



---

---

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE YUCATÁN**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**UNIDAD DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**

**OPTIMIZACIÓN ECONÓMICO-AMBIENTAL DE SISTEMA DE  
CONCENTRADORES DE CANAL PARABÓLICO PARA CALOR  
DE PROCESO INDUSTRIAL MEDIANTE HERRAMIENTAS DE  
CÓMPUTO AVANZADO**

**TESIS**

**PRESENTADA POR:**

**M.I. OSCAR DE JESÚS MAY TZUC**

**EN OPCIÓN AL GRADO DE:**

**DOCTOR EN INGENIERÍA**

**OPCIÓN ENERGÍAS RENOVABLES**

**MÉRIDA, YUCATÁN, MÉXICO**

**2020**

Aunque este trabajo hubiere servido para el Examen Profesional y hubiere sido aprobado por el sínodo, sólo el autor es responsable de las doctrinas emitidas en él.

## **AGRADECIMIENTOS**

El autor de este documento agradece en demasía al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo financiero otorgado para la realización del presente trabajo doctoral, otorgado a partir de la beca escolar de posgrado CONACYT número 44102 (CVU 627799).

## RESUMEN

El presente trabajo propone un análisis económico y ambiental para el diseño de sistemas de calor solar y su incorporación al sector industrial. Se implementó una nueva metodología computacional para auxiliar en el proceso de integración sustentable de la tecnología fototérmica de colectores cilíndrico parabólicos de pequeña escala en las actividades industriales de baja y mediana entalpía. Se utilizó una red neuronal artificial multivariada misma que involucra aspectos ambientales, operativos y económicos para transferir el fenómeno en estudio a un modelo matemático de salida múltiple de computación simple y rápido. La compensación óptima entre los beneficios ambientales y la viabilidad de la inversión del diseño de la planta solar híbrida se obtuvo empleando un proceso de optimización de objetivos múltiples. Las funciones objetivo consideran la maximización en la mitigación de CO<sub>2</sub> y el valor presente neto, así como la minimización del costo total del ciclo de vida. El resultado óptimo final se seleccionó utilizando el método de toma de decisiones TOPSIS. Adicionalmente, se realizó un análisis de sensibilidad para informar el rendimiento del sistema con respecto al tipo de combustible de la caldera de respaldo, la región climática, el volumen del tanque de almacenamiento y el área del campo solar. El trabajo contempló el caso de estudio de una planta termosolar basada en colectores parabólicos integrados en un proceso industrial preexistente en México. El estudio consideró cuatro de las regiones climáticas más comunes y los combustibles fósiles para calefacción más representativos en el sector industrial nacional. Según los resultados, la mejor rentabilidad y la mitigación de CO<sub>2</sub> se lograron en las regiones de clima templado. Además, se identificó al diésel como el escenario de combustible de respaldo más rentable; y el gas natural como el menos viable. El análisis de la contribución energética demostró que la implementación de colectores cilíndrico parabólicos en el proceso industrial cubre entre el 40 % y el 80 % de la energía requerida, según la región climática. La metodología presentada constituye una herramienta computacional rápida y de bajo costo que facilita la toma de decisiones para la implementación de sistemas de procesos industriales de calor solar. Además, se puede adaptar a otros procesos industriales con diversas tecnologías fototérmicas para la generación de calor limpio.



## ABSTRACT

This work proposes an economic and environmental analysis for the design of solar heat systems and their incorporation in the industrial sector. A novel computational methodology is implemented to help the sustainable integration of parabolic trough collectors photothermal technology into the low and medium enthalpy industrial activities. A multivariate artificial neural network that involves environmental, operational, and economic aspects was used to transfer the phenomenon under study into a simple and fast computing multi-output mathematical model. The optimal trade-off between environmental benefits and investment viability of the hybrid solar plant's design is obtained by a multi-objective optimization process. The objective functions consider the maximization in CO<sub>2</sub> mitigation and net present value, and the minimization of the total life-cycle cost. The final optimal result is selected by using the TOPSIS decision-making method. Besides, a sensitivity analysis is conducted to report the system performance with respect to back-up boiler fuel type, climate region, the volume of the storage tank, and solar field area. The work contemplates the case study of a solar thermal plant based on parabolic collectors integrated into a pre-existing industrial process in Mexico. The study considered four of the most common climatic regions and the most representative heating fossil fuels in the national industrial sector. Based on the results, the best profitability and CO<sub>2</sub> mitigation are achieved in warm climate regions. Moreover, diesel was identified as the most profitable back-up fuel scenario and natural gas as the least viable. Analysis of the energy contribution describes that implementation of parabolic trough collectors in the presented industrial process covers just over 40 % to 80 % of the energy required, depending on the climate region. The presented methodology constitutes a rapid and low-cost computational tool which facilitates decision making for the implementation of solar heat industrial process systems. Moreover, it can be applied to other industrial processes with several photothermal technologies for clean heat generation.

# Índice General

<b>AGRADECIMIENTOS</b>	<b>II</b>
<b>RESUMEN</b>	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>IV</b>
<b>ÍNDICE GENERAL</b>	<b>V</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>VIII</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>	<b>X</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
Antecedentes . . . . .	2
Justificación . . . . .	5
Hipótesis . . . . .	7
Objetivo general . . . . .	8
Objetivos específicos . . . . .	8
Contenido . . . . .	8
<b>1. CALOR SOLAR DE PROCESO INDUSTRIAL</b>	<b>10</b>
1.1. Tecnologías para aprovechamiento del calor solar industrial . . . . .	12
1.1.1. Desempeño térmico de dispositivos termosolares . . . . .	15
1.2. Mercado de calor solar de proceso . . . . .	16
1.2.1. Costo de la tecnología termosolar industrial . . . . .	18
1.3. Industria del calor de proceso en México . . . . .	19
1.3.1. Calor solar en la industria nacional . . . . .	21
1.3.2. Colectores parabólicos en el sector industrial mexicano . . . . .	23
1.4. Integración de tecnología termosolar a la industria . . . . .	26
1.4.1. Configuración con calentamiento auxiliar en paralelo . . . . .	26
1.4.2. Configuración calentamiento auxiliar en serie . . . . .	27
1.5. Análisis térmico del sistema SHIP . . . . .	28

1.5.1. Calor útil para colectores parabólicos conectados en serie . . . . .	30
<b>2. HERRAMIENTAS DE COMPUTACIÓN AVANZADAS</b>	<b>33</b>
2.1. Redes neuronales artificiales . . . . .	34
2.1.1. Neurona artificial . . . . .	35
2.1.2. Arquitectura neuronal . . . . .	37
2.1.3. El proceso de aprendizaje . . . . .	38
2.2. Análisis de sensibilidad . . . . .	40
2.2.1. Análisis de sensibilidad en modelos heurísticos . . . . .	40
2.2.2. Redes neuronales artificiales y el método de Garson . . . . .	41
2.3. Optimización multi-objetivo . . . . .	42
2.3.1. Frontera de Pareto . . . . .	43
2.3.2. Algoritmos genéticos . . . . .	44
2.3.3. Estructura del algoritmo genético . . . . .	45
2.3.4. Elementos del algoritmo genético . . . . .	46
2.4. Toma de decisiones multi-criterio . . . . .	48
2.4.1. El método TOPSIS . . . . .	51
<b>3. OPTIMIZACIÓN ECONO-ECOLÓGICA PARA CALOR DE PROCESO SOLAR</b>	<b>53</b>
3.1. Producción láctea nacional como caso de estudio . . . . .	53
3.1.1. Descripción del proceso industrial . . . . .	54
3.2. Sistema para generación de calor solar propuesto . . . . .	55
3.2.1. Dispositivo de captación solar . . . . .	57
3.2.2. Sistema de almacenamiento de energía térmica . . . . .	58
3.2.3. Sistema de calentamiento auxiliar . . . . .	58
3.3. Locaciones climáticas . . . . .	59
3.4. Metodología computacional . . . . .	60
3.4.1. Experimentos numéricos . . . . .	61
3.4.2. Indicador de viabilidad ambiental . . . . .	62
3.4.3. Indicadores de viabilidad económica . . . . .	63
3.4.4. Modelado surrogado con inteligencia artificial . . . . .	66
3.4.5. Configuración para optimización multi-objetivo . . . . .	68
<b>4. ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>	<b>69</b>
4.1. Modelación surrogado basado en redes neuronales artificiales . . . . .	69
4.2. Determinación de importancia de las variables de diseño . . . . .	73
4.3. Configuraciones optimizadas de diseño . . . . .	75
4.4. Soluciones óptimas finales . . . . .	80
4.5. Desempeño de producción de energía termosolar . . . . .	83
<b>CONCLUSIONES</b>	<b>85</b>

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	VII
<b>REFERENCIAS</b>	<b>88</b>
<b>ANEXO 1</b>	<b>99</b>
<b>ANEXO 2</b>	<b>101</b>
<b>ANEXO 3</b>	<b>103</b>
<b>ANEXO 4</b>	<b>105</b>

# Índice de Figuras

1.1. Integración de la tecnología SHIP a procesos industriales de acuerdo a su rango de temperatura (Solar Payback, 2018). . . . .	14
1.2. Comparación de la eficiencia térmica de diversos colectores para aplicaciones industriales a dos niveles de radiación diferente (S. A. Kalogirou, 2004). . . . .	15
1.3. Principales países con sistemas de generación de calor solar para proceso operando hasta fines de Marzo, 2019 (Weiss y Spörk-Dür, 2019) . .	16
1.4. Actividades industriales a nivel mundial con mayor uso de sistemas SHIP para satisfacer sus necesidad termo-energéticas (Weiss y Spörk-Dür, 2019). . . . .	17
1.5. Desglose de la demanda energética en México por sectores de consumo, con información del Balance Nacional de Energías (SENER, 2018a). . . . .	20
1.6. Distribución geográfica de los proyectos SHIP reportados en México, información actualizada para Noviembre, 2019 con datos de AEE INTEC (2019). . . . .	22
1.7. Crecimiento de la tecnología termosolar utilizada en los sistemas SHIP (Encuesta realizada por Solar Payback en 2017 (Solar Payback, 2018)). . . . .	23
1.8. Principales dispositivos comerciales usados en la instalación de plantas CCP-SHIP: (a) PowerTrough110 (Inventive Power, 2013), (b) PowerTrough250 (Inventive Power, 2019). . . . .	24
1.9. Sistema industrial de calefacción de proceso simple con una configuración de calefacción auxiliar en paralelo (S. A. Kalogirou, 2009). . . . .	27
1.10. Sistema industrial de calefacción de proceso simple con una configuración de calefacción auxiliar en serie (S. A. Kalogirou, 2009). . . . .	28
1.11. Balance de energía para estudio de las cargas térmicas que afectan al proceso de generación de calor solar. . . . .	28
1.12. Diagrama de flujo de los cálculos transitorios para las ganancias y pérdidas térmicas del arreglo CCP en serie. . . . .	31
2.1. Modelo altamente simplificado de una neurona artificial y su similitud respecto a la neurona biológica. . . . .	35

2.2. Descripción del funcionamiento de una neurona artificial compuesta por $m$ entradas. . . . .	36
2.3. Diagrama esquemático de una red neuronal multi-capa (S. Kalogirou, 2001). . . . .	37
2.4. Procedimiento de aprendizaje supervisado de una red neuronal artificial por retro-propagación. . . . .	38
2.5. Representación de la Frontera de Pareto:(a) Elementos que conforman la soluciones ideales; (b) Zonas de convergencia de interés. . . . .	44
2.6. Estructura simplificada de la operación de un algoritmo genético. . . . .	46
3.1. Demanda energética anual y perfil de carga térmica del proceso contemplado. . . . .	54
3.2. Diagrama esquemático de la instalación solar térmica acoplada al proceso de pasturización de la industria láctea. . . . .	56
3.3. Dimensiones generales del equipo termosolar PowerTrough 110: (a) vista lateral del CPP, (b) vista frontal del CCP, (c) vista aérea del CCP, (d) eficiencia experimental del CCP. . . . .	57
3.4. Descripción geográfica de las locaciones consideradas para el análisis económico ambiental del sistema SHIP. . . . .	60
3.5. Descripción simplificada del procedimiento computacional para la optimización multiobjetivo de los parámetros de diseño del sistema SHIP. . . . .	61
4.1. Arquitectura ANN del mejor modelo sustituto para la estimación simultánea de los indicadores de viabilidad ACM, TLCC y NPV. . . . .	70
4.2. Arquitectura ANN del mejor modelo sustituto para la estimación simultánea de los indicadores de viabilidad ACM, TLCC y NPV. . . . .	71
4.3. Importancia de las variables de diseño contempladas para la operación del sistema CCP-SHIP expresadas en términos porcentuales. . . . .	75
4.4. Total de soluciones óptimas contrastando el TLCC con el AMC para los cuatro tipo climas y escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural. . . . .	76
4.5. Total de soluciones óptimas contrastando el NPV con el AMC para los cuatro tipo climas y los escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural. . . . .	79
4.6. Total de soluciones óptimas contrastando el TLCC con el NPV para los cuatro tipo climas y los escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural. . . . .	80
4.7. Contribución energética del sistema optimizado al proceso industrial considerado como caso de estudio: (a) clima tropical; (b) clima seco; (c)clima árido; (d) clima templado. . . . .	84

# Índice de Tablas

1.1. Rangos de temperatura para diferentes procesos industriales (S. A. Kalogirou, 2004). . . . .	11
1.2. Clasificación de los colectores solares utilizados para la generación de calor de proceso industrial. . . . .	13
1.3. Tecnología de sistema de calentamiento solar industrial correspondiente a las 309 plantas más representativas del mundo ( Datos actualizados para Marzo, 2019). . . . .	17
1.4. Costos reportados de diferentes colectores solares utilizados para el calentamiento de procesos industriales. . . . .	19
1.5. Clasificación de los proyectos SHIP instalados en México hasta Noviembre, 2019 (Tabla realizada con datos de AEE INTEC (2019)). . . . .	22
1.6. Sistemas solares con aplicaciones industriales instaladas en México basadas en tecnología CCP de pequeña escala (Tabla construida con datos de AEE INTEC (2019)). . . . .	25
2.1. Listado de ventajas y desventajas sobre el uso de redes neuronales artificiales. . . . .	34
2.2. Algoritmos de entrenamientos <i>Back-propagation</i> (Demuth y Beale, 2014). . . . .	39
2.3. Ventajas y desventajas de los algoritmos genéticos (Coello Coello et al., 2007). . . . .	45
2.4. Estrategias empleadas para el proceso de cruzamiento (Gestal et al., 2010). . . . .	48
3.1. Especificaciones técnicas y condiciones operativas del sistema SHIP. . . . .	56
3.2. Especificaciones comerciales del módulo PowerTrough 110 (Inventive Power, 2013). . . . .	58
3.3. Características ambientales y económicas de los combustibles considerados para el sistema de calefacción de respaldo. . . . .	63
3.4. Parámetros económicos considerados para el estudio de factibilidad del sistema industrial de calor solar basado en el mercado mexicano. . . . .	65

*ÍNDICE DE TABLAS*

XI

3.5. Parámetros de diseño considerados para determinar la viabilidad de la planta SHIP. . . . .	66
4.1. Comparación estadística y validación externa de los modelos desarrollados para la estimación de las tres funciones objetivo para ser usadas en el proceso de optimización. . . . .	72
4.2. Valores de diseño optimizados para el sistema CCP-SHIP que minimizan el TLCC y maximizan el ACM y NPV. . . . .	82



# INTRODUCCIÓN

Actualmente, la actividad industrial representa un elemento esencial para el crecimiento económico de las naciones. En el contexto mundial, aproximadamente el 33 % del consumo energético es destinado para satisfacer necesidades relacionadas con la industria, del cual dos terceras partes son requeridas en forma de calor de proceso (HIP, Heat industrial process) (IEA, 2016). Este porcentaje se espera sea incrementado en los próximos años debido al acelerado crecimiento de este sector, principalmente por parte de los países en desarrollo. Entre el amplio espectro de ramas y subramas del sector industrial, aproximadamente el 60 % de la demanda total de energía térmica es consumida en procesos que operan en rangos de temperatura entre 30°C a 250°C, siendo los subsectores más importantes el de alimentos, papel, textil y tabaco (Solar Payback, 2018). Del total de energía térmica demandada por la industria, el 90 % es proporcionado mediante la quema de combustibles fósiles como el carbón, gas natural y derivados del petróleo (REN21, 2018). Desafortunadamente, el uso de este tipo de combustibles ha propiciado la liberación de agentes contaminantes a la atmósfera entre los que destacan el dióxido de carbono, metano y óxido nitroso, los cuales contribuyen a problemas ambientales como el cambio climático y calentamiento global. Esto ha llevado en los últimos años a diversas naciones a entablar políticas energéticas centradas en la búsqueda de opciones alternas para reducir la emisión de gases de efecto invernadero (GEI) a la par de asegurar el continuo crecimiento del sector industrial.

Las aplicaciones de calor industrial constituyen un mercado promisorio para las energías renovables, debido a su potencial para mitigar la emisión de contaminantes atmosféricos y satisfacer la demanda en la industria. Bajo este escenario, los sistemas termosolares, aquellos que transfieren la energía del Sol a un fluido de trabajo para la producción de calor, han emergido como una alternativa de reducción de emisiones de CO<sub>2</sub> para satisfacer una cantidad sustancial de demanda industrial de calor y disminuir el costo asociado con el consumo de combustible (Farjana et al., 2018).

Estos sistemas pueden incorporarse a procesos industriales preexistentes (sistemas híbridos) y proveer una cantidad sustancial del calor demandado. Las investigaciones de S. A. Kalogirou (2009) identifican varios procesos en la industria con condiciones favorables para la aplicación de energía solar como fuente primaria de suministro de calor. Dentro de los procesos identificados como viables para el uso de sistemas de calor solar de proceso industrial se encuentran: la esterilización, pasteurización, secado, hidrólisis, destilación, evaporación, precalentamiento y cocción, entre otros.

De acuerdo a datos de la Agencia Internacional de Energía Renovable (IEA-ETSAP y IRENA, 2015), la energía solar para calor de proceso puede satisfacer el 50 % de la demanda global del sector industrial. Sin embargo, aunque los sistemas solares térmicos para uso residencial actualmente son un mercado consolidado y en crecimiento continuo, los sistemas SHIP (acrónimo en inglés que describe aquellos sistemas que proveen de energía solar térmica a un proceso industrial) se encuentran en una etapa inicial y constituyen un mercado emergente (Chang et al., 2018). En la actualidad los principales retos a sortear para la penetración de esta tecnología en el mercado industrial de media y baja generación son los altos costos de capital, largos periodos de retorno de inversión, financiamiento y subsidio de los combustibles fósiles. Por lo tanto, a pesar de una ser una opción atractiva la incorporación de sistemas SHIP aun requiere estrategias de estudio tecno-económico para fortalecer su integración a la actividad comercial.

## **Antecedentes**

En años recientes la posibilidad de vincular tecnología para el aprovechamiento de la energía solar térmica en los procesos industriales ha adquirido un continuo y creciente interés representando una alternativa promisoría para la generación de energía limpia. Lo anterior ha propiciado el desarrollo de estudios enfocados a determinar las contribuciones ambientales, factibilidad técnica y viabilidad económica de implementar sistemas SHIP. Desde la perspectiva ambiental, se ha estudiado en diversas ramas de la industria los beneficios ecológicos de usar calor solar para reducir el impacto antropogénico sobre el calentamiento global. Schnitzer et al. (2007) y Sharma et al. (2017b) estimaron el potencial energético de los sistemas SHIP y su correspondiente capacidad de mitigación en emisiones de GEI para el sector industrial lácteo. Ramos et al.

(2013) analizaron la reducción en el consumo de combustibles fósiles y emisiones de GEI al incorporar sistemas SHIP en la industria textil y alimenticia mexicana. Para la industria del papel se han observado importantes reducciones en las emisiones de CO<sub>2</sub> al utilizar tecnología termosolar en el proceso de manufactura (Sharma et al., 2016). De manera similar, se ha estudiado el potencial en la mitigación de GEI al incorporar sistemas SHIP para la producción textil de la India (Sharma et al., 2017a). Adicionalmente, investigaciones llevadas a cabo en diversos países como Chipre (S. A. Kalogirou, 2002), India (Kar et al., 2016) y Argentina (Lillo et al., 2017), han demostrado los beneficios técnicos de incorporar sistemas termosolares en las múltiples etapas de producción industrial.

Desde el enfoque tecno-económico son pocos los estudios que se han llevado a cabo con el propósito de entablar estrategias que permitan la penetración de la energía solar como una opción económicamente viable en el mercado térmico; reportando sus resultados mediante diversos indicadores económicos. Jaramillo, Aguilar, et al. (2013) estudiaron la factibilidad y rentabilidad de utilizar un sistema energético híbrido-solar para calentamiento de agua aplicado a un proceso de desinfección bajo las condiciones climáticas del centro de México. El estudio comparó el costo de producción de calor del sistema híbrido respecto a un sistema de calentamiento convencional alimentado por energía eléctrica. Los resultados indicaron una reducción en los costos de producción de energía térmica al incorporar sistemas termosolares. Lillo et al. (2017) evaluaron el potencial de generación de diversas tecnologías SHIP por unidad de área para Argentina, donde el principal indicador de viabilidad económica fue el valor presente neto (NPV). Li et al. (2017) llevaron a cabo estudios para la modelación de un concentrador solar con perspectivas de implementación en un proceso industrial para la producción de leche en polvo en Australia. Los resultados mostraron un costo de producción energética competitivo respecto al precio del gas natural en mercados de diversos países. Allouhi et al. (2017) presentaron un procedimiento de simulación y optimización para mejorar la rentabilidad de una planta SHIP tomando como caso de estudio el procesamiento de alimentos lácteos en Marruecos. El estudio consideró el costo total del ciclo de vida (TLCC, Total life cycle cost) y el tiempo de retorno de inversión como los parámetros que definen la factibilidad de implementación de la planta. Sharma et al. (2018) evaluaron la competitividad de los sistemas SHIP en la industria láctea de la India considerando como indicadores económicos el periodo de retorno, la

tasa interna de retorno y NPV. La investigación indicó que la viabilidad de inversión se ve mermada por los altos subsidios a los combustibles fósiles en el país.

