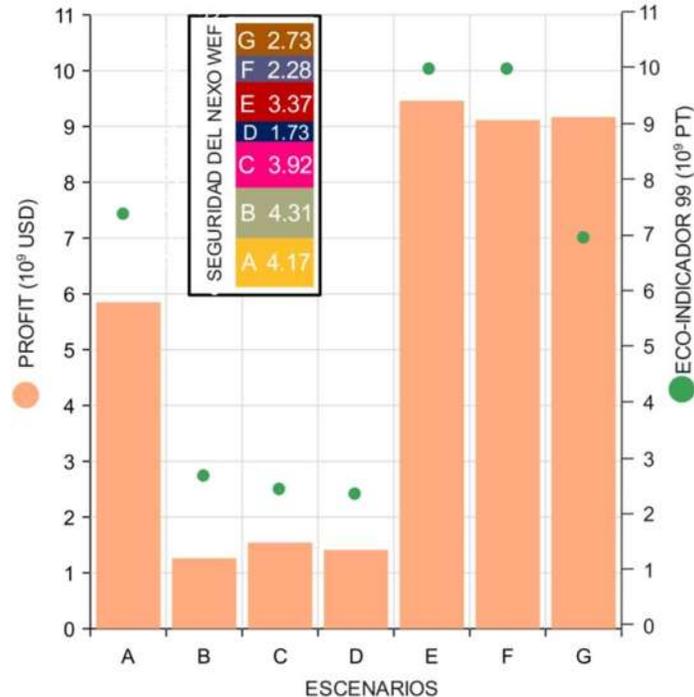
#### 4.4 Discusión de Resultados

El modelo matemático propuesto corresponde a un problema de programación mixto entero no lineal de (MINLP), fue codificado y simulado en el software general “algebraic modeling system (GAMS)”. Es importante resaltar que al ser un problema no convexo y multiobjetivo aumenta la complejidad al resolver el modelo, por lo que el método de solución se realiza en dos etapas. En la primera etapa se obtienen individualmente los valores superior e inferior de cada objetivo y se forman el punto utópico y el punto nadir. Lo anterior se justifica al incluir una solución multiobjetivo donde el principal impedimento es que los objetivos están en conflicto al querer ser satisfechos. No es posible encontrar una solución factible donde exista el mayor beneficio económico (PROFIT), la máxima seguridad (WEF) y el mínimo daño a la salud humana, la calidad del ecosistema y los recursos (eco-indicador 99). Por otro lado, la segunda etapa consiste en obtener diferentes soluciones óptimas para monitorear las variables existentes en el modelo y someterlo a un proceso de toma de decisiones. Mediante el método de *epsilon constraint* se comparan los puntos de búsqueda con base al par de valores objetivo, el cual se basa en una escalarización, se optimiza una de las funciones objetivo limitando las dos funciones restantes. En esta etapa se obtuvieron seis conjuntos de soluciones, cada uno con seis puntos. Teniendo en cuenta que una de las limitaciones de este método es que el vector épsilon se encuentra dentro del valor mínimo y máximo de las funciones objetivos individuales (etapa 1), se seleccionaron y discutieron siete escenarios de un total de 36. Las siete soluciones corresponden a escenarios denominados A-G en la **Figura 11**.



**Figura 11** Objetivos individuales y soluciones creadas a través del método de  $\epsilon$  constraint.

En la **Figura 12** se observa de manera general que no existe una tendencia evidente en cuanto a los escenarios seleccionados. Todas son soluciones factibles bajo diferentes restricciones, es decir, no todas pertenecen al mismo conjunto de soluciones. Los escenarios A y B maximizan la seguridad del nexo al restringir las ganancias económicas; sin embargo, las variables restantes (eco-indicador 99 y las ganancias económicas) son directamente proporcionales. Los escenarios C, D, E y F restringen la seguridad del nexo con diferentes objetivos. Minimizando el eco-indicador 99 (C y D), las tres variables tienen una relación de proporcionalidad directa. Por otro lado, en la maximización de las ganancias económicas (E y F) no hay proporcionalidad. El escenario G prioriza maximizar las ganancias económicas restringiendo el eco-indicador 99, mostrando variables directamente proporcionales.



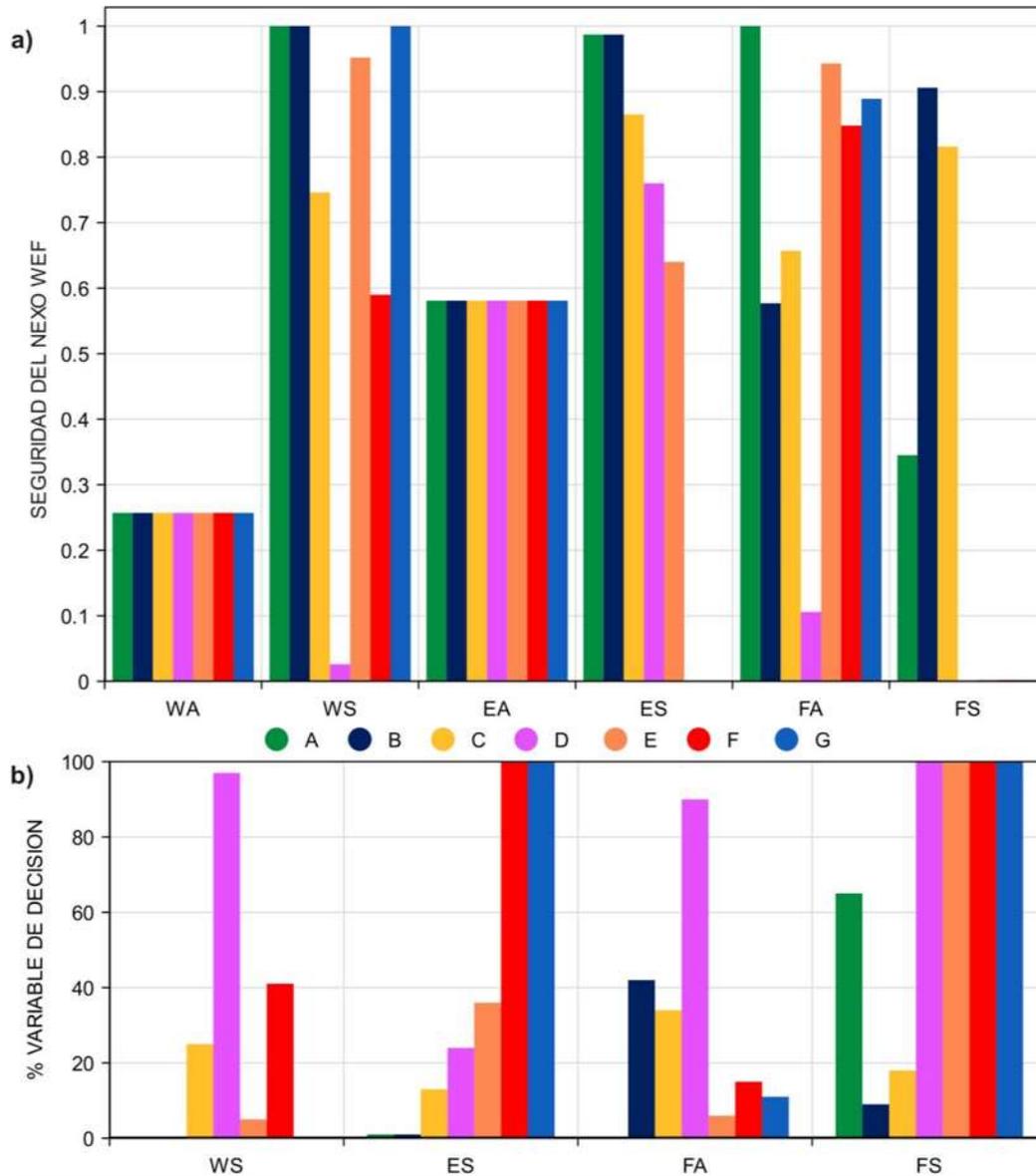
**Figura 12** Utilidades económicas, seguridad WEF y eco-indicador 99 para 7 escenarios diseñados.

Para justificar el comportamiento de las variables en cada uno de los escenarios seleccionados, es necesario analizar las variables que componen los objetivos globales. La función objetivo de seguridad del nexo está compuesta por la suma de seis índices (**Figura 13a**) con un valor máximo de 1 para cada uno: disponibilidad de agua (WA) y sustentabilidad (WS), disponibilidad de energía (EA) y sustentabilidad (ES), y disponibilidad de alimentos (FA) y sostenibilidad (FS). Se observa que no existe variación en el valor de la disponibilidad de agua y energía para ningún escenario, esto se debe a que se está considerando la misma cantidad de capacidad de agua y energía instalada en el periodo inicial, y debe satisfacer la demanda de agua y energía. Por tanto, el resto de los índices son los que inciden en el resultado total y este está directamente asociado a las variables de decisión. Cada índice tiene una variable de decisión, la cantidad de agua importada para WS, la generación de energía a partir de fuentes renovables en ES, la energía calórica no consumida por los alimentos en FA y la cantidad de alimentos importados en FS.

La **Figura 13b** ilustra el porcentaje de participación de la variable de decisión en los índices de la **Figura 13a** para los escenarios A-G, a medida que la variable se acerca al 100%, el

valor del índice disminuye, y consecuentemente la seguridad del nexo WEF está en riesgo; por el contrario, a medida que el porcentaje se acerca a cero, significa que el recurso está asegurado. Teniendo en cuenta lo anterior, tiene sentido que el valor mínimo de la seguridad del nexo según la ecuación 3 sea 1.73 correspondiente al escenario D. La solución B maximiza la seguridad del nexo con una ganancia de  $\$1266.64 \times 10^6$  USD, que satisface su demanda de agua con agua extraída de presas locales (54%) y acuíferos (46%), la generación de energía de fuentes no renovables se mantiene por un tiempo determinado sin agotar los recursos, y la seguridad alimentaria es la que se compromete con el 42% de la energía calórica no consumidos respecto a la energía calórica requerida y el 9% de alimentos importados del total consumido.

En contraste, el escenario C se destaca del resto, obteniendo un superávit de 3%, 126% y 21% al mínimo daño causado (eco-indicador 99), seguridad del nexo y ganancias económicas, respectivamente. Asimismo, las variables de decisión que intervienen en los índices de seguridad inciden en el valor total del eco-indicador 99. El parámetro asociado al daño causado se basa en la cantidad de producto utilizado ( $\text{hm}^3$ , kJ o kg) y el tipo de tecnología, esto destaca la importancia de analizar el eco-indicador 99 dentro del nexo WEF.

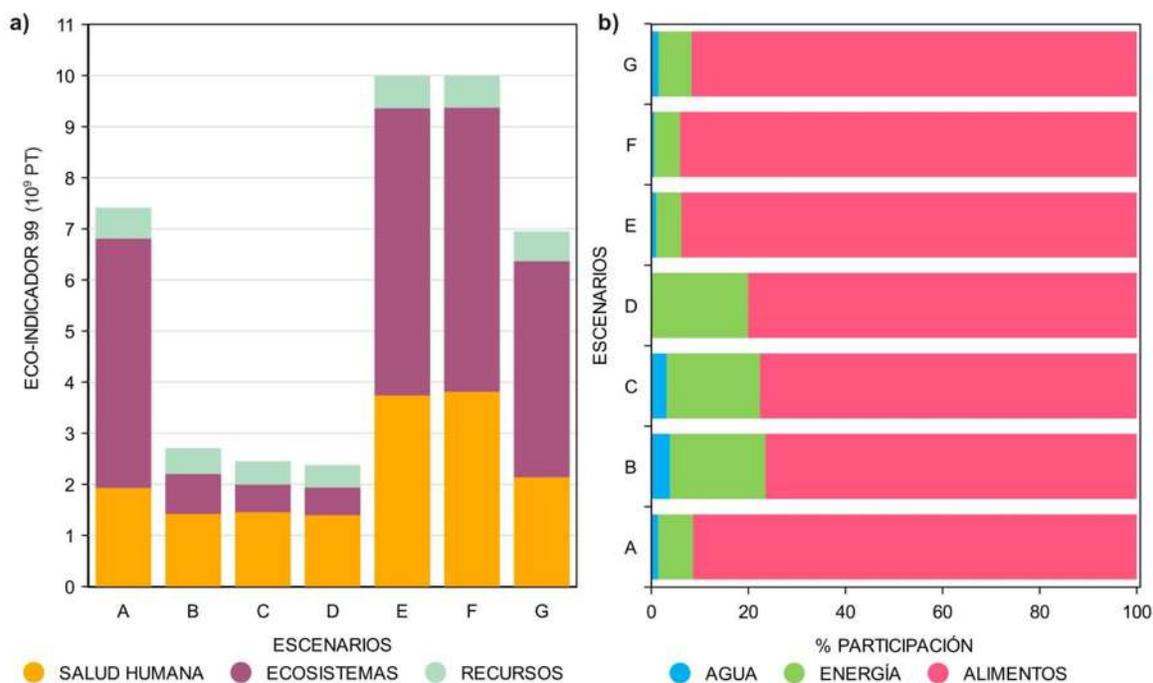


**Figura 13** Seguridad del nexo WEF: a) Índices de seguridad. b) Porcentaje de participación de las variables de decisión.

El eco-indicador total se observa en la **Figura 14** desde dos perspectivas; en la **Figura 14a** se muestra por daños causados (HH, EQ, R), y en la **Figura 14b** la participación porcentual de cada sector en el resultado total (agua, energía y alimentos). El escenario D genera el menor daño, la menor seguridad del nexo y está solo un 11% por encima de las ganancias mínimas generadas. Los índices que muestran mayor riesgo y que pueden mejorarse en el escenario D son WS, FA y FS; lo que indica que, con base en la **Figura 14b**, el sector

alimentos predomina sobre el total aun sin cumplir con una dieta variada y nutritiva, de lo cual se hablará más adelante. El máximo en el total del eco-indicador 99 del escenario E se muestra en la **Figura 14**. La composición del eco-indicador 99 por categoría de daño (salud humana, calidad del ecosistema y recursos) y por sector (agua, energía y alimentos) se presenta en **Figura 14**. Los escenarios E y F tienen el mismo valor total del eco-indicador 99 ( $1 \times 10^{10}$ ) con poca variación en el daño causado (ver **Figura 14a**); en la **Figura 14b** se identifica que dicha variación se refiere principalmente al sector agua, en consecuencia, al tipo de extracción de agua local e importada. En general, el mayor daño es sobre la calidad del ecosistema causado por el sector alimentario. Hay entre un 75% y un 95% de participación en el eco-indicador 99 en todos los escenarios analizados y a los que se les puede atribuir impacto en el uso del suelo.

Cada alimento considerado en el modelo matemático tiene asociado un único valor de eco-indicador, donde según la producción intervendrá en el resultado obtenido. Es importante señalar que se considera que los alimentos importados contribuyen al eco-indicador, el daño no se produce directamente en el caso de estudio, sino en otro lugar; denominándola “Hipótesis de la Contaminación del Refugio (HPH)” y se observa en los escenarios E y F. Por otro lado, la generación de energía por fuentes no renovables contribuye en un 99% a los daños a los recursos y en un 0,9% a la salud humana; al generar energía eólica se reduce significativamente el daño a los recursos (98%).



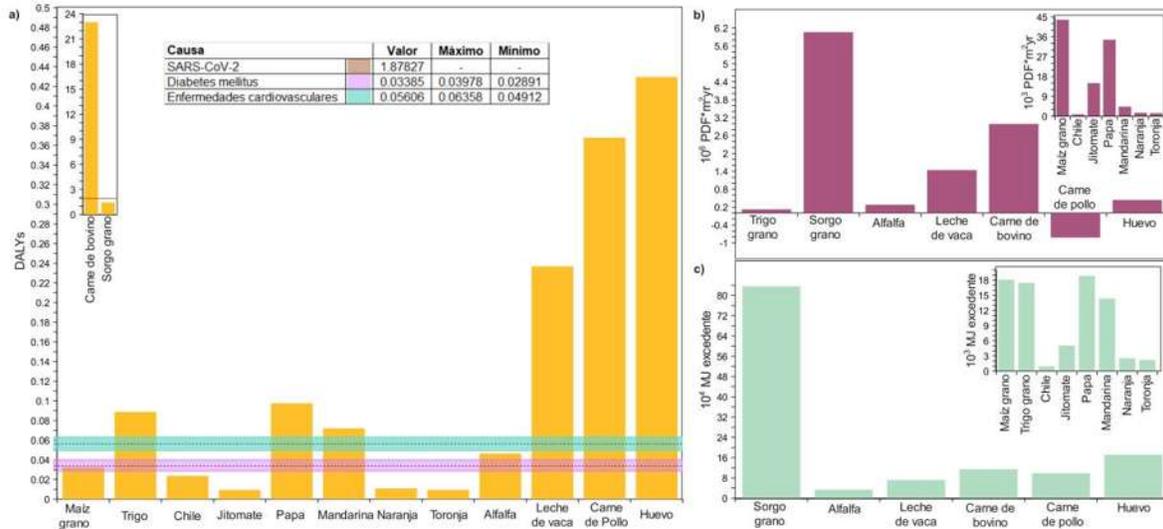
**Figura 14** Análisis de Ciclo de Vida a través del Eco-indicador 99: a) Daño causado. b) Porcentaje de participación por sector.

Sabiendo que en este caso el sector alimentario tiene el mayor impacto en los daños causados, es necesario identificar su distribución. El daño causado por la producción de alimentos cambia para cada escenario propuesto según la producción nueva y la producción importada. Los resultados antes mencionados se encuentran en las **Tablas C-1 a C-4**.

Sin embargo, la producción existente se mantiene constante para todos los escenarios, por lo que el eco-indicador 99 de este apartado también es constante, y es menos complejo interpretar los resultados de los daños causados. La **Figura 15** muestra los alimentos que tienen mayor impacto de daño según la cantidad total producida en: a) Años de vida ajustados por discapacidad (DALYs), b) Fracción Potencialmente Desaparecida (PDF\*m<sup>2</sup>yr) y c) MJ de energía excedente. Como se mencionó en la **sección 4.2.1**, la metodología del eco-indicador 99 evalúa el daño causado por 11 categorías de impacto, según índices utilizados por la OMS y el Banco Mundial. La **Figura 15a** muestra los daños a la salud humana según DALYs por alimentos, donde los alimentos pecuarios son los que participan en mayor proporción. A pesar de ello, el valor especificado solo permite conocer el aporte de cada alimento sin contextualizar la magnitud y por lo cual se toman como referencia las tres

principales causas de muerte en México y su Carga Global de Enfermedad (GBD). La producción total de maíz, que corresponde al 2% de la producción local total de alimentos, alcanza una similitud con los DALYs por padecer Diabetes Mellitus, representando el 12,8% de las muertes en 2020. La producción de ganado vacuno causa el mayor valor de DALYs, superando en 12 veces la carga general por caso confirmado de SARS-CoV-2 (Salinas-Escudero et al., 2021), siendo la primera causa de muerte (25%). Además, es importante señalar que los DALYs permiten evaluar la carga general de enfermedad considerando los años de vida perdidos por mortalidad prematura.

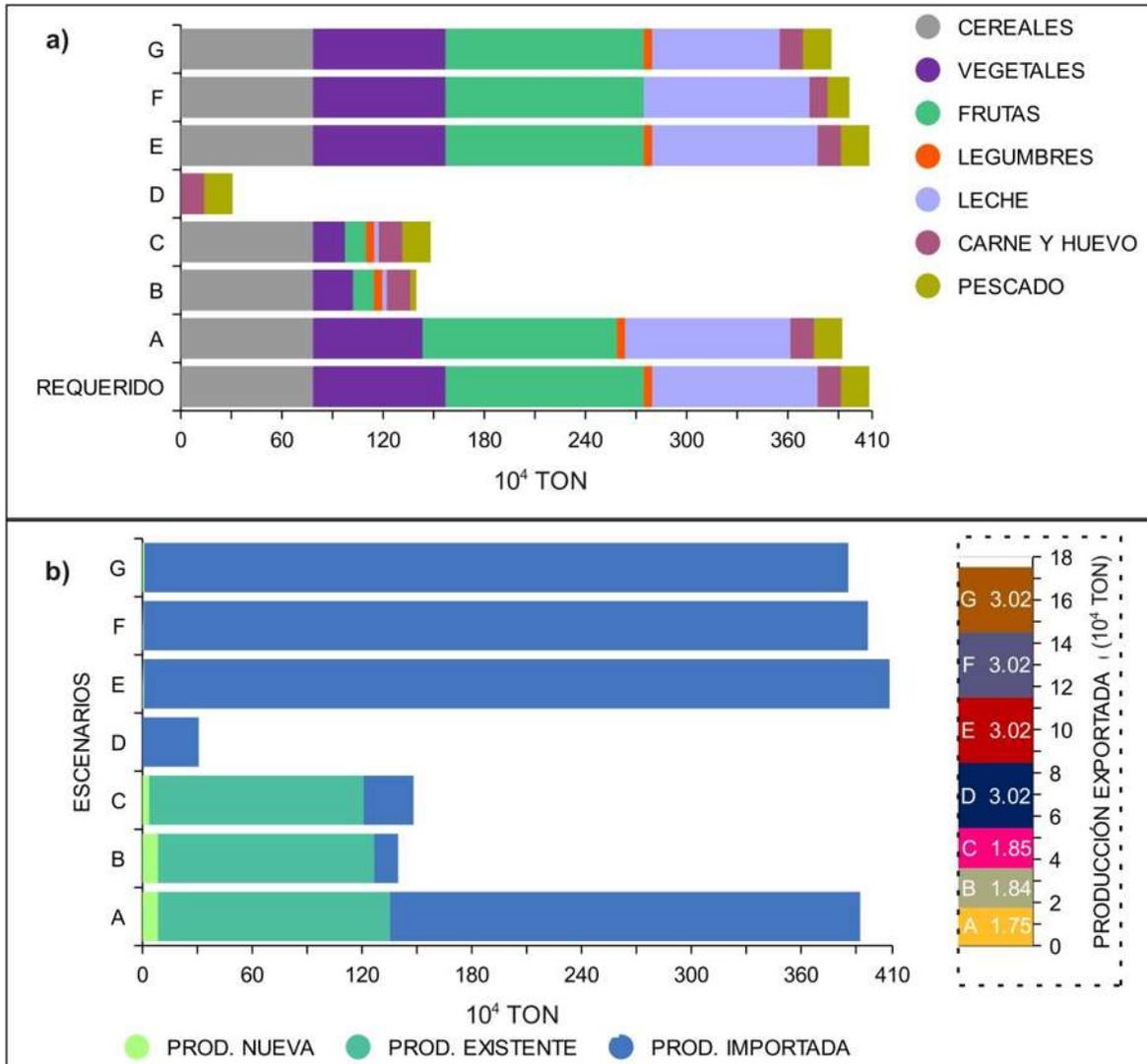
El  $\text{PDF} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{yr}$  para la producción de alimentos existente se encuentra en la **Figura 15b**. El parámetro para evaluar este daño es el único que puede ser positivo o negativo porque cuantifica el cambio (pérdida o ganancia) de la biodiversidad en un tiempo y área determinada que presenta el LCA. El  $\text{PDF} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{yr}$  podría representar grandes magnitudes, pero depende del área de referencia. Por ejemplo, la producción de sorgo grano y carne de bovinos son las más altas con valores de  $10^6$ ; sin embargo, si se considera la superficie total de tierra, la producción total de alimentos ( $10,605,541.48 \text{ PDF} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{yr}$ ) correspondería al 0,000007% o 16% de la superficie en el caso de estudio. Además, la ganancia potencial de la reposición de nutrientes a la tierra a partir de la producción de carne de aves de corral no refleja un impacto positivo neto en la producción total de alimentos, ya sea de actividades directas o indirectas. El daño a los recursos causado por la producción de alimentos existente se encuentra en la **Figura 15c** y cuantifica la diferencia entre la energía necesaria para extraer un recurso ahora y en algún momento en el futuro (MJ de energía excedente). Los productos pecuarios sobresalen de los agrícolas con los puntajes más altos, sin embargo, el sorgo grano y la alfalfa implican mayores perjuicios debido al excedente de energía para obtener combustibles fósiles de mayor calidad que se utiliza actualmente.



**Figura 15** Daños causados por la producción de alimentos existente: a) DALYs. b) PDF\*m<sup>2</sup>yr. c) MJ excedente de energía.

La **Figura 16** muestra la distribución de los grupos de alimentos consumidos y la relación entre productos nuevos, importados y existentes, que no se reservan precisamente para uso local. Los 51 tipos de alimentos considerados en el modelo matemático se agrupan en 7 grupos para analizarlos según porciones y pesos. La cantidad total de alimentos necesarios se muestra en la **Figura 16a**. Volviendo al escenario B, el índice de disponibilidad de alimentos tiene un valor de 0.577 y representa el tercer escenario con menor cumplimiento en la cantidad requerida de los 7 grupos de alimentos con 100% cereales, 30% verduras, 11% frutas, 100% legumbres, 3 % leche, 100% carne y huevo y 21% pescado, en una escala de 0-100% para cada grupo. Además, los alimentos consumidos representan el 85% de la producción nueva, el 6% de la producción existente, el 9% de la producción importada y la exportación del 61% del total de la producción local (ver **Figura 16b**). Lo anterior interfiere en la ganancia económica, el escenario B representa mayor seguridad del nexo, pero requiere inversión de capital para la producción de nuevos alimentos y costos para la compra de alimentos importados. Se destacan los escenarios H y D al proponer consumir solo 2 de los 7 grupos de alimentos y se satisfacen con alimentos importados, se exporta el 100% de la producción actual y a pesar de ello no se muestra un incremento en las ganancias económicas debido a que el sistema aumenta los costos utilizando el 97% agua importada para satisfacer la demanda. En retrospectiva, el escenario D no daña a su población, pero proporciona una

dieta limitada. Desde otra perspectiva, el escenario E es el único que brinda el total de grupos de alimentos a su población (**Figura 16a**) con todos los alimentos importados **Figura 16b**) y la mayor ganancia económica asociada a la venta de alimentos, producción de energía por fuentes de energía renovable y extracción de agua por fuentes locales en mayor proporción.



**Figura 16** Grupos de alimentos: a) Producción, exportación e importación de alimentos nuevos y existentes. b) Número de grupos de alimentos consumidos.

#### 4.5 Conclusiones

En este trabajo se ha propuesto un modelo de optimización matemática para evaluar los sectores que componen el nexo WEFE en términos de economía circular y cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). El problema abordado es complejo por dos razones, la primera porque las metas desarrolladas por Naciones Unidas no fueron creadas para la etapa de diseño en la toma de decisiones y aplicación práctica, y la segunda, buscando acentuar las cadenas de suministro a lo largo de la vida útil del producto, incluyendo puntos de vista con nociones de ecodiseño para implementar acciones ambientales, sociales y económicas. También se evalúa la seguridad hídrica, energética y alimentaria con un enfoque de disponibilidad y sostenibilidad, se incluye el Análisis de Ciclo de Vida (LCA) de evaluación de la cuna a la tumba a través del eco-indicador 99, donde se analizan los daños causados a la salud humana, la calidad del ecosistema y los recursos fueron considerados. El modelo matemático propuesto es una formulación multiobjetivo, y el enfoque de solución propuesto se divide en dos etapas: 1) reconocimiento de objetivos individuales y 2) creación de soluciones óptimas para la toma de decisiones. Se ha abordado un caso de estudio de México para implementar la metodología propuesta; este caso de estudio corresponde a un importante lugar económico ubicado en una región semiárida, que carece de varios recursos naturales y recientemente ha presentado serios problemas para satisfacer las demandas de agua. La implementación del enfoque propuesto identifica 36 soluciones de compensación, de las cuales 7 se denominan escenarios (A-G) y se analizan en detalle. De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede concluir que el sector alimentario es el que mayor control tiene sobre el sistema. Los beneficios económicos son vulnerables a la cantidad de agua importada, la energía generada a partir de fuentes no renovables y la producción de alimentos. Los alimentos consumidos se producen localmente con instalaciones de producciones nuevas y existentes, y con alimentos importados, además, el sistema también permite exportar alimentos, aunque no haya excedentes. El daño causado en la cadena de suministro se refleja en la salud y los recursos humanos cuando se utilizan combustibles fósiles, y la calidad del ecosistema aumenta cuando aumenta la producción de alimentos para el consumo o la venta. Los alimentos importados son considerados en la evaluación del eco-indicador 99, teniendo en cuenta que el daño no sería causado directamente, sino en otro lugar, dando lugar a la conocida “Hipótesis de Contaminación de Refugio (HPH)”.

## **CAPÍTULO 5. Aprendizaje Automático para el Nexo Agua-Energía-Alimentos-Ecosistemas**

## 5.1 Enfoque

Si bien se han realizado diversos esfuerzos para centralizar técnicas multidisciplinarias con un enfoque en un futuro sostenible, prevalece la necesidad de identificar y abarcar las sinergias del nexo WEFE. Esto acentúa la urgencia de obtener información y patrones ocultos con técnicas modernas para mejorar las cuestiones políticas prácticas. La toma de decisiones informada parece ser la solución para abordar la interdependencia crítica de los recursos en los sistemas de gestión que pueden adaptarse a las condiciones del cambio climático y reducir los conflictos y la desigualdad del desarrollo. Por todo lo expuesto a continuación, se presentan los principales aportes de este trabajo:

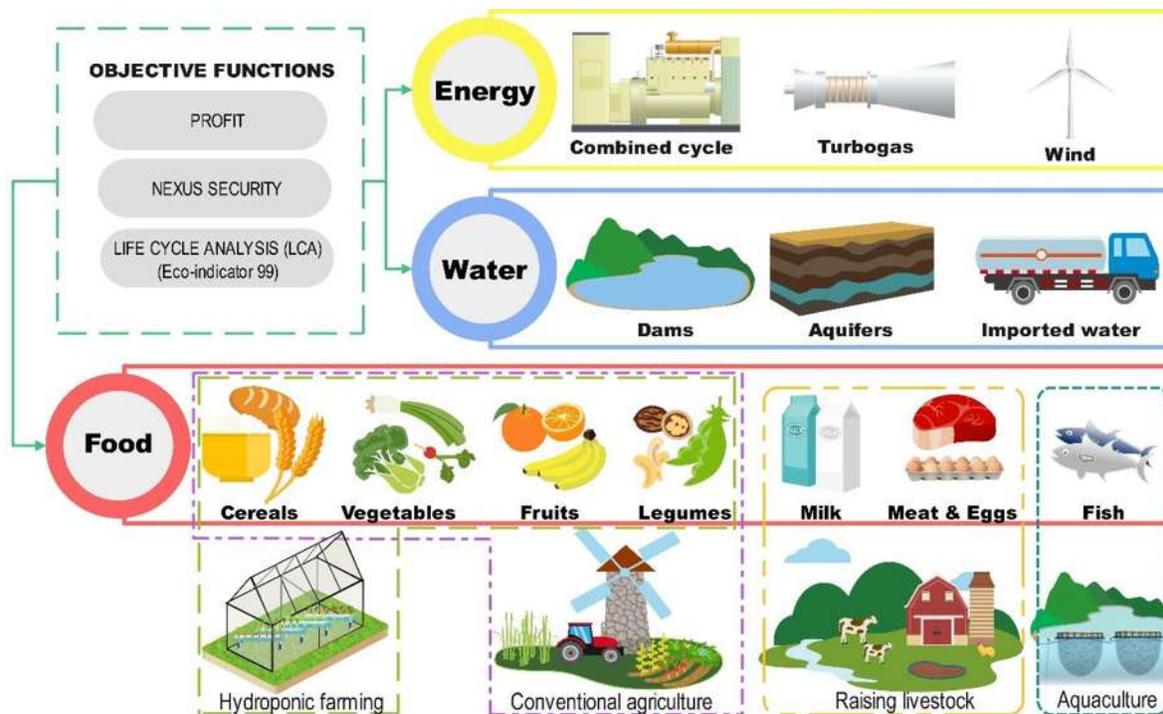
- **Modelo predictivo:** Se ha creado un modelo de aprendizaje automático para modelar el problema de programación no lineal entera mixta (MINLP) del nexo WEFE para predecir los tres objetivos (maximización del beneficio económico y del índice de seguridad y minimización del impacto ambiental a través del ecoindicador 99).
- **Optimización sostenible de la producción y el consumo:** Se presenta la evaluación y optimización del WEFE Nexus para los años 2022, 2025, 2030 y 2040 para mostrar las ventajas del enfoque propuesto y proporcionar una visión clara de las decisiones a tomar en la gestión futura.
- **Seguridad del nexo y gestión de carga ambiental:** el modelo de aprendizaje automático permite identificar riesgos potenciales (salud humana, calidad de los ecosistemas y agotamiento de recursos) para satisfacer la demanda de servicios vitales.
- **Facilidad para la toma de decisiones:** el enfoque propuesto puede mejorar la planificación, la producción y la distribución en cuestiones relacionadas con políticas prácticas y límites sectoriales para reducir las compensaciones entre los objetivos en competencia del nexo WEFE.

## 5.2 Formulación de Objetivos

La función objetivo considera maximizar el beneficio económico y maximizar el índice de seguridad WEFE mientras se minimiza el impacto ambiental con LCA a través del ecoindicador 99, el cual se define de la siguiente manera:

$$O.F. = \{\max \textit{profit}, \max \textit{WEF}, \min \textit{eco-indicator99}\} \quad (26)$$

Este modelo matemático fue codificado en el software del sistema de modelado algebraico general (GAMS) (Brook et al., 1998). En el **Apéndice A** se muestra una descripción detallada del modelo matemático, así como los parámetros principales. Las actividades incluida en el modelo matemático se ilustra en la superestructura de la **Figura 17**.



**Figura 17** Superestructura para optimizar el nexo agua-energía-alimentos-ecosistema.

### 5.2.1 Recopilación y preprocesamiento de datos

En este estudio, los resultados de cada función objetivo del modelo de nexo WEF-E se han obtenido considerando la variabilidad de la demanda de agua en cada sector, la demanda total de energía, el uso de agua importada, el porcentaje de uso de energía renovable, el porcentaje de consumo de alimentos importados y el cumplimiento de grupos de alimentos para su consumo. Se han realizado múltiples ejecuciones de GAMS para capturar la variabilidad mencionada hasta que se haya extraído la cantidad total de datos requeridos. Es importante mencionar que el modelo de aprendizaje automático tiene que aprender el comportamiento

de esta base de datos o la variabilidad mencionada anteriormente, y luego puede usarse para diferentes escenarios.

Los datos recogidos del modelo matemático están asociados a los grupos de alimentos consumidos (cereales, verduras, frutas, legumbres, leche, carne & huevos y pescado), la nueva producción de los 51 productos alimenticios considerados, la productos alimenticios importados, la generación de energía a partir de fuentes de energía fósiles y renovables (ciclo combinado, turbogás y eólica), el agua consumida por cada sector (agrícola, doméstico e industrial), el origen del agua requerida (represas , acuíferos e importados), y las demandas de agua y energía.

Es importante resaltar que para todos los conjuntos de datos se ha observado que no hay nueva producción de algunos alimentos. Por tanto, para la construcción del modelo RNA, estos alimentos han sido eliminados como variables de entrada de la base de datos. Una vez recopilada la base de datos con las variables de entrada y salida definidas, se dividió aleatoriamente en un conjunto de entrenamiento del modelo (80%) y un conjunto de validación del modelo (20%).

### **5.3 Aprendizaje Automático**

#### **5.3.1 Red Neuronal Artificial (ANA)**

Las RNAs son técnicas de aprendizaje automático capaces de aprender y modelar relaciones complejas (Sobhy et al., 2021), que intentan replicar el procesamiento de datos y el aprendizaje de redes neuronales biológicas (López-Flores et al., 2022; Malekian & Chitsaz, 2021). La ANN estándar se divide en una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Mientras tanto, la red neuronal de perceptrón multicapa (MLP) es un modelo típico de aprendizaje profundo que contiene más de una capa oculta, lo que proporciona profundidad al modelo y al mismo tiempo ofrece la capacidad de poder modelar problemas altamente no lineales con alta precisión (Saeed et al., 2021). Cuanto mayor sea el número de capas ocultas, mayor será la profundidad del modelo.

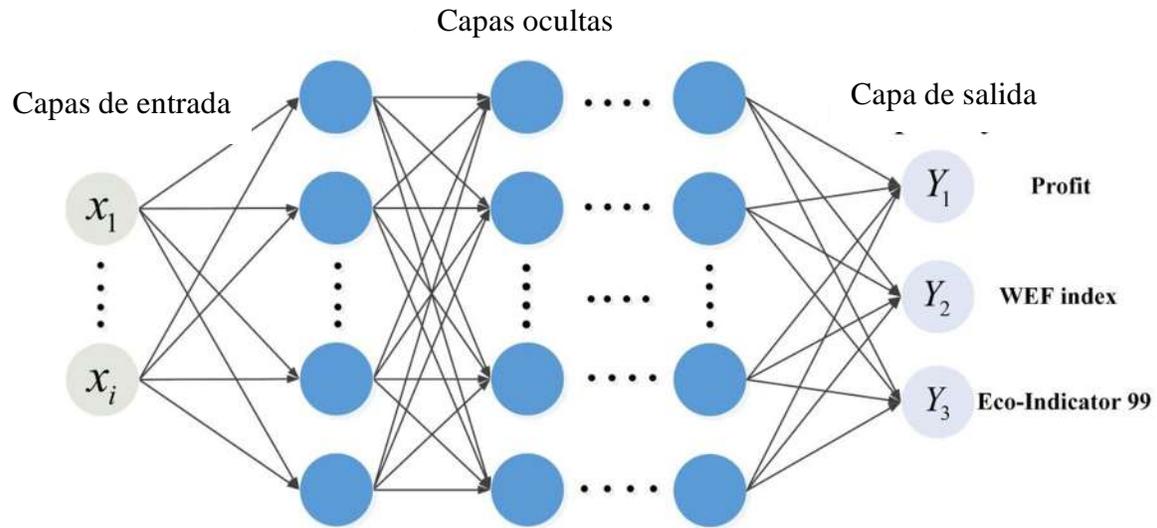
La **Figura 18** representa esquemáticamente la estructura general de una red tipo MLP. Se puede ver que las tres capas diferentes están interconectadas secuencialmente entre sí. La capa de entrada recibe la información de las variables de entrada; cada variable de entrada corresponde a una neurona, y esta capa distribuye la información a la primera capa oculta.

Después, las capas ocultas reciben como información la salida de cada neurona de la capa anterior, y finalmente, la capa de salida recibe la información de las neuronas de la última capa oculta, donde se obtienen los resultados de la variable de salida (deseada). Las neuronas de las capas están interconectadas secuencialmente mediante valores aleatorios de ponderaciones y sesgos, que se modifican a lo largo del entrenamiento hasta que se encuentran valores óptimos que brinden predicciones precisas de las variables de salida. La representación matemática del MLP se muestra a continuación:

$$Y_j = f \left[ \sum_i^n x_i w_{ij} + b_j \right] \quad (27)$$

donde  $i$  representa el número de neuronas en la capa previamente oculta y  $j$  es el número de neuronas en la capa actual.  $Y_j$  representa la salida de la neurona  $j$ ,  $x_i$  es la salida de la neurona  $i$ ,  $w_{ij}$  representa la matriz de valores aleatorios de pesos que conectan la neurona  $i$  con la neurona  $j$ ,  $b_j$  es el vector de valores aleatorios de sesgo de la neurona  $j$ , y  $f$  es la función de activación.

Una función de activación proporciona no linealidad a la red MLP (Makwe & Rathore, 2021). Puede ser el mismo para todo el modelo o se puede aplicar una función de activación diferente para cada capa. Por esta razón, la selección de la función de activación tiene un efecto importante en el desempeño del modelo (*Chapter 18*, n.d.). Existe una amplia variedad de funciones de activación; sin embargo, los más utilizados en los modelos de aprendizaje profundo son la unidad lineal rectificadora (ReLU), la tangente hiperbólica (Tanh) y sigmoide. El método de retropropagación de errores se implementa para entrenar la red MLP. Primero, inicialice los parámetros aleatorios (pesos y sesgos). En segundo lugar, los valores de las variables de salida de la red se calculan propagando las entradas a través de la red capa por capa, obteniendo el error de cada neurona de salida; el error se calcula utilizando los valores de la salida calculada y la salida deseada (valores reales). En tercer lugar, consiste en ajustar los parámetros para minimizar el error; esto se hace propagando hacia atrás el error de las neuronas de salida (Singh et al., 2022; Vanneschi & Castelli, 2019).



**Figura 18** Representación esquemática de la arquitectura general de una RNA tipo MLP.

### 5.3.2 Normalización

El objetivo de la normalización es mejorar el proceso de entrenamiento de los modelos ANN porque implica ajustar las diferentes magnitudes de los datos a una magnitud común para que cada característica sea igualmente importante. Las dos formas más comunes de normalizar datos se describen a continuación.

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (28)$$

$$Z_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (29)$$

donde la ecuación (9) corresponde a la normalización del puntaje  $z$ ,  $Z_i$  es el valor normalizado de  $X_i$ ,  $\mu$  es el valor medio de la variable  $X_i$ ,  $\sigma$  es la desviación estándar de la variable  $X_i$ . La ecuación (10) corresponde a la normalización mínima máxima,  $X_{\min}$  es el valor mínimo de la variable  $X_i$  y  $X_{\max}$  representa el valor máximo de la variable  $X_i$ .