De los trabajos mencionados previamente resalta el hecho que hasta la fecha no hay estudios enfocados en compensar el balance entre la viabilidad de inversión y el impacto ecológico de la tecnología SHIP a pesar de ser una necesidad latente para garantizar el cumplimiento de la legislación ambiental y la proliferación de estos sistemas. Desafortunadamente, es complicado lograr el justo equilibrio en análisis de tipo ambiental-económico ya que involucra la interacción de diversos parámetros no lineales. En este sentido, diferentes estudios de investigación han concluido que tal problema solo puede plantearse bien a través de un análisis de optimización simultáneo (Cui et al., 2017). Actualmente, los algoritmos de optimización multi-objetivo (MOO, multi-objective optimization) basados en inteligencia artificial (IA) se han propuesto como una solución en el diseño y dimensionamiento de diversos sistemas térmicos para obtener la relación de compensación entre factores económicos (o energéticos) y ambientales. Abido (2003) utilizó un algoritmo evolutivo MOO para satisfacer la demanda de carga de una central termoeléctrica considerando el costo operativo del combustible y las emisiones atmosféricas como funciones objetivo. Se identificó las condiciones de funcionamiento de energía de los generadores para alcanzar el equilibrio entre la reducción del consumo de combustible y la minimización de las emisiones de contaminación. Starke et al. (2018) presentaron una metodología para diseñar y dimensionar una planta híbrida de concentración solar/ fotovoltaica (CSP/PV) mediante MOO. Las funciones objetivo utilizadas fueron el costo nivelado de energía (LCOE, Levelized cost of energy) y el factor de capacidad. Según los resultados, el empleo de los algoritmos de optimización evolutiva permitió estimar un LCOE más bajo respecto a los sistemas CSP convencionales, con factores de capacidad superiores al 85%. Torres-Rivas et al. (2018) aplicaron un enfoque MOO para optimizar el grosor de varios materiales de aislamiento de edificios con base biológica en diferentes condiciones climáticas considerando el costo y el impacto ambiental como funciones objetivo. Schröders y Allelein (2018) analizaron la competitividad económica de una torre solar con el fin de reemplazar el gas natural en un proceso de producción de amoníaco para una planta de generación eléctrica. Mediante el uso de la programación lineal de enteros mixtos (MILP) optimizó simultánea el NPV, la generación de amonio, la compra de electricidad, el tamaño de ventas y el modo de operación de la instalación. Los resultados revela-

ron que el suministro de energía de la torre solar no compite con la cantidad de calor proporcionado por un calentador basado en gas natural. Yi et al. (2018) realizaron una optimización termo-económica y ambiental para el diseño de una planta de ciclo Rankine orgánico impulsado por calor residual, considerando como funciones objetivo la salida de potencia neta y el impacto ambiental. Los resultados sugieren que el impacto ambiental puede reducirse sustancialmente si los tomadores de decisiones están dispuestos a comprometer el beneficio económico. En el estudio de Luger y Rieberer (2018), demostraron el acoplamiento de MOO con un metamodelo para optimizar el diseño de un ciclo de refrigerante R744(CO<sub>2</sub>) utilizando la demanda de energía eléctrica, el costo del equipo, el volumen de instalación, la masa del equipo y las emisiones de ruido como funciones objetivo. Los resultados de Pareto mostraron una amplia gama de posibles soluciones óptimas, que dependen del propósito final del sistema, sujeto a la elección del tomador de decisiones. Finalmente, Breen et al. (2019) desarrollaron un método de optimización basado en objetivos múltiples para un proceso lácteo utilizando el rendimiento neto y la producción de CO<sub>2</sub> como funciones objetivo.

Como ha sido descrito, los métodos MOO han demostrado ser una poderosa herramienta para el análisis económico-ambiental así como para la optimización en el diseño y dimensionamiento de sistemas energéticos debido a su robustez y adaptabilidad en procesos intermitentes y complejos no-lineales. En este sentido, estas herramientas de computo avanzado representan una alternativa prometedora para el diseño óptimo de sistemas termosolares centrados a la generación de calor en la industria; contribuyendo al crecimiento de este sector hacia una producción de energía más limpia en países con amplio recurso solar. Además, debido a las tendencias actuales en materia de reducción de impacto ambiental esta área es un nicho de investigación relevante en los próximos años.

## Justificación

En la actualidad, un gran porcentaje de los países industrializados y en vías de desarrollo han implementado políticas para impulsar el uso de las energías renovables como solución a los problemas medioambientales ocasionados por el uso de combustibles fósiles. Entre las diversas fuentes energéticas renovables, la energía solar es una de las alternativas más prometedoras para la generación de potencia eléctrica y

aplicaciones domésticas e industriales debido a su abundancia y amplia disponibilidad (Jebasingh y Herbert, 2016). Específicamente, los sistemas de conversión solar a energía térmica representan una de las tecnologías con mayor interés debido a las altas eficiencias que pueden alcanzar, las cuales son superiores al 65 %. Así, el uso de energía solar para aplicaciones de calentamiento en la industria representa una opción promisorio para satisfacer la creciente demanda de calor a nivel mundial. Se han detectado nichos de oportunidad para esta tecnología en aquellos procesos industriales que operan en intervalos de temperatura bajas y medianas, los cuales abarcan de los 30 °C a los 250 °C. De las diversas tecnologías desarrolladas para el aprovechamiento de la energía fototérmica, los Concentradores de Canal Parabólico (CCP) de pequeña escala se vislumbran como una alternativa de bajo impacto ambiental, bajo costo de operación y versatilidad en la disponibilidad térmica, abarcando un rango de temperaturas desde los 50 °C hasta los 250 °C (Jaramillo, Venegas-Reyes, et al., 2013). Sin embargo, su implementación en la producción de calor solar industrial aun es mermado por diversos factores, principalmente de carácter económico (McMillan et al., 2016).

El alto costo de instalación representa la principal barrera para la implementación de sistemas CCP-SHIP, esencialmente para las industrias de pequeña y mediana escala. El gasto en inversión inicial de tecnología solar y sistemas de almacenamiento son un gran inconveniente para la mayoría de los clientes potenciales. Del mismo modo, la escasa opción de financiamiento para la adquisición de esta tecnología los convierten en una alternativa poco atractiva. El precio de los combustibles fósiles es otra limitante, muchos países subsidian o descuentan el costo real de estos energéticos con el fin de apoyar el desarrollo industrial local. Esto disminuye la competitividad de las plantas SHIP y reduce la viabilidad económica de los proyectos solares térmicos (Frein et al., 2014). Por otra parte, a pesar que la reducción de GEI es su principal incentivo la compensación entre esta y la rentabilidad es otro punto en juego ya que amerita complejos procesos de toma de decisiones por parte de inversionistas y empresarios que ponen en riesgo la puesta en marcha de los proyectos. Lo anterior, junto con la ausencia de pautas y herramientas para los planificadores, la escasez de modelos de negocios y la falta de conocimiento de los clientes potenciales representan barreras importantes para el crecimiento de esta industria. Considerando esto, es necesario desarrollar estrategias para el diseño de plantas SHIP capaces de cumplir con los requisitos de calor y temperatura de la industria con costos de inversión bajos y precios competitivos.

En años recientes el uso de programas y paquetes computacionales se ha convertido en una constante para el diseño de sistemas termosolares (Sharma et al., 2017c). Sin embargo, debido a la poca penetración de los sistemas SHIP y la amplia dependencia de estas plantas a los factores climáticos, hasta la fecha ninguna de las opciones disponibles cubre al 100 % las necesidades para el diseño de dichas plantas solares. Así, las herramientas de cómputo avanzado basadas en la inteligencia artificial y programación evolutiva, se presentan como la alternativa más conveniente para sortear dicha problemática. Su robustez y naturaleza heurística las convierten en instrumentos idóneos para ser empleadas bajo las condiciones de intermitencia y alta fluctuación climática a la que son sometidos los sistemas basados en energías limpias. Además, la efectividad de estos algoritmos computacionales ha sido probada exitosamente tanto en el área de energías renovables como ingeniería de proceso en problemáticas de modelado, optimización y clasificación (Iqbal et al., 2014).

Basado en lo anterior, este trabajo de investigación propone una metodología computacional novedosa para ayudar a la integración sostenible de la tecnología fototérmica en actividades industriales de baja y media entalpía. A través de una estructura de optimización que combina diversas herramientas de computación avanzada se pretende mejorar el diseño y operabilidad de los sistemas SHIP a la par de brindar las pautas adecuadas para seleccionar las configuraciones apropiadas que garanticen la compensación económica y ambiental. Este trabajo representa el primer estudio económico-ambiental para la incorporación de sistemas SHIP en la industria, basado en múltiples herramientas de optimización y toma de decisiones. La novedad del enfoque propuesto es la presentación de una herramienta estratégica para la toma de decisiones en inversión que permite simultáneamente la máxima recompensa económica, los costos operativos más bajos y las mayores contribuciones ecológicas de los sistemas SHIP.

## Hipótesis

La implementación de algoritmos computacionales avanzados permite establecer estrategias de operación para mejorar el rendimiento, diseño y viabilidad económica de plantas termosolares de uso industrial basadas en concentradores parabólicos de pequeña escala.

## Objetivo general

Optimizar técnica y económicamente el desempeño de plantas de generación de calor solar para proceso industrial mediante un enfoque de inteligencia artificial incorporando teoría de modelos subrogados, optimización multiobjetivo y estrategias numéricas de toma de decisiones bajo escenarios con diversos tipos de clima.

## Objetivos específicos

- Desarrollar una metodología novedosa basada en experimentos numéricos, modelado surrogado y optimización multi-objetivo para aumentar el rendimiento ambiental y la rentabilidad de los sistemas SHIP.
- Evaluar la influencia de las variables de diseño sobre la viabilidad tecno-económica de la planta solar.
- Realizar un proceso integral de toma de decisiones para seleccionar la mejor configuración del sistema basado en un análisis ambiental-económico y la preferencia de los inversores.
- Evaluar el desempeño ambiental, termo-energético, y la rentabilidad de los sistemas SHIP optimizados bajo diversas regiones climáticas y escenarios de combustible fósil auxiliar comúnmente utilizados en el sector industrial mexicano.

## Contenido

El presente trabajo de tesis se encuentra integrado por un total de cuatro capítulos los cuales son descritos de forma breve a continuación:

### Capítulo 1.- CALOR SOLAR DE PROCESO INDUSTRIAL

Presenta el estado actual de las tecnologías fototérmicas para la generación de calor de proceso en la industria así como los parámetros y configuraciones de plantas para proveer de calor solar a las diversas actividades industriales. Se describe el contexto y la necesidad nacional de estudiar la integración de la tecnología de concentración parabólica al mercado mexicano de calor.



**Capítulo 2.- HERRAMIENTAS DE COMPUTACIÓN AVANZADAS**

Realiza una descripción de las herramientas numéricas empleadas con el fin de llevar a cabo la optimización económica y ambiental de las plantas termosolares basadas en concentradores parabólicos. Estas herramientas contemplan las redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos, análisis de sensibilidad, optimización multi-objetivo y algoritmos de toma de decisiones. Se aborda el aspecto teórico y la continua vinculación entre ellas desde el modelado hasta la toma de decisiones.

**Capítulo 3.- METODOLOGÍA DE OPTIMIZACIÓN ECONO-ECOLÓGICA**

Describe la estrategia computacional propuesta, los elementos que la integran y los procedimientos para aplicarla. Contiene la explicación del proceso industrial bajo estudio, las locaciones de interés, las características operativas de la planta SHIP y las características de la tecnología solar térmica considerada. Contempla el caso de estudio de sector industrial mexicano bajo diversos escenarios climáticos y de combustible de respaldo.

**Capítulo 4.- ANÁLISIS DE RESULTADOS**

Presenta los resultados obtenidos tras la implementación de la metodología descrita en el Capítulo 3. Compara la efectividad del modelado sustituto, valida el proceso de optimización multi-objetiva y compara la precisión de los criterios para la toma de decisiones. Finalmente, presenta un análisis del desempeño energético y su vinculación con diversas locaciones climáticas del país para determinar no solo la viabilidad económica y ambiental, sino también la factibilidad tecnológica y energética.

# Capítulo 1

## CALOR SOLAR DE PROCESO INDUSTRIAL

El uso de calor en la industria está presente prácticamente en toda la cadena de producción industrial, desde la extracción de materias primas hasta la transformación de materiales y procesos de acabado final para su distribución. Los niveles de temperatura de los procesos industriales varían típicamente de acuerdo a la actividad productiva y están clasificados en calor de baja temperatura ( $150^{\circ}\text{C} <$ ), calor de mediana temperatura ( $150^{\circ}\text{C} - 400^{\circ}\text{C}$ ) y calor de alta temperatura ( $> 400^{\circ}\text{C}$ ). De acuerdo a datos de SolarPayback (2017), aproximadamente el 52 % de la demanda de calor de este sector se encuentra dentro del rango de baja y mediana temperatura; por lo tanto, los sistemas termosolares representan una alterna atractiva para satisfacer esta demanda.

Los procesos industriales con condiciones favorables para el uso de energía solar son aquellos que tienen cargas pico en verano y aquellos con una demanda continua de calor durante el día y estable a través del año. Dentro de estos procesos se encuentran el calentamiento de líquidos para lavado, tratamientos químicos, generación de vapor de baja presión, procesos de secado, entre otros. Entre los subsectores con mayor potencial para la implementación de sistemas de calor solar se encuentra la industria de los alimentos y en particular de bebidas, así como la industria textil, maquinaria y la industria del papel. En todas ellas aproximadamente el 60 % de su demanda de calor se encuentra por debajo de los  $250^{\circ}\text{C}$  (Ortega, 2018). La Tabla 1.1 enlista los usos típicos y los sectores más prometedores de la industria para la aplicación de sistemas SHIP.

Tabla 1.1: Rangos de temperatura para diferentes procesos industriales (S. A. Kalogirou, 2004).

<b>Ramo Industrial</b>	<b>Proceso</b>	<b>Temperatura (°C)</b>
Lácteo	Pasteurización	60-80
	Esterilización	100-120
	Secado	120-180
	Concentrados	60-80
	Agua para caldera	60-80
Comida enlatada	Esterilización	110-120
	Pasteurización	60-80
	Cocimiento	60-90
	Blanqueo	60-90
Papel	Cocción, secado	60-80
	Agua para caldera	60-90
	Blanqueo	130-150
Cárnico	Lavado, esterilización	60-90
	Cocción	90-100
Viveres	Lavado, esterilización	60-80
	Cocción	60-70
Plásticos	Preparación	120-140
	Destilación	140-150
	Separación	200-220
	Extensión	140-160
	Secado	180-200
	Mezclado	120-140
Química	Jabones,	200-260
	Hule sintético	150-200
	Tratamiento térmico	120-180
	Pre calentamiento	60-90
Textil	Blanqueo, teñido	60-90
	Secado, desengrasado	100-130
	Teñido	70-90
	Fijación	160-180
	Estampado	80-100
Ladrillos y bloques	Curado	60-140

## 1.1. Tecnologías para aprovechamiento del calor solar industrial

Los colectores solares son la pieza central de los sistemas SHIP. Estos son los encargados de capturar la radiación solar que incide sobre su superficie y convertirla en energía térmica utilizable al calentar un fluido calo-portador contenido en un circuito hidráulico. En un sistema SHIP, los colectores están conectados al proceso productivo o a un tanque de almacenamiento, ya sea de manera directa o a través de intercambiadores de calor. De acuerdo a la tecnología que los colectores solares utilizan para llevar a cabo el proceso de conversión energética estos pueden ser clasificados como colectores solares estacionarios o no concentradores, y colectores solares de rastreo también conocidos como concentradores (Kumar et al., 2019):

- **Colectores solares estacionarios.** Se caracterizan por orientarse hacia el Sol sobre bastidores fijos, donde la ubicación de los colectores se establece mediante ángulos de inclinación y orientación específicos, que dependen de la altitud geográfica. Este tipo de colectores incluye tres diferentes tecnologías de conversión fototérmica las cuales son colectores de placa plana (CPP), colectores parabólicos compuestos (CPC) y colectores de tubos evacuados (CTE).
- **Colectores solares de rastreo.** Se componen de dos elementos esenciales que son la superficie reflejante y la superficie absorbente. Trabajan con el principio de reflejar y concentrar la radiación solar directa en un punto o línea focal. En estos dispositivos la disposición óptica es muy importante debido al movimiento del Sol a lo largo del día, razón por la cual son equipados con sistemas de seguimiento solar. Las principales tecnologías termosolares en este ramo para aplicaciones industriales son el Colector Lineal Fresnel (CLF) de pequeña escala, Concentrador Cilíndrico Parabólico (CCP) de pequeña escala y el Colector de Disco Parabólico (CDP).

La Tabla 1.2, desarrollada con información de Kumar et al. (2019) y Farjana et al. (2018), ilustra la clasificación de estas tecnologías solares y los diversos dispositivos que las componen, con los respectivos rango de temperatura en el que operan.

Tabla 1.2: Clasificación de los colectores solares utilizados para la generación de calor de proceso industrial.

---

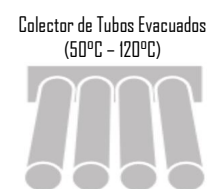
### Colectores solares estacionarios

---

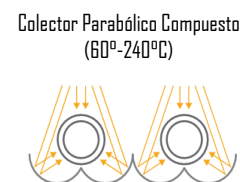
**CCP:** Consisten en una caja aislada que contiene un absorbedor metálico con un sistema de tuberías debajo para transportar el calor. La caja está cubierta con una o dos placas de vidrio, alternadamente cubierta de antirreflejante para reducir las pérdidas térmicas. Logran temperaturas de operación de entre 30 °C y 90 °C.



**CTE:** Utilizan el vacío como aislante para proteger el absorbedor del medio ambiente. Consisten en un tubo de cobre sellado conectada a una aleta que carga el tubo del absorbente. Cuando recibe radiación solar el fluido cambia su fase en vapor. Cuando el calor se transmite al fluido, el vapor se condensa de nuevo al fluido y retorna la tubería. Opera con temperaturas entre los 50 °C - 120 °C.



**CPC:** Variante de los CTE a la que se le añaden superficies de metal reflectora detrás de los tubos para incrementar la eficiencia del colector ya que refleja la radiación desde diferentes ángulos hacia los tubos. La eficiencia óptica mejora ya que entre la lente y su reflector se forma un espacio de aire que reduce las pérdidas ópticas por la reflexión interna total. Estas mejoras permiten alcanzar temperaturas de hasta 240 °C.

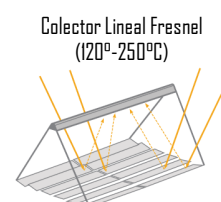



---

### Colectores solares de tracción

---

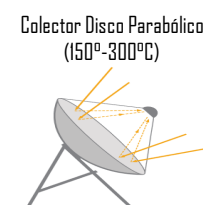
**CLF:** Concentran el sol a través de diversos espejos planos que rastrean la luz solar en un eje hacia un tubo receptor central. Los espejos individuales son fáciles de reemplazar y reducen la exposición al viento. Los CLF de pequeña escala empleados para aplicaciones industriales pueden cubrir necesidades térmicas en el rango entre 120 °C a 250 °C. Su principal uso en la industria es la generación directa de vapor.



**CCP:** Concentran la radiación solar directa hacia una línea focal en la cual se hace pasar el termo-fluido industrial. Son las láminas de alta reflectancia que redireccionan la radiación directa a un tubo receptor de alta absorbancia. Los dispositivos utilizados para aplicaciones industriales son conocidos como CCP de pequeña escala y pueden entregar energía térmica en el rango entre los 60 °C a 250 °C.



**CDP:** Colector de punto focal en el que el receptor está dispuesto en el punto de enfoque del plato. Posee sistema de seguimiento de dos ejes que concentra las radiación solar en el receptor. La disposición es como una antena parabólica. El receptor después de absorber la radiación, transmite la energía del calor en un fluido circulante a través de un intercambiador de calor. Alcanzan hasta los 300 °C.



Como se aprecia en la Tabla 1.2 los colectores solares suministran calor a diferentes temperaturas, además de presentar diferentes dimensiones. Por lo que la selección de la tecnología termosolar para ser aplicada a un proceso industrial depende de (IEA-ETSAP y IRENA, 2015; Ortega, 2018) :

- La temperatura del colector cumpla con los requisitos del proceso industrial.
- El diseño debe ser apto para el fluido caloportador.
- El rendimiento energético esperado.
- El espacio adecuado para su instalación.
- Precio de la tecnología.
- La ubicación geográfica.

La Figura 1.1 muestra los segmentos de mercado más adecuado para la incorporación de la tecnología termosolares en la industria. Como se aprecia, para la mayoría de las aplicaciones en este segmento se puede utilizar más de un tipo de colector, siendo los más notorio el uso de CPP, CTE y CPC para aplicaciones de baja temperatura; CCP y Fresnel de pequeña escala para aplicaciones de mediana y baja temperatura; y finalmente los CDP para procesos industriales por arriba de los 250 °C.