### 5.3.3 Métrica de evaluación

Las métricas de error estadístico consideradas para evaluar la precisión de los modelos MLP son el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el error cuadrático medio (MSE) y el error absoluto

medio (MAE). Estas métricas estadísticas cuantifican el rendimiento predictivo del modelo (Abed et al., 2022; Handelman et al., 2019) mediante la relación entre los resultados previstos y reales.

El coeficiente de determinación ( $R^2$ ) varía entre 0 y 1; un valor de 1 indica un entrenamiento perfecto del modelo, mientras que 0 indica que el modelo no ha aprendido nada durante el entrenamiento.  $R^2$  tiene buena legibilidad ya que evalúa qué tan bien un modelo de regresión puede ajustarse a un conjunto de datos, lo cual facilita la comparación de modelos.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^M (\bar{Y}_i - Y_i)^2} \quad (30)$$

Los valores de MSE y MAE dependen de las magnitudes de las variables, pero cuanto más bajos sean, mayor será la precisión del modelo. El MSE es la métrica más común utilizada en la evaluación de modelos de regresión y se calcula como la media de las diferencias al cuadrado entre los valores reales y previstos. Sin embargo, el MSE penaliza al modelo por errores grandes (valores atípicos) elevándolos al cuadrado.

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (31)$$

El MAE es la diferencia absoluta entre el valor previsto y el valor real. El MAE cubre la desventaja del MSE ya que no penaliza errores elevados debido a valores atípicos.

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |(Y_i - \hat{Y}_i)| \quad (32)$$

dónde  $M$ ,  $Y_i$ ,  $\hat{Y}_i$  y  $\bar{Y}_i$  son el número total de muestras, valores verdaderos, valores predichos y media de valores verdaderos, respectivamente.

### 5.3.4. Hiperparámetros de optimización

Hay dos tipos de parámetros dentro de los modelos de Aprendizaje automatizado. Los parámetros que se aprenden durante el proceso de entrenamiento del modelo para ANN son los pesos ( $w_{ij}$ ) y sesgos ( $b_j$ ). El otro tipo de parámetro son llamados "hiperparámetros" y deben especificarse antes de que comience el entrenamiento. Los hiperparámetros no

cambian durante el entrenamiento; permanecen estáticos. Específicamente, los hiperparámetros son variables del modelo que controlan el comportamiento del modelo y la arquitectura general de la ANN (Liao et al., 2022; Makwe & Rathore, 2021) por lo que la correcta configuración de los hiperparámetros es un factor determinante en la etapa de entrenamiento de las RNA; algunos de estos son la tasa de aprendizaje, la cantidad de neuronas, la cantidad de capas ocultas, el tamaño del lote y el número de épocas.

El ajuste de hiperparámetros es un problema de optimización en el que el objetivo es encontrar la combinación correcta de valores de hiperparámetros para lograr un error mínimo o un rendimiento máximo del modelo. Al ser un proceso determinante en el rendimiento de predicción de los modelos de aprendizaje automático, el ajuste de hiperparámetros se considera la parte más complicada de la construcción de modelos de aprendizaje automático. La mayoría de los algoritmos/modelos de aprendizaje automático tienen valores predeterminados para sus hiperparámetros. Sin embargo, estos valores no siempre funcionan bien. Además, las RNA son los modelos con mayor número de hiperparámetros; la mayoría de los hiperparámetros no tienen valores predeterminados y normalmente se inicializan de forma aleatoria. Es por estas razones que es necesario optimizar los hiperparámetros para encontrar la mejor combinación que proporcione modelar el máximo rendimiento.

Tradicionalmente, el ajuste de hiperparámetros se realiza mediante prueba y error (Hamdia et al., 2021; López-Flores et al., 2022), donde el procedimiento de entrenamiento se repite muchas veces con diferentes configuraciones hasta encontrar el mejor ajuste. Sin embargo, para facilitar y mejorar este procedimiento, se han implementado diferentes estrategias de optimización de hiperparámetros para ayudar a evaluar automáticamente un gran conjunto de hiperparámetros para encontrar los mejores valores que ofrezcan el mejor rendimiento.

Por lo tanto, para la optimización de hiperparámetros en este estudio, se implementa el novedoso algoritmo Hiperbanda (J. Liu et al., 2018). Este algoritmo se basa en un muestreo aleatorio y es adaptativo ya que asigna más recursos a configuraciones de hiperparámetros prometedoras y elimina rápidamente las malas. Hiperbanda examina más órdenes de magnitud de configuraciones de hiperparámetros que los enfoques que entrenan uniformemente todas las configuraciones hasta su finalización (como los métodos de optimización bayesianos), identificando así rápidamente buenos hiperparámetros (López-

Flores et al., 2023). Además, Hiperbanda es de 5 a 30 veces más rápido que los populares algoritmos de optimización bayesianos (C. Liu et al., 2016).

La **Tabla 4** se enumera los hiperparámetros optimizados, el espacio de búsqueda y los pasos de optimización. Los hiperparámetros seleccionados, los valores mínimo-máximo y la técnica de normalización mínimo-máximo se definieron después de algunas iteraciones del proceso de entrenamiento. Además, la función de activación se ha seleccionado como hiperparámetro para optimizar tener ReLu, Tanh y Sigmoid como opciones para elegir en las capas ocultas. Para el proceso de formación, Adam (el optimizador de estimación de momento adaptativo) se ha implementado como optimizador y la métrica MSE como función de pérdida de validación, cuyo objetivo es minimizar para reducir los problemas asociados con el sobreajuste del modelo. A lo largo del proceso de optimización de hiperparámetros, se realizaron aproximadamente 5.079 experimentos en un tiempo de cálculo promedio de 7.5 h.

**Tabla 4.** Hiperparámetros seleccionados y espacio de búsqueda utilizados en el algoritmo Hiperbanda.

Hiperparámetro	Escala	mín.	máx.	Paso
Capas ocultas	Entero	1	4	1
Neurona por capa	Entero	20	200	20
Tasa de aprendizaje	Registro	$1 \times 10^{-4}$	$1 \times 10^{-2}$	-

#### 5.4 Caso de Estudio

Se ha elegido caso de estudio el estado de Nuevo León en México. La selección de este estado se basa en su importancia económica a nivel nacional, debido principalmente a su industria manufacturera con alta inversión extranjera, lo que lo ha convertido en un punto estratégico de migración extranjera (principalmente de Estados Unidos, Venezuela y Honduras), así como la migración interna de los estados vecinos. Esto ha tenido un impacto directo en la expansión urbana que ha aumentado en la última década y en consecuencia en diferentes sectores de manera positiva (por ejemplo, las ventas y compras internacionales en 2022 crecieron un 19.8% y un 20.5% respecto al año anterior). Sin embargo, algunas repercusiones son imposibles de ignorar debido a su periodicidad sobre recursos vitales como el agua, la energía y los alimentos, generando estrés en las fuentes por el desequilibrio entre

disponibilidad y demanda, y requiriendo urgentemente resiliencia en sus cadenas de suministro para promover el desarrollo sostenible. Además, Nuevo León es un estado con una gran diversidad de cultivos y ganadería. Los principales cultivos son maíz, mandarinas, manzanas, naranjas, nueces, patatas, sorgo, pomelo y trigo. Las principales especies son las aves (huevos y carne), el ganado vacuno, caprino y porcino. Las fuentes de energía disponibles son el ciclo combinado, el turbogás y la eólica. Las fuentes de agua son acuíferos y represas.

### 5.5 Discusión de Resultados

La optimización del modelo ANN en los dos escenarios se realiza utilizando el Algoritmo Genético de Clasificación No Dominante III (NSGA-III), que se implementa para resolver problemas de optimización con más de dos objetivos (En blanco y Deb, 2020; Gu y otros, 2022). Se ha utilizado NSGA-III eficientemente para resolver una gran cantidad de problemas con muchos objetivos (Xu et al., 2021; Ma et al., 2022) porque intenta satisfacer las diferentes funciones objetivo simultáneamente. Este estudio propone satisfacer simultáneamente la maximización de beneficios, la maximización del WEF y la minimización del Ecoindicador 99. Los valores de los parámetros asociados con la implementación de NSGA-III se seleccionaron mediante un análisis de sensibilidad y son los siguientes: Tamaño de la población: 150 individuos, Número máximo de generaciones: 100, Fracción de cruce: 0,9. Cabe destacar que NSGA-III con 150 individuos y 100 generaciones, realiza un total de 15.000 evaluaciones durante el proceso de optimización.

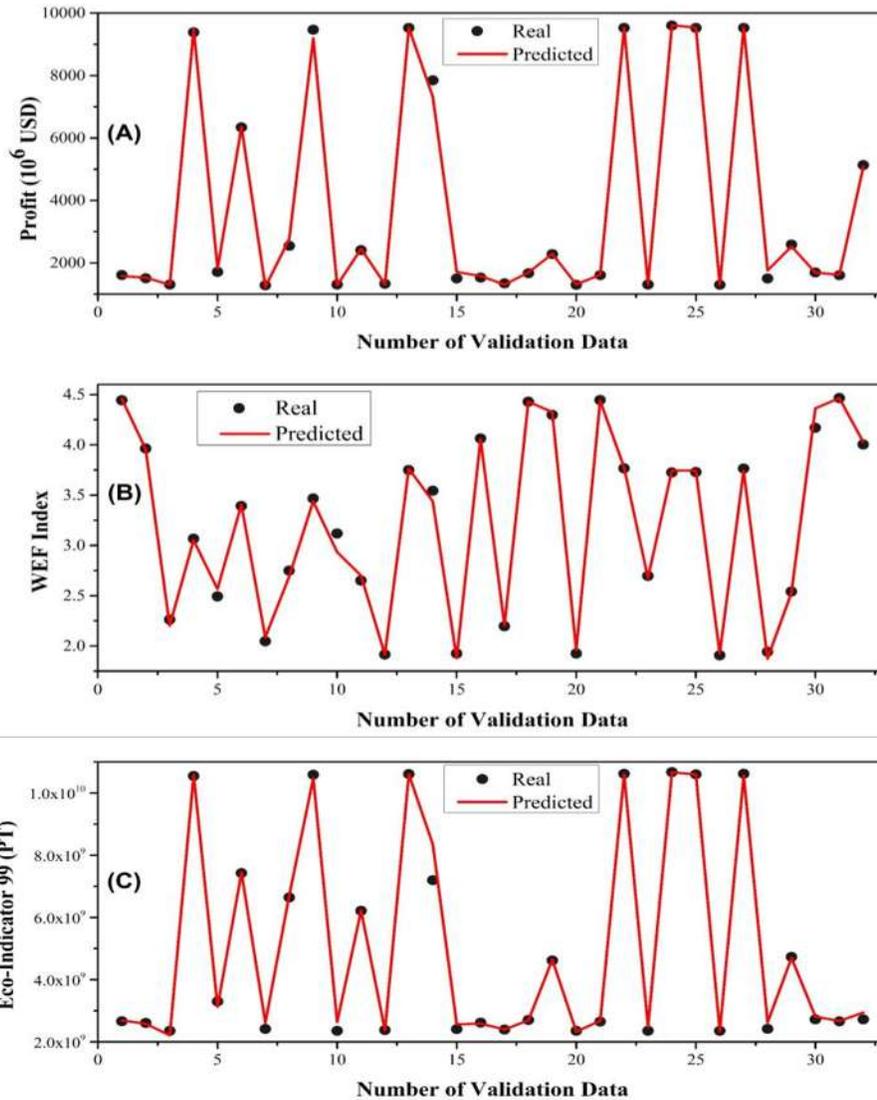
**Resultados del modelo ANN.** En este estudio se ha propuesto el desarrollo de un modelo de RNA multisalida (cada función objetivo es igual a una salida de la RNA). Los mejores hiperparámetros obtenidos después de la optimización con el algoritmo Hiperbanda son los siguientes: Número de capas ocultas: 3, Neuronas en cada capa oculta: 100 - 160 - 60, Funciones de activación: Tanh – ReLu – Sigmoides y Tasa de aprendizaje: 0,003.

La **Figura 19** ilustra la comparación de los resultados obtenidos al predecir el modelo ANN contra los valores reales del conjunto de validación. Observe que, para las tres variables de salida, los valores predichos se superponen relativamente bien con los valores reales. Además, la **Tabla 5** reporta los valores obtenidos para las diferentes métricas de error para el conjunto de validación; estos se presentan para las tres variables de salida. Se ha obtenido

un modelo ANN de alta precisión porque, para el conjunto de validación, el MSE permanece entre 0.0007 y 0.0002 mientras que el  $R_2$  permanece por encima de 0.99. Obtener valores tan buenos en el conjunto de validación indica que el modelo ANN ha aprendido correctamente el comportamiento de los datos. Además, no ha sido necesario implementar una RNA más compleja y robusta ya que mediante optimización de hiperparámetros se seleccionaron 3 capas ocultas de las 4 disponibles y el número de neuronas fue inferior a 160 del máximo de 200 disponibles.

**Tabla 5** Resultados de las diferentes métricas de error para el mejor modelo obtenido.

Métrica/Salida	Datos de validación		
	PROFIT	WEF	Ecoindicador 99
R2	0.9980	0.9955	0.9952
MAE	0.0083	0.0141	0.0124
MSE	0.0002	0.0004	0.0007



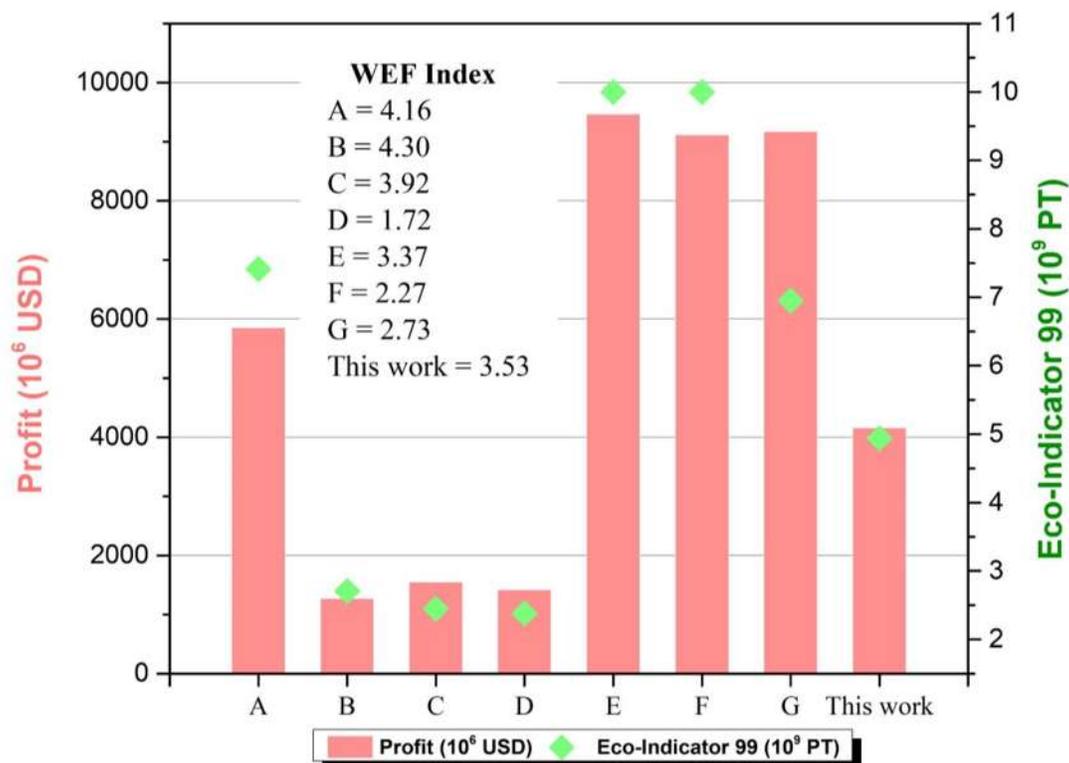
**Figura 19** Comparación de valores reales con los valores predichos por el modelo ANN para el conjunto de validación; (A) Beneficio, (B) FEM y (C) Ecoindicador 99.

**Escenario 1: Resultados del Nexo WEF E para 2020.** Después de confirmar la precisión del modelo ANN, se realizó la optimización utilizando NSGA-III en el estudio de caso. Se debe considerar que las variables de entrada al modelo de RNA en la optimización han sido consideradas variables de decisión. A continuación, se presenta el análisis, discusión y comparación de los resultados obtenidos para este estudio de caso.

La **Figura 20** muestra siete soluciones óptimas reportadas en la literatura para este mismo estudio de caso (**Capítulo 4**), donde se obtuvieron un total de 36 soluciones utilizando un modelo matemático de nexos WEF E y el método de  $\epsilon$  constraint. También se presenta

la mejor solución encontrada al optimizar el modelo ANN utilizando el algoritmo NSGA-III. Para las siete soluciones seleccionadas (A, B, C, D, E, F y G), no hay una tendencia clara porque el problema es altamente no convexo y multiobjetivo. Estas soluciones se encontraron bajo diferentes restricciones descritas a profundidad en el **Capítulo 4**. Mientras tanto, en este estudio, NSGA-III intentó satisfacer los tres objetivos simultáneamente, lo que resultó en la solución presentada en la **Figura 19**. Esta solución presenta valores intermedios para los tres objetivos en comparación con soluciones A, B, C, D, E, F y G, y por esta razón se la llamó solución de compromiso. Esta solución de compromiso abarca las preocupaciones de sostenibilidad del sistema, y presenta valores intermedios con una ganancia económica igual a  $\$4.153 \times 10^6$  USD, un índice WEF igual a 3.53 y un ecoindicador 99 igual a  $4.94 \times 10^9$  PT. Comparando esta solución con las soluciones E (mayor beneficio, mayor ecoindicador 99), B (mayor índice WEF) y la Solución D (menor ecoindicador 99). La solución de compromiso muestra una disminución del 56% en las ganancias en comparación con la solución E, una disminución del 17.9% en el índice WEF en comparación con la solución B y un aumento del 107% en el ecoindicador 99 en comparación con la solución D. Aunque estas soluciones (B, E y D) destacan por logrando buenos resultados en un solo objetivo, la solución de compromiso destaca por presentar valores equilibrados para los tres objetivos y en última instancia, reduciendo las compensaciones entre los sectores que conforman el nexo.

Además, la solución A se puede comparar directamente con la solución de compromiso como un mejor equilibrio entre los valores obtenidos para los tres objetivos. Esto muestra una disminución del 38% en las ganancias (solución E), una disminución del 3.25% en el índice WEF (solución B) y un aumento del 212% en el ecoindicador 99 (solución D). Las disminuciones de los beneficios y del índice WEF son ligeramente inferiores a las obtenidas con la solución de compromiso. Sin embargo, el aumento mostrado en el ecoindicador 99 es muy significativo: 212% (solución A) versus 107% (solución de compromiso). Por lo tanto, la solución encontrada en este estudio presenta valores más equitativos para los tres objetivos con respecto a las siete soluciones encontradas bajo el método  $\epsilon$  constraint.



**Figura 20** Comparación de beneficios económicos, seguridad del WEF y ecoindicador 99 de las diferentes soluciones.

En la **Tabla 6** se presenta un resumen más detallado de los resultados obtenidos para las soluciones A, B y la solución encontrada en este estudio. El índice WEF, referido a la seguridad del nexo, se compone de la suma de seis índices (ver Complementario Información): disponibilidad de agua (WA) y sostenibilidad (WS), disponibilidad de energía (EA) y sostenibilidad (ES), y disponibilidad de alimentos (FA) y sostenibilidad. En estas soluciones se satisface la misma demanda de servicios vitales para la humanidad. El mayor cambio se encontró en la WS porque, en la solución de compromiso, se requiere importar más del 50% del agua, mientras que en las soluciones A y B, el agua se suministra de fuentes locales, impactando directamente los costos de bombeo de agua y en consecuencia los beneficios totales del sistema. Por otro lado, la solución A representa la menor seguridad para FS porque importa una mayor cantidad de alimentos, mientras que en la solución de compromiso se importa alrededor del 10% de los alimentos, promoviendo el consumo local y no aumentando la producción de nuevos alimentos, lo que altera su venta. costos.

Asimismo, los alimentos tienen un mayor impacto en el ecoindicador en las tres soluciones presentadas, íntegramente relacionadas con la nueva producción de alimentos. Sin embargo, la solución con mayor producción de alimentos fue la solución A con  $3.92 \times 10^6$  toneladas, por lo que tuvo un ecoindicador 99 más alto con respecto a la solución B ( $1.39 \times 10^6$  toneladas) y la solución de compromiso ( $3.51 \times 10^6$ ). En resumen, la solución de compromiso presenta valores intermedios respecto de las soluciones A y B.