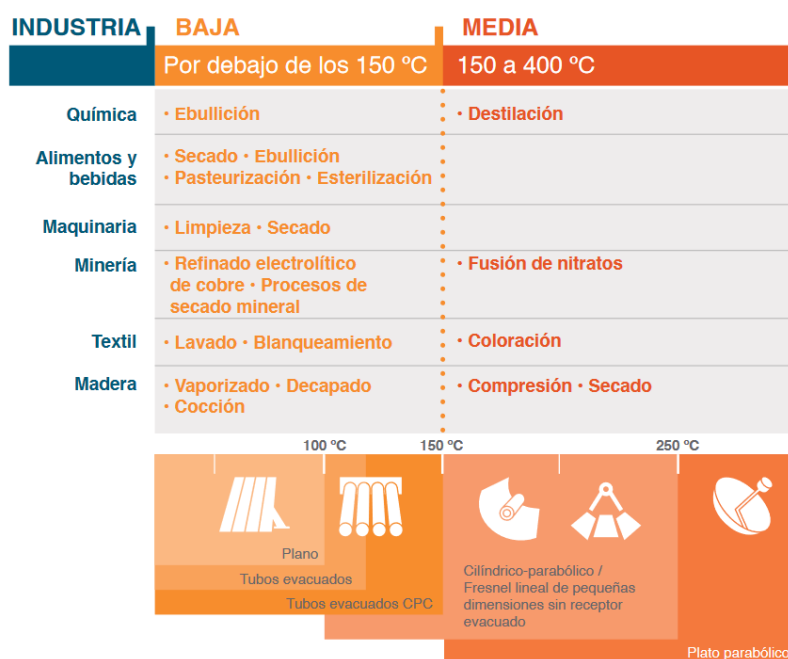


Figura 1.1: Integración de la tecnología SHIP a procesos industriales de acuerdo a su rango de temperatura (Solar Payback, 2018).

### 1.1.1. Desempeño térmico de dispositivos termosolares

La eficiencia térmica ( $\eta_T$ ) de los dispositivos solares, ya sean estacionarios o de rastreo, se encuentra definida como la razón entre la potencia térmica y la irradiación solar recibida en el área de captación del colector, la cual se expresa normalmente como  $\Delta T/G_x$ . Por lo que la eficiencia térmica viene expresada de la siguiente forma (Duffie et al., 2003):

$$\eta_T = c_o - (c_1 + c_2\Delta T) \frac{\Delta T}{G_x} \tag{1.1}$$

donde  $\Delta T$  es la diferencia de temperatura promedio del fluido respecto a la temperatura ambiente,  $G_x$  es la cantidad de radiación recibida por el colector que puede ser global ( $G_T$ ) en el caso de los dispositivos estacionarios o directa en el caso de los dispositivos de rastreo ( $G_B$ ). Por otra parte,  $c_o$  (Ec. 1.2) representa la influencia de la eficiencia óptica ( $\eta_o$ ) y el factor de remoción ( $F_R$ ), ambas funciones características del colector que determinan su capacidad de transmisión de calor, absorción y reflectividad; mientras que  $c_1$  y  $c_2$  son coeficientes que engloban las pérdidas de calor ( $U_L$ ) por conducción, convección y radiación del colector a la atmósfera (Ec. 1.3). La Figura 1.2 ilustra el desempeño energético a 500 W/m<sup>2</sup> y 1,000 W/m<sup>2</sup> para algunos de los colectores solares más relevantes en la implementación industrial.

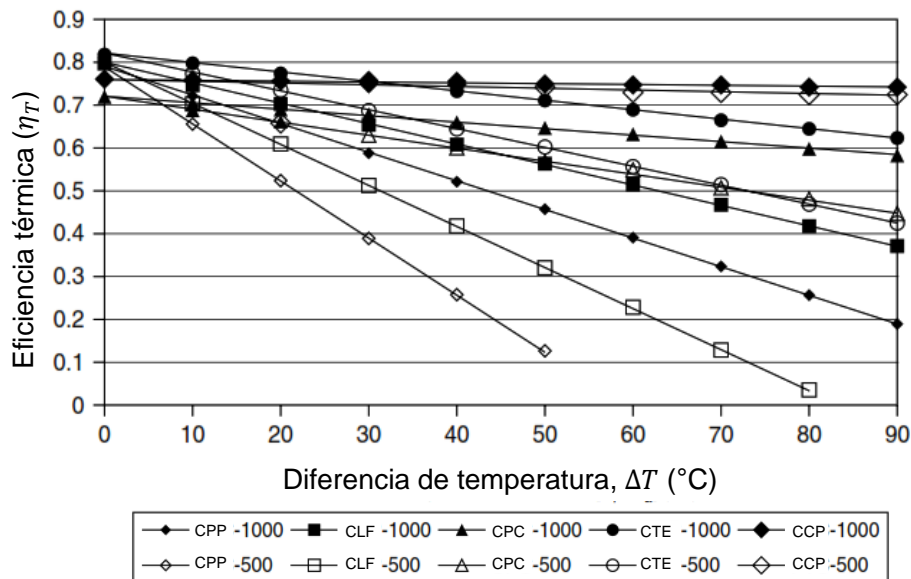


Figura 1.2: Comparación de la eficiencia térmica de diversos colectores para aplicaciones industriales a dos niveles de radiación diferente (S. A. Kalogirou, 2004).

$$c_0 = F_R \eta_0 \tag{1.2}$$

$$F_R U_L = c_1 + c_2 (\Delta T) \tag{1.3}$$

## 1.2. Mercado de calor solar de proceso

En los últimos años el mercado solar de calor de proceso ha crecido de forma paulatina. De acuerdo a datos del REN21 (2018), se reporta en 2018 la operación de al menos 741 plantas SHIP, con una cobertura total de 662,648 m<sup>2</sup> (567 MW<sub>th</sub>), instalados al rededor del mundo. La Figura 1.3 presenta los 20 países líderes en materia de generación de calor solar industrial. De acuerdo a la imagen, México y la India tienen el mayor número de sistemas en operación, seguidos por Australia, Alemania, Estados Unidos y España. China tiene 12 sistemas de gran tamaño en promedio, siendo la segunda mayor locación con instalaciones termosolares del mundo. Omán está liderando en términos de capacidad instalada con un único sistema SHIP. Similar a eso, Chile con solo dos instalaciones representa la tercera potencia termosolar mundial.

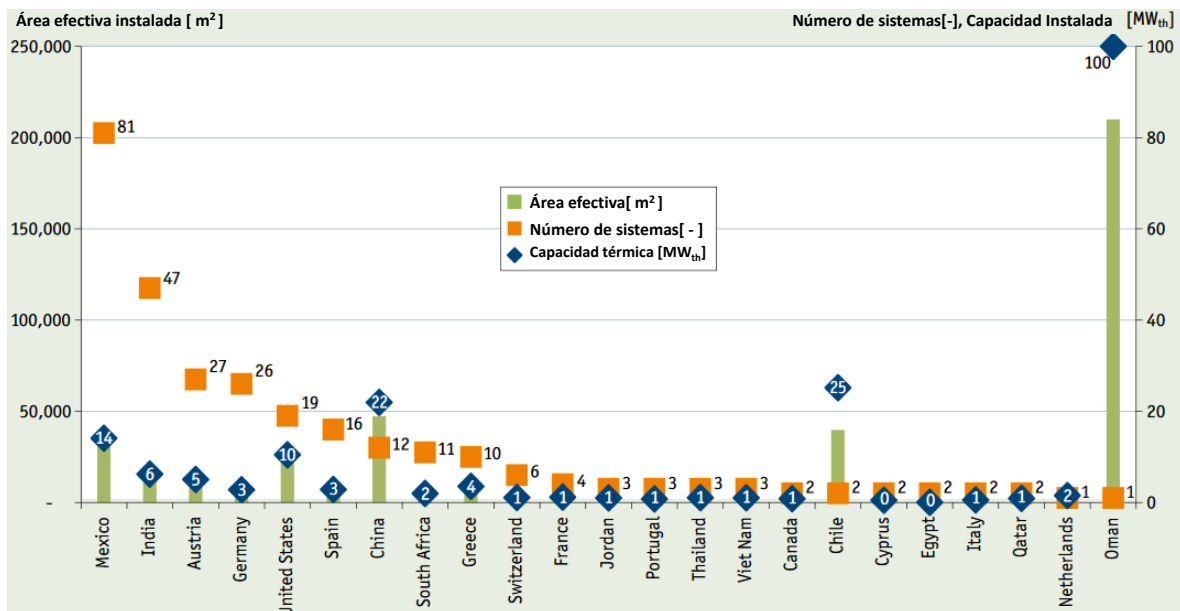


Figura 1.3: Principales países con sistemas de generación de calor solar para proceso operando hasta fines de Marzo, 2019 (Weiss y Spörk-Dür, 2019)



De acuerdo a información del Programa de Calentamiento y Enfriamiento Solar de la Agencia Internacional de Energía (Weiss y Spörk-Dür, 2019), enlistada en la Tabla 1.3, el principal sistema utilizado a nivel mundial para la generación de calor solar son los colectores de placa plana, seguido por los concentradores de canal parabólico de pequeña escala y los colectores de tubos evacuados. No obstante, los CCP son los dispositivos solares con mayor área de captación y capacidad térmica instalada en el mundo con aproximadamente 250,000 m<sup>2</sup> y 107 MW<sub>th</sub>.

Tabla 1.3: Tecnología de sistema de calentamiento solar industrial correspondiente a las 309 plantas más representativas del mundo ( Datos actualizados para Marzo, 2019).

Tecnología solar	Sistemas instalados	Area instalada [ m <sup>2</sup> ]	Capacidad térmica [ MW <sub>th</sub> ]
Colector de Placa Plana	139	111,000	73
Concentrador Parabólicos	58	247,000	107
Colector de tubos evacuados	46	48,000	18
Otros dispositivos	30	>3,000	1
Colector sin cubierta	3	>3,000	2
Colector Lineal Fresnel	13	>3,000	3

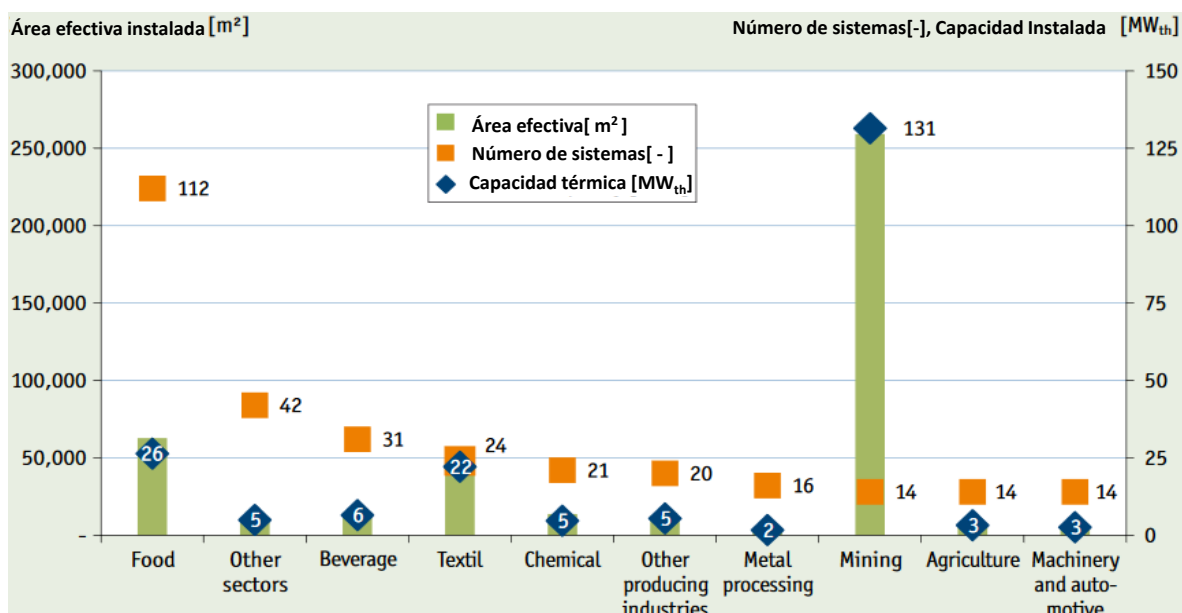


Figura 1.4: Actividades industriales a nivel mundial con mayor uso de sistemas SHIP para satisfacer sus necesidad termo-energéticas (Weiss y Spörk-Dür, 2019).

La Figura 1.4 muestra las principales ramificaciones industriales donde la tecnología SHIP ha perneado significativamente. Antes del 2018, las ramas industriales más destacadas eran la industria de los alimentos y los procesos textiles, no obstante tras la puesta en marcha de la planta de Omán el sector minero adquirió una importancia trascendental. De acuerdo a la figura, se aprecia que los sectores de alimentos y víveres son quienes más ha invertido en la implementación de los sistemas SHIP, abarcando el 45% de los sistemas instalados. Sin embargo, sus principales usos se limitan a la generación de calor de baja temperatura, por lo que representan únicamente el 16% de la capacidad térmica instalada.

### 1.2.1. Costo de la tecnología termosolar industrial

En materia económica, a pesar de los avances tecnológicos que han permitido la reducción en el precio de los sistemas solares con aplicaciones domésticas, en el sector industrial la tecnología apenas ha disminuido sus costos. Entre el 50% hasta al 70% del costo de un sistema SHIP está dado por el precio de la tecnología fototérmica implementada, mientras que los gastos remanentes corresponden a la instalación e integración al proceso industrial. En términos de costos de componentes, el colector y su instalación representan el 60%, las tuberías entre el 10 y el 20%, 11% son destinados para el sistema de almacenamiento y los intercambiadores de calor, y 5% corresponde al sistema de control (Farjana et al., 2018). Por otro lado, los costos de mantenimiento son mínimos oscilando entre los 2.5 €/m<sup>2</sup> para colectores estacionarios y 5 €/m<sup>2</sup> en el caso de colectores parabólicos (Ortega, 2018).

Actualmente, los costos de la tecnología solar para aplicaciones industriales oscilan entre 250 y 500 €/m<sup>2</sup>; lo que supone que el costo de la energía térmica generada se encuentra entre 0.02 y 0.05 €/kWh para aplicaciones de baja temperatura (hasta 150 °C), y de entre 0.05 y 0.15 €/kWh para sistemas de temperatura media (hasta 350 °C) (IEA-ETSAP y IRENA, 2015). Sin embargo, frente a cualquier estimación de costos hay que tener en cuenta las condiciones del sitio, las cuales varían ampliamente de un lugar a otro tanto en los niveles de irradiación solar como en la infraestructura para la instalación y puesta en marcha de los proyectos, lo que conduce a una amplia diferencia entre los costos de uno y otro sitio. Para sistemas convencionales CPP y CTE, el costo de instalación en Europa oscila entre 250 y 1,000 €/kW<sub>th</sub>, pero en países

como Turquía, México y Sudáfrica el costo es mucho menor, entre 200 y 300€/kW<sub>th</sub>, debido a diferentes factores: economías de escala, bajo costo de los colectores, bajos estándares para procesos, bajos costos de mano de obra local y alta irradiación, entre otros. La Tabla 1.4 contiene una síntesis de los costos de las diversas tecnologías termosolares contempladas para la implementación de sistemas SHIP, considerando los países más representativos.

Tabla 1.4: Costos reportados de diferentes colectores solares utilizados para el calentamiento de procesos industriales.

Tecnología termosolar	Ubicación	Costo (USD/m <sup>2</sup> )	Referencia
Colector de placa plana	India	180	(Sharma et al., 2017c)
	México	265	(Ortega, 2018)
	Marruecos	265	(Allouhi et al., 2017)
Colector de tubos evacuados	India	180	(Sharma et al., 2017c)
Colector parabólicos compuestos	México	437	(Ortega, 2018)
	China	130	(IRENA, 2015)
	India	330	(Kumar et al., 2019)
	Europa	450-900	(IRENA, 2015)
Colector disco parabólico	India	300-600	(Kumar et al., 2019)
Concentrador cilindrico parabólico	Europa	650	(Sharma et al., 2017c)
	India	445	(Sharma et al., 2017c)
	México	340-630	(Ortega, 2018)
Concentrador Lineal Fresnel	Europa	650-900	(Kumar et al., 2019)

### 1.3. Industria del calor de proceso en México

El sector industrial mexicano representa una de las actividades económicas de mayor importancia para el país, ya que solo este produce al rededor de 32.4% del Producto Interno Bruto (PIB) nacional (INEGI, 2019). En términos energéticos, el sector industrial es el segundo mayor consumidor de energía en México con 35% de la demanda nacional, únicamente por debajo del sector de transporte. De acuerdo a datos de la Secretaría de Energía (SENER, 2018a), dos terceras partes de la energía de-

mandada por la industria nacional son requeridas para la generación de calor de proceso industrial, donde 51 % del consumo termo-energético de la industria mexicana se encuentra en el rango de baja y mediana temperatura. La Figura 1.5 indica que la actividad industrial con mayor consumo de calor en el país corresponde al subsector de hierro y acero seguido de la industria del cemento, química y minera. No obstante, el 61 % de la actividad industrial se encuentra distribuido en 11 ramos, diversificando los requerimientos térmicos y de tempera operacional.

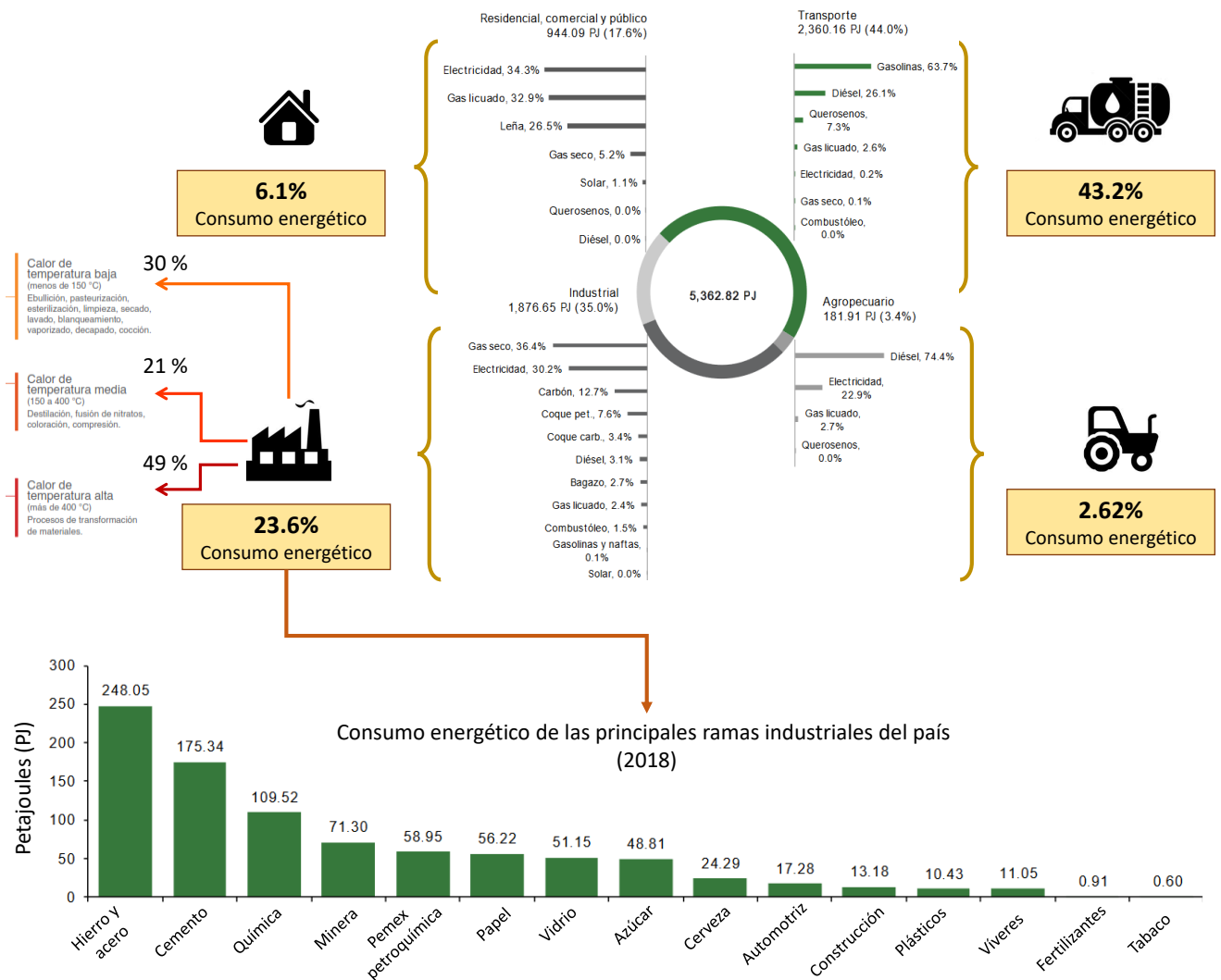


Figura 1.5: Desglose de la demanda energética en México por sectores de consumo, con información del Balance Nacional de Energías (SENER, 2018a).

Más del 95 % del calor producido en el país para satisfacer la demanda industrial es proporcionado mediante la quema de combustibles fósiles, siendo las principales fuentes energéticas el gas natural, el combustóleo, el gas LP y el diésel. No obstante, la dependencia de este tipo de energía ha traído consigo ciertos efectos adversos. En primera instancia, esto implica la degradación del medio ambiente local. Datos del Inventario Nacional de Gases y Compuestos de Efecto Invernadero (INECC, 2018) indican que las emisiones de combustibles fósiles emanadas de la actividad industrial equivalen al 17 % del total de emisiones de GEI del país, produciendo aproximadamente 73.9 millones de toneladas de CO<sub>2</sub> anualmente. Se estima que esta cantidad se incremente en los próximos años dado las perspectivas de crecimiento industrial del país, mismas que proyectan que este sector se mantendrá como el segundo mayor consumidor de energía a nivel nacional (SENER, 2018b,c,d). Lo anterior en conjunto con la volatilidad del mercado, la reducción de los depósitos de hidrocarburos y el incremento en el precio de los combustibles muestran la necesidad de buscar alternativas para garantizar el crecimiento sustentable de este sector.

### **1.3.1. Calor solar en la industria nacional**

México tiene condiciones favorables para el aprovechamiento del recurso solar, posicionando al país como una de las mejores locaciones en el mundo para la implementación de sistemas SHIP. A lo largo del territorio nacional se registran niveles de radiación abundantes, desde los 4.2 kWh/m<sup>2</sup> en la región del Golfo y Peninsular hasta más de 6.0 kWh/m<sup>2</sup> para el occidente del país (Pérez-Denicia et al., 2017).

Actualmente, el mercado mexicano para la generación de calor solar de proceso industrial es uno de los más grandes y desarrollados en el mundo con una capacidad de producción de 0.617 GJ, cubriendo una extensión de 23,049 m<sup>2</sup>. La Figura 1.6 ilustra la ubicación de las plantas SHIP instaladas hasta la fecha el país. De acuerdo a esta, la principal tecnología fototérmica utilizada son los CPP abarcando el 48.2 % de las plantas instaladas seguido por los CCP de pequeña escala con el 41 %. El 64 % de las plantas han sido diseñadas para satisfacer la demanda del sub-sector de alimentos y bebidas, centradas principalmente en procesos de calentamiento y pasteurización. La Tabla 1.5 presenta un desagregado de las instalaciones SHIP registradas oficialmente ante la Asociación Nacional de Energía Solar (ANES) hasta la fecha.

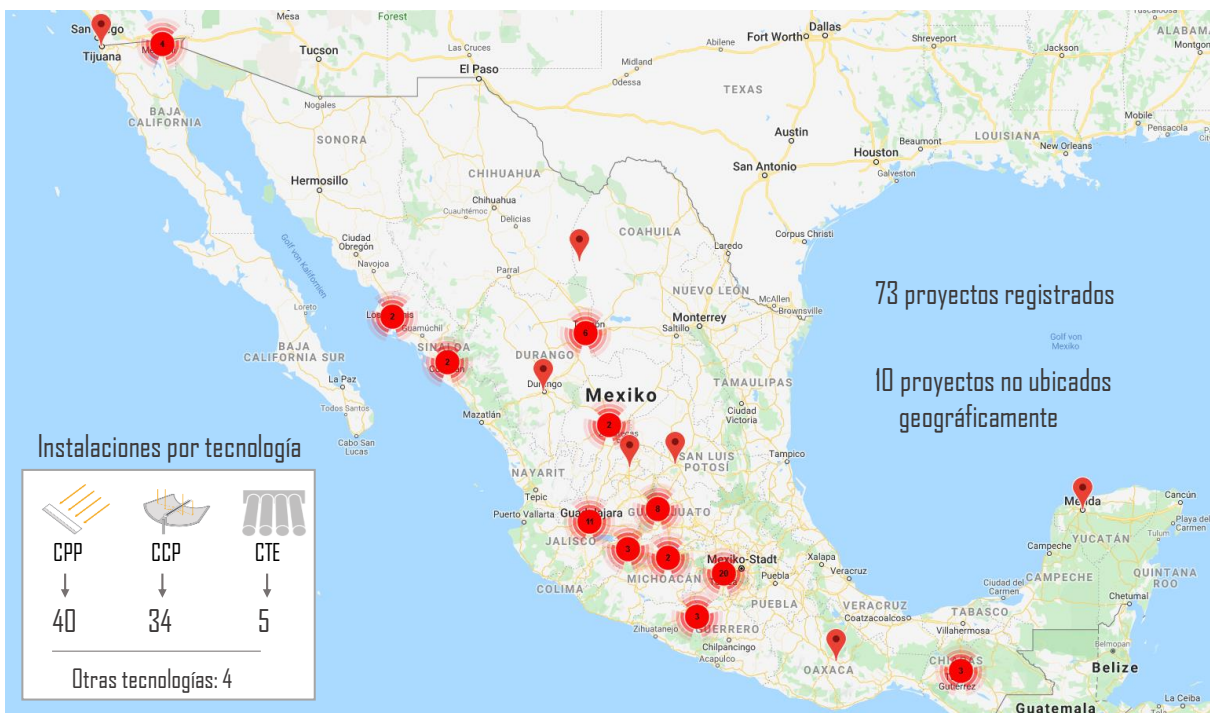


Figura 1.6: Distribución geográfica de los proyectos SHIP reportados en México, información actualizada para Noviembre, 2019 con datos de AEE INTEC (2019).

Tabla 1.5: Clasificación de los proyectos SHIP instalados en México hasta Noviembre, 2019 (Tabla realizada con datos de AEE INTEC (2019)).

Ramo industrial	Proyectos SHIP	Cobertura (%)
Alimentos y bebidas	48	64
Productos de transporte	2	3
Investigación	5	7
Farmacéutica	5	7
Química	3	4
Metálica	1	1
Minera	5	7
Agricultura	3	4
Textil	1	1
Electrónica	1	1
Otras	1	1
<b>Total</b>	<b>75</b>	<b>100</b>

### 1.3.2. Colectores parabólicos en el sector industrial mexicano

A pesar que los colectores de placa plana son la tecnología de mayor uso a nivel nacional, a partir del año 2012 la instalación de sistemas solares con colectores de concentración cilíndrico-parabólicos inició su despliegue en el mercado mexicano y hasta la fecha se encuentran reportados al menos 34 proyectos instalados en diversos subsectores industriales. La Figura 1.7 muestra el crecimiento de esta tecnología en los últimos años desde su aparición en el mercado mexicano de calor de proceso, comparándola respecto a otros sistemas utilizados en plantas SHIP.

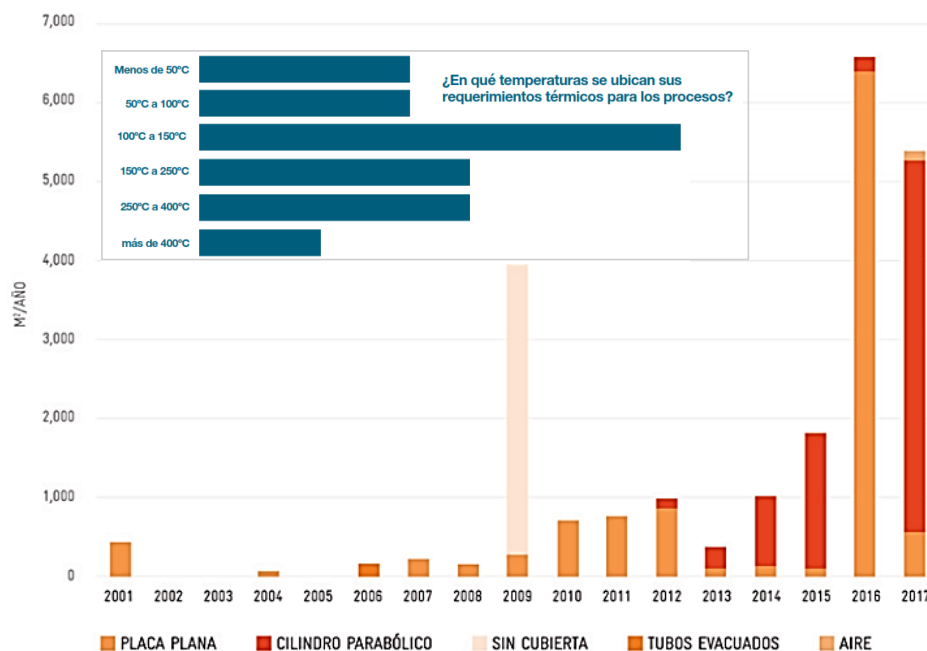


Figura 1.7: Crecimiento de la tecnología termosolar utilizada en los sistemas SHIP (Encuesta realizada por Solar Payback en 2017 (Solar Payback, 2018)).

La principal razón del crecimiento acelerado de la tecnología CCP de pequeña escala se debe en primera instancia al amplio rango de temperaturas que puede cubrir, abarcando procesos de mediana y baja temperatura (Tabla 1.2). Esto coincide con las necesidades nacionales reportada por diversos empresarios del país que sitúan a la demanda entre los 100°C y 150°C como prioritario en sus actividades cotidianas (SolarPayback, 2017). Aunado a esto, desde 2012 la compañía Inventive Power se ha

dedica a la difusión, venta y fabricación de esta tecnología en el país, lo que ha abarataado los costos de adquisición a los consumidores finales. Actualmente esta compañía mantiene la hegemonía en la instalación de sistemas CCP-SHIP. La principal tecnología CCP de pequeña escala implementada en las instalaciones del país corresponden a los dispositivos termosolares comerciales PowerTrough100 y PowerTrogh250 con una relación de instalación 90 %-10 %. La Figura 1.8 ilustra los principales dispositivos utilizados para construcción de instalaciones CCP-SHIP en el país.

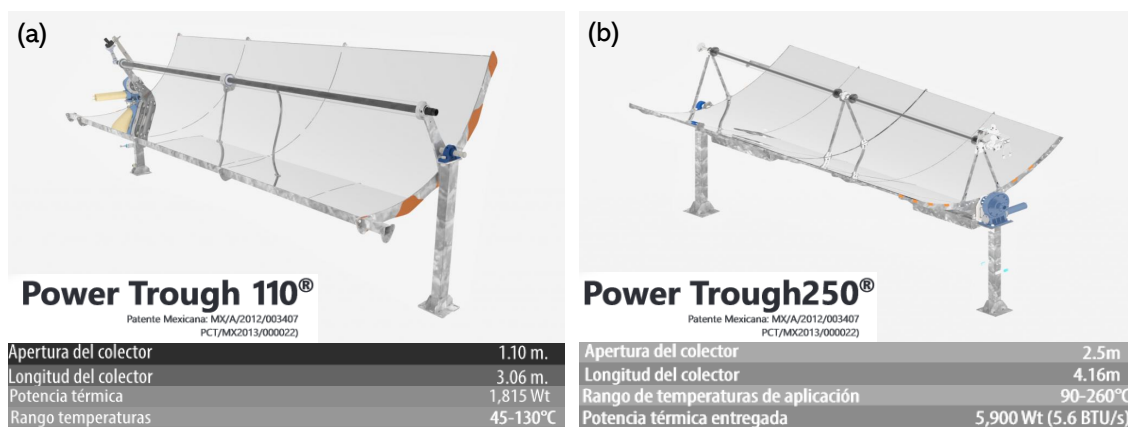


Figura 1.8: Principales dispositivos comerciales usados en la instalación de plantas CCP-SHIP: (a) PowerTrough110 (Inventive Power, 2013), (b) PowerTrough250 (Inventive Power, 2019).

Hoy en día, la tecnología CCP-SHIP satisface el 50 % de la demanda solar instalada para el sector alimenticio. La Tabla 1.6 resume la información de los diversos sectores, locaciones, rangos de temperatura y capacidad térmica de las diversos proyectos CCP-SHIP que se han desarrollado en los últimos ocho años en el país. Entre los diversos subsectores el ramo lácteo y la manufactura de alimentos para animales son los que mayor aprovechan esta tecnología en la actualidad con 35.6 % y 26.1 % de las instalaciones vigentes, respectivamente. Por otra parte el mayor número de instalaciones se encuentran en el estado de Jalisco, no obstante se observa la presencia de instalaciones CCP-SHIP en diversas regiones del país desde Yucatán hasta Baja California, abarcando algunos climas representativos de México. La dependencia de estos dispositivos con las fluctuaciones climatológicas a lo largo del día requiere de complejos análisis para diseñar instalaciones que pueden satisfacer de manera óptima la demanda termo-calórica. Este problema dificulta la proliferación homogénea de estos sistemas en el país por su amplia diversidad climática.



Tabla 1.6: Sistemas solares con aplicaciones industriales instaladas en México basadas en tecnología CCP de pequeña escala (Tabla construida con datos de AEE INTEC (2019)).

Subsector industrial	Capacidad instalada	Locación (año)	Rango térmico (°C)	Tipo de clima	Tanque térmico (m <sup>3</sup> )	Campo solar (m <sup>2</sup> )	Carga térmica (kW <sub>th</sub> )
Manufactura de alimento animal	26.1 %	Sinaloa (2014)	40/95	Seco	7.5	178.2	97.2
		Jalisco (2015)	80/95	Templado	3.0	264.0	168.0
		Michoacán (2015)	25/95	Templado	12.5	264.0	126.0
		B. California (2017)	20/60	Arido	24.4	412.5	179.9
		Jalisco (2017)	20/94	Templado	15.2	462.0	202.5
Industria láctea	35.6 %	Michoacán (2012)	No definido	Templado	5.0	132.0	74.0
		Durango (2013)	No definido	Seco	7.0	132.0	92.4
		Jalisco (2013)	80 / 100	Templado	2.5	66.0	46.2
		Guanajuato (2014)	No definido	Templado	1.5	39.6	22.2
		Jalisco (2014)	55/92	Templado	10.0	132.0	62.7
		Chiapas (2014)	80/90	Tropical	5.0	224.5	126.0
		Jalisco (2014)	80/90	Templado	5.0	245.0	137.0
		Jalisco (2015)	80/92	Templado	9.5	197.0	94.5
		Aguascalientes(2015)	20/95	Seco	6.0	99.0	42.0
		Jalisco (2015)	70/95	Templado	50.0	430.0	240.0
		Jalisco (2016)	20/95	Templado	4.5	132.0	59.9
Jalisco (2017)	80/90	Templado	4.8	120.0	59.9		
Procesado de productos cárnicos	4.4 %	Jalisco (2015)	20/70	Templado	3.0	46.6	22.2
		Jalisco (2015)	18/95	Templado	3.1	132.0	43.4
		Jalisco (2017)	21/95	Templado	5.0	158.4	64.83
Manufactura de víveres	12.5 %	Jalisco (2015)	19/90	Templado	8.0	198.0	94.6
		Jalisco (2017)	20/90	Templado	2.5	33.0	15.0
		Oaxaca (2017)	21/90	Arido	9.9	326.7	136.8
		Jalisco (2017)	30/90	Templado	9.6	264.0	123.6
Procesado de alimentos	18.3 %	San Luis (2015)	25/80	Estepa	2.0	264.0	118.0
		Michoacán (2017)	25/118	Templado	9.0	297.0	112.85
		Yucatán (2017)	35/165	Tropical	0.15	176.8	77.9
		Sinaloa (2017)	25/95	Seco	9.0	254.0	104.81
		Guanajuato (2017)	55/110	Templado	9.6	227.2	92.61
		Chiapas (2017)	20/80	Tropical	3.0	66.0	35.4
Industria farmacéutica	1.1 %	Jalisco (2014)	55/75	Templado	10.0	66.0	31.7
Investigación	0.9 %	México City (2016)	20/90	Tierra alta	2.4	62.7	27.1
Sector agrícola	1.2 %	Jalisco (2013)	No definido	Templado	2.5	66.0	36.0

## 1.4. Integración de tecnología termosolar a la industria

Independientemente de la tecnología termosolar contemplada, una instalación para generación de calor solar de proceso industrial debe contener los siguientes componentes: (a) campo de colectores o concentradores solares; (b) un medio de almacenamiento térmico; (c) circuito hidráulico; (d) elementos de recirculación; (e) un sistema de suministro de calefacción convencional (f) y un sistema central de monitorio y control. En un sistema de calor de proceso industrial solar, la interfaz de los colectores con los suministros de energía convencionales debe realizarse de manera compatible con el proceso. La forma más fácil de lograr esto es mediante el uso de almacenamiento de calor, que también puede permitir que el sistema funcione en períodos de baja irradiación y noche. El sistema central para el suministro de calor en la mayoría de las fábricas utiliza agua caliente o vapor a una presión correspondiente a la temperatura más alta necesaria en los diferentes procesos (Duffie et al., 2003). Por lo tanto, la incorporación de los sistemas solares térmicos a procesos industrial también debe considerar los siguientes aspectos (IEA-ETSAP y IRENA, 2015):

- **La demanda energética del proceso.** Hace alusión a la cantidad de energía térmica que debe satisfacer el sistema SHIP al incorporarse.
- **El uso final de la energía.** El propósito con el cual el fluido térmico calentado será utilizado, este puede ser producción de agua caliente o generación de vapor.
- **La temperatura de la carga térmica.** La temperatura en la cual el fluido calorportador debe interactuar con el proceso o con los intercambiadores de calor.

La literatura (Sharma et al., 2018) reporta dos tipos de configuración básicas para la conexión y entrega de energía termosolar a la carga industrial, mismos que están definidos según la disposición en serie o paralelo del sistema de calefacción auxiliar.

### 1.4.1. Configuración con calentamiento auxiliar en paralelo

La Figura 1.9 muestra la configuración de un sistema de calentamiento auxiliar conectada en paralelo para incorporar energía térmica solar a un proceso industrial. Esta configuración es empleada en procesos donde la energía no puede ser entregada

a una temperatura inferior a la temperatura de carga térmica, por lo que el sistema solar debe ser diseñado para satisfacer enteramente la demanda de calor. Si la temperatura del fluido que sale del tanque de almacenamiento es menor a la temperatura de carga, el sistema de control activa la válvula de tres vías redireccionando el flujo másico por el sistema de calentamiento de respaldo. Esta configuración es empleada en sistemas SHIP diseñados para la producción de vapor.

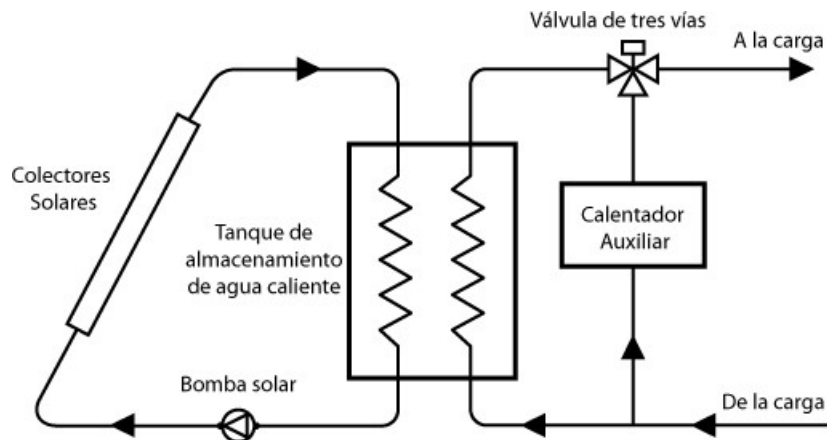


Figura 1.9: Sistema industrial de calefacción de proceso simple con una configuración de calefacción auxiliar en paralelo (S. A. Kalogirou, 2009).

#### 1.4.2. Configuración calentamiento auxiliar en serie

La Figura 1.10 muestra la configuración de un sistema de calentamiento auxiliar conectada en serie para incorporar energía térmica solar a un proceso industrial. En un arreglo en serie, la energía se utiliza para precalentar el fluido calo-portador, que, de ser necesario, puede calentarse aún más mediante calentador auxiliar para alcanzar la temperatura requerida. Si la temperatura del líquido en el tanque de almacenamiento es superior a la requerida por la carga, se utiliza una válvula de tres vías, llamada también válvula de templado, para mezclar con fluido de alimentación o de retorno más frío. Esta configuración es la más preferible en la industria ya que proporciona una menor temperatura media de funcionamiento del colector, lo que conduce a una mayor eficiencia del sistema. Además, presenta una gran versatilidad y capacidad de adaptación a diversos procesos industriales en el rango de baja y mediana temperatura, convirtiéndola en la más utilizada con algunas variantes.

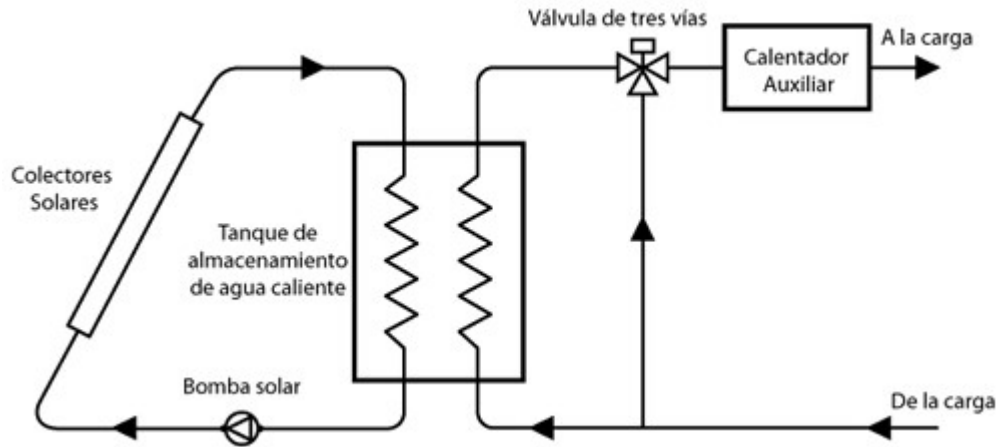


Figura 1.10: Sistema industrial de calefacción de proceso simple con una configuración de calefacción auxiliar en serie (S. A. Kalogirou, 2009).

## 1.5. Análisis térmico del sistema SHIP

Basado en lo descrito en la Sección 1.4, los sistemas SHIP con calentamiento auxiliar en serie representan la configuración más atractiva para integrar la tecnología solar térmica a la industria. El desempeño térmico de un sistema SHIP bajo esta configuración se encuentra establecido por el balance de energía ilustrado en la Figura 1.11, el cual utiliza al tanque de almacenamiento térmico como volumen de control dado que es el punto donde convergen todos los fluidos del sistema.