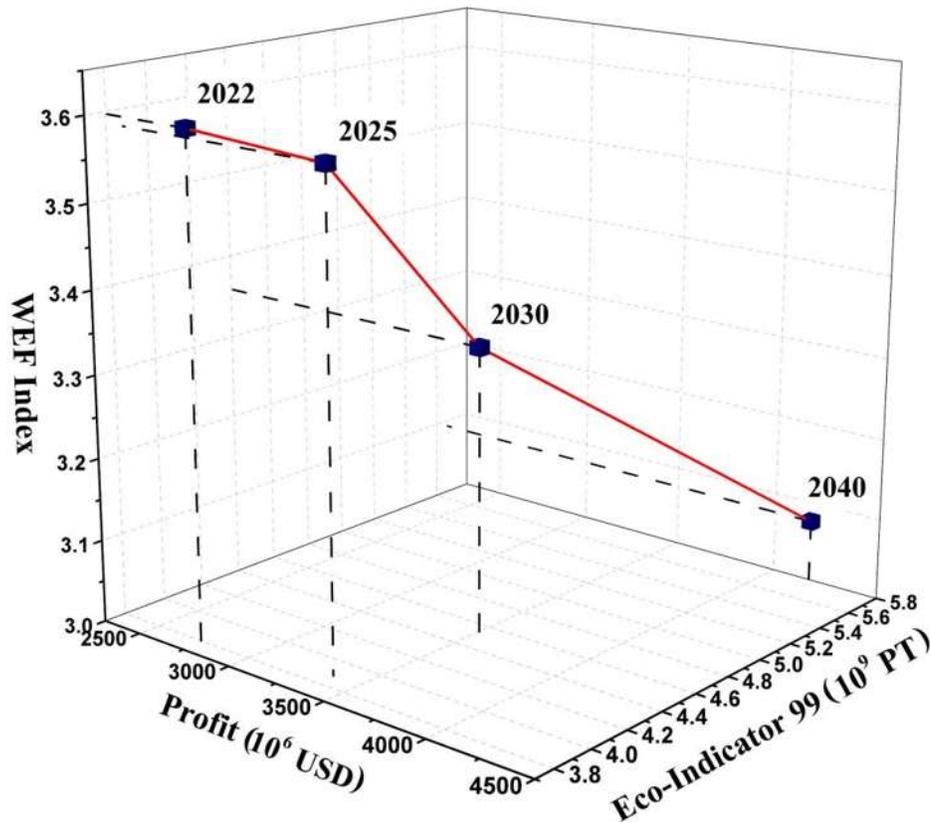
**Tabla 6** Resultados detallados del índice de seguridad, ecoindicador 99 y producción de alimentos.

Concepto	A	B	Este trabajo
<b>Índices</b>			
WA	0.257	0.257	0.257
WS	1	1	0.462
EA	0.581	0.581	0.580
ES	0.987	0.987	0.901
FA	1	0.577	0.916
FS	0.345	0.906	0.414
<b>Ecoindicador 99, % Participación</b>			
Agua	1.40	3.84	0,93
Energía	7.18	19.67	9.60
Alimento	91.41	76.48	89.45
<b>Alimentos consumidos, toneladas</b>			
Existente	$1.27 \times 10^6$	$1.18 \times 10^6$	$1.41 \times 10^6$
Nuevo	84,485	84,434	46,529
Importado	$2.57 \times 10^6$	130,940	$2.06 \times 10^6$

**Escenario 2: Resultados del Nexo WEFE en Próximos Años.** Con un enfoque en la sostenibilidad y la resiliencia a lo largo de toda la cadena de suministro de servicios básicos para una región determinada, el nexos WEFE ha sido evaluado para los años 2022, 2025, 2030 y 2040 utilizando el modelo ANN. La **Figura 21** muestra la curva de Pareto para las tres funciones objetivo en los diferentes años. Es importante mencionar que las soluciones obtenidas para cada año son soluciones óptimas encontradas por el algoritmo NSGA-III; por lo tanto, cada solución presentada en la **Figura 21** es la solución más equitativa para cada año con respecto a los tres objetivos. Además, debido al aumento progresivo de las demandas de agua, energía y alimentos, así como al crecimiento de la población a lo largo del tiempo

(2022, 2025, 2030 y 2040), se puede observar una tendencia clara para los tres objetivos: el índice WEF disminuye mientras que aumento de beneficios y ecoindicador 99. La ganancia comienza con un valor igual a  $\$2.772 \times 10^9$  USD en 2022 y aumenta a  $\$4.260 \times 10^9$  USD en 2040. El índice WEF tiene un valor de 3.60 en 2022 y disminuye a 3.09 en 2040. Respecto al ecoindicador 99, obtiene un valor de  $3.776 \times 10^9$  PT en 2022 y aumenta a  $5.671 \times 10^9$  PT en 2040. Esto equivale a una disminución del 14% en el índice WEF, un aumento del 53% en las ganancias y un aumento del 50% en el indicador ecológico 99 en casi 20 años.

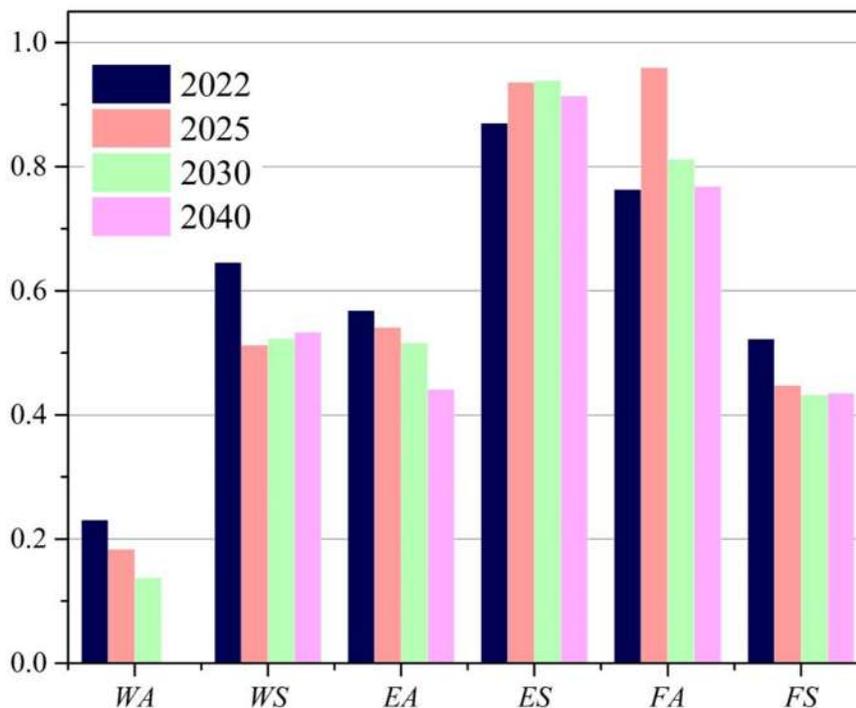
Además, debido a la diferencia de años de 2022 a 2025, no se observan cambios relevantes para el índice WEF y el ecoindicador 99, mientras que de 2030 a 2040 los mayores cambios se observan para las ganancias, el índice WEF y el ecoindicador 99. Es importante mencionar que el ecoindicador 99 es el más afectado de los tres objetivos ya que el impacto ambiental aumenta en un 50% respecto al impacto ambiental generado en el 2022, por lo que es necesario implementar estrategias de sostenibilidad para tratar de mantener Los objetivos ambientales son estables o reducen las compensaciones entre los recursos que conforman el nexo a lo largo del tiempo y conducen a sistemas resilientes.



**Figura 21** Curva de Pareto para beneficio económico, índice de seguridad y ecoindicador 99 en los años 2022, 2025, 2030 y 2040.

La **Figura 22** ilustra los valores individuales de los índices WA, WS, EA, ES, FA y FS para todos los años analizados. Cabe señalar que para algunos índices existe una tendencia decreciente o creciente, pero otros no sufren un cambio importante en el tiempo. Se puede observar que el índice WA es el que presenta los valores más bajos para todos los años y que para el año 2040 este índice alcanzará un valor igual a 0, lo que significa que toda el agua disponible ha sido consumida porque los acuíferos están sobreexplotados y las recargas naturales son escasas. no es suficiente. En consecuencia, WS, para abastecer la mayor demanda de agua, es necesario importar una mayor cantidad de agua, lo que hace que el año 2022 sea el mejor valor ya que se importa menos agua en relación con la demanda de agua. El EA muestra una tendencia a la baja, sin embargo, el cambio de 2022 a 2040 no es significativo ya que disminuye a 0.45 y también se atribuye a que en los escenarios propuestos no se considera aumentar la capacidad instalada para la generación de energía.

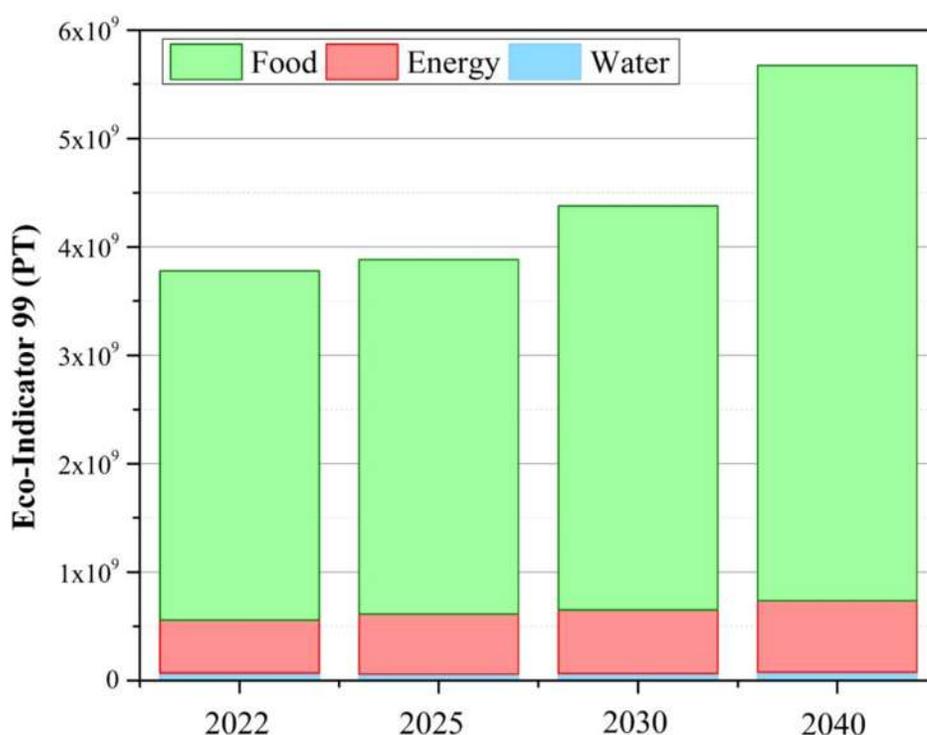
ES no sufre grandes cambios, pero aumenta su seguridad dado el uso de energías renovables. Para el AF, el valor más alto se alcanza en 2025, lo que significa que la población está consumiendo menos energía calórica a través de los alimentos para tener una dieta saludable. En resumen, el índice WA es el más afectado por la baja disponibilidad de agua a partir de 2022, por lo que es necesario comenzar a desarrollar o construir nuevas fuentes de agua (captación de agua de lluvia, agua regenerada, represas y pozos) e incluir prácticas de uso consciente para reducir el consumo. de agua y evitar enfrentar escenarios de escasez extrema en el futuro.



**Figura 22** Índices individuales para todos los años.

La **Figura 23** proporciona el ecoindicador total 99 dividido por el impacto de cada sector (agua, energía y alimentos) para todos los años. A medida que aumentan los años, también aumenta el ecoindicador 99. La aportación que genera el agua al ecoindicador 99 es la mínima para todos los años, siendo inferior al 2%. Mientras que la participación de la energía se mantiene entre el 11% y el 14%. La producción de energía eólica tiene el menor impacto en el ecoindicador en comparación con la energía producida por turbogás y ciclo combinado; por lo tanto, cuanto menor sea la producción de energía renovable, menor será el impacto ambiental. Por otro lado, el aporte de la producción de alimentos tiene un alto impacto en las

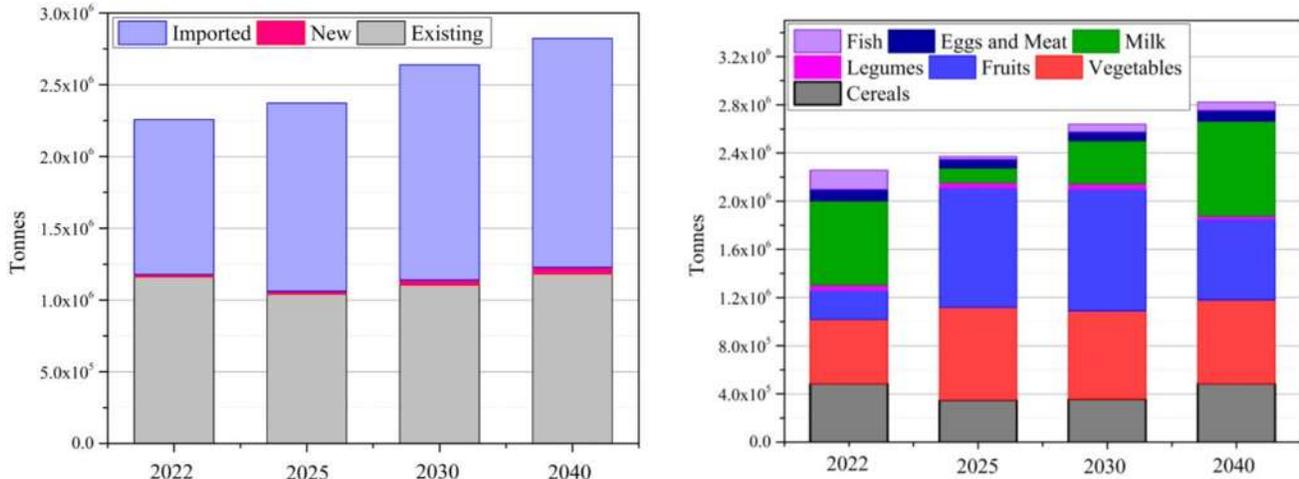
tres fuentes (energía, agua y alimentos). El impacto de la producción de alimentos en 2022 es de  $3.22 \times 10^9$  PT frente a  $4.94 \times 10^9$  PT en 2040, lo que representa un aumento del 53%. Sin embargo, el porcentaje de participación alimentaria en todos los años se mantiene entre el 85% y el 87%, lo que no es un cambio significativo, pero sí un alto porcentaje de aporte al ecosistema. Esto se debe al impacto que genera el uso del suelo en la producción de alimentos. Cabe destacar que la producción de cada alimento considerado en este estudio tiene un impacto ambiental diferente (ver Información complementaria). Además, el aumento del ecoindicador 99 relativo a la alimentación a lo largo de los años se atribuye al aumento de la población, por lo que se requiere una mayor cantidad de alimentos.



**Figura 23** Impacto ambiental generado por las diferentes fuentes en todos los años.

La **Figura 24a** presenta para todos los años la distribución del total de alimentos en alimentos existentes, nuevos e importados, y la **Figura 24b** muestra la distribución de los grupos de alimentos consumidos, que se determinan agrupando los 51 tipos diferentes de alimentos en 7 grupos (cereales, verduras, frutas, legumbres, leche, carne y huevos y pescado). En general, el consumo total de alimentos aumenta con el tiempo, de  $2.256 \times 10^6$  toneladas en 2022 a  $2.823 \times 10^6$  toneladas en 2040. Además, la cantidad de alimentos importados es la que más

aumenta en todos los años, la nueva producción se mantiene casi estable y la producción existente varía ligeramente en cada año, pero aumenta en 2040. Aunque las producciones existentes y nuevas no cambian significativamente, el ecoindicador aumenta (ver **Figura 23**) debido a las importaciones de alimentos. Además, la distribución de los diferentes grupos de alimentos (ver **Figura 24b**) no muestra una tendencia clara. Sin embargo, cuanto mayor es la población requerida, mayor es el requerimiento de energía calórica, por lo que la distribución de los grupos de alimentos varía de año en año para cubrir el requerimiento de energía calórica al menor costo, pero al mismo tiempo se producen alimentos más contaminantes, lo que afecta al Ecoindicador 99.



**Figura 24** Alimentos consumidos: a) Importados, de producción existente y de nueva producción. (b) grupos de alimentos.

## 5.6 Conclusiones

En este estudio se han desarrollado modelos competitivos de RNA para predecir el desempeño económico y ambiental de un modelo matemático del MINLP del nexo WEF que considera el uso, generación y distribución de las fuentes con un enfoque de sostenibilidad para la seguridad de las generaciones actuales y futuras. en una región específica de México. El estado de Nuevo León, México, se ha utilizado como estudio de caso para ilustrar la aplicabilidad del enfoque propuesto y la exigente necesidad de salvaguardar los recursos naturales reduciendo la brecha entre generación y/o extracción o consumo. Datos de recolección enfocadas obre la variabilidad de diferentes parámetros de

importancia, identificando que algunos tipos de alimentos no son requeridos en nuevas producciones e importaciones. Para la construcción del modelo ANN se seleccionan como variables de salida la ganancia, la seguridad del nexo y el ecoindicador considerando tres índices de error. Para reafirmar la exactitud del modelo RNA, ha sido evaluado en un estudio de caso reportado en la literatura y optimizado utilizando el algoritmo NSGA-III. Finalmente, se han realizado predicciones y evaluaciones futuras del WEF para analizar las decisiones necesarias a tomar para alcanzar la sostenibilidad.

La optimización de hiperparámetros ha permitido identificación de los valores óptimos para las capas ocultas, neuronas por capa, tasa de aprendizaje y funciones de activación por capa para el modelo ANN de múltiples salidas. Mientras que para las tres variables de salida los valores alcanzados para las tres métricas en el conjunto de validación fueron sobresalientes, es decir, R2 se mantuvo por encima de 0.995, MAE por debajo de 0.013 y MSE por debajo de 0.0007; esto indica un buen entrenamiento del modelo ANN y también confirma que es posible explotar estas tecnologías de aprendizaje automático para predecir con alta precisión los resultados de un modelo MINLP utilizando datos relacionados con diferentes condiciones y demandas de fuentes (agua, energía y alimentos), así como diferentes cantidades de recursos importados. Los resultados de optimización del estudio de caso mostraron que, para el escenario 1, es posible lograr un equilibrio más equilibrado entre las tres funciones objetivo utilizando el modelo ANN y el algoritmo NSGA-III. La solución de compromiso presenta un beneficio de  $\$4.153 \times 10^6$  USD, un índice WEF igual a 3.53 y un ecoindicador 99 igual a  $4.94 \times 10^9$  PT.

Además, a través de predicciones y optimizaciones de fuentes para los años 2022, 2025, 2030 y 2040, se puede concluir que para lograr un futuro sostenible con un aumento de población de aproximadamente el 15% entre 2022 y 2040, es necesario comenzar a hacer decisiones significativas que puedan garantizar el acceso a los recursos naturales con un enfoque de seguridad ambiental. De lo contrario, se ha constatado que el ecoindicador 99 aumentaría un 50% de 2022 a 2040, siendo el objetivo más perjudicial. Mientras que la baja disponibilidad hídrica a partir de 2022 establece un escenario de escasez hídrica extrema en 2040, siendo necesario iniciar la construcción de nuevas fuentes de agua (represas y pozos). Además, se ha descubierto que los alimentos importados aumentan significativamente con el tiempo.

Desde la alimentación inicial de datos al modelo, las implicaciones teóricas del aprendizaje automático y el nexo descubren rasgos fundamentales en la interdependencia de los sectores, con variabilidad revelada para algunos de ellos y sin necesidad de expresar explícitamente la relación existente. Gracias a la eficiente capacidad de análisis de datos, las lecciones clave demuestran que es posible reconocer variables vulnerables en la toma de decisiones informadas para la gestión sostenible de los recursos. También confirma que es posible explotar estas tecnologías de aprendizaje automático para predecir con gran precisión los resultados de un modelo MINLP complejo utilizando datos relacionados con diferentes condiciones. Los tomadores de decisiones sólo necesitarán especificar diferentes condiciones del modelo en términos de economía, seguridad del nexo y ACV para generar diferentes estudios de caso o escenarios para evaluar los objetivos. Finalmente, el modelo ANN es general y puede usarse desde la etapa de diseño de una nueva red de distribución de recursos hasta la expansión de un sistema para satisfacer el crecimiento de la población o en respuesta a una perturbación del sistema de emergencia debido a problemas meteorológicos. Sin embargo, las principales limitaciones de este trabajo también están asociadas a la generalidad del modelo ANN, por ejemplo, el modelo ANN desarrollado se limita a ciertos tipos de fuentes de energía (ciclo combinado, turbogás, eólica) cuando hay un gran número de fuentes distintas de energía, por lo que el modelo no se puede aplicar a regiones con otras fuentes de energía.

## **APÉNDICE A. Modelo Matemático**

El modelo matemático propuesto está diseñado para satisfacer plenamente la demanda de agua, energía y alimentos sobre una base anual para un área determinada. Se propone abastecer a los sectores: agricultura, abastecimiento público e industria.