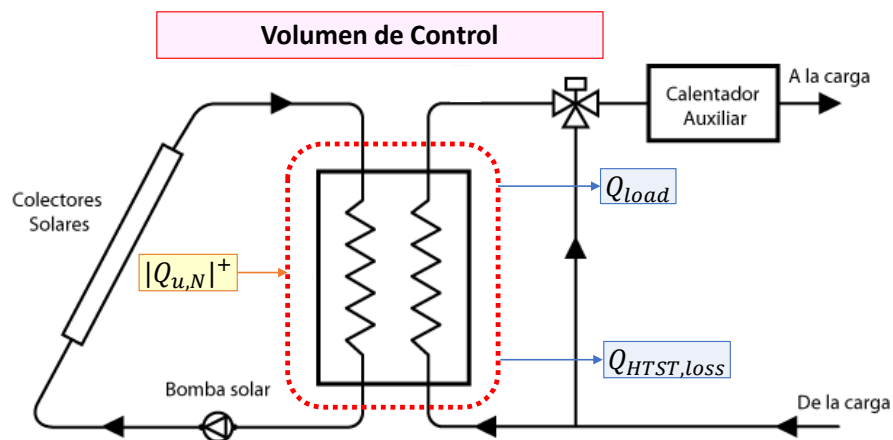


Figura 1.11: Balance de energía para estudio de las cargas térmicas que afectan al proceso de generación de calor solar.

Como se observa en la Figura 1.11 el balance de energía considera como ganancias térmicas las aportaciones del campo solar ( $|Q_{u,N}|^+$ ) y como pérdidas a la energía cedida hacia la carga ( $Q_{load}$ , nombre asignado a la energía demandada por el proceso industrial) así como la energía cedida por el tanque al exterior debido a efecto de transferencia de calor ( $Q_{HTST,loss}$ ). Basado en lo anterior, la ecuación que describe el balance de energía del sistema térmico está definida como (Galindo-Luna et al., 2018):

$$V_{st}\rho_{st}c_{p_{st}}\frac{dT_{st}}{dt} = |Q_{u,N}|^+ - Q_{load} - Q_{HTST,loss} \quad (1.4)$$

donde  $V_{st}$ ,  $\rho_{st}$  y  $c_{p_{st}}$  son el volumen, densidad y calor específico del líquido contenido en el tanque de almacenamiento térmico. Por otra parte la energía utilizada por la carga térmica está expresado como:

$$Q_{load} = \varepsilon_L (\dot{m}_L c_{p_{tf}}) (T_{st} - T_{mu}) \quad (1.5)$$

donde  $\varepsilon_L$  es la eficiencia del intercambiador de calor en el tanque de almacenamiento;  $\dot{m}_L$  y  $c_{p_{tf}}$  son la masa y el calor específico del fluido empleado en la carga térmica; y  $T_{st}$  y  $T_{mu}$  representan la temperatura en el tanque de almacenamiento y la temperatura que ingresa al termo-tanque proveniente del proceso industrial. Similarmente, la energía perdida por el tanque de almacenamiento térmico esta expresada matemáticamente como:

$$Q_{HTST,loss} = (UA)_{st} (T_{st} - T_a) \quad (1.6)$$

siendo  $(UA)_{st}$  el coeficiente de pérdida energética del termo tanque y  $T_a$  la temperatura ambiente de la locación donde se instala el sistema SHIP. Por otra parte, la tasa de energía entregada por el sistema auxiliar cuando el campo solar y el tanque de almacenamiento térmico no son capaces de satisfacer el total de la demanda térmica del proceso está dado como:

$$Q_{aux} = |\varepsilon_L (\dot{m}_L c_{p_{tf}}) (T_{in} - \varepsilon_L T_{st} - T_{mu} (1 - \varepsilon_L))|^+ \quad (1.7)$$

siendo  $T_{in}$  la temperatura de la carga térmica para el proceso deseado. El aporte del campo solar ( $|Q_{u,N}|^+$ ) está determinado por la tecnología fototérmica utilizada, siendo la de principal interés en este estudio la correspondiente a los CCP de pequeña escala.

### 1.5.1. Calor útil para colectores parabólicos conectados en serie

Los CCP son dispositivos termosolares diseñados para la captación y conversión de la radiación solar directa en energía térmica. La tasa de energía térmica transmitida hacia el fluido calo-portador ( $Q_u$ ) se encuentra en función de la calidad óptica del material reflejante ( $\eta_{opt}$ ), las pérdidas energéticas globales producidas por la convección, radiación y conducción ( $U_L$ ), el área de apertura del colector ( $A_{rc}$ ), un factor de remoción de calor ( $F_R$ ), y elementos ambientales como la radiación solar directa ( $G_B$ ) y cambios de temperatura ( $\Delta T = T_a - T_{in}$ ).

Cuando un equipo CCP, o cualquier sistema termosolar, opera conectado en un arreglo con diversas unidades similares para suministrar calor a un proceso, el análisis térmico debe ser modificado. El calor útil de un arreglo de CCP considera las modificaciones a los factores  $U_L$ ,  $F_R$  y  $\eta_{opt}$  por las pérdidas energéticas en el trayecto del termo fluido. Así, la energía útil entregada por un arreglo de  $N$  idénticos CCP conectados en serie se encuentra dada por (Jaramillo, Aguilar, et al., 2013):

$$Q_{u,N} = \left| F'_R \left[ \frac{1 - (1 - K)^N}{K} \right] (\eta'_{opt} A_{rc} G_B - U'_L A_{rf} (T_{st} - T_a)) \right|^+ \quad (1.8)$$

donde  $F'_R$ , representa el factor de remoción que considera la presencia de los intercambiadores de calor entre el campo solar y el tanque térmico,  $K$  es el parámetro de cálculo para colectores en serie, mientras que  $U'_L$  y  $\eta'_{opt}$  son la eficiencia óptica modificada y el factor de remoción modificado los cuales contemplan las pérdidas generadas en las tuberías que interconectan el arreglo de colectores solares (Rabl, 1985).

El diagrama esquemático contenido en la Figura 1.12 muestra el procedimiento para la obtención de los cuatro parámetros en el caso de CCP de pequeña escala. Una descripción completa de los fenómenos de transferencia de calor y las variables involucradas en la Fig 1.12 puede ser encontrada en: Bellos, Korres, et al. (2016), Tziivanidis et al. (2015) y Bellos, Mathioulakis, et al. (2016). Es importante remarcar que aunque el procedimiento computacional de la Figura 1.12 se encuentra desarrollado considerando el caso de CCP de pequeña escala para procesos industriales, con mínimas modificaciones este puede ser implementado para cualquiera de las tecnologías descritas en la Sección 1.1.

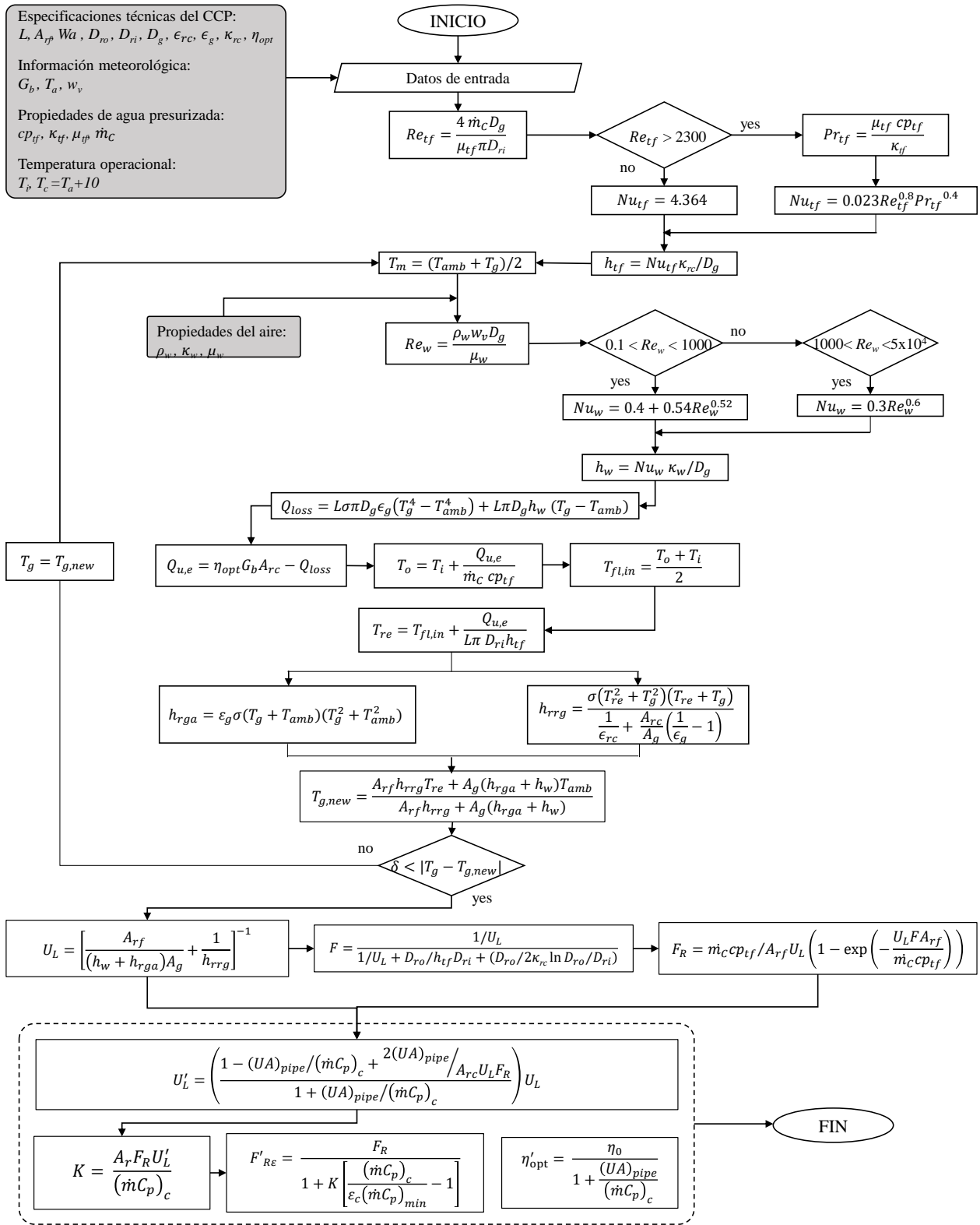


Figura 1.12: Diagrama de flujo de los cálculos transitorios para las ganancias y pérdidas térmicas del arreglo CCP en serie.

Finalmente, es importante considerar que existen algunos factores a tomar en cuenta que dificulta la introducción de estos sistemas en los procesos industriales de manera efectiva. Las inversiones necesarias en la aplicación de energía solar industrial en general son grandes, recurriendo generalmente a métodos de modelado que consideran las características de transitorio y la intermitencia del recurso solar (Zou et al., 2016). De esta manera, los diseñadores pueden estudiar diversas opciones en aplicaciones solares industriales que resultan muy pequeñas comparadas con las inversiones de una planta operativa.

Otro aspecto importante es que, en muchos procesos industriales, grandes cantidades de energía se requieren en espacios reducidos. Por lo tanto, puede ser un problema para la ubicación de los captadores. Si surge la necesidad, campos de captadores pueden estar ubicados en edificios contiguos o terrenos. La localización de los captadores puede repercutir en pérdidas de calor que deben ser consideradas en el diseño del sistema. Cuando no se dispone de la superficie terrestre, los captadores se pueden montar en el techo de una fábrica en las filas. En este caso, el sombreado entre filas de colectores adyacentes se debe evitar. Sin embargo, el área de captación puede estar limitada por la zona del techo, la forma y la orientación. Además, los techos de los edificios existentes no están diseñados ni orientados para dar cabida a las matrices de captadores. Por lo general es mucho mejor y más rentable si los edificios nuevos son previamente diseñados para permitir el montaje de los captadores y su acceso (Mekhilef et al., 2011).



## Capítulo 2

# HERRAMIENTAS DE COMPUTACIÓN AVANZADAS

Las herramientas de computación avanzada representan una alternativa tecnológica para hacer frente a los retos actuales en las diversas áreas de la ingeniería, las cuales involucran la sustentabilidad, rentabilidad económica de nuevas tecnologías, impacto social y desarrollo de sistemas o procesos competitivos. Entre los aspectos donde más han destacado las herramientas computacionales avanzadas se encuentran la correlación entre múltiples variables operacionales y ambientales, el maximizar o minimizar diversos criterios u objetivos de manera simultánea, así como en los procesos de toma de decisiones.

En años recientes, las técnicas de IA han destacado como una de las primeras opciones para la solución de problemas en el campo de las energías renovables, debido a su adaptabilidad y robustez ante procesos complejos. Estas han demostrado ser una herramienta formidable para predicciones del recurso energético (Cavallaro, 2013), análisis económico-financiero (Ghoddusi et al., 2019) y modelación multivariable de sistemas (Sharifzadeh et al., 2019). También han sido aplicadas en la solución de problemas de optimización tanto mono-objetivo como multi-objetivo que involucran costos, análisis de ciclo de vida, rentabilidad y rendimiento energético (Iqbal et al., 2014). Aunado a lo anterior, en los últimos años los procesos de optimización de objetivos múltiples (MOO, Multi-objective optimization) han sido complementados con algoritmos competitivos de toma de decisiones para determinar la alternativa que mejor compense las necesidades energéticas, económicas y en algunos casos ambientales (Strantzali y Aravossis, 2016). El presente capítulo aborda las técnicas de cómputo avanzado más

representativas, que en conjunto brindan una de las opciones más atractivas hoy en día para la solución de problemas en el área de las energías renovables.

## 2.1. Redes neuronales artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (ANN, Artificial neural networks) son una técnica computacional perteneciente al área de las maquinas de aprendizaje (ML, Machine learning) y la IA, propuesta por Warren McCulloch y Walter Pitts en 1943 (Ponce Cruz, 2010). Estas se encuentran inspiradas en las funciones básicas e interconexión biológica de las neuronas en el cerebro. Entre sus principales aplicaciones se encuentran la solución de sistemas complejos tanto de clasificación como de regresión multivariable. Su principal similitud con el cerebro humano se debe a que a través de un proceso paralelo de aprendizaje la red es capaz de adquirir conocimiento experimental mismo que almacena en los denominados pesos sinápticos para disponer de él a futuro. La Tabla 2.1 enlista las principales ventajas y desventajas del uso de ANN:

Tabla 2.1: Listado de ventajas y desventajas sobre el uso de redes neuronales artificiales.

Ventajas	Desventajas
- Se adaptan a los fenómenos reales mediante el aprendizaje de ejemplos.	- Requieren múltiples pruebas para definir la arquitectura adecuada.
- Son capaces de trabajar tanto con datos analógicos como con datos discretos.	- Su entrenamiento puede ser largo y puede consumir varias horas de computo.
- No requieren información ni del comportamiento físico ni detalles matemáticos	- Requieren una cantidad significativa de datos para su entrenamiento.
- Sintetizan el conocimiento de procesos complejos mediante modelos expertos.	- La inclusión de nuevo conocimiento implica un re-entrenamiento de la red.
- Poseen robustez en el procesamiento, interpolaciones suaves y no linealidad.	

Entre los principales elementos que componen una ANN se encuentran las neuronas artificiales, la arquitectura de la red y el algoritmos de aprendizaje.

### 2.1.1. Neurona artificial

La neurona artificial es el elemento primario en una red neuronal y su principal objetivo es el de imitar la sinapsis generada en las neuronas animales (Romero et al., 2007). En un sistema biológico cada neurona está conformada por un núcleo y un sistema de entradas y salidas denominadas dendritas y axones. Las neuronas pueden ser vista como una simple unidad procesadora que recibe y combina señales desde y hacia otras neuronas, donde los impulsos ingresados por las dendritas son sumados generando que las señales de entrada y de salida sean distintas (Figura 2.1). Estas características constituyen la base de los sistemas neuronales artificiales.

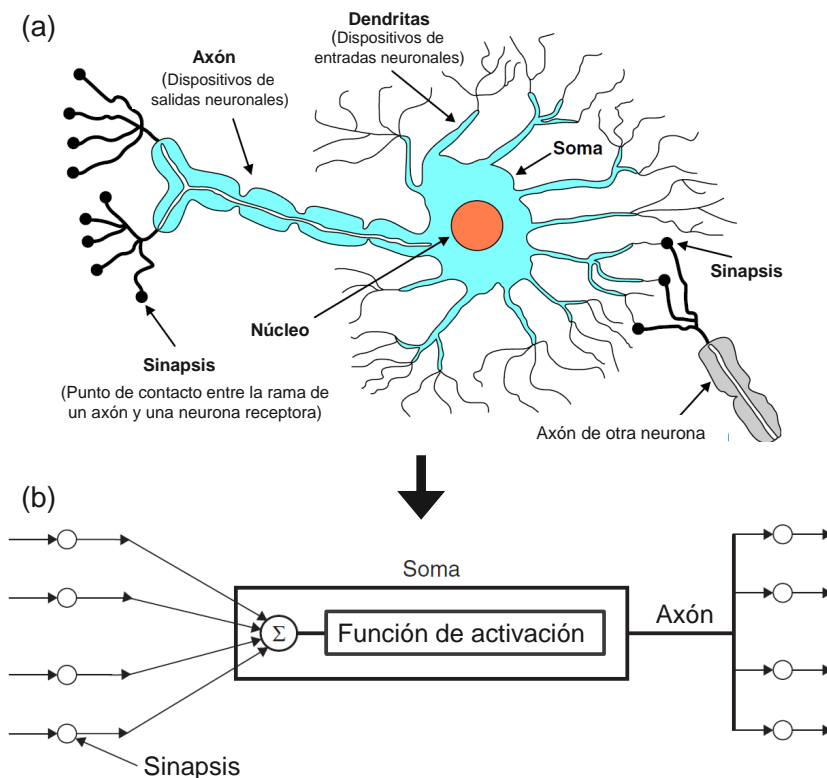


Figura 2.1: Modelo altamente simplificado de una neurona artificial y su similitud respecto a la neurona biológica.

En las ANN la unidad analógica a la neurona biológica es la neurona artificial también conocida como el Elemento Procesador (EP). Al igual que la neurona biológica, el EP posee varias entradas las cuales pueden provenir del exterior o de neuronas ad-

yacentes que son combinadas normalmente mediante una suma básica (Figura 2.1b). La suma de las entradas es modificada por una función de activación; el valor de salida de esta función es pasado directamente a la salida del EP (Viñuela y León, 2004). La Figura 2.2 detalla el proceso descrito anteriormente. En ella se observa un grupo de elementos de entrada  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$ . Cada uno de estos elementos es multiplicado por un valor de ponderación asociado, conocido como peso sináptico ( $\mathbf{w} = [w_1, w_2, x_3, \dots, w_m]$ ). Finalmente, la señal de entrada ( $v$ ) que actúa sobre el EP se encuentra conformada por la suma de los elementos ponderados más la adición de un valor de ajuste ( $b$ ) también conocido como *bias*. Este valor de entrada neta es ingresada a una función de activación ( $\varphi$ ) con el fin de obtener la salida  $a$  de la neurona artificial (Ec. 2.1).

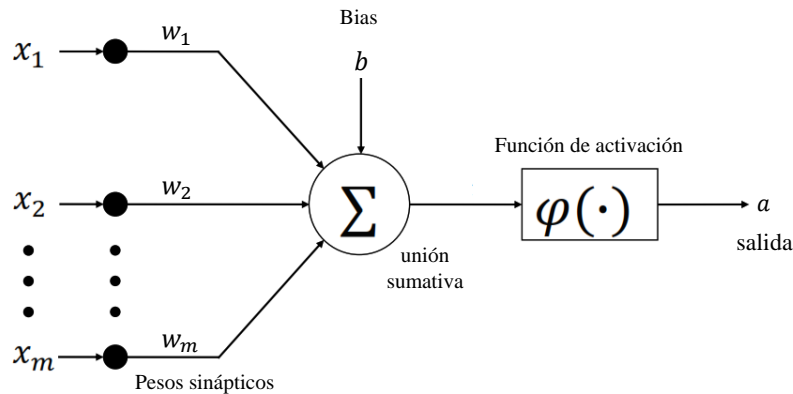


Figura 2.2: Descripción del funcionamiento de una neurona artificial compuesta por  $m$  entradas.

$$a = \varphi(v) = \varphi(\mathbf{w}\mathbf{x} + b) = \varphi(x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_mw_m + b) \quad (2.1)$$

El objetivo de la función de activación es limitar el rango de salida de la neurona a partir de los valores que recibe (Viñuela y León, 2004). En su mayoría estas operan en el rango de 0 a 1, o de -1 a +1. Una buena función de activación debe cumplir en primera instancia con que ella misma y su derivada sean de fácil computo, además de que debe de tener una amplia parte lineal para lograr velocidad de entrenamiento y de convergencia en pocos ciclos.

Existe una gran variedad de funciones de activación empleadas para la solución de problemas con ANN (May Tzuc et al., 2016). La selección de la función adecuada se realiza de acuerdo al tipo problema y al propio criterio del investigador dado que esta

depende de la precisión, velocidad requerida y del algoritmo de aprendizaje. Entre las diversas funciones utilizadas, la literatura destaca a las funciones logística sigmoidea (Ec.2.2) y tangente sigmoidea (Ec. 2.3) debido a su rápida convergencia y características de derivación. Del mismo modo la función lineal (Ec. 2.4) es frecuentemente empleada en múltiples modelos ANN para el ajuste de los datos de salida (Haykin, 2008):

$$a = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad 0 \leq a \leq 1 \quad (2.2)$$

$$a = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1 \quad -1 \leq a \leq 1 \quad (2.3)$$

$$a = n \quad -\infty \leq a \leq \infty \quad (2.4)$$

### 2.1.2. Arquitectura neuronal

La forma en la cual se organizan los EP en la ANN se le denomina arquitectura, y está estrechamente ligada al algoritmo de aprendizaje. En la actualidad la arquitectura de red más empleada es la conocida como perceptrón multi-capas (Figura 2.3). La primera capa es conocida como capa de entrada y se caracteriza por ser la que recibe las variables procedentes del exterior; esta no realiza ninguna operación de cálculo. La siguiente capa es nombrada capa oculta, la cual casi siempre es no lineal y puede estar conformada por una o varias capas. Por último, la capa final recibe el nombre de capa de salida y es donde se presenta las respuesta de la red (Sarkar et al., 2018).

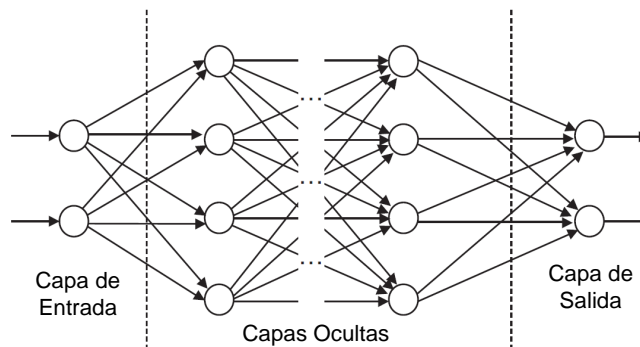


Figura 2.3: Diagrama esquemático de una red neuronal multi-capas (S. Kalogirou, 2001).

### 2.1.3. El proceso de aprendizaje

El esquema de aprendizaje de una ANN es lo que determina el tipo de problema que será capaz de resolver y está ligado al tipo de ejemplos que dispone para ser entrenada. El conjunto de datos para el aprendizaje de una ANN debe ser (Viñuela y León, 2004):

- **Significativo.** Debe haber un número suficiente de ejemplos.
- **Representativo.** El conjunto de aprendizaje debe ser diverso.

El proceso de aprendizaje de una ANN consiste en la aplicación secuencial de diversos conjuntos de entrada para ajustar los pesos de interconexión según un procedimiento determinado. Durante el aprendizaje los pesos convergen gradualmente haciendo que cada entrada produzca el valor de salida deseado (Viñuela y León, 2004). Para minimizar la diferencia entre los valores de salida reales y los estimados por la red, esta utiliza una técnica de aprendizaje supervisado conocida como *back-propagation* (Figura 2.4).

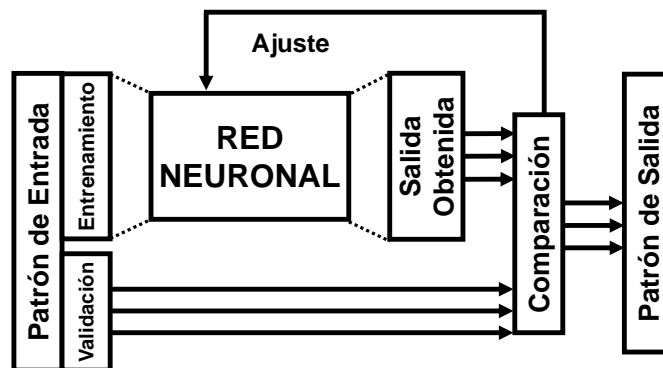


Figura 2.4: Procedimiento de aprendizaje supervisado de una red neuronal artificial por retro-propagación.

La técnica *back-propagation* se basa en un proceso de gradiente descendiente con el fin de minimizar el error a través de la aplicación de dos fases, una hacia delante y otra hacia atrás. Durante la primera fase el patrón de entrada es presentado a la red y propagado hacia adelante partiendo de la capa de entrada hasta llegar a la capa de salida. Una vez obtenidos los valores de salida de la red, se inicia la segunda fase

conocida como propagación hacia atrás. En esta se comparan los valores obtenidos por la red con la salida esperada y se calcula el error de predicción. Se ajustan los pesos de la última capa proporcionalmente al error. Se pasa a la capa anterior propagando el error hacia atrás, ajustando los pesos y bias, y continuando con este proceso hasta llegar a la primera capa. Este proceso se ejecuta iterativamente reduciendo el Error Medio Cuadrático (RMSE, root mean square error) a un valor muy cercano a cero (S. Kalogirou, 2001). La finalización del aprendizaje se puede dar por tres factores: mediante un número fijo de ciclos; cuando el error desciende por debajo de un umbral preestablecida; o cuando las modificaciones de los pesos lleguen a ser irrelevantes.

La aplicación del proceso de aprendizaje requiere que la base de datos a emplear sea dividida en tres subconjuntos: conjunto de aprendizaje, conjunto de validación y conjunto de prueba. El primero es el grupo de datos utilizados esencialmente para el entrenamiento de la ANN. El conjunto de validación es utilizado para evitar el sobreentrenamiento de la red y que esta se especialice en un caso particular. Por último, el conjunto de prueba evalúa la calidad del modelo al ponerlo a prueba con datos que no formaron parte en su construcción y validación (Gandomi et al., 2015).

El algoritmo de aprendizaje *back-propagation* emplea a diversos algoritmos de entrenamiento (Tabla 2.2) cuya selección depende de factores como la complejidad de problema, el número de datos o el número de pesos y bias. Entre los diversos algoritmos, el conocido como Levenberg-Marquardt ha demostrado ser uno de los más destacada en la optimización de pesos y bias (May Tzuc et al., 2018).

Tabla 2.2: Algoritmos de entrenamientos *Back-propagation* (Demuth y Beale, 2014).

<b>Acrónimo</b>	<b>Algoritmo</b>	<b>Descripción</b>
LM	trainlm	Levenberg-Marquardt
GD	traingd	Batch gradient descent
GDM	traingdm	Batch gradient descent with momentum
CGP	traincgp	Polak-Ribiere conjugate gradient
SCG	trainscg	Scaled conjugate gradient
BFG	trainbfg	BFGS Quasi-Newton
CGB	traincgb	Powell-Beale conjugate gradient
OSS	trainoss	One step secant
CGF	traincgf	Fletcher-Reeves conjugate gradient
GDX	traingdx	Variable learning rate

## 2.2. Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad (AS) corresponde a un conjunto de técnicas estadísticas enfocadas a determinar la relación entre cada uno de los  $m$  factores de entrada de un modelo matemático ( $x_i = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ ) y su respuesta ( $y_k$ ). Este estudia como las variaciones en la salida de un modelo computacional pueden ser modificadas ya sea de manera cualitativa o cuantitativa, variando la fuente de entrada (Saltelli et al., 2010). Entre las razones que justifican el uso del AS se encuentran (Hall et al., 2009):

- Identificar los factores con mayor influencia en la salida de un modelo matemático.
- Identificar los factores que requieren de mayor atención para mejorar el modelo.
- Identificar los factores insignificantes y que pueden ser eliminados del análisis.
- Determinar si el modelo asimila el proceso que pretende simular.
- Identificar las regiones donde la variación del modelo es máxima.
- Identificar las regiones adecuadas para llevar a cabo procesos de optimización.
- Identificar si existen factores o grupo de factores que interacciones entres sí.

Así, dado que el proceso de modelado no es otra cosa más que una codificación y decodificación de la realidad para interpretar el comportamiento de los sistemas naturales, el uso de esta técnica es un elemento indispensable en los procesos de modelación con técnicas de computo avanzado.

### 2.2.1. Análisis de sensibilidad en modelos heurísticos

Los modelos matemáticos pueden ser clasificados de acuerdo al modo en que fueron obtenidos como modelos estadísticos (o clásicos) y modelos heurísticos. Los primeros son los más difundidos en la literatura y están basados en un estudio riguroso de la interacción entre las variables que los componen. Sin embargo, su desarrollo es muy complicado debido a que se requiere conocer plenamente todos los fenómenos que involucran al proceso. Por otra parte, los modelos heurísticos son diseñados para correlacionar variables sin la necesidad de conocer a profundidad el problema físico; razón por la cual son conocidos comúnmente como modelos de caja negra (May Tzuc, Bassam, et al., 2019).



Las ANN representan uno de los modelos heurísticos con mayor implementación en los últimos años. No obstante, su principal debilidad a nivel analítico es su incapacidad de cuantificar la influencia de las variables independientes sobre el proceso (Olden y Jackson, 2002). Contrario a los modelos estadísticos, donde la influencia de cada variable independiente es expresado por los coeficientes de estimación del modelo, la salida de una ANN no puede ser explicada directamente (Vasilakos et al., 2009). En este escenario, las técnicas de AS representan un complemento adecuado para el estudio de las ANN permitiendo entender la naturaleza del proceso a modelar, desmitificando el concepto de caja negra.

Debido a que el producto de las ANN son generalmente complejas ecuaciones no lineales, no es sencillo establecer la relación entre variables dependientes ( $x_i$ ) e independientes ( $y_k$ ). Por lo tanto, se han establecidos métodos basados en la magnitud de sus pesos de ponderación ( $w$ ) para vincular los valores aprendidos y almacenados en la matriz estática de pesos con la influencia de cada variable en la (o las) salida de una ANN (Montano y Palmer, 2003). Entre los diversos métodos utilizados para definir la sensibilidad de una ANN entrenada se encuentran el producto de pesos de Tchaban (Wang et al., 2000), el método de influencia generalizada (Vasilakos et al., 2009), el método de derivación parcial (Gevrey et al., 2003), y el análisis de sensibilidad de Garson (Garson, 1991). De entre los métodos descritos previamente, el conocido como método de Garson ofrece la ventaja de presentar los resultados de la sensibilidad en términos porcentuales simplificando la interpretación de los resultados.

### 2.2.2. Redes neuronales artificiales y el método de Garson

El método de AS propuesto por Garson (1991) mide la importancia relativa de las variables de entrada basado en los pesos de conexión de una ANN previamente entrenada de manera exitosa. Este representa una de las técnicas de AS con mayor implementación en estudios ambientales y de energías renovables (Bassam et al., 2014, 2015; Espinosa Guzmán et al., 2017). De acuerdo con este método el porcentaje de importancia relativa de una determinada variable ( $x_m$ ) está dado por el valor absoluto de los pesos de conexión:

$$RI_j = \frac{\sum_{s=1}^S \left( \frac{|w_{i,j,s}|}{\sum_{m=1}^M |w_{i,m,s}|} \times |w_{l,s,k}| \right)}{\sum_{m=1}^M \left( \sum_{s=1}^S \left( \frac{|w_{i,j,s}|}{\sum_{m=1}^M |w_{i,m,s}|} \right) \times |w_{l,s,k}| \right)} \times 100 \quad (2.5)$$

donde  $RI$  corresponde a la importancia relativa de la  $j$ -ésima variable de entrada;  $M$  y  $S$  son los números totales de neuronas en la capa de entrada y capa oculta, respectivamente;  $w_i$  son los pesos de conexión entre la capa de entrada y la capa oculta,  $w_l$  son los pesos de conexión entre la capa oculta y la capa de salida. Finalmente, los sufijos  $m$ ,  $s$  y  $k$  se refieren a las neuronas en la capa de entrada, capa oculta y capa de salida, respectivamente. Mientras mayor sea la importancia relativa asociada, mayor importancia tendrá la variable  $x_m$  dentro del modelo ANN. Dado que los resultados son expresados en términos porcentuales la sumatoria de todos los valores  $RI$  debe ser igual al 100%.

### 2.3. Optimización multi-objetivo

Los problemas de optimización representan uno de los principales retos en el área de la ingeniería. Estos se pueden clasificar de acuerdo al número de funciones objetivo en problemas de optimización simple y aquellos que pretenden optimizar varios objetivos de manera simultánea, conocidos como problemas de objetivo múltiple (POMs). La mayoría de los problemas de optimización de interés en el mundo real como el diseño, administración, organización de procesos y control recaen en esta segunda categoría.

La principal dificultad en los POMs ocurre debido a que las mayoría de las funciones objetivos entran en con conflicto y la solución de una no garantiza satisfacer las demás funciones (Cui et al., 2017). En términos matemáticos un POM puede ser representado de la siguiente forma:

$$\text{mín}(\mathbf{y}) = \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x}), \dots, f_K(\mathbf{x})]^T \quad (2.6)$$

sujeto a:

$$\begin{aligned} x_m^{\text{mín}} &\leq x_m \leq x_m^{\text{máx}} \quad \text{donde } m = 1, 2, 3, \dots, M \\ \mathbf{x} &= [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m, \dots, x_M]^T \in \Theta \\ \mathbf{y} &= [y_1, y_2, y_3, \dots, y_k, \dots, y_K]^T \in \Psi \end{aligned} \quad (2.7)$$

donde  $K$  es el número total de objetivo a optimizar,  $\Theta$  es el espacio de búsqueda  $m$ -dimensional determinado por los límites superior ( $x_m^{\text{máx}}$ ) e inferior ( $x_m^{\text{mín}}$ ) del vector de variables de decisión  $\mathbf{x}$ ; y  $\Psi$  es el espacio  $k$ -dimensional de vectores de función objetivo determinado por  $\Theta$  y el vector  $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ . El propósito de los POMs es el encontrar un vector  $\mathbf{x}$  perteneciente al espacio  $\Psi$  que optimice  $\mathbf{F}(\mathbf{x})$  de tal manera que cada función pueda ser minimizada o maximizada ( $\text{máx}(y_k) = -\text{mín}(y_k)$ ), dependiendo del caso deseado.

La solución a los POMs es efectuada a través de los algoritmos de Optimización Multi-Objetivo(MOO). A diferencia de las técnicas de optimización simple que producen una solución única, las técnicas de MOO generan múltiples soluciones alternativas (posiblemente infinitas) incomparables. Los tomadores de decisiones a menudo necesitan conjuntos representativos de alternativas para seleccionar los mejores de acuerdo con sus visiones de los problemas que tienen que resolver. De esta manera, la MOO tiene que construir una muestra representativa de la diversidad de las mejores alternativas mediante las denominadas Fronteras de Pareto (Petrowski y Ben Hamida, 2017).

### 2.3.1. Frontera de Pareto

Las soluciones de un POM pueden ser clasificadas en dos grupos. El primer grupo se encuentra formado por todas las soluciones factibles del problema conocidas como soluciones dominadas. Por otra parte, el segundo grupo consta de todas las soluciones eficientes que delimitan a la región factible. Este segundo grupo recibe el nombre de soluciones no-dominadas ya que cada una de ellas es al menos tan buena como las otras en todos sus objetivos y es mejor en al menos uno de ellos. Por lo tanto, si se desea cambiar de una solución no-dominada a otra con el fin de mejorar el valor de uno de ellos, es necesario que uno o más objetivos deban empeorar. El borde limítrofe que forman las soluciones no-dominadas recibe el nombre de Frontera de Pareto (Figura 2.5).

La Figura 2.5a muestra el conjunto de soluciones de un problema de optimización bi-objetivo. El área sombreada es el espacio de soluciones posibles y una porción de las soluciones no-dominadas están representadas en la curva ABCD. En este caso la solución B tiene mayor valor en  $f(x_2)$  con respecto a la solución D, pero tiene menor valor en cuanto a  $f(x_1)$ , por lo que no se puede determinar que una solución sea mejor que otra. Por otra parte, se observa que los puntos que no están dentro de la curva (E

y F) siempre están dominados, por ejemplo el punto E tiene igual valor en  $f(x_1)$  con relación a B, pero tiene menor valor en  $f(x_2)$ , por lo que E está dominado por B.

A pesar que la Frontera de Pareto incluye todas las soluciones eficientes, los puntos de convergencia de interés se encuentran dados por el tipo de problema a resolver. Por ende, las soluciones a los POMs pueden recaer en tres posibles situaciones: (i) Minimización de todas las funciones objetivo; (ii) Maximización de todas las funciones objetivo; (iii) y minimización de algunas y maximización de otras. La Figura 2.5b ilustra las zona de convergencia de interés para el caso del POM con dos funciones objetivos.

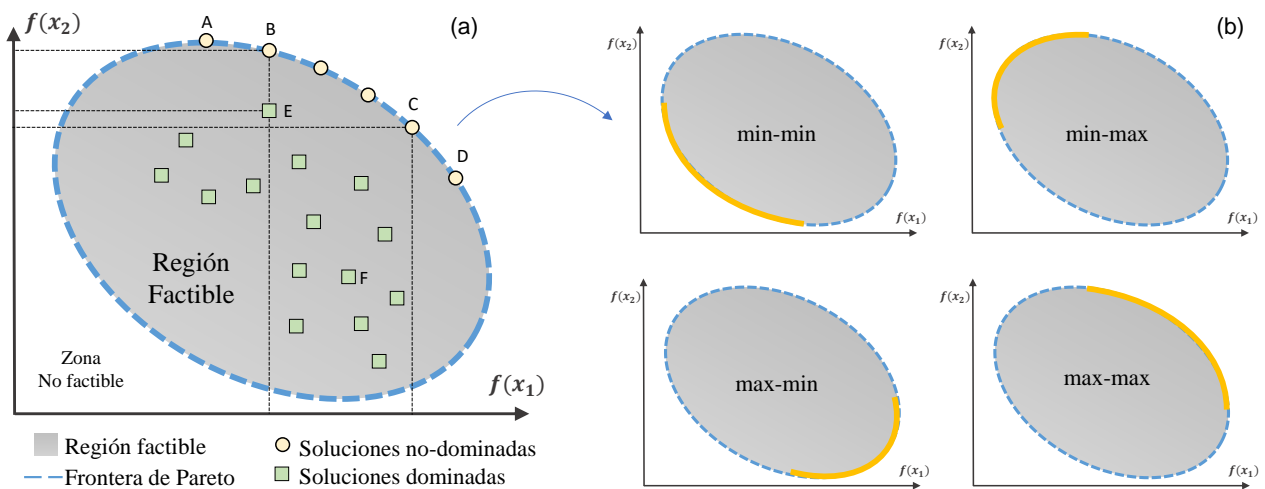


Figura 2.5: Representación de la Frontera de Pareto:(a) Elementos que conforman la soluciones ideales; (b) Zonas de convergencia de interés.

La identificación de las soluciones óptimas de Pareto es llevado a cabo empleando los métodos MOO, los cuales cumplen dos aspectos fundamentales: poseen buena convergencia y presentan diversidad. Entre los múltiples métodos MOO disponibles, aquellos basados en algoritmos evolutivos han demostrado ser un opción adecuada para solucionar funciones complejas, no lineales, discontinuas y no diferenciales.

### 2.3.2. Algoritmos genéticos

Los Algoritmos Genéticos (AG) son una técnica de búsqueda iterativa desarrollada por Holland (1992) la cual está basada en la mecánica de la selección natural y de la genética; estos algoritmos representan una de las principales técnicas para la

solución en problemas de optimización global. El poder de los AG parte del concepto que la evolución es un proceso diseñado por la naturaleza para la optimización de los individuos de una población, lo que la convierte en una técnica robusta que se ha implementado con éxito en una gran variedad de problemas donde otros métodos encuentran dificultades. La Tabla 2.3 resume los principales atributos y e inconvenientes de la técnica.

Tabla 2.3: Ventajas y desventajas de los algoritmos genéticos (Coello Coello et al., 2007).

---

**Ventajas**

---

- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver.
- Operan de forma simultánea con varias soluciones.
- Resultan menos afectados por los máximos y mínimos locales.
- Son de fácil ejecución en arquitecturas masivas en paralelo.
- Usan operadores probabilísticos en vez de los típicos determinísticos.

---

**Desventajas**

---

- Pueden tardar mucho en converger o no converger en absoluto.
  - Pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas.
  - El lenguaje utilizado debe de ser robusto y capaz y soportar cambios aleatorios bruscos.
- 

La base de los AG descansa sobre tres conceptos fundamentales de la evolución biológica (Gestal et al., 2010): (i) La evolución es un proceso que opera sobre los cromosomas, codificando orgánicamente la vida; (ii) la selección natural es el mecanismo que relaciona los cromosomas con la adaptabilidad; (iii) y los procesos evolutivos tiene lugar durante la reproducción. A grandes rasgos, un AG consiste en una población de soluciones codificadas similar a los cromosomas. Cada uno de estos cromosomas tendrá asociado un valor que cuantificará su validez respecto a la función objetivo como solución del problema, y en función de su aptitud se le brindará más o menos posibilidad de reproducción.

### 2.3.3. Estructura del algoritmo genético

La Figura 2.6 muestra la estructura básica de operación de los AG. Para optimizar los AG parten de un conjunto inicial de individuos llamado población, donde cada uno

de estos individuos representa una solución al problema. Durante la ejecución del algoritmo ocurre un proceso de cruzamiento entre los mejores individuos de la población generando descendencia, de los cuales algunos pueden sufrir un proceso de mutación. El resultado de esto es un conjunto de nuevas posibles soluciones que son sometidas a una etapa de selección evaluándolas en la función objetivo con el fin de determinar si son aptos para formar parte de la población de la siguiente generación. Este ciclo se repite iterativamente hasta cumplir algún criterio de parada o convergencia (Gaspar Cunha et al., 2012).