**Agua.** La demanda de agua ( $WDemand_u$ ) utilizada en cada sector ( $u$ ) es suministrada por diferentes presas ( $d$ ) y acuíferos ( $ww$ );  $d$  y  $ww$  conforman el conjunto  $w$ . Además, de ser necesario se puede utilizar agua importada ( $Water_u^{IM}$ ), agua que se encuentra fuera del caso de estudio, para satisfacer al 100% la demanda.

$$WDemand_u = \sum_w (W_{w,u}^{Use}) + Water_u^{IM}, \quad \forall u \quad (A-1)$$

La disponibilidad media anual ( $Water_d$ ) en cada presa ( $d$ ) es conformada por el agua almacenada en el tiempo inicial ( $Water_d^0$ ), la recarga natural ( $NR_d$ ) y el agua extraída para diferentes usos ( $W_{d,u}^{Use}$ ). A su vez, la disponibilidad media anual se encuentra restringida por el máximo ( $W_d^{MAX}$ ) y mínimo nivel ( $W_d^{MIN}$ ) en cada presa.

$$Water_d = Water_d^0 + NR_d - \sum_u W_{d,u}^{Use}, \quad \forall d \quad (A-2)$$

$$W_d^{MIN} \leq Water_d \leq W_d^{MAX}, \quad \forall d \quad (A-3)$$

El balance de disponibilidad media anual de agua ( $Water_{ww}$ ) en cada acuífero ( $ww$ ) está compuesto por la recarga media anual ( $NR_{ww}$ ), la descarga de agua natural comprometida ( $Water_{ww}^{CND}$ ) y el volumen de extracción destinada para cada uso ( $W_{ww,u}^{Use}$ ). Esta última se encuentra sujeto a un volumen máximo de extracción en cada acuífero ( $W_{ww}^{MEV}$ ).

$$Water_{ww} = NR_{ww} - Water_{ww}^{CND} - W_{ww,u}^{Use}, \quad \forall ww \quad (A-4)$$

$$W_{ww}^{Use} \leq W_{ww}^{MEV}, \quad \forall ww \quad (A-5)$$

$$WaterA = \sum_w (NR_w + Water_w^0 + W_w^{MEV}) \quad (A-6)$$

**Energía.** La demanda energética ( $EDemand_u$ ) se satisface con energía generada ( $Energy_e$ ) a partir de fuentes renovables (Eólica) y no renovables (Ciclo combinado y Turbogas). La energía generada en cada central eléctrica ( $e$ ) es limitada por la capacidad máxima ( $CapE_e^{Max}$ ) y mínima ( $CapE_e^{Min}$ ) de generación.

$$EDemand = \sum_e Energy_e \quad (A-7)$$

$$CapE_e^{Min} \leq Energy_e \leq CapE_e^{Max}, \quad \forall e \quad (A-8)$$

**Alimentos.** El sector alimentos, como parte fundamental del Nexo, es uno de los más vulnerables por su forma de abordar y definir variables, además de la complejidad de obtener parámetros reales. Asumiendo que una dieta sana y nutritiva debe estar compuesta por diferentes grupos alimenticios ( $FG$ ): Cereales, Vegetales, Frutas, Legumbres, Leche, Carne y Huevo y Pescado (ver **Tabla B-1**). La cantidad de comida total requerida ( $Food_{FG}$ ) es evaluada de acuerdo con el número de porciones anuales de cada grupo alimenticio ( $\lambda_{FG}^{Servings}$ ), multiplicado por el peso de cada una de ellas ( $\alpha_{FG}^{Weight}$ ) y la población total considerada. Sin embargo, no significa que se cumplan todas las porciones o los pesos de cada uno, sino que solo sería lo que se espera.

$$Food_{FG} \leq \lambda_{FG}^{Servings} \cdot \alpha_{FG}^{Weight} \cdot Population, \quad \forall FG \quad (A-9)$$

Sucesivamente, cada grupo alimenticio ( $FG$ ) está compuesto por diferentes alimentos ( $i$ ) y estos son satisfechos por medio de alimentos de producción existente ( $Food_i^{EPR}$ ), nueva ( $Food_i^{NP}$ ) y alimentos importados ( $Food_i^{IM}$ ). Es necesario señalar que puede existir un

excedente en la producción actual (ver **Tabla B-2**) de alimentos ( $Food_i^{EP}$ ) y que estos pueden ser utilizados para venta de exportación ( $Food_i^{EPS}$ ).

$$Food_{FG} = \sum_i (Food_i^{NP} + Food_i^{EPR} + Food_i^{IM}), \quad \exists FGI(FG, i) \quad (A-10)$$

$$Food_i^{EP} = Food_i^{EPR} + Food_i^{EPS}, \quad \forall i \quad (A-11)$$

Además, cada alimento ( $i$ ) pertenece a una actividad primaria: ganadería ( $L$ ), acuicultura ( $Aq$ ) y agricultura ( $hyd$ ); por ejemplo, leche, carne y huevos son producidos en ganadería. En la nueva producción ganadera ( $Food_L^{NP}$ ), las especies consideradas son ( $AS$ ): bovinos, caprinos, ovejas, puercos y pollo. Los productos ganaderos ( $L$ ) usados son carne de todas las especies, leche de vaca y cabra y huevo; y esto se evalúa con el número de cabezas animal ( $Heads_L$ ) y el factor de eficiencia ( $\lambda_L$ ).

$$Food_L^{NP} = Heads_L \cdot \lambda_L, \quad \forall L \quad (A-12)$$

La capacidad de carga animal expresa el número de cabezas animal que pueden alimentarse durante un periodo sin causar daño (**Tabla B-3**). La capacidad animal es el cociente del área disponible para cada especie ( $A_{AS}^{lives}$ ) y el coeficiente de carga ( $AU_{AS}$ ). El mapeo de conjuntos hace distinción a que de una especie se obtienen diferentes productos, por ejemplo, carne y leche son obtenidas de bovinos pero no precisamente del mismo animal. La producción ganadera está sujeta al área máxima disponible para las especies ( $A_{AS}^{MAX-Lives}$ ).

$$\sum_L Heads_L = A_{AS}^{lives} / AU_{AS}, \quad \exists IAS(i, AS) \quad (A-13)$$

$$A_{AS}^{Lives} \leq A_{AS}^{MAX-Lives}, \quad \forall AS \quad (A-14)$$

Se propone incrementar la actividad de acuicultura en presas ( $da$ ) para producción de Tilapia y Carpa ( $Aq$ ) en jaulas flotantes. Estas especies son fáciles de mantener y con alta eficiencia de producción, además son las especies comúnmente utilizadas en jaulas con poca profundidad. Por lo cual, la producción de cada especie en cada presa ( $Food_{Aq}^{NP}$ ) es evaluado basado en el volumen de las jaulas ( $V_{Aq,da}^{Cages}$ ) multiplicado por la cantidad de pescados en cada unidad de volumen ( $\lambda_{Aq}^{Fish}$ ). EL volumen utilizado por las jaulas se encuentra sujeto a una profundidad y área máxima disponible ( $A_{Aq,da}^{MAXFish}$ ).

$$Food_{Aq}^{NP} = \sum_{da} V_{Aq,da}^{Cages} \cdot \lambda_{Aq}^{Fish}, \quad \forall Aq \quad (A-15)$$

$$V_{Aq,da}^{Cages} = A_{Aq,da}^{Cages} \cdot Depth, \quad \forall aq, \forall da \quad (A-16)$$

$$A_{Aq,da}^{Cages} \leq A_{Aq,da}^{MAXFish}, \quad \forall Aq, \forall da \quad (A-17)$$

La nueva producción anual de cultivos ( $Food_{hyd}^{NP}$ ) es medida en función de la eficiencia de producción ( $\lambda_{hyd}^{agri}$ ) y el área de cultivo en los canales ( $A_{hyd}^{cc}$ ).

$$Food_{hyd}^{NP} = \lambda_{hyd}^{agri} \cdot A_{hyd}^{cc}, \quad \forall hyd \quad (A-18)$$

$$\sum_{hyd} A_{hyd}^{cc} \leq A^{cc,max} \quad (A-19)$$

$$CaloricE^R = \lambda^{Ave} \cdot Population \quad (A-20)$$

$$CaloricE^R \geq CaloricE^C \quad (A-21)$$

$$CaloricE^{NC} = CaloricE^R - CaloricE^C \quad (A-22)$$

La energía calórica consumida ( $CaloricE^C$ ) además, es igual a la energía calórica proveniente de cada alimento( $i$ ). La cantidad total de alimentos es multiplicada por la contribución calórica de cada uno de ellos ( $\lambda_i^{Cal}$ )(**Tabla B-4**).

$$CaloricE^C = \sum_i \left[ \left( Food_i^{NP} + Food_i^{EPR} + Food_i^{IM} \right) \cdot \lambda_i^{Cal} \right] \quad (A-23)$$

$$FoodC = \sum_i \left( Food_i^{NP} + Food_i^{EPR} + Food_i^{IM} \right) \quad (A-24)$$

## A.1 Nomenclatura

### Conjunto

- A* Cultivos para agricultura, 1\*33 (1=Maíz grano, 2=Trigo grano, 3=Sorgo grano, 4=Avena, 5=Cebada, 6=Hid. Arroz, 7=Hid. Avena, 8=Ajo, 9=Brócoli, 10=Calabacita, 11=Cebolla, 12=Coliflor, 13=Chile, 14=Tomate verde, 15=Tomate, 16=Nopal, 17=Papa, 18=Zanahoria, 19=Hid. Tomate, 20=Hid. Lechuga, 21=Hid. Espinaca, 22=Hid. Pimiento, 23=Hid. Pepino, 24=Pepino, 25=Melón, 26=Sandía, 27=Aguacate, 28=Limón, 29=Mandarina, 30=Naranja, 31=Toronja, 32=Uva, 33=Durazno, 34=Manzana, 35=Frijol, 36=Nuez, 37=Alfalfa, 38=Hid. Frijol).
- Aq* Pescado 39\*43 (39=Bagre, 40=Mojarra, 41=Loina, 42=Carpaa, 43=Tilapia)
- AS* Especie Animal 1\*5 (1=Bovino, 2=Caprino, 3=Ovino, 4=Porcino, 5=Ave)
- d* Agua Superficial 1\*4 (1=Salinillas; 2=Cuchillo; 3=Rodrigo Gomez; 4=Jose Lopez Portillo)
- da* Presa para acuicultura 1\*4 (1=Agualeguas, 2=El reloj, 3=Santa rosa, 4=El abuelo)
- Damage* Daño de eco-indicator 99 1\*3 (1=Calidad Humana; 2=Calidad de ecosistema; 3=Recursos)
- e* Plantas de Generación de Energía 1\*16 (1=Refinería Ing. Hector Lara Sosa; 2=CTG Leona; 3=CTG Universidad; 4=CTG Fundidora; 5=CTG Tecnológico, 6=CTG Huinalac; 7=CC Huinala II (Monterrey II); 8=Iberdrola

(El Carmen); 9=C Monterrey III (Unidad 1 y 2); 10=CC Noreste (Escobedo); 11=CC Tractebel; 12=CC Huinala Fase I y II; 13=C Huinala I; 14=El Mequite (Area Parcela 11); 15=El Mequite (Predio Santa Marta); 16=El Mequite (Predio El Venado)

<i>FG</i>	Grupo Alimenticio 1*7 (1=Cereales, 2=Vegetales, 3=Frutas, 4=Legumbres, 5=Leche, 6=Carne y Huevo, 7=Pescado)
<i>hyd(A)</i>	Cultivos hidropónicos (6, 7, 19*23, 38)
<i>i</i>	Alimentos 1*51 (#A, #L, #Aq)
<i>j</i>	Fuente de extracción de agua 1*2 (1=Surface, 2=underground)
<i>k</i>	Fuente de generación de energía 1*3 (1=Turbogas; 2=Combined Cycle; 3=Wind)
<i>L</i>	Productos de ganadería 44*51 (44=Leche de vaca, 45=Leche de cabra 46=Carne de Res, 47=Carne de Cabra, 48=Carne de Oveja, 49=Carne de Puerco, 50=Carne de Pollo, 51=Huevo)
<i>u</i>	Usos o sectores 1*3 (1=Agricultura; 2=Suministro Público; 3=Autoabastecimiento Industrial)
<i>w</i>	Agua (#d, #ww)
<i>ww</i>	Acuíferos 5*27 (5=Lampazos-Villaldama; 6=Sabinas-Paras; 7=Lampazos-Anahuac; 8=Agualeguas-Ramnoes; 9=AMM; 10=Campo Buenos Aires; 11=Campo Mina; 12=Campo Durazno; 13=Campo Topo Chico; 14=Cañon Del Huajuco; 15=Citricola Norte; 16=China-General-Bravo; 17=Citricola Sur; 18=Soto La Marina; 19=Navidad-Potosi-Raices; 20=Sandia-La Union; 21=Campo Jaritas; 22=Campo Cerritos, 23=Campo Papagayos; 24=El Peñuelo San Jose El Palmar; 25=Santa Rita-Cruz De Elorza; 26=Doctor Arroyo; 27=El Carmen-Salinas-Victoria)

### **Parámetros**

$\alpha_{FG}^{\text{Weight}}$	Peso de cada ración de cada grupo de alimentos
$\beta_e^{\text{Energy}}$	Costo unitario de cada tecnología para generar energía

$\beta_i^{\text{Food}}$	Costo unitario de los alimentos
$\beta_i^{\text{IMFood}}$	Costo unitario de los alimentos importados
$\beta_w^{\text{IMWater}}$	Costo unitario del agua importada
$\beta_w^{\text{Water}}$	Costo unitario de cada tipo de extracción de agua
$\theta_{\text{Damage},i}$	Eco-indicador 99 factor de daño para alimentos
$\theta_{\text{Damage},j}$	Eco-indicador 99 factor de daño para el agua
$\theta_{\text{Damage},k}$	Eco-indicador 99 factor de daño para la energía
$\lambda_{\text{hyd}}^{\text{agri}}$	Factor de conversión de cultivo
$\lambda^{\text{Ave}}$	Energía calórica media
$\lambda_i^{\text{Cal}}$	Cantidad calorífica que aporta cada alimento
$\lambda_{\text{Aq}}^{\text{Fish}}$	Factor de conversión de pescado
$\lambda_{FG}^{\text{Servings}}$	Porciones de cada grupo de alimentos
$\lambda_L$	Factor de eficiencia de cada producto pecuario
$\phi_u^{\text{Energy}}$	Costo unitario de las ventas de energía
$\phi_i^f$	Costo fijo de cada alimento
$\phi_i^{\text{food}}$	Costo unitario de las ventas de alimentos.
$\phi_u^{\text{Water}}$	Costo unitario de venta de agua
$\phi_i^v$	Coste variable de cada alimento

$A_{cc,max}$	Superficie máxima para cada cultivo
$A_{AS}^{MAX-Lives}$	Área máxima para cada especie animal
$A_{Aq,da}^{MAXFish}$	Superficie máxima disponible para instalación de jaulas para acuicultura
$AU_{AS}$	Capacidad de carga por especie animal
$CapE_e^{Max}$	Capacidad máxima de generación de energía
$CapE_e^{Min}$	Capacidad mínima de generación de energía
Depth	Profundidad necesaria para la piscicultura en jaulas
EDemand	Demanda de energía
Food <sub>i</sub> <sup>EP</sup>	Producción de alimentos existente
$\kappa f$	Factor de anualización
Population	Población
$NR_d$	Recarga natural de agua en presa
$NR_{ww}$	Recarga natural de agua en acuífero
$W_d^{MAX}$	Cota máxima de funcionamiento en presa
$W_{ww}^{MEV}$	Volumen máximo de extracción de cada acuífero
$W_d^{MIN}$	Cota mínima de funcionamiento en presa
Water <sub>d</sub> <sup>0</sup>	Agua almacenada en cada presa
Water <sub>ww</sub> <sup>CND</sup>	Descarga natural comprometida

$WDemand_u$	Demanda de agua
<b>Variables</b>	
$A_{Aq,da}^{Cages}$	Superficie necesaria en cada embalse para la acuicultura
$A_{hyd}^{cc}$	Área asignada para cada cultivo
$A_{AS}^{lives}$	Área para cada especie animal
$CaloricE^C$	Energía calórica consumida
$CaloricE^{NC}$	Energía calórica no consumida
$CaloricE^R$	Energía calórica requerida
$CCost$	Costo total de capital
$CCostF$	Costo de capital para alimentos
$Eco - Indicator^{99}$	Eco-indicador 99
$Energy^{Availability}$	Disponibilidad de energía
$Energy^{Sustainability}$	Sostenibilidad Energética
$Energy_e$	Energía generada en cada tecnología
$Energy_k$	Energía generada por centrales
$Food^{Availability}$	Disponibilidad de comida
$Food^{Sustainability}$	Sostenibilidad Alimentaria
$Food_i^{EPR}$	Existe producción de los alimentos requeridos.
$Food_i^{EPS}$	Producción existente de alimentos para la venta de exportación
$Food_i^{IM}$	Alimentos importados

$Food_i$	Producto alimenticio
$Food_{Aq}^{NP}$	Nueva producción acuícola
$Food_i^{NP}$	Nueva producción de alimentos
$Food_{hyd}^{NP}$	Nueva producción agrícola
$Food_L^{NP}$	Nueva producción ganadera
$Food_{FG}$	Alimentos de cada grupo de alimentos
$FoodC$	Alimentos consumidos
$Heads_L$	Cabezas de animales
$OCost$	Costo total de capital
$Sales$	Ventas
$TotREnergy$	Energías renovables totales
$V_{Aq,da}^{Cages}$	Volumen de la jaula
$W_w^{Use}$	Agua enviada para cada uso
$Water^{Availability}$	Disponibilidad de agua
$Water_u^{IM}$	Agua importada
$Water^{Sustainability}$	Sostenibilidad del agua
$Water_d$	Agua de presa
$Water_j$	Agua por fuente de extracción
$Water_w$	Fuentes de agua (presas y acuíferos)

*Water*<sub>ww</sub>

Agua de acuífero

*WEF*

Seguridad del Nexo

## **APÉNDICE B. Parámetros**

**Tabla B - 1** Requerimientos de grupos alimenticios.

<b>Grupo alimenticio</b> ( $FG$ )	<b>Porciones anuales/persona</b> ( $\lambda_{FG}^{Servings}$ )	<b>Gramos por cada porción</b> ( $\alpha_{FG}^{Weight}$ )
Cereales	1825	80
Vegetales	730	200
Frutas	1095	200
Legumbres	364	25
Leche	730	250
Carne y Huevo	208	125
Pescado	208	150

**Tabla B - 2** Producción existente de ganadería, acuicultura y agricultura.

<b>Descripción</b>	<b>Valor</b>
<b>Ganadería</b>	
Producción de Carne (Toneladas)	32,743.956
Consumo de agua por producción de carne ( $Hm^3$ )	270.873
Contribución calórica por producción de carne (TCal)	68.528
Producción de leche (Miles de litros)	4,005.576
Consumo de agua por producción de leche ( $Hm^3$ )	3.599
Contribución calórica por producción de leche (TCal)	2.699
Producción de huevo (Toneladas)	8,869.877
Consumo de agua por producción de huevo ( $Hm^3$ )	28.612
Contribución calórica por producción de huevo (TCal)	12.861
Consumo de agua por animal en pie ( $Hm^3$ )	423.825
<b>Consumo total de agua en ganadería (<math>Hm^3</math>)</b>	<b>726.909</b>
<b>Contribución calórica total en ganadería (TCal)</b>	<b>182.016</b>
<b>Acuicultura</b>	
Producción (Toneladas)	384
Contribución calórica por producción de pescado (TCal)	0.445
<b>Agricultura</b>	
Producción de Cereales (Tons)	11,918.6
Consumo de agua por producción de cereales ( $Hm^3$ )	27.116
Contribución calórica por cereales (TCal)	44.496
Producción de vegetales (Tons)	29,026.26
Consumo de agua por producción de vegetales ( $Hm^3$ )	7.317
Contribución calórica por vegetales (TCal)	6.098
Producción de frutas (Toneladas)	48,928.54
Consumo de agua por producción de frutas ( $Hm^3$ )	32.326
Contribución calórica por frutas (TCal)	17.337
Producción de legumbres (Tons)	576.5

Consumo de agua por producción de legumbres (Hm <sup>3</sup> )	2.699
Contribución calórica por legumbres (TCal)	3.884
<b>Consumo total de agua en agricultura (Hm<sup>3</sup>)</b>	<b>69.458</b>
<b>Contribución calórica total en agricultura (TCal)</b>	<b>71.815</b>

**Tabla B - 3** Coeficiente de Agostadero para Cada Especie Ganadera en Nuevo León.

<b>Coeficiente de Agostadero en Nuevo León (ha/AU/año)<sup>1</sup></b>	<b>Especies ganaderas</b>	<b>Equivalencia de Unidad de Unidad animal (AU)</b>	<b>Coeficiente de agostadero de cada especie en Nuevo León (ha/AU/año)</b>
22.57	Bovino	0.9	20.313
	Caprino	0.2	4.514
	Ovino	0.2	4.514
	Porcino	0.12	2.7084
	Aves	0.004	0.09028

**Tabla B - 4** Principales parámetros de Alimentos.

<b>Alimento</b>	<b>Conjunto (i)</b>	<b>Energía calórica<sup>[4]</sup></b>	<b>Costo de Producción<sup>[5][6]</sup></b>		<b>Precio de Venta<sup>[7]</sup></b>
		<b>TCal/hm<sup>3</sup> Leche o Millones de Ton (<math>\lambda_i^{Cal}</math>)</b>	<b>USD/ Ton o m<sup>3</sup> Leche (<math>\beta_i^{Food}</math>)</b>	<b>USD/ Ton o m<sup>3</sup> Leche (<math>\beta_i^{IMFood}</math>)</b>	<b>USD/ Kg o L de Leche (<math>\phi_i^{food}</math>)</b>
Maíz grano	1	3430	231.99	278.39	0.50
Trigo grano	2	3750	224.82	269.79	0.30
Sorgo grano	3	3760	180.745	216.89	0.25
Avena	4	3790	230.75	276.90	1.35
Cebada	5	3790	34.71	41.65	1.50
Hid. Arroz	6	870	2680	3216.00	0.75
Hid. Avena	7	3790	1110	1332.00	1.35
Ajo	8	149	1242.6	1491.12	5.00
Brocoli	9	340	443.67	532.40	1.00
Calacita	10	160	410	492.00	0.91
Cebolla	11	140	494.18	593.02	0.75
Coliflor	12	270	380	456.00	0.60
Chile	13	220	31.01	37.21	0.95

Tomate verde	14	220	419.86	503.83	0.75
Tomate	15	300	580.53	696.64	0.90
Nopal	16	240	260.12	312.14	0.50
Papa	17	700	601.14	721.37	0.50
Zanahoria	18	510	200.6	240.72	0.40
Hid.Tomate	19	300	792.875	951.45	1.00
Hid. Lechuga	20	160	334.866	401.84	0.50
Hid. Espinaca	21	235	397.88	477.46	1.25
Hid. Pimiento	22	195	313.466	376.16	4.00
Hid.Pepino	23	130	373.4	448.08	0.63
Pepino	24	130	300	360.00	0.63
Melón	25	190	190	228.00	0.95
Sandía	26	160	225	270.00	0.65
Aguacate	27	420	562.33	674.80	2.50
Limón	28	280	516.28	619.54	0.38
Mandarina	29	440	193.48	232.18	0.90
Naranja	30	365	206.12	247.34	0.35
Toronja	31	320	184.01	220.81	0.65
Uva	32	680	1059.7	1271.64	2.50
Durazno	33	740	500.87	601.04	1.39
Manzana	34	520	544.95	653.94	0.83
Frijol	35	750	567.519	681.02	1.25
Alfalfa	36	300	33.41	40.09	0.50
Nuez	37	7100	3449.79	4139.75	5.00
Hid. Frijol	38	750	2680	3216.00	1.25
Bagre	39	1190	1576.76056	1892.11	1.48
Mojarra	40	1060	1521.8894	1826.27	1.60
Lobina	41	1630	1495	1794.00	2.25
Carpaa	42	1160	423.214286	507.86	1.48
Tilapia	43	960	1573.5	1888.20	1.60
Leche de vaca	44	630	333.438758	400.13	1.00
Leche de cabra	45	920	394.016666	472.82	2.00
Carne de Res	46	2010	4258.22772	5109.87	6.00
Carne de Cabra	47	2190	3065.64958	3678.78	4.50
Carne de oveja	48	1340	4048.54768	4858.26	4.90
Carne de Puerco	49	1430	2032.04464	2438.45	3.25
Carne de pollo	50	2340	1644.00095	1972.80	1.80

Huevo	51	1450	1088.63184	1306.36	1.40
-------	----	------	------------	---------	------

**Tabla B - 5** Valor de Eco-indicador 99 para todos los elementos considerados.

Set	Nombre	Número	Salud Humana (mPT/kg or kJ)	Calidad del Ecosistema (mPT/kg o kJ)	Recursos (mPT/kg o kJ)	Eco-indicador 99 total (mPT/kg o kJ)
			1	2	3	( $\theta_{\text{Damage}}$ )
(j)	Superficial	1	0.0374	0.00204	0.0119	0.0513
	Subterránea	2	0.0374	0.00204	0.0119	0.0513
(k)	Turbo gas	1	6.46	0.252	27	33.7120
	Ciclo combinado	2	6.46	0.252	27	33.7120
	Eólica	3	1.260	0.485	0.376	2.1210
(i)	Maíz grano	1	26.8	55.4	8.67	90.8700
	Trigo grano	2	175	372	20	567.0000
	Sorgo grano	3	30.3	195	10.1	235.4000
	Avena	4	11.7	19.2	10.7	41.6000
	Cebada	5	175	372	20	567.0000
	Hyd. Arroz	6	210	47.6	39.2	296.8000
	Hyd. Avena	7	11.7	19.2	10.7	41.6000
	Ajo	8	51	22.8	7.05	80.8500
	Brócoli	9	26.26	2.33	8.31	36.9000
	Calabacita	10	17	1.49	6.04	24.5300
	Cebolla	11	51	2.07	7.05	60.1200
	Coliflor	12	23.8	2.07	7.25	33.1200
	Chile	13	58.6	3.17	1.38	63.1500
	Tomate verde	14	2.58E-04	412	138	550.0003
	Jitomate	15	2.58E-04	412	138	550.0003
	Nopal	16	40.6	22.1	4.56	67.2600
	Papa	17	40.6	22.1	4.56	67.2600
	Zanahoria	18	15.3	24.7	2.18	42.1800
	Hyd. Jitomate	19	38.1	5.79	48.7	92.5900
	Hyd. lechuga	20	287	20	49.6	356.6000
	Hyd. Espinaca	21	9.43	0.876	2.24	12.5460
	Hyd. Pimiento	22	11.8	8.43	22.1	42.3300
	Hyd. Pepino	23	11.8	8.43	22.1	42.3300

Pepino	<b>24</b>	11.8	8.43	22.1	42.3300
Melón	<b>25</b>	12.5	0.979	3.37	16.8490
Sandía	<b>26</b>	12.5	0.979	3.37	16.8490
Aguacate	<b>27</b>	70.9	4.45	10.6	85.9500
Limón	<b>28</b>	19.5	43	4.62	67.1200
Mandarina	<b>29</b>	79.56	74	9.23	162.7900
Naranja	<b>30</b>	14.7	3.26	2	19.9600
Toronja	<b>31</b>	14.7	3.26	2	19.9600
Uva	<b>32</b>	14.5	1.24	3.73	19.4700
Durazno	<b>33</b>	37	8.06	5.97	51.0300
Manzana	<b>34</b>	13.2	2.45	2.13	17.7800
Frijol	<b>35</b>	116	405	20.7	541.7000
Alfalfa	<b>36</b>	14.2	130	5.95	150.1500
Nuez	<b>37</b>	116	405	20.7	541.7000
Hyd Frijol	<b>38</b>	116	405	20.7	541.7000
Bagre	<b>39</b>	416	-809	82.1	-310.9000
Mojarra	<b>40</b>	416	-809	82.1	-310.9000
Lobina	<b>41</b>	416	-809	82.1	-310.9000
Carpaa	<b>42</b>	416	-809	82.1	-310.9000
Tilapia	<b>43</b>	416	-809	82.1	-310.9000
Leche de vaca	<b>44</b>	473	4410	83	4966.0000
Leche de cabra	<b>45</b>	473	4410	83	4966.0000
Carne de bovino	<b>46</b>	15200	3020	44.1	18264.1000
Carne de cabra	<b>47</b>	354	889	16.9	1259.9000
Carne de oveja	<b>48</b>	354	889	16.9	1259.9000
Carne de puerco	<b>49</b>	751	-561	118	308.0000
Carne de pollo	<b>50</b>	222	-762	34.4	-505.6000
Huevo	<b>51</b>	227	355	52.4	634.4000

## **APÉNDICE C. Variables de Resultados**

Tabla C - 1 Distribución de alimentos para escenarios A y B.

Nombre	I	A				B			
		Food <sub>i</sub> <sup>EP</sup>		Food <sub>i</sub> <sup>NP</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>IM</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EP</sup>		Food <sub>i</sub> <sup>NP</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>IM</sup>
		Food <sub>i</sub> <sup>EPR</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EPS</sup>			Food <sub>i</sub> <sup>EPR</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EPS</sup>		
Maíz grano	1	-	55215.6	-	-	-	55215.6	-	-
Trigo grano	2	-	23149.4	-	-	-	23149.4	-	-
Sorgo grano	3	770956.4	1410238.6	-	-	697986.1	1483208.9	-	-
Avena	4	569.8	-	-	-	-	569.8	-	-
Cebada	5	13146.6	-	-	-	-	13146.6	-	-
Hyd. Arroz	6	0.0	-	-	-	-	-	-	86686.6
Hyd. Avena	7	0.0	-	-	-	-	-	-	-
Ajo	8	3043.9	-	-	-	3043.9	-	-	-
Brócoli	9	259.2	-	-	-	259.2	-	-	-
Calabacita	10	5753.6	-	-	-	5753.6	-	-	-
Cebolla	11	1155.0	-	-	-	1155.0	-	-	-
Coliflor	12	188.0	-	-	-	188.0	-	-	-
Chile	13	18406.6	-	-	-	18406.6	-	-	-
Tomate verde	14	5648.8	-	-	-	5648.8	-	-	-
Jitomate	15	36461.8	-	-	-	36461.8	-	-	-
Nopal	16	154.4	-	-	-	154.4	-	-	-
Papa	17	109502.0	-	-	-	109502.0	-	-	-
Zanahoria	18	6900.0	-	-	-	6900.0	-	-	-
Hyd.Jitomate	19	-	-	50000.0	-	-	-	50000.0	-
Hyd. Lechuga	20	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Espinaca	21	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Pimiento	22	-	-	-	411483.9	-	-	-	-
Hyd.Pepino	23	-	-	-	-	-	-	-	-
Pepino	24	210.6	-	-	-	210.6	-	-	-
Melón	25	728.0	-	-	-	728.0	-	-	-
Sandía	26	1507.5	-	-	-	1507.5	-	-	-
Aguacate	27	2932.4	-	-	-	2932.4	-	-	-
Limón	28	11025.8	-	-	-	11025.8	-	-	-
Mandarina	29	41264.8	-	-	-	41264.8	-	-	-
Naranja	30	33917.7	-	-	-	33917.7	-	-	-
Toronja	31	29486.3	-	-	-	29486.3	-	-	-
Uva	32	28.5	-	-	1027726.9	28.5	-	-	-
Durazno	33	527.3	-	-	-	527.3	-	-	-
Manzana	34	3110.2	0.0	-	-	3110.2	-	-	-
Frijol	35	0.0	539.2	-	-	-	539.2	-	-

Alfalfa	36	0.0	149428.9	-	-	-	149428.9	-	-
Nuez	37	4654.4	-	-	44253.3	4654.4	-	-	-
Hyd. Frijol	38	0.0	-	-	-	-	-	-	44253.3
Bagre	39	71.0	-	-	-	71.0	-	-	-
Mojarra	40	217.0	-	-	-	217.0	-	-	-
Lobina	41	40.0	-	-	132865.0	40.0	-	-	-
Carpa	42	56.0	-	-	-	56.0	-	-	-
Tilapia	43	0.0	-	34434.5	-	-	-	34434.5	-
Leche de vaca	44	22824.0	-	51.1	-	22824.0	-	-	-
Leche de cabra	45	4047.0	-	-	953918.9	4047.0	-	-	-
Carne de bovino	46	62513.1	6517.9	-	-	62513.2	6517.8	-	-
Carne de cabra	47	1630.0	-	0.1	-	1630.0	-	-	-
Carne de oveja	48	-	1490.0	-	-	-	1490.0	-	-
Carne de puerco	49	-	19212.0	-	-	-	19212.0	-	-
Carne de pollo	50	75593.0	-	-	-	75593.0	0.0	-	-
Huevo	51	-	86623.0	-	-	-	86623.0	-	-

Tabla C - 2 Distribución de alimentos para escenarios C y D.

Nombre	I	C				D			
		$Food_i^{EP}$		$Food_i^{NP}$	$Food_i^{IM}$	$Food_i^{EP}$		$Food_i^{NP}$	$Food_i^{IM}$
		$Food_i^{EPR}$	$Food_i^{EPS}$			$Food_i^{EPR}$	$Food_i^{EPS}$		
Maíz grano	1	-	55215.6	-	-	-	55215.6	-	-
Trigo grano	2	-	23149.4	-	-	-	23149.4	-	-
Sorgo grano	3	770956.4	1410238.6	-	-	-	2181195.0	-	-
Avena	4	569.8	-	-	-	-	569.8	-	-
Cebada	5	13146.6	-	-	-	-	13146.6	-	-
Hyd. Arroz	6	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Avena	7	-	-	-	-	-	-	-	-
Ajo	8	3043.9	-	-	-	-	3043.9	-	-
Brócoli	9	259.2	-	-	-	-	259.2	-	-
Calabacita	10	5753.6	-	-	-	-	5753.6	-	-
Cebolla	11	1155.0	-	-	-	-	1155.0	-	-
Coliflor	12	188.0	-	-	-	-	188.0	-	-
Chile	13	18406.6	-	-	-	-	18406.6	-	-
Tomate verde	14	5648.8	-	-	-	-	5648.8	-	-
Jitomate	15	36461.8	-	-	-	-	36461.8	-	-
Nopal	16	154.4	-	-	-	-	154.4	-	-
Papa	17	109502.0	-	-	-	-	109502.0	-	-
Zanahoria	18	6900.0	-	-	-	-	6900.0	-	-
Hyd.Jitomate	19	-	-	-	-	-	-	-	-

Hyd. Lechuga	20	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Espinaca	21	-	-	1600.0	-	-	-	-	-
Hyd. Pimiento	22	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Pepino	23	-	-	-	-	-	-	-	-
Pepino	24	210.6	-	-	-	-	210.6	-	-
Melón	25	728.0	-	-	-	-	728.0	-	-
Sandía	26	1507.5	-	-	-	-	1507.5	-	-
Aguacate	27	2932.4	-	-	-	-	2932.4	-	-
Limón	28	11025.8	-	-	-	-	11025.8	-	-
Mandarina	29	41264.8	-	-	-	-	41264.8	-	-
Naranja	30	33917.7	-	-	-	-	33917.7	-	-
Toronja	31	29486.3	-	-	-	-	29486.3	-	-
Uva	32	28.5	-	-	-	-	28.5	-	-
Durazno	33	527.3	-	-	-	-	527.3	-	-
Manzana	34	3110.2	-	-	-	-	3110.2	-	-
Frijol	35	539.2	-	-	-	-	539.2	-	-
Alfalfa	36	43714.1	105714.7	-	-	-	149428.9	-	-
Nuez	37	4654.4	-	-	-	-	4654.4	-	-
Hyd. Frijol	38	-	-	-	-	-	-	-	-
Bagre	39	-	71.0	-	-	-	71.0	-	-
Mojarra	40	-	217.0	-	-	-	217.0	-	-
Lobina	41	-	40.0	-	133249.0	-	40.0	-	167683.5
Carpa	42	-	56.0	-	-	-	56.0	-	-
Tilapia	43	-	-	34434.5	-	-	-	-	-
Leche de vaca	44	22824.0	-	-	-	-	22824.0	-	-
Leche de cabra	45	4047.0	-	-	-	-	4047.0	-	-
Carne de bovino	46	-	69031.0	-	-	-	69031.0	-	-
Carne de cabra	47	-	1630.0	-	-	-	1630.0	-	-
Carne de oveja	48	-	1490.0	-	-	-	1490.0	-	-
Carne de puerco	49	-	19212.0	-	-	-	19212.0	-	-
Carne de pollo	50	-	75593.0	1.8	139734.5	-	75593.0	-	139736.2
Huevo	51	-	86623.0	-	-	-	86623.0	-	-

Tabla C - 3 Distribución de alimentos para escenarios E y F.

NAME	I	E				F			
		Food <sub>i</sub> <sup>EP</sup>		Food <sub>i</sub> <sup>NP</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>IM</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EP</sup>		Food <sub>i</sub> <sup>NP</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>IM</sup>
		Food <sub>i</sub> <sup>EPR</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EPS</sup>			Food <sub>i</sub> <sup>EPR</sup>	Food <sub>i</sub> <sup>EPS</sup>		
Maíz grano	1	-	55215.6	-	5556.5	-	55215.6	-	-
Trigo grano	2	-	23149.4	-	-	-	23149.4	-	-
Sorgo grano	3	-	2181195.0	-	-	-	2181195.0	-	-

Avena	4	-	569.8	-	71155.6	-	569.8	-	-
Cebada	5	-	13146.6	-	707960.7	-	13146.6	-	784672.8
Hyd. Arroz	6	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Avena	7	-	-	-	-	-	-	-	-
Ajo	8	-	3043.9	-	-	-	3043.9	-	-
Brócoli	9	-	259.2	-	-	-	259.2	-	-
Calabacita	10	-	5753.6	-	-	-	5753.6	-	-
Cebolla	11	-	1155.0	-	-	-	1155.0	-	-
Coliflor	12	-	188.0	-	-	-	188.0	-	-
Chile	13	-	18406.6	-	-	-	18406.6	-	-
Tomate verde	14	-	5648.8	-	-	-	5648.8	-	-
Jitomate	15	-	36461.8	-	-	-	36461.8	-	-
Nopal	16	-	154.4	-	-	-	154.4	-	-
Papa	17	-	109502.0	-	-	-	109502.0	-	-
Zanahoria	18	-	6900.0	-	-	-	6900.0	-	-
Hyd.Jitomate	19	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Lechuga	20	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Espinaca	21	-	-	-	-	-	-	-	-
Hyd. Pimiento	22	-	-	7229.0	777443.8	-	-	6785.9	777886.9
Hyd.Pepino	23	-	-	-	-	-	-	-	-
Pepino	24	-	210.6	-	-	-	210.6	-	-
Melón	25	-	728.0	-	-	-	728.0	-	-
Sandía	26	-	1507.5	-	-	-	1507.5	-	-
Aguacate	27	-	2932.4	-	1162155.8	-	2932.4	-	1177009.1
Limón	28	-	11025.8	-	-	-	11025.8	-	-
Mandarina	29	-	41264.8	-	-	-	41264.8	-	-
Naranja	30	-	33917.7	-	-	-	33917.7	-	-
Toronja	31	-	29486.3	-	-	-	29486.3	-	-
Uva	32	-	28.5	-	14853.4	-	28.5	-	-
Durazno	33	-	527.3	-	-	-	527.3	-	-
Manzana	34	-	3110.2	-	-	-	3110.2	-	-
Frijol	35	-	539.2	-	-	-	539.2	-	-
Alfalfa	36	-	149428.9	-	-	-	149428.9	-	-
Nuez	37	-	4654.4	-	48907.7	-	4654.4	-	601.6
Hyd. Frijol	38	-	-	-	-	-	-	-	-
Bagre	39	-	71.0	-	-	-	71.0	-	-
Mojarra	40	-	217.0	-	-	-	217.0	-	-
Lobina	41	-	40.0	-	16167.0	-	40.0	-	-
Carpa	42	-	56.0	-	151516.5	-	56.0	-	129670.6
Tilapia	43	-	0.0	-	-	-	-	-	-
Leche de vaca	44	-	22824.0	-	-	-	22824.0	-	240538.1

Leche de cabra	45	-	4047.0	12.1	980828.8	-	4047.0	-	740302.8
Carne de bovino	46	-	69031.0	0.3	105707.3	-	69031.0	1.0	107825.7
Carne de cabra	47	-	1630.0	-	34028.6	-	1630.0	-	-
Carne de oveja	48	-	1490.0	-	-	-	1490.0	-	-
Carne de puerco	49	-	19212.0	-	-	-	19212.0	-	-
Carne de pollo	50	-	75593.0	-	-	-	75593.0	-	-
Huevo	51	-	86623.0	-	-	-	86623.0	-	-

Tabla C - 4 Distribución de alimentos para el escenario G.