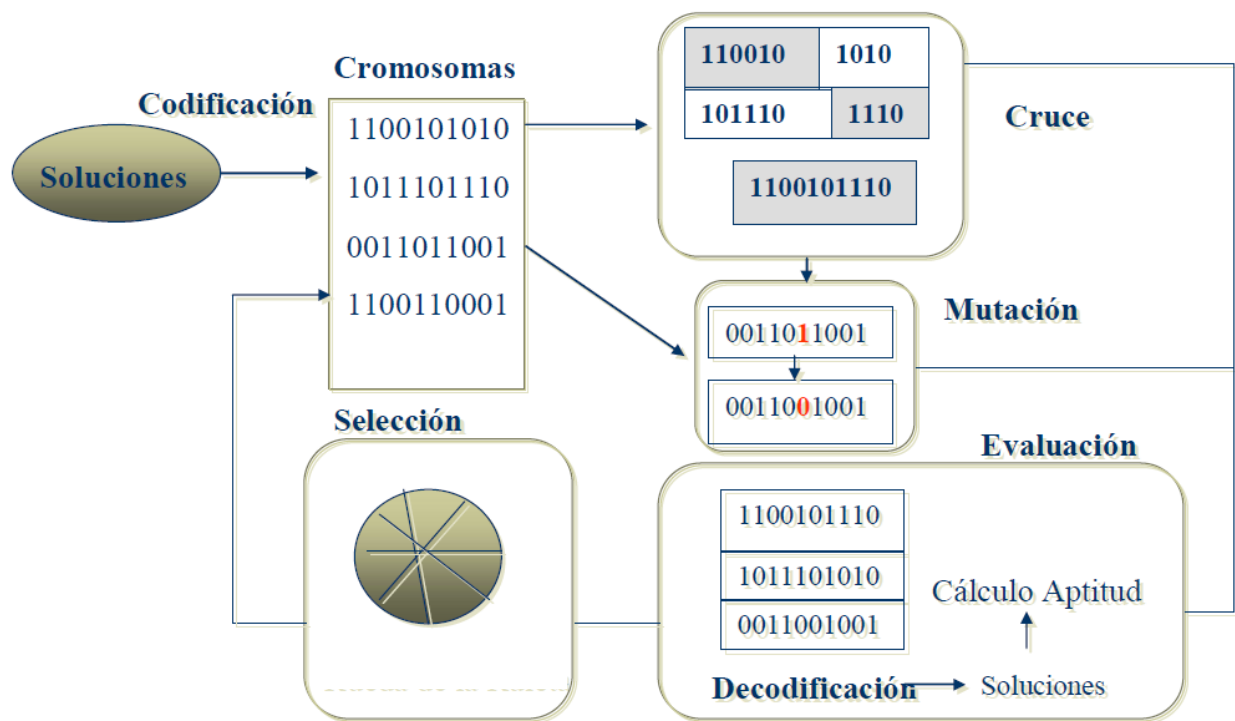


Figura 2.6: Estructura simplificada de la operación de un algoritmo genético.

### 2.3.4. Elementos del algoritmo genético

#### Población

Determina el número de individuos a evaluar por la función objetivo en cada iteración. Su número está sujeto a un proceso de prueba y error, el cual considera (The Mathworks Inc., 2014):

- **Diversidad:** Describe la distancia entre individuos, distancias grandes indican gran dispersión mientras que distancias cortas representan diversidad pequeña.
- **Tamaño:** Poblaciones reducidas tienen menor probabilidad de realizar búsquedas adecuadas. Incrementar la población habilita espacios de búsquedas a expensas de alentar el proceso.
- **Rango:** Poblaciones con rangos amplios convergen rápidamente impidiendo extender el espacio de búsqueda, mientras que rangos poco variables tienen la misma probabilidad de reproducción.

### Selección

Este proceso guía al AG para encontrar la solución entre los individuos más aptos. Entre los métodos de selección utilizados se encuentran (Ponce Cruz, 2010):

- **Ruleta:** Se asigna una probabilidad entre 0-1 a cada individuo de acuerdo a su aptitud de tal modo que los mejores individuos tienen mayor posibilidad de ser elegidos.
- **Rango:** Se asigna un rango a cada individuo en función de su aptitud y la selección se realiza con base al ranking.
- **Elitista:** Copia el mejor o alguno de los mejores individuos a la nueva generación. El resto del procedimiento se realiza por selección de ruleta o de rango.
- **Torneo:** Escoge aleatoriamente un número de individuos donde el que posee mayor aptitud se reproduce y su descendencia sustituye a los peores de la población.

### Cruzamiento y mutación

En el cruzamiento los individuos seleccionados son recombinados para producir la descendencia de la siguiente generación. Los métodos de cruce pueden operar por dos formas: a) destructiva insertando la descendencia en la nueva generación aunque sus padres posean mejor ajuste; b) y no destructiva donde la descendencia pasará a la siguiente generación solo si supera a los padres. La Tabla 2.4 enlista las estrategias más empleadas.

Tabla 2.4: Estrategias empleadas para el proceso de cruzamiento (Gestal et al., 2010).

Técnica de cruzamiento	Ejemplificación
<p><b>Cruce por un punto.</b> Los cromosomas padres se cortan por un punto seleccionado aleatoriamente. Se copia la información genética de los padres desde el inicio hasta el punto de cruce y el resto se copia del otro progenitor.</p>	
<p><b>Cruce por dos punto.</b> Se copia la información del primer padre desde el principio hasta el primer punto de cruce, los genes del segundo progenitor desde el primer punto de corte hasta el segundo, y del segundo punto hasta el final se copia de nuevo los genes del primero.</p>	
<p><b>Cruce por dos punto.</b> Se copia la información del primer padre desde el principio hasta el primer punto de cruce, los genes del segundo progenitor desde el primer punto de corte hasta el segundo, y del segundo punto hasta el final se copia de nuevo los genes del primero.</p>	

Paralelo a la reproducción, la mutación agrega diversidad a la población e incrementa la probabilidad que el algoritmo genere individuos con mejor ajuste. Sin esta, el algoritmo solo combinará genes de la población inicial (The Mathworks Inc., 2014). Para el caso de la codificación binaria la mutación es la inversión de un bit. En el caso de una codificación numérica podrá consistir en sustituir un número por otro. La mutación depende de la codificación y de la reproducción, si se abusa de la mutación se puede caer en el uso de AG como una simple búsqueda aleatoria. Por lo tanto, antes de aumentar las mutaciones conviene estudiar otras soluciones como el aumento de la cantidad de la población o la aleatoriedad de la población inicial (Ponce Cruz, 2010).

## 2.4. Toma de decisiones multi-criterio

La toma de decisiones es un proceso enfocado en identificar y seleccionar una alternativa de un conjunto de opciones para la solución de un problema particular. Los procesos de toma de decisiones involucran cuatro elementos fundamentales (Hwang y Yoon, 1981):



- **Atributos:** Son las características de desempeño de cada una de las posibles soluciones alternativas. En los procesos de toma de decisiones se comparan los atributos de cada alternativa para seleccionar la mejor opción.
- **Criterios:** Son reglas para evaluar la aceptabilidad de una solución final. En los procesos de toma de decisiones estos pueden ser positivos (+1) o negativos (-1).
- **Objetivos:** Son las instrucciones para mejorar la selección de la alternativa desde la perspectiva del tomador de decisiones (DM, decision maker). Esto indica la dirección en la cual el DM desea que se encamine la solución, como por ejemplo maximizar o minimizar cierto criterio.
- **Metas:** Son el punto de equilibrio o *trade-off* deseado por el DM. Mientras que los objetivos dan la dirección deseada, las metas indican el nivel o *target* que se pretende alcanzar; estas son el fin último del proceso de toma de decisión.

En la mayoría de los procesos de toma de decisiones la dificultad recae en dos elementos principales. Por un lado, el DM pretende satisfacer mas de un objetivo de manera simultánea aunque la solución del problema se encuentra influenciada por diferentes aspectos que pueden entrar en conflicto, lo que se conoce como problemática de decisión multi-criterio (Penadés-Plà et al., 2016). Por otro lado, el conjunto de posible alternativas es inconmensurable como para que el DM pueda seleccionar de manera sencilla una opción final. Los métodos de toma de decisión encargados de solucionar este tipo de dificultades reciben el nombre de métodos de toma de decisiones multi-criterio (MADM, Multi-attribute decision making). Al ser tan complejo el proceso de solución se hace indispensable la implementación de herramientas de computo que ayuden a centrarse en la soluciones (o alternativas) deseadas basándose en los valores, preferencias y creencias del DM (Köksalan et al., 2011).

Los MADM operan mediante la evaluación de una matriz de toma de decisiones ( $D_{Mat}$ ), compuesta por los criterios de evaluación ( $\mathcal{C}_i$ ) y las alternativas de elección ( $\mathcal{A}_j$ ):

$$D_{Mat,rk} = \begin{matrix} & \mathcal{C}_1 & \mathcal{C}_2 & \cdots & \mathcal{C}_k \\ \mathcal{A}_1 & \left( \begin{matrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1k} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{r1} & y_{r2} & \cdots & y_{rk} \end{matrix} \right) & & & \end{matrix} \quad (2.8)$$

donde  $y_{ij}$  representa el atributo asociado a la alternativa  $\mathcal{A}_j$  para el criterio  $\mathcal{C}_i$ . Como se mencionó anteriormente, en los procesos de toma de decisiones los criterios pueden ser positivos (+1) o negativos (-1). Un criterio positivo indica que mientras mayor valor tenga  $y_{ij}$  este será mejor. Por el contrario, los criterios negativos indican que la posibilidad de elección de  $y_{ij}$  incrementa conforme su valor es menor. Otro elemento importante en los MADM es la asignación de pesos de relevancia ( $\omega_i$ ). Estos están asociados directamente a cada uno de los  $\mathcal{C}_i$  y representan la importancia que el tomador de decisiones impone sobre cada criterio. Generalmente se encuentran normalizados en el rango de 0 a 1:

$$\sum_{i=1}^k \omega_i = 1 \quad (2.9)$$

un  $\omega$  muy cercano a 0 denota una relevancia casi nula, mientras que un  $\omega$  más cercano a 1 indica relevancia con máxima prioritaria. La asignación del valor para cada  $\omega_i$  está sujeta a las decisiones y preferencias del DM. En estos procesos habitualmente se sacrifica o intercambia la relevancia de uno o más criterios para obtener una solución adecuada.

En los últimos años, los MADM se han utilizado en los POM como alternativa computacional para encontrar el equilibrio entre las diversas alternativas (Castro y Parreiras, 2018; Ameri Sianaki et al., 2018; Strantzali y Aravossis, 2016). El resultado de dicha implementación es la selección de la solución óptima final a partir de los valores contenidos en la frontera de Pareto ( $\mathcal{A}_j = [y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, \dots, y_{ij}, \dots, y_{ik}]$ ), considerando a las funciones objetivos como los criterios de selección ( $\mathcal{A}_j$ ). No obstante, debido a que los problemas de MOO involucran funciones objetivos con diferentes escalas o dimensiones, es necesario unificarlas en un mismo espacio de búsqueda. Por lo tanto, la vinculación entre el MOO y los MADM es llevada a cabo utilizando métodos no-dimensionalizados, los cuales se pueden clasificar de acuerdo a la estrategia de desdimensionalización en: no-dimensionalización lineal, no dimensionalización difusa y no-dimensionalización euclidiana (Baghsheikhi y Sayyaadi, 2016). Entre estos, los métodos basados en la no-dimensionalización euclidiana han demostrado ser de los más confiables para la obtener la solución final. De los diversos enfoques euclidianos desarrollados, el conocido como Técnica para la Ejecución del Desempeño por Similitud con la Solución Ideal (TOPSIS, Technique for Order Performance by Similarity to

Ideal Solution) representa uno de los de los principales exponentes, utilizado en varios campos de investigación (Sayyaadi, 2009; Ahmadi et al., 2013).

### 2.4.1. El método TOPSIS

El método TOPSIS fue desarrollado por Hwang y Yoon en 1981 como una herramienta para clasificar y seleccionar la mejor solución de un conjunto de alternativas mediante la medición de las distancias euclidianas. Este método elige la mejor alternativa basada en las distancias euclidianas más cortas y más lejanas de la solución ideal positiva y la solución ideal negativa, respectivamente (Tzeng y Huang, 2011). Este se ha extendido rápidamente como una alternativa para la solución de problemas de gestión en diversas áreas como la logística de la cadena de suministro, marketing, medio ambiente, ingeniería química, redes inteligentes, energías renovables, entre otros (Strantzali y Aravossis, 2016; Ameri Sianaki et al., 2018; Tariq et al., 2019). Entre las características que le brindan preferencia al método TOPSIS respecto a otros enfoques similares se encuentran (Hwang y Yoon, 1981):

- Su idoneidad para mantener un gran número de atributos y alternativas.
- La cantidad de parámetros de entrada subjetivos es mínima y limitada.
- Posee consistencia comparativa en las alternativas de clasificación.

Empleando la información brindada en las Ec.2.8 y 2.9, el procedimiento para la implementación del método TOPSIS puede ser sintetizado en cinco pasos. El primer paso consta de construir una matriz de atributos normalizados ( $u_{ij}$ ) mediante la ecuación de no-dimensionalización euclidiana:

$$u_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^r (y_{ij})^2}}, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2.10)$$

donde  $u_{ij}$  denota el punto  $i$  de la  $j$ -ésima función objetivo no-dimensionalizada. El segundo paso consiste en multiplicar cada atributo normalizado ( $u_{ij}$ ) con su respectivo peso de importancia ( $\omega_j$ ) y crear la matriz de decisión ponderada normalizada:

$$v_{ij} = u_{ij}\omega_j, \quad i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, k \quad (2.11)$$

Subsecuentemente, en el tercer paso son determinados tanto las las soluciones ideal-positivas ( $\mathcal{A}^+$ ) como las soluciones ideal-negativas ( $\mathcal{A}^-$ ):

$$\mathcal{A}^+ = \{v_1^+, v_2^+, \dots, v_j^+, \dots, v_k^+\} = \{(\max_j v_{ij} | i \in I), (\min_j v_{ij} | i \in I'); j = 1, \dots, k\} \quad (2.12)$$

$$\mathcal{A}^- = \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_j^-, \dots, v_k^-\} = \{(\min_j v_{ij} | i \in I), (\max_j v_{ij} | i \in I'); j = 1, \dots, k\} \quad (2.13)$$

donde  $I$  e  $I'$  son los atributos de beneficio y costo respectivamente. El cuarto paso es calcular la separación de cada solución ideal positiva ( $v_j^+$ ) y cada solución ideal-negativa ( $v_j^-$ ) respecto a las alternativas. La separación es medida utilizando la distancia euclidiana:

$$d_j^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^k (v_{ij} - v_j^+)^2}; \quad d_j^- = \sqrt{\sum_{j=1}^k (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad (2.14)$$

donde  $d_j^+$  y  $d_j^-$  representan la distancia euclidiana de cada alternativa a partir de  $v_j^+$  y  $v_j^-$ , respectivamente. En el caso de implementación en MOO, esta distancia determina el grado de separación entre las soluciones ideales y los valores contenidos en la frontera de Pareto. Finalmente, las distancias obtenidas son utilizadas para calcular el coeficiente de proximidad ( $CC$ ) de cada alternativa con respecto a la solución ideal:

$$CC_j = \frac{d_j^-}{d_j^+ + d_j^-} \quad (2.15)$$

Así, la solución óptima final es seleccionada basada en el valor de  $CC_j$ .

## Capítulo 3

# OPTIMIZACIÓN ECONO-ECOLÓGICA PARA CALOR DE PROCESO SOLAR

Esta sección explica la formación y aplicación de la metodología propuesta para optimizar plantas termosolares con aplicaciones industriales desde una perspectiva económica y ambiental. Se establece como caso de estudio el sector industrial mexicano, específicamente la industria láctea en procesos de pasteurización. Se propone la integración de una planta termosolar en una actividad previamente existente. El caso de estudio del sector mexicano permite comparar el impacto del sistema y la metodología de optimización propuesta bajo diversos escenarios climáticos manteniendo condiciones de mercado y operativas similares.

### 3.1. Producción láctea nacional como caso de estudio

Como se mencionó en el Capítulo 1, el procesamiento de alimentos es el principal nicho de oportunidad para la implementación de energía termo-solar dentro del sector industrial mexicano. Entre las diversas ramificaciones del subsector de alimentos en México el procesamiento de lácteos representan un caso particular al ser la tercera rama industrial más importante del país, aportando el 10% de producto interno bruto nacional (PIB) y posicionando a México como la octava nación con mayor producción de leche en el mundo (SADER, 2018). La industria láctea del país se caracteriza por presentar una producción anual cuasi-constante y con un crecimiento moderado aproximadamente del 1.3% anual desde 1990 (CANILEC, 2019). Esta actividad industrial está prácticamente presente a lo largo de todo el territorio nacional abarcando una

gran diversidad de condiciones orográficas. Por otra parte, debido a las condiciones climáticas la producción de leche nacional se encuentra clasificada en cuatro regiones: Región árida, región seca, región templada y región tropical (SE, 2013). Estas razones son las que han llevado a que esta rama industrial hoy en día represente una de las opciones más atractivas para la incorporación de sistemas SHIP, siendo uno de los exponentes principalmente la tecnología CCP (AEE INTEC, 2019).

### 3.1.1. Descripción del proceso industrial

La actividad industrial contemplada como caso de estudio corresponde a un proceso de pasteurización de la industria láctea, la cual emplea energía térmica en el rango de 80-90°C (Lewis y Heppell, 2001). Las condiciones de operación del proceso obedecen a los requisitos de pasterización. La planta propuesta opera los 7 días de la semana durante un periodo de 8 horas, el cual abarca desde 9:00hrs hasta 17:00hrs, con el propósito de aprovechar al máximo la disponibilidad de radiación solar en el país. La actividad industrial considerada requiere satisfacer un total de 125.00 kW<sub>th</sub>, representando una demanda térmica de 1,000 kWh<sub>th</sub> por día. Además, en congruencia con las características de la industria láctea nacional se asume que tanto la demanda de la carga térmica como la tasa de flujo son casi constante durante todo el tiempo de operación a lo largo de todo el año.. La Figura 3.1 ilustra el requerimiento térmico mensual del proceso descrito, así como el perfil de demanda de agua diaria.

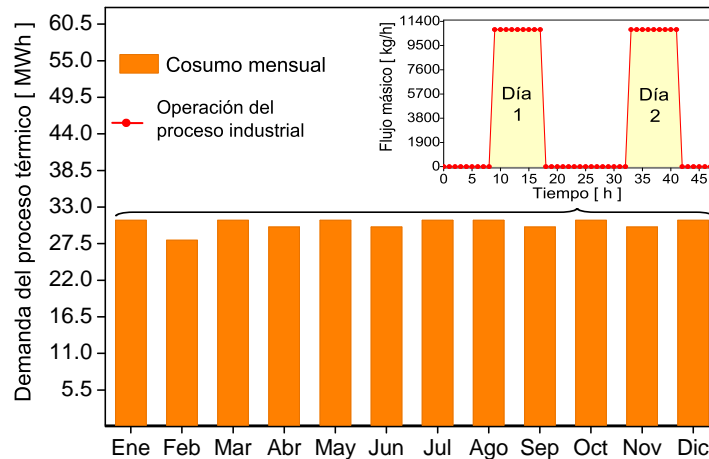


Figura 3.1: Demanda energética anual y perfil de carga térmica del proceso contemplado.

## 3.2. Sistema para generación de calor solar propuesto

El sistema CCP-SHIP considerado se encuentra constituido por una planta termosolar acoplada al proceso de pasteurización de la Sección 3.1. El sistema se encuentra diseñado con el fin de reducir el consumo de energía de un proceso convencional para calentamiento de agua industrial basado en combustibles fósiles. El campo solar del sistema está conformado por un arreglo de CCPs de pequeña escala para generar energía térmica a partir de la radiación solar directa ( $G_B$ ). Un termo tanque central es utilizado para el almacenamiento de la energía generada en el campo solar y proporcionar calor al proceso industrial (carga térmica) cuando es requerido. Un conjunto de bombas centrífugas son empleadas para circular el termo fluido y mantener el flujo de operación requerido en el proceso. El sistema está provisto por una válvula de control de tres vías que permite reducir la temperatura entregada al proceso cuando esta excede del valor requerido por la carga. Igualmente, este posee un equipo de calentamiento auxiliar interconectado en serie para satisfacer la energía térmica faltante cuando sea requerida. La Figura 3.2 muestra el diagrama esquemático del del sistema propuesto.

Como se aprecia en la Figura 3.2, el funcionamiento del sistema SHIP se gestiona mediante dos bucles de control integrados con sensores para regular la temperatura y el flujo másico de trabajo, un sensor de radiación solar, válvulas de control y bombas de agua con retroalimentación para garantizar una distribución constante del flujo de másico:

- El primer circuito activa la bomba (P1) para la circulación de agua en el circuito termosolar (STC) en función de la radiación solar recibida en el plano del CCP. La bomba P1 se enciende cuando la radiación solar incidente en la superficie de los CCP excede los  $600 \text{ W/m}^2$  y se detiene cuando la radiación incidente es igual o inferior a  $400 \text{ W/m}^2$ .
- El segundo circuito de control está asociado con el circuito de carga térmica (TLC). Este activa el sistema auxiliar para aumentar  $T_{in}$  cuando es inferior al requerido por el proceso. También controla la apertura de la válvula de tres vías para reducir la temperatura  $T_{in}$  cuando es mayor que la requerida por el proceso.