Nombre	I	G			
		$Food_i^{EP}$		$Food_i^{NP}$	$Food_i^{IM}$
		$Food_i^{EPR}$	$Food_i^{EPS}$		
Maíz grano	1	-	55215.6	-	-
Trigo grano	2	-	23149.4	-	-
Sorgo grano	3	-	2181195.0	-	-
Avena	4	-	569.8	-	-
Cebada	5	-	13146.6	-	784672.8
Hyd. Arroz	6	-	0.0	-	-
Hyd. Avena	7	-	0.0	-	-
Ajo	8	-	3043.9	-	-
Brócoli	9	-	259.2	-	-
Calabacita	10	-	5753.6	-	-
Cebolla	11	-	1155.0	-	-
Coliflor	12	-	188.0	-	-
Chile	13	-	18406.6	-	-
Tomate verde	14	-	5648.8	-	-
Jitomate	15	-	36461.8	-	-
Nopal	16	-	154.4	-	-
Papa	17	-	109502.0	-	-
Zanahoria	18	-	6900.0	-	-
Hyd.Jitomate	19	-	-	-	-
Hyd. Lechuga	20	-	-	-	-
Hyd. Espinaca	21	-	-	-	-
Hyd. Pimiento	22	-	-	9600.0	775072.8
Hyd.Pepino	23	-	-	-	-
Pepino	24	-	210.6	-	-
Melón	25	-	728.0	-	-
Sandía	26	-	1507.5	-	-
Aguacate	27	-	2932.4	-	1177009.1
Limón	28	-	11025.8	-	-

Mandarina	<b>29</b>	-	41264.8	-	-
Naranja	<b>30</b>	-	33917.7	-	-
Toronja	<b>31</b>	-	29486.3	-	-
Uva	<b>32</b>	-	28.5	-	-
Durazno	<b>33</b>	-	527.3	-	-
Manzana	<b>34</b>	-	3110.2	-	-
Frijol	<b>35</b>	-	539.2	-	-
Alfalfa	<b>36</b>	-	149428.9	-	-
Nuez	<b>37</b>	-	4654.4	-	48907.7
Hyd. Frijol	<b>38</b>	-	-	-	-
Bagre	<b>39</b>	-	71.0	-	-
Mojarra	<b>40</b>	-	217.0	-	-
Lobina	<b>41</b>	-	40.0	-	-
Carpa	<b>42</b>	-	56.0	-	167683.5
Tilapia	<b>43</b>	-	-	-	-
Leche de vaca	<b>44</b>	-	22824.0	-	-
Leche de cabra	<b>45</b>	-	4047.0	16.1	755631.6
Carne de bovino	<b>46</b>	-	69031.0	-	-
Carne de cabra	<b>47</b>	-	1630.0	-	-
Carne de oveja	<b>48</b>	-	1490.0	-	-
Carne de puerco	<b>49</b>	-	19212.0	-	139736.2
Carne de pollo	<b>50</b>	-	75593.0	-	-
Huevo	<b>51</b>	-	86623.0	-	-

**ÁPENDICE D. Artículos Publicados**



## A systematic approach for assessing water, energy and food security during the COVID-19 pandemic: case study of Mexico

Alma Yunuen Raya-Tapia<sup>1</sup> · Brenda Cansino-Loeza<sup>1</sup> · Xate Geraldine Sánchez-Zarco<sup>1</sup> · César Ramírez-Márquez<sup>1</sup> · José María Ponce-Ortega<sup>1</sup> 

Received: 23 March 2022 / Accepted: 7 September 2022  
© The Author(s), under exclusive licence to Springer Nature B.V. 2022

### Abstract

Assessing the security of the water–energy–food nexus is a topic of great importance, which allows determining the situation of each resource to implement actions for sustainable management of these resources in today’s society. For this reason, a systematic procedure is proposed to evaluate the synergies of the water–energy–food nexus in a large region that is divided into subregions that allow considering their interactions. The new procedure considers the availability, accessibility and regional interdependence of resources while annexing economic and social aspects. A composite index called the WEF Global Index is developed, which involves the WEF nexus index and has nine indicators that evaluate the availability, accessibility and regional interdependence of each resource in the water–energy–food nexus. This new index considers the Gross Domestic Product per capita and the involved population. As a case study, the 32 states of Mexico were considered to assess the effects of the COVID-19 pandemic on the economy and the security of the water–energy–food nexus at the state level. For this, the composite index was evaluated in the years 2019 and 2020. The results show that from 2019 to 2020, the value of the global index increased in 13 states, in 21 states the security index of the WEF nexus increased, and in 9 states the GDP per capita index increased. On the other hand, the results indicate that in 11 states there was no improvement in the nexus security index due to the increase in water demand, which considerably affected the water availability indicator.

**Keywords** Water–energy–food nexus · Sustainability indicators · Scenario analysis · Sustainable development, security · COVID-19 pandemic

### Abbreviations

IPIB <sub>p<sub>c</sub></sub>	Gross domestic product per capita index
IPob	Population index
NR	Northern Region of Mexico
SSR	South Southeast Region of Mexico

 José María Ponce-Ortega  
jose.ponce@umich.mx

<sup>1</sup> Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Ciudad Universitaria, Francisco J. Múgica S/N, 58060 Morelia, Michoacán, Mexico



## A machine learning approach for optimizing the water-energy-food-ecosystem nexus: a resilience perspective for sustainability

Francisco Javier López-Flores<sup>1</sup> · Xate Geraldine Sánchez-Zarco<sup>1</sup> · Eustel Rubio-Castro<sup>2</sup> · José María Ponce-Ortega<sup>1</sup>

Received: 16 August 2023 / Accepted: 30 November 2023  
 © The Author(s), under exclusive licence to Springer Nature B.V. 2023

### Abstract

Recently, several optimization strategies and models have been presented to analyze water-energy-food interconnections. In this study, a novel optimization model has been proposed to introduce the term water-energy-food-ecosystem nexus integrated with machine learning tools. This approach incorporates conventional and unconventional technologies for resource generation, use, and distribution, taking into account life cycle analysis, nexus security, and economic benefit as objectives toward sustainability. Additionally, it confirms the possibility of exploiting machine learning technologies to predict with high accuracy the results of complex MINLP models without requiring explicit indications as a support function for informed decision-making. The artificial neural network has been evaluated, optimized, and compared in a case study located in Mexico to show the applicability of the proposed approach. The nexus has been evaluated to determine the resilience of the system in the years 2020, 2022, 2025, 2030, and 2040. The results obtained when investigating the accuracy of the neural network model revealed a high prediction accuracy for the three objective functions, with values above 0.99 for the coefficient of determination and below 0.0007 for the mean square error. The 2020 compromise solution presents better trade-offs among the three objectives than the ones reported in the literature. Finally, by 2040, a significant increase in the environmental impact of 50% over the emissions generated in 2022 is found. While the security index indicates a severe scenario for water scarcity in the future.

**Keywords** Water-energy-food-ecosystem nexus · Machine learning · Life cycle assessment · Artificial neural network · Sustainability · Resilience

✉ José María Ponce-Ortega  
[jose.ponce@umich.mx](mailto:jose.ponce@umich.mx)

<sup>1</sup> Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Francisco J. Mujica SN, Edificio V I, Ciudad Universitaria, 58060 Morelia, Mich., Mexico

<sup>2</sup> Chemical and Biological Sciences Department, Universidad Autónoma de Sinaloa, Av. de las Américas SN, 80010 Culiacán, Sinaloa, México



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Cleaner Production

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/jclepro](http://www.elsevier.com/locate/jclepro)



## Water-energy-food-ecosystem nexus: An optimization approach incorporating life cycle, security and sustainability assessment

Kate Geraldine Sánchez-Zarco, José María Ponce-Ortega<sup>\*</sup>

Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Facultad J. Arriaga 378, Ciudad Universitaria, Morelia, Michoacán, 58000, México

### ARTICLE INFO

Handling Editor: Cecilia María Vilas Boas de Almeida

#### Keywords

optimization of water-energy-food-ecosystem

life cycle assessment

eco-indicator 99 methodology

Nonlinear mathematical model

### ABSTRACT

Nowadays, ecosystem damages limit sustainable development, which is exacerbated by the scarcity and high demand for resources such as water, energy and food. Therefore, this paper presents a new integrated circular economy approach to optimize the generation, use, and distribution of resources in a given region that takes into account the environmental footprint while considering the net social benefit. Multiple objectives, such as nexus security and environmental damage, are prioritized in terms of three categories: human health, ecosystem quality and resource depletion. The optimization model includes the life cycle analysis for each technology or extraction source with the eco-indicator 99 methodology throughout the supply chain. The determinant variables identified were water availability, renewable energy production and local food production. The food sector is described as promoting the use of hydroponic technologies, animal carrying capacity, and aquaculture activities. An area of Mexico was considered as a case study, considering domestic, industrial, and agricultural activities. The analysis of the variables of interest was carried out using different groups, identifying 7 attractive optimal scenarios. A direct proportion is observed between the security of the water-energy-food nexus and the associated economic profits, while the life cycle assessment fluctuates with the use of services. The results show the satisfaction of the demand for water, energy, and food, highlighting the vulnerability of the food sector concerning the net objective by including unconventional techniques to provide healthy diets. Food accounts for 76–94% of the total damage caused, where each type of food is analyzed according to the excess energy needed to obtain in the future, the change in biodiversity, and the disability-adjusted life years, having as a reference the main diseases that cause death in Mexico.

### 1. Introduction

Overcoming a decade of conceptualization of the Water-Energy-Food (WEF) nexus (Hoft, 2011), the value of describing its complexity and approaching it from different perspectives prevails. To define it, and considering that no sector is exempt from the influence of other factors, some authors have opted for the insertion of different terms, such as order of interest or impact elements (land or climate) (see Table 1). The term "ecosystem" is considered within the WEF nexus (Water-Energy-Food-Ecosystem) as a support function and supply center for the considered resources (CEPR, 2012). Ecosystems stand out as a fundamental part of meeting the Sustainable Development Goals (SDG) (UN, 2015), including water security (WFS, 2009), energy security (IEA, 2014), and food security (FAO, 2001). Therefore, the nexus contextualizes the critical point of sustainability and, through synergies, aims to

fill some gaps or omissions in favor of the preservation of the involved parties. The ultimate goal of the WEF nexus encompasses the need to identify and resolve trade-offs between sectors to reduce possible conflicts concerning the environment and practical policy.

The creation of development policies joins the effort toward the current recognition of the resources that make up the nexus (Mahdavi et al., 2020) and evaluates incentives among related factors (Huang et al., 2020) facing resource scarcity (Caminero-Lopez et al., 2020), climate issues (Sánchez-Zarco et al., 2021), and resilience to natural disasters (Ríos-López et al., 2022). From another perspective, the existing research on the nexus emphasizes integrated multidisciplinary studies (Purwandu et al., 2021), systematic reviews (Pérez et al., 2020), optimal planning in supply chains (Pérez-Pardo et al., 2021), adequate management of natural resources (González-Escobedo et al., 2015), and sectorial integration expressed in multiple objectives, interconnections

<sup>\*</sup> Corresponding author.

E-mail address: [jose.ponce@umich.mx](mailto:jose.ponce@umich.mx) (J.M. Ponce-Ortega).

<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.137104>

Received 16 November 2022; Received in revised form 9 May 2023; Accepted 19 May 2023

Available online 1 June 2023

0959-6526/© 2023 Elsevier Ltd. All rights reserved.



## RESEARCH PAPER



## Multi-objective Optimization Method Based on Deterministic and Metaheuristic Approaches in Water–Energy–Food Nexus Under Uncertainty

Luis Germán Hernández-Pérez<sup>1</sup> · Xate Geraldine Sánchez-Zarco<sup>1</sup> · José María Ponce-Ortega<sup>1</sup>

Received: 9 January 2022 / Revised: 9 March 2022 / Accepted: 28 March 2022 / Published online: 28 April 2022  
 © University of Tehran 2022

### Abstract

This paper presents a multi-objective optimization approach for the security assessment of the water–energy–food nexus considering the involved uncertainty. The proposed optimization approach consists of a hybrid strategy that combines deterministic and metaheuristic optimization approaches for solving this complex problem. The deterministic optimization part of the mathematical model is developed in the platform general algebraic modeling system (GAMS). The metaheuristic part is approached using the improved multi-objective optimization differential evolution algorithm programmed in visual basic for applications. The communication between the different software is implemented using GAMS data exchange files and linking routines. The uncertainty associated with the problem is considered using a code that generates random values of uncertain parameters of the mathematical model. The optimization approach is applied to assess the water–energy–food nexus in an arid region. Three objective functions (one economic and two environmental) were incorporated in the proposed formulation. A case study from a region of Mexico is addressed to show the applicability of the proposed approach. The results of the optimization process offer alternatives that conciliate economic and environmental interests considering uncertainty in weather conditions such as rainfall and solar radiation. The obtained results show a set of solution proposals in which different increases are offered in the satisfaction of the demand for energy and water in different sectors and at the same time, the smallest possible increase in the economic and environmental objective functions. In addition, the proposed methodology is replicable in different case studies where approaching the optimal solution becomes a complicated task.

✉ José María Ponce-Ortega  
[jose.ponce@umich.mx](mailto:jose.ponce@umich.mx)

<sup>1</sup> Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Francisco J. Múgica SN, Edificio V1, Ciudad Universitaria, 59000 Morelia, Mich., Mexico



## A spatial and temporal assessment of resource security in the water, energy, food and waste nexus in Spain

Alma Yunuen Raya-Tapia<sup>a</sup>, Brenda Cansino-Loeza<sup>a</sup>, Xate Geraldine Sánchez-Zarco<sup>b</sup>, César Ramírez-Márquez<sup>a,\*</sup>, Mariano Martín<sup>c</sup>, José María Ponce-Ortega<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, P.O. Box 4-1, Miguel Alemán, Ciudad Universitaria, Morelia, Michoacán 58000, México

<sup>b</sup> Department of Chemical Engineering, University of Salamanca, P.O. Calle 1-5, 37008 Salamanca, Spain

### ARTICLE INFO

Editor: Dr. Giovanni Galini (Lead)

#### Keywords

Water-energy-food-waste nexus

Security

Composite index

Sustainability

Climate change

### ABSTRACT

The effects of climate change, such as droughts and decreased rainfall, as well as population growth and globalization are aggravating the availability of water, energy and food. As a result, meeting the population's demand will be a major challenge in the near future. For this reason, assessing the situation of the water-energy-food (WEF) nexus is of great importance to know the vulnerabilities of the system and take actions to correct or improve them. The contribution of this work is the formulation of a composite index called the WEF-Waste Index that includes 13 indicators, 4 of which are indicators to measure aspects of the water sector that include availability, independence, treatment and recycling; 3 energy indicators that include availability, independence and renewable energy; 4 food indicators that measure availability, food independence, ecological area planted and food waste; and 2 urban solid waste indicators that measure the level of separation and reuse. The WEF-Waste Index was evaluated in Spain at the national level and in the 17 autonomous communities over a period of 10 years in order to focus on the spatial and temporal distribution pattern of the WEF nexus. Results show that the indicator with the lowest scores over the years was water availability, which indicates a very important water deficiency. On the other hand, high values in the water treatment indicator were obtained, showing that a high percentage of the water supplied to the network and used is processed in wastewater treatment plants. The WEF-Waste Index has an improving trend from 2010 to 2014. However, by 2016 it suffered a decay and from that year to 2020, it again presented a positive trend in the scores of the communities.

### 1. Introduction

Globally, 70 % of water consumption is in agriculture (FAO, 2017) and 30 % of energy consumption is used for food production and supply (Chang et al., 2016), where 30 % of the food produced in the world is spoiled or wasted every year, which implies a waste of resources such as land, water, energy, soil, seeds and other inputs used in its production in addition to unnecessary CO<sub>2</sub> emissions and losses in the added value of the food produced (FAO, 2012). In 2014, about 4 % of global electricity consumption was used for water and wastewater collection, distribution and treatment, by 2040 the amount of energy is expected to double (IEA, 2016). Municipal Solid Waste (MSW) production is continuously increasing as areas become more industrialized and urbanized, and it is expected to continue to increase by almost 80 %, i.e., 2300 million tons, by 2025 (Hockeey and Shiao-Tzu, 2012).

Given the importance of the Water-Energy (WE), Food-Energy (FE) and Water-Food (WF) nexuses, these three components must be combined to broaden the view (Fernández-Rico et al., 2021), since improving synergies of these resources can ensure access to safe and sufficient water, national food security and availability (in terms of quality and quantity), and national energy security, in an economically and environmentally sustainable manner (Salem et al., 2022). For this reason, the importance of the WEF nexus approach was put on the international agenda at the 2011 Bonn Conference where evidence was provided that the approach can improve water, energy and food security by increasing efficiency, reducing trade-offs and generating synergies while improving governance in the different sectors (Maraziti and Wilhelm, 2020).

Global water demand is projected to increase by 55 %, and energy and food production by 50 % and 70 % respectively by 2050 (UNEP, 2021). Water, energy and food are lifelines for societies. However, meeting demand will be constrained by competing needs for limited

\* Corresponding author.

E-mail address: [crmarq@umich.mx](mailto:crmarq@umich.mx) (C. Ramírez-Márquez).

<https://doi.org/10.1016/j.spc.2022.08.008>

Received 2 February 2022; Received in revised form 22 April 2022; Accepted 3 May 2022

Available online 16 May 2022

2352-5206/© 2022 Institution of Chemical Engineers. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.

## Multi-objective Optimization Approach to Meet Water, Energy, and Food Needs in an Arid Region Involving Security Assessment

Xate Geraldine Sánchez-Zarco, Ramón González Bravo, and José María Ponce-Ortega\*



Cite This: ACS Sustainable Chem. Eng. 2021, 9, 4771–4790



Read Online

ACCESS |

Metrics &amp; More

Article Recommendations

**ABSTRACT:** The need to quantitatively measure the security of the water–energy–food (WEF) nexus sectors in a region is of great importance due to the vulnerability of each sector and the associated cost. This paper presents an approach for optimizing the security indices of the WEF nexus by analyzing the availability, accessibility, and sustainability of water, energy, and food resources. To maximize the security indices, a multi-objective mixed integer nonlinear programming model involving multiple stakeholders is presented. Through the model, the dependent variables for the optimization of the indices are described, and these in turn represent new and existing technologies considering the economic and environmental aspects. Furthermore, the optimization model seeks to different configurations when selecting technologies to satisfy high demands imposed by the population, maximizing the value of the evaluated indices, and improving the performance of the distribution network of the studied area. Different scenarios are designed to observe the behavior of the objective functions (minimizing the total annual cost, fresh water consumption, and greenhouse gas emissions) while maximizing the security of the WEF nexus; the indices are illustrated in radar graphs that allow identifying the interactions between the involved sectors. A case study of an area of Mexico with great development is analyzed due to its economic importance; however, the model is applicable to any region with the corresponding data and similar climatic characteristics. The results show the vulnerability of the distribution network and that it is possible to satisfy the demands of a region with the implementation of new policies that allow maximizing the values of the WEF nexus security indices. In general, the total annual cost and greenhouse gas emissions are dependent on the variations in the indices, and the indices associated with the energy sector fluctuate more in the analyzed scenario.

**KEYWORDS:** water–energy–food nexus, security, sustainability, resource security, optimization



## INTRODUCTION

The effects of climate change are the result of incorrect management of vital resources for the sustainability of the ecosystems. Several actions can be considered to mitigate the effects of climate change,<sup>1</sup> which include efficient investments in means of transportation, electricity generation, sustainable housing, and better management of industrial and municipal waste.<sup>2</sup> In addition, severe effects have appeared in our daily lives, such as lack of water<sup>3</sup> and effects on human health.<sup>4</sup> To meet the growing resource demands, currently the use of novel technologies to obtain fresh water,<sup>5</sup> energy, and food that previously were not taken into consideration due to the associated high operating cost<sup>6</sup> and elevated prices of involved utilities is being considered.<sup>7</sup> Furthermore, the implementation and adaptation of scenarios on the availability of natural resources is of great relevance to face future climate change.<sup>8</sup> Several effects have been implemented to supply these resources through the synthesis of water–energy networks supporting the mitigation of climate change<sup>9</sup> and analyzing the

economic,<sup>10</sup> environmental, and social aspects.<sup>11</sup> Water scarcity directly affects energy production processes, and this limits the possibility to satisfy the human demands for resources.<sup>12</sup> The effect on the land due to the need to provide agricultural products<sup>13</sup> with fair water distribution networks<sup>14</sup> has also been studied, showing adverse impacts on ecosystems and associated resources.

Toward the sustainable development and ensuring the preservation of natural resources for future generations,<sup>15</sup> environmental security is related through links between its participants<sup>16</sup> in a sustainable way involving different areas and processes,<sup>17</sup> whose optimization can help to identify proper

Received: December 26, 2020

Revised: February 17, 2021

Published: March 24, 2021



ACS Publications

© 2021 American Chemical Society

4771

https://doi.org/10.1021/acscents.1c00932  
ACS Sustainable Chem. Eng. 2021, 9, 4771–4790



## Involving resilience in assessment of the water–energy–food nexus for arid and semiarid regions

Jesus Manuel Núñez-López<sup>1</sup> · Brenda Cansino-Loeza<sup>1</sup> · Xatê Geraldine Sánchez-Zarco<sup>1</sup> · José María Ponco-Ortega<sup>1</sup>

Received: 19 August 2021 / Accepted: 10 January 2022

© The Author(s), under exclusive license to Springer-Verlag GmbH Germany, part of Springer Nature 2022

### Abstract

Due to the unsustainable consumption of resources and climate change, it is increasingly difficult to maintain the security of the water–energy–food nexus, especially in regions with low availability. Thus, the need to design more resilient systems is key to sustainable development. Quantifying resilience in integrated systems such as the water–energy–food nexus is a useful way to identify vulnerable areas of the system and thereby take corrective actions to reduce the incidence of interruptions to basic services. Therefore, this work presents a systematic approach to assess the resilience of the water–energy–food nexus in arid and semi-arid regions. Through the proposed approach, it is possible to evaluate how the system failures caused by hurricanes, low-temperature events, and droughts affect the supply of water, energy and food. A resilience index is proposed, which involves penalization costs associated with the resource supply failures of the system. To apply the proposed approach, scenarios corresponding to past conditions and future projections were evaluated for two Mexican arid cities. The results show that in future years the nexus will be vulnerable to extreme events if the conditions for the resource management do not change. The proposed approach allows estimating the economic losses associated with the existence of natural disasters, making it an efficient decision-making tool to implement strategies and improve the security of the water–energy–food nexus.

### Graphical abstract



✉ José María Ponco-Ortega  
jma.ponco@umich.mx

<sup>1</sup> Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Francisco J. Múgica SN, Ciudad Universitaria, 58060 Morelia, Michoacán, Mexico

## Referencias

- Abed, M., Imteaz, M. A., Ahmed, A. N., & Huang, Y. F. (2022). A novel application of transformer neural network (TNN) for estimating pan evaporation rate. *Applied Water Science*, *13*(2), 31. <https://doi.org/10.1007/s13201-022-01834-w>
- Albrecht, T. R., Crootof, A., & Scott, C. A. (2018). The Water-Energy-Food Nexus: A systematic review of methods for nexus assessment. *Environmental Research Letters*, *13*(4), 043002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaa9c6>
- AlNazr, H. A., Ahmad, N., Ahmed, U., Mohan, B., & Abdul Jameel, A. G. (2023). Predicting physical properties of oxygenated gasoline and diesel range fuels using machine learning. *Alexandria Engineering Journal*, *76*, 193–219. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.06.037>
- Battle-Bayer, L., Aldaco, R., Bala, A., & Fullana-i-Palmer, P. (2020). Toward sustainable dietary patterns under a water–energy–food nexus life cycle thinking approach. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, *13*, 61–67. <https://doi.org/10.1016/j.coesh.2019.11.001>
- Bonetto, R., & Latzko, V. (2020). Chapter 8—Machine learning. In F. H. P. Fitzek, F. Granelli, & P. Seeling (Eds.), *Computing in Communication Networks* (pp. 135–167). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820488-7.00021-9>
- Cansino-Loeza, B., Sánchez-Zarco, X. G., Mora-Jacobo, E. G., Saggiante-Mauro, F. E., González-Bravo, R., Mahlknecht, J., & Ponce-Ortega, J. M. (2020). Systematic Approach for Assessing the Water–Energy–Food Nexus for Sustainable Development in Regions with Resource Scarcities. *ACS Sustainable Chemistry & Engineering*, *8*(36), 13734–13748. <https://doi.org/10.1021/acssuschemeng.0c04333>
- Censo de Población y Vivienda 2020*. (n.d.). Retrieved July 17, 2024, from <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>
- Chapter 18: Neural Networks and Deep Learning - Machine Learning [Book]*. (n.d.). Retrieved July 17, 2024, from [https://www.oreilly.com/library/view/machine-learning/9780128015223/B9780128015223000185\\_1.xhtml](https://www.oreilly.com/library/view/machine-learning/9780128015223/B9780128015223000185_1.xhtml)
- Chen, C.-F., Feng, K.-L., & Ma, H. (2020). Uncover the interdependent environmental impacts associated with the water-energy-food nexus under resource management

- strategies. *Resources, Conservation and Recycling*, 160, 104909. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.104909>
- Chini, C. M., Konar, M., & Stillwell, A. S. (2017). Direct and indirect urban water footprints of the United States. *Water Resources Research*, 53(1), 316–327. <https://doi.org/10.1002/2016WR019473>
- David, L. O., Nwulu, N. I., Aigbavboa, C. O., & Adepoju, O. O. (2022). Integrating fourth industrial revolution (4IR) technologies into the water, energy & food nexus for sustainable security: A bibliometric analysis. *Journal of Cleaner Production*, 363, 132522. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132522>
- de Amorim, W. S., Valduga, I. B., Ribeiro, J. M. P., Guazzelli Williamson, V., Krauser, G. E., Magtoto, M. K., & de Andrade Guerra, J. B. S. O. (2018). The nexus between water, energy, and food in the context of the global risks: An analysis of the interactions between food, water, and energy security. *Environmental Impact Assessment Review*, 72, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2018.05.002>
- Del Borghi, A., Moreschi, L., & Gallo, M. (2020). Circular economy approach to reduce water–energy–food nexus. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 13, 23–28. <https://doi.org/10.1016/j.coesh.2019.10.002>
- Edgar, T. F., Himmelblau, D. M., & Lasdon, L. S. (2001). *Optimization of chemical processes* (2nd ed). McGraw-Hill.
- Energía, S. de. (n.d.). *Prontuario Estadístico 2021*. gob.mx. Retrieved July 17, 2024, from <http://www.gob.mx/sener/articulos/prontuario-estadistico-2021-265456?state=published>
- FAO. (2001). *The state of food insecurity in the world 2001*. <https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/y1500e>
- FAO (Ed.). (2019). The State of Food and Agriculture 2019. Moving forward on food loss and waste reduction. In *Moving forward on food loss and waste reduction* (pp. 2–13). Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://www.fao.org/3/ca6030en/ca6030en.pdf>
- Fernández-Ríos, A., Laso, J., Campos, C., Ruiz-Salmón, I., Hoehn, D., Cristóbal, J., Battle-Bayer, L., Bala, A., Fullana-i-Palmer, P., Puig, R., Aldaco, R., & Margallo, M. (2021). Towards a Water-Energy-Food (WEF) nexus index: A review of nutrient

- profile models as a fundamental pillar of food and nutrition security. *Science of The Total Environment*, 789, 147936. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.147936>
- Fuentes-Cortés, L. F., & Ponce-Ortega, J. M. (2017). Optimal design of energy and water supply systems for low-income communities involving multiple-objectives. *Energy Conversion and Management*, 151, 43–52. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.08.050>
- Gao, S., Huang, Y., Zhang, S., Han, J., Wang, G., Zhang, M., & Lin, Q. (2020). Short-term runoff prediction with GRU and LSTM networks without requiring time step optimization during sample generation. *Journal of Hydrology*, 589, 125188. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125188>
- Gasser, P. (2020). A review on energy security indices to compare country performances. *Energy Policy*, 139, 111339. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111339>
- Giupponi, C., & Gain, A. K. (2017). Integrated spatial assessment of the water, energy and food dimensions of the Sustainable Development Goals. *Regional Environmental Change*, 17(7), 1881–1893. <https://doi.org/10.1007/s10113-016-0998-z>
- Govindan, R., & Al-Ansari, T. (2019). Computational decision framework for enhancing resilience of the energy, water and food nexus in risky environments. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 112, 653–668. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.06.015>
- Grossman, I., Bandara, K., Wilson, T., & Kirley, M. (2022). Can machine learning improve small area population forecasts? A forecast combination approach. *Computers, Environment and Urban Systems*, 95, 101806. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2022.101806>
- Habibi Davijani, M., Banihabib, M. E., Nadjafzadeh Anvar, A., & Hashemi, S. R. (2016). Optimization model for the allocation of water resources based on the maximization of employment in the agriculture and industry sectors. *Journal of Hydrology*, 533, 430–438. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.025>
- Haji, M., Govindan, R., & Al-Ansari, T. (2020). Novel approaches for geospatial risk analytics in the energy–water–food nexus using an EWF nexus node. *Computers & Chemical Engineering*, 140, 106936. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2020.106936>

- Hamdia, K. M., Zhuang, X., & Rabczuk, T. (2021). An efficient optimization approach for designing machine learning models based on genetic algorithm. *Neural Computing and Applications*, 33(6), 1923–1933. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05035-x>
- Handelman, G. S., Kok, H. K., Chandra, R. V., Razavi, A. H., Huang, S., Brooks, M., Lee, M. J., & Asadi, H. (2019). Peering Into the Black Box of Artificial Intelligence: Evaluation Metrics of Machine Learning Methods. *American Journal of Roentgenology*, 212(1), 38–43. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.20224>
- Hoff, H. (2011). *Understanding the nexus: Background paper for the Bonn2011 Nexus Conference*. SEI. <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:su:diva-65883>
- Hoosain, M. S., Paul, B. S., Doorsamy, W., & Ramakrishna, S. (2023). The Influence of Circular Economy and 4IR Technologies on the Climate–Water–Energy–Food Nexus and the SDGs. *Water*, 15(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/w15040787>
- Izanloo, M., Aslani, A., & Zahedi, R. (2022). Development of a Machine learning assessment method for renewable energy investment decision making. *Applied Energy*, 327, 120096. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120096>
- Kaim, A., Cord, A. F., & Volk, M. (2018). A review of multi-criteria optimization techniques for agricultural land use allocation. *Environmental Modelling & Software*, 105, 79–93. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.03.031>
- Khalil, M., McGough, A. S., Pourmirza, Z., Pazhoohesh, M., & Walker, S. (2022). Machine Learning, Deep Learning and Statistical Analysis for forecasting building energy consumption—A systematic review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 115, 105287. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105287>
- Kim, N., Jeon, J., Chen, R., & Su, X. (2022). Electrochemical separation of organic acids and proteins for food and biomanufacturing. *Chemical Engineering Research and Design*, 178, 267–288. <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2021.12.009>
- Larcom, S., & van Gevelt, T. (2017). Regulating the water-energy-food nexus: Interdependencies, transaction costs and procedural justice. *Environmental Science & Policy*, 72, 55–64. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2017.03.003>
- Liang, Y., Li, Y., Liang, S., Feng, C., Xu, L., Qi, J., Yang, X., Wang, Y., Zhang, C., Li, K., Li, H., & Yang, Z. (2020). Quantifying Direct and Indirect Spatial Food–Energy–

- Water (FEW) Nexus in China. *Environmental Science & Technology*, 54(16), 9791–9803. <https://doi.org/10.1021/acs.est.9b06548>
- Liao, L., Li, H., Shang, W., & Ma, L. (2022). An Empirical Study of the Impact of Hyperparameter Tuning and Model Optimization on the Performance Properties of Deep Neural Networks. *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, 31(3), 53:1-53:40. <https://doi.org/10.1145/3506695>
- Liu, C., Hotta, Y., Santo, A., Hengesbaugh, M., Watabe, A., Totoki, Y., Allen, D., & Bengtsson, M. (2016). Food waste in Japan: Trends, current practices and key challenges. *Journal of Cleaner Production*, 133, 557–564. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.06.026>
- Liu, J., Mao, G., Hoekstra, A. Y., Wang, H., Wang, J., Zheng, C., van Vliet, M. T. H., Wu, M., Ruddell, B., & Yan, J. (2018). Managing the energy-water-food nexus for sustainable development. *Applied Energy*, 210, 377–381. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.064>
- Liu, X., Lu, D., Zhang, A., Liu, Q., & Jiang, G. (2022). Data-Driven Machine Learning in Environmental Pollution: Gains and Problems. *Environmental Science & Technology*, 56(4), 2124–2133. <https://doi.org/10.1021/acs.est.1c06157>
- López-Flores, F. J., Lira-Barragán, L. F., Rubio-Castro, E., El-Halwagi, M. M., & Ponce-Ortega, J. M. (2023). Hybrid Machine Learning-Mathematical Programming Approach for Optimizing Gas Production and Water Management in Shale Gas Fields. *ACS Sustainable Chemistry & Engineering*, 11(15), 6043–6056. <https://doi.org/10.1021/acssuschemeng.3c00569>
- López-Flores, F. J., Rubio-Castro, E., & Ponce-Ortega, J. M. (2022). Incorporating machine learning for thermal engines modeling in industrial waste heat recovery. *Chemical Engineering Research and Design*, 181, 239–252. <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2022.03.022>
- M., K., Vaishnavi, P., & Kishore, M. (2020). *Crop Prediction using Machine Learning* (p. 932). <https://doi.org/10.1109/ICSSIT48917.2020.9214190>
- Makwe, A., & Rathore, A. S. (2021). An Empirical Study of Neural Network Hyperparameters. In V. Bhateja, S.-L. Peng, S. C. Satapathy, & Y.-D. Zhang (Eds.),

- Evolution in Computational Intelligence* (pp. 371–383). Springer.  
[https://doi.org/10.1007/978-981-15-5788-0\\_36](https://doi.org/10.1007/978-981-15-5788-0_36)
- Malekian, A., & Chitsaz, N. (2021). Chapter 4—Concepts, procedures, and applications of artificial neural network models in streamflow forecasting. In P. Sharma & D. Machiwal (Eds.), *Advances in Streamflow Forecasting* (pp. 115–147). Elsevier.  
<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820673-7.00003-2>
- Munaretto, S. (n.d.). *ESTIMATED WORK EFFORT FOR EACH CONTRIBUTOR INTERNAL REVIEWER*.
- Nosratabadi, S., Ardabili, S., Lakner, Z., Mako, C., & Mosavi, A. (2021). Prediction of Food Production Using Machine Learning Algorithms of Multilayer Perceptron and ANFIS. *Agriculture*, *11*(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/agriculture11050408>
- Owen, A., Scott, K., & Barrett, J. (2018). Identifying critical supply chains and final products: An input-output approach to exploring the energy-water-food nexus. *Applied Energy*, *210*, 632–642. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.09.069>
- Pesquera, S. de I. A. y. (n.d.). *Producción Agrícola*. gob.mx. Retrieved July 17, 2024, from <http://www.gob.mx/siap/acciones-y-programas/produccion-agricola-33119>
- Raya-Tapia, A. Y., Cansino-Loeza, B., Sánchez-Zarco, X. G., Ramírez-Márquez, C., & Ponce-Ortega, J. M. (2023). A systematic approach for assessing water, energy and food security during the COVID-19 pandemic: Case study of Mexico. *Environment, Development and Sustainability*, *25*(12), 14381–14409.  
<https://doi.org/10.1007/s10668-022-02671-2>
- Rulli, M. C., Bellomi, D., Cazzoli, A., De Carolis, G., & D’Odorico, P. (2016). The water-land-food nexus of first-generation biofuels. *Scientific Reports*, *6*(1), 22521.  
<https://doi.org/10.1038/srep22521>
- Saeed, M., Radaideh, M. I., Berrouk, A. S., & Alawadhi, K. (2021). Machine learning-based efficient multi-layered precooler design approach for supercritical CO2 cycle. *Energy Conversion and Management*, *X*, *11*, 100104.  
<https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2021.100104>
- Saladini, F., Betti, G., Ferragina, E., Bouraoui, F., Cupertino, S., Canitano, G., Gigliotti, M., Autino, A., Pulselli, F. M., Riccaboni, A., Bidoglio, G., & Bastianoni, S. (2018). Linking the water-energy-food nexus and sustainable development indicators for the

- Mediterranean region. *Ecological Indicators*, 91, 689–697.  
<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.04.035>
- Salloom, T., Kaynak, O., & He, W. (2021). A novel deep neural network architecture for real-time water demand forecasting. *Journal of Hydrology*, 599, 126353.  
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126353>
- Sánchez-Zarco, X. G., Mora-Jacobo, E. G., González-Bravo, R., Mahlkecht, J., & Ponce-Ortega, J. M. (2020). Water, energy, and food security assessment in regions with semiarid climates. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 22(10), 2145–2161. <https://doi.org/10.1007/s10098-020-01964-2>
- Santos, M., Rito, A. I., Matias, F. N., Assunção, R., Castanheira, I., & Loureiro, I. (2021). Nutrient profile models a useful tool to facilitate healthier food choices: A comprehensive review. *Trends in Food Science & Technology*, 110, 120–131.  
<https://doi.org/10.1016/j.tifs.2021.01.082>
- Sarkodie, S. A., Strezov, V., Weldekidan, H., Asamoah, E. F., Owusu, P. A., & Doyi, I. N. Y. (2019). Environmental sustainability assessment using dynamic Autoregressive-Distributed Lag simulations—Nexus between greenhouse gas emissions, biomass energy, food and economic growth. *Science of The Total Environment*, 668, 318–332.  
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.432>
- Schlör, H., & Venghaus, S. (2022). Measuring resilience in the food-energy-water nexus based on ethical values and trade relations. *Applied Energy*, 323, 119447.  
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119447>
- Schwaab, J., Deb, K., Goodman, E., Kool, S., Lautenbach, S., Ryffel, A., van Strien, M. J., & Grêt-Regamey, A. (2018). Using multi-objective optimization to secure fertile soils across municipalities. *Applied Geography*, 97, 75–84.  
<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.06.001>
- Shen, F., Zhao, L., Du, W., Zhong, W., Peng, X., & Qian, F. (2022). Data-Driven Stochastic Robust Optimization for Industrial Energy System Considering Renewable Energy Penetration. *ACS Sustainable Chemistry & Engineering*, 10(11), 3690–3703.  
<https://doi.org/10.1021/acssuschemeng.2c00211>

- Siciliano, G., Rulli, M. C., & D'Odorico, P. (2017). European large-scale farmland investments and the land-water-energy-food nexus. *Advances in Water Resources*, *110*, 579–590. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.08.012>
- Silalertruksa, T., & Gheewala, S. H. (2018). Land-water-energy nexus of sugarcane production in Thailand. *Journal of Cleaner Production*, *182*, 521–528. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.02.085>
- Singh, A., Kushwaha, S., Alarfaj, M., & Singh, M. (2022). Comprehensive Overview of Backpropagation Algorithm for Digital Image Denoising. *Electronics*, *11*(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/electronics11101590>
- Sobhy, A., Megahed, T. F., & Abo-Zahhad, M. (2021). Overhead transmission lines dynamic rating estimation for renewable energy integration using machine learning. *Energy Reports*, *7*, 804–813. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.07.060>
- Sušnik, J., Chew, C., Domingo, X., Mereu, S., Trabucco, A., Evans, B., Vamvakeridou-Lyroudia, L., Savić, D. A., Lapidou, C., & Brouwer, F. (2018). Multi-Stakeholder Development of a Serious Game to Explore the Water-Energy-Food-Land-Climate Nexus: The SIM4NEXUS Approach. *Water*, *10*(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/w10020139>
- Tallaksen, J., Bauer, F., Hulteberg, C., Reese, M., & Ahlgren, S. (2015). Nitrogen fertilizers manufactured using wind power: Greenhouse gas and energy balance of community-scale ammonia production. *Journal of Cleaner Production*, *107*, 626–635. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.05.130>
- Torres, J. F., Martínez-Álvarez, F., & Troncoso, A. (2022). A deep LSTM network for the Spanish electricity consumption forecasting. *Neural Computing and Applications*, *34*(13), 10533–10545. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06773-2>
- van Gevelt, T. (2020). The water–energy–food nexus: Bridging the science–policy divide. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, *13*, 6–10. <https://doi.org/10.1016/j.coesh.2019.09.008>
- Vanneschi, L., & Castelli, M. (2019). Delta rule and backpropagation. In S. A.-G. Ranganathan Michael A2-Nakai, Kenta & C. P.-E. Schönbach (Eds.), *Enciclopedia de bioinformática y biología computacional*. <http://www.scopus.com/inward/record.url?scp=85055798605&partnerID=8YFLogx>

K U2-10.1016/B978-0-12-809633-8.20340-3 DECLARACIÓN - 10.1016/B978-0-12-809633-8.20340-3

- Wang, C.-Y., & Lee, S.-J. (2021). Regional Population Forecast and Analysis Based on Machine Learning Strategy. *Entropy*, 23(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/e23060656>
- Waqas, M., Nizami, A. S., Aburizaiza, A. S., Barakat, M. A., Rashid, M. I., & Ismail, I. M. I. (2018). Optimizing the process of food waste compost and valorizing its applications: A case study of Saudi Arabia. *Journal of Cleaner Production*, 176, 426–438. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.12.165>
- Wicaksono, A., Jeong, G., & Kang, D. (2017). Water, energy, and food nexus: Review of global implementation and simulation model development. *Política Del Agua*. <http://www.scopus.com/inward/record.url?scp=85021151168&partnerID=8YFLogx>  
K
- Zisopoulou, K., Karalis, S., Koulouri, M.-E., Pouliasis, G., Korres, E., Karousis, A., Triantafilopoulou, E., & Panagoulia, D. (2018). Recasting of the WEF Nexus as an actor with a new economic platform and management model. *Energy Policy*, 119, 123–139. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.04.030>