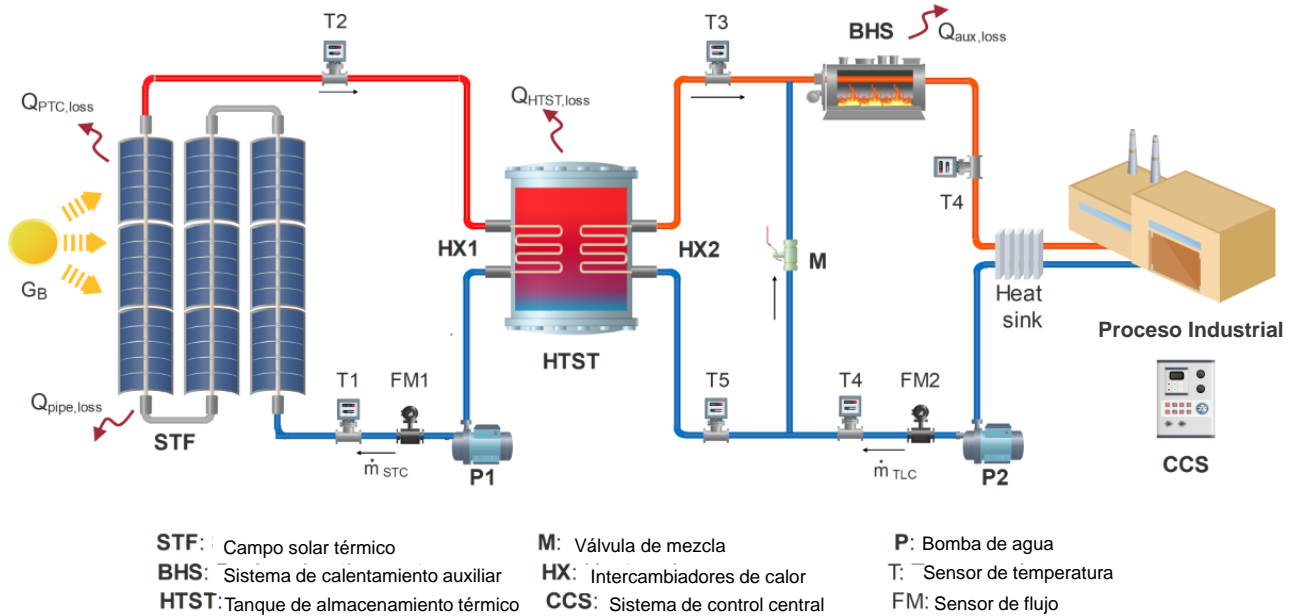


Figura 3.2: Diagrama esquemático de la instalación solar térmica acoplada al proceso de pasteurización de la industria láctea.

Tabla 3.1: Especificaciones técnicas y condiciones operativas del sistema SHIP.

Parámetros	Valores	Unidades
<i>Propiedades del fluido térmico</i>		
Calor específico	( $cp_{tf}$ )	4180.0 [J·kg <sup>-1</sup> ·K <sup>-1</sup> ]
Conductividad térmica	( $\kappa_{tf}$ )	0.670 [W·m <sup>-2</sup> ·K]
Viscosidad dinámica	( $\mu_{tf}$ )	0.00031 [Pa·s]
Densidad	( $\rho_{tf}$ )	1000.0 [kg·m <sup>-3</sup> ]
<i>Condiciones de operación del proceso industrial</i>		
Temperatura de carga térmica	( $T_{in}$ )	90.0 [°C]
Temperatura de retorno	( $T_{out}$ )	80.0 [°C]
Calor de proceso requerido	( $Q_L$ )	125.0 [kW <sub>th</sub> ]
Flujo másico del campo solar	( $\dot{m}_c$ )	1.987 [kg·s <sup>-1</sup> ]
Flujo másico de la carga térmica	( $\dot{m}_L$ )	2.987 [kg·s <sup>-1</sup> ]
Temperatura entrada campo solar	( $T_{i,N}$ )	90.0 [°C]
Temperatura salida campo solar	( $T_{o,N}$ )	105.0 [°C]
Horas diarias de trabajo	-	8 [hrs]
Eficiencia de la caldera	( $\eta$ )	0.87 [-]



### 3.2.1. Dispositivo de captación solar

La función del campo solar térmico (STF) es satisfacer una porción de las necesidades energéticas del proceso industrial, proporcionando una cantidad significativa de la demanda de calor. El STF consiste en un arreglo de CCP de pequeña escala conectados en serie con orientación este-oeste. La elección de esta tecnología se debe a su dominio en el mercado mexicano de equipos solares con una tendencia creciente de implementación industrial y bajos costos debido a su fabricación local. Además, es la tecnología dominante para la incorporación del calor solar en el sector lácteo nacional.

Este estudio contempla al dispositivo comercial PowerTrough 110 (Figura 3.3) fabricado por la empresa mexicana Inventive Power (2013), la cual es una de las compañías con mayor presencia en el mercado emergente de calor de proceso industrial a nivel internacional. La elección del dispositivo se debe a que es fabricado específicamente para aplicaciones industriales de energía térmica. La Tabla 3.2 enlista las especificaciones y características de desempeño del dispositivo seleccionado.

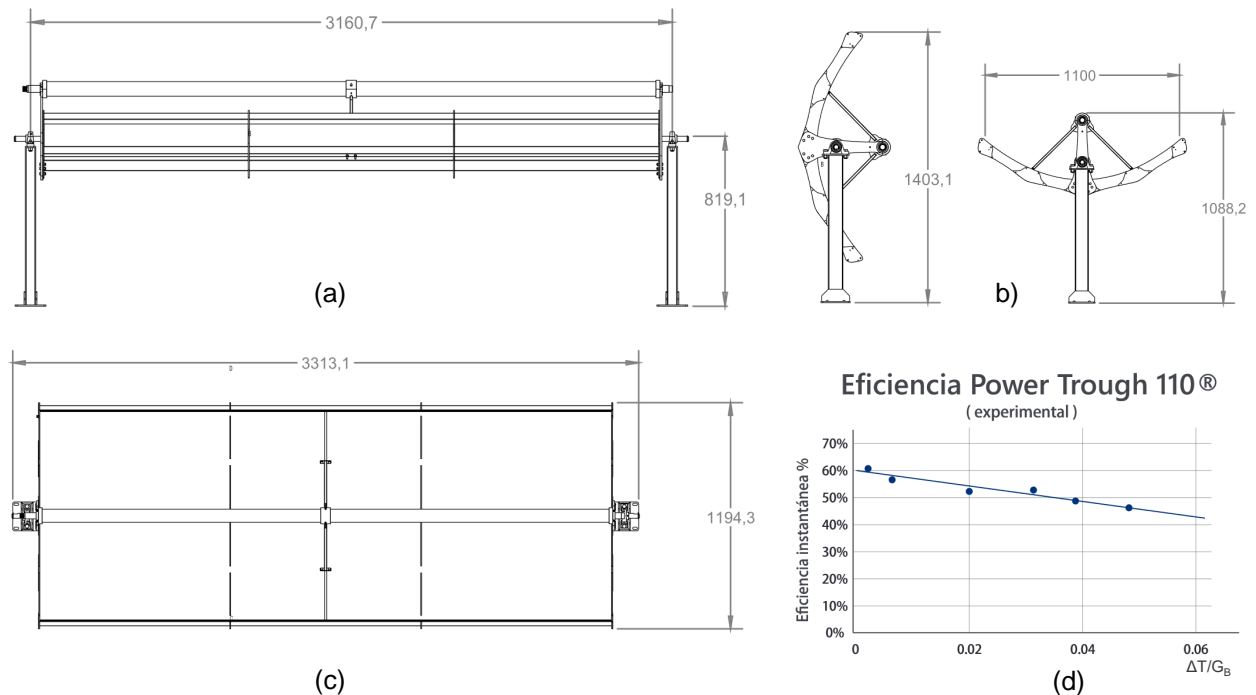


Figura 3.3: Dimensiones generales del equipo termosolar PowerTrough 110: (a) vista lateral del CCP, (b) vista frontal del CCP, (c) vista aérea del CCP, (d) eficiencia experimental del CCP.

Tabla 3.2: Especificaciones comerciales del módulo PowerTrough 110 (Inventive Power, 2013).

Especificaciones de diseño		Características de desempeño	
Parámetro	Valor / tipo	Parámetro	Valor / tipo
Apertura de la parábola	1.21 m	Rango de temperaturas	45-130 °C
Superficie reflectiva	3.09 m <sup>2</sup>	Reflectancia total	90 %
Superficie receptora	0.1346 m <sup>2</sup>	Emisividad del receptor	0.35
Distancia focal	0.341 m	Absorbancia del receptor	85 %
Diámetro exterior del receptor	0.0334 m	Eficiencia óptica	0.597
Diámetro interior del receptor	0.0304 m	Potencia térmica	1.8 kW <sub>th</sub>
Diámetro de cubierta	0.0440 m	Peso	97 kg
Superficie reflejante	Aluminio	Vida útil	>20 años
Material tubo receptor	AISI 304		
Material cubierta	Borosilicato		

### 3.2.2. Sistema de almacenamiento de energía térmica

Se usa un tanque térmico horizontal centralizado (HTST) para almacenar la energía excedente y satisfacer la demanda del proceso durante los períodos de radiación solar intermitente. La fabricación del tanque corresponde a acero inoxidable 304-2B y 304-BA para el interior y el exterior, respectivamente; con poliuretano como elemento aislante. El HTST está diseñado para funcionar con agua almacenada que no sale ni ingresa al dispositivo. El tanque está equipado con dos intercambiadores de calor (Figura 3.2) para transmitir la energía recolectada por el STF (HX1) al proceso industrial (HX2) sin interacción directa entre ambos circuitos térmicos. El agua dentro del tanque y los intercambiadores de calor es incompresible y presurizada para evitar el cambio de fase durante la operación. Las principales pérdidas de energía están dadas por las propiedades del material del tanque de agua caliente  $(UA)_{st}$ , así como por la eficiencia de los intercambiadores de calor  $(\varepsilon_c$  y  $\varepsilon_L$ ).

### 3.2.3. Sistema de calentamiento auxiliar

Se utiliza un sistema de calefacción convencional basado en una caldera de combustible fósil como fuente de energía auxiliar para garantizar el funcionamiento continuo del proceso de fabricación. Está compuesto por una caldera de respaldo conectada

en serie al HTST para proporcionar la temperatura de carga requerida ( $T_{in}$ ) cuando los niveles de radiación no lo permiten. Para este estudio de caso, la fuente de calentamiento convencional del proceso de pasteurización se utiliza como sistema de energía auxiliar, minimizando los costos iniciales de inversión. En esta etapa, las principales pérdidas de energía están dadas por la eficiencia del sistema de calefacción auxiliar ( $Q_{aux,loss}$ ) y en la transferencia de energía del sistema SHIP durante el proceso.

### 3.3. Locaciones climáticas

Uno de los factores primordiales para el éxito en la implementación de los sistemas CCP-SHIP son las condiciones ambientales adecuadas. En este sentido, diferentes locaciones fueron seleccionadas para analizar la rentabilidad de la planta termosolar bajo diversas condiciones climatológicas. Debido a la amplia diversidad de climas en el territorio mexicano, el caso de estudio de la industria láctea permite analizar diversos tipos de clima mientras se mantienen las condiciones de mercado y requerimiento de energía térmica semi-homogeneo.

Las locaciones seleccionadas corresponden a ciudades con cuatro de los tipos de climas más representativos de México. La ciudad de Mérida, Yucatán fue seleccionada para representar a las condiciones de clima tropical. La ciudad de Guadalajara, Jalisco para el clima templado. El clima seco fue estudiado con datos meteorológicos de Monterrey, Nuevo León. Finalmente, el análisis para el clima árido fue llevado a cabo utilizando información de Chihuahua, Chihuahua. La elección de dichas ciudades estuvo determinada por la relevancia industrial que poseen en sus respectivas regiones geográficas así como por su distribución geográfica que permite abarcar una mayor extensión territorial a lo largo del país (Figura 3.4).

Las variables meteorológicas de interés obtenidas para cada ciudad correspondieron a la radiación solar directa ( $G_B$ ), temperatura ambiente ( $T_a$ ) y velocidad del viento ( $w_v$ ). Los registros meteorológicos anuales utilizados fueron obtenidos a partir de la base de datos climática del software SAM (Blair et al., 2014) en intervalos temporales de 15 minutos. La Figura 3.4 contiene la información geográfica y el promedio anual meteorológico de las cuatro ciudades citadas previamente para el estudio.



Figura 3.4: Descripción geográfica de las locaciones consideradas para el análisis económico ambiental del sistema SHIP.

### 3.4. Metodología computacional

La Figura 3.5 ilustra la metodología desarrollada para realizar el proceso de optimización económica-ecológica propuesto, la cual consta de cuatro etapas. En la primera etapa, se emplea un modelo transitorio del sistema CCP-SHIP con el fin de realizar experimentos numéricos que evalúen varios diseños de plantas solares y creen una base de datos de desempeño. En esta etapa, los indicadores utilizados para definir los aspectos ambientales y económicos de cada escenario son ACM, TLCC y NPV. En la segunda etapa, se desarrolla un modelo surrogado de IA del sistema CCP-SHIP utilizando los resultados de los experimentos numéricos. Este enfoque permite sintetizar la complejidad de la simulación convencional y reduce el tiempo de cómputo, lo cual es beneficioso para las secciones subsiguientes. En la tercera etapa, se identifican los parámetros de diseño con el mayor impacto en la viabilidad económica-ambiental de

acuerdo a un análisis de sensibilidad. Finalmente, en la cuarta etapa, se implementa un algoritmo MOO para identificar el límite de las soluciones independientes que resuelvan el problema de optimización. La solución óptima final se define en función de los criterios de toma de decisiones multi-atributo y se valida volviendo a calcular los resultados en el modelo transitorio. Esta metodología implica una combinación de varias herramientas computacionales para realizar secuencialmente el desarrollo de los experimentos numéricos, creación de modelos sustitutos y llevar a cabo la optimización. Una descripción explícita de las etapas se da en las siguientes secciones.

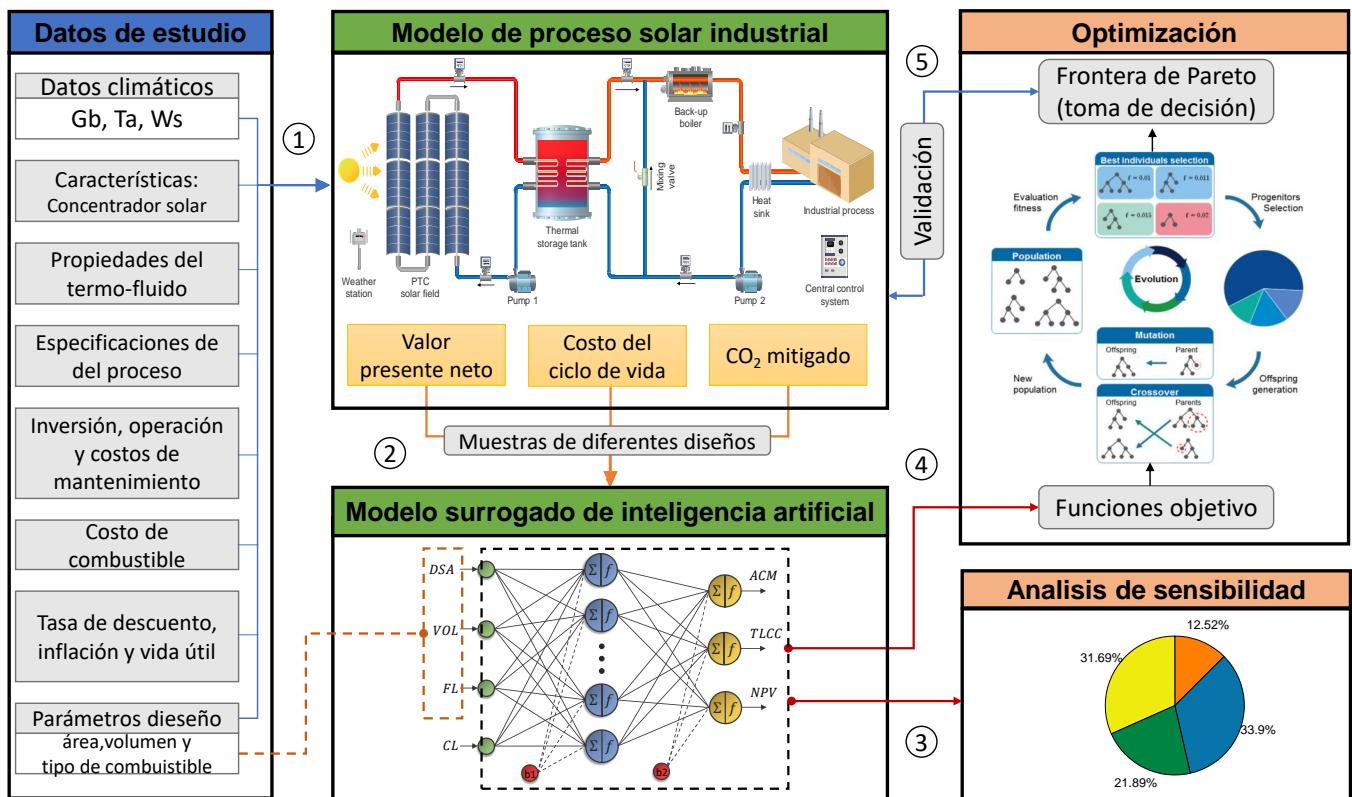


Figura 3.5: Descripción simplificada del procedimiento computacional para la optimización multiobjetivo de los parámetros de diseño del sistema SHIP.

### 3.4.1. Experimentos numéricos

Los experimentos numéricos, generados para evaluar varios diseños de configuración del sistema CCP-SHIP, se calculan utilizando el análisis transitorio presentado en la Sección 1.5. Los parámetros de diseño: área del campo solar (ADS) y volumen del

tanque de almacenamiento térmico (VOL) son utilizados para evaluar los diferentes casos numéricos variando su rango entre 130-650 m<sup>2</sup> y 1-12 m<sup>3</sup>, respectivamente. Estos parámetros fueron seleccionados basados en la relevancia que su costo representa para los proyectos termosolares de acuerdo a la literatura (Sharma et al., 2017c).

Los experimentos numéricos se realizan considerando simulaciones de datos climáticos típicos durante todo el año con un paso de tiempo de 15 minutos, dada la dependencia de la tecnología PTC con respecto al G<sub>b</sub>. Estudios han comprobado que este intervalo temporal es suficiente para suponer el estado de casi equilibrio de un sistema termosolar dependiente de la radiación solar directa (Venegas-Reyes et al., 2019). Se utiliza un script MATLAB para automatizar las ejecuciones del modelo transitorio y generar la base de datos de rendimiento del sistema SHIP. La configuración del algoritmo permite variar los parámetros de diseño, administrar los archivos de entrada, implementar el modelo transitorio y guardar los resultados. Los resultados de este análisis se utilizan posteriormente para incorporar el desempeño económico y ambiental.

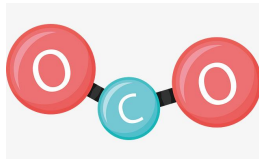
### 3.4.2. Indicador de viabilidad ambiental

La reducción de las emisiones de GEI representa la principal ventaja de incorporar sistemas SHIP en procesos industriales; siendo las emisiones de CO<sub>2</sub> el mayor agente mitigado. En este sentido, ACM es el indicador utilizado para determinar el desempeño ambiental en la configuración operativa del sistema SHIP. La Ec. 3.1 muestra el procedimiento para la obtención del ACM de acuerdo a la legislación mexicana en materia de emisión de GEI, estipulada por el Instituto Mexicano de Ecología y Cambio Climático (INECC, 2014).

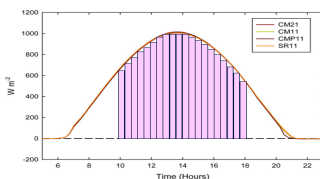
$$ACM = \frac{44.01}{12.01} E_{th} \times \frac{CC_{FL}}{CV_{FL} \times \eta_{FL}} \tag{3.1}$$

**factor estequiométrico**

oxidación completa de carbono a dióxido de carbono



**Energía térmica generada anual**

$$E_{th} = \int_{\Delta t} |Q_{u,N}|^+ dt$$


**Factores de emisión**

Normas internacionales y gobiernos locales

Muestra	Densidad kg/litro	Contenido de carbono % Peso	PCN M/kg	Contenido de carbono kg CO2/kg CO2UJ	Factores de emisión kgCO2/kg Comb.	kgCO2/l	
MAQUILA RP LAGOS DE MORENO	0.743	88.04	42.49	20.25	74.166.92	3.193	2.343
MAQUILA ZM1	0.739	88.88	43.104	19.88	72.772.228	3.192	2.289
MAQUILA ZM2	0.737	88.85	43.08	19.43	71.551.65	3.191	2.273
MAQUILA RP TAMPOCO	0.750	88.30	43.10	19.76	72.469.71	3.191	2.346
PREMIUM RP VICTORIANO	0.731	88.02	42.228	20.42	74.869.81	3.190	2.288
PREMIUM RP VILLAHERRERA	0.738	88.14	42.62	20.50	75.114.92	3.190	2.320
PREMIUM ZM1	0.729	88.41	43.08	20.40	74.354.48	3.189	2.293
PREMIUM RP LEON	0.739	88.86	42.24	20.40	74.740.15	3.187	2.302
PREMIUM ZM1	0.733	88.85	43.71	20.10	73.823.31	3.186	2.343
PREMIUM ZM2	0.738	88.89	42.85	20.08	73.816.32	3.184	2.311
PREMIUM ZM1	0.740	88.20	43.48	19.89	71.791.65	3.182	2.283
PREMIUM ZM2	0.736	88.18	43.65	19.51	71.580.22	3.181	2.285
PREMIUM RP TAMPOCO	0.722	89.20	43.85	19.10	71.527.81	3.181	2.277
Normas	0.738	79.25	46.57	21.16	73.161.94	3.178	2.282
Densidad estándar	0.815	0.88	1.03	1.00	1.864.881	0.025	0.033
Intensificación RP/Confianza	0.689	0.68	0.83	0.70	1.864.972	0.025	0.033
% Incertidumbre RP/Confianza	1.38	0.86	1.43	1.47	1.47	0.47	1.38
# Incertidumbre % promedio incert.	3	1	2	3	3	1	

donde  $44.01/12.01$  es el coeficiente estequiométrico para la oxidación total de carbono,  $CC_{FL}$  es el contenido de carbono del combustible ( $\text{kg}\cdot\text{C}/\text{kg}_{FL}$ ),  $FL$  es el valor calorífico del combustible ( $\text{kWh}\cdot\text{kg}/_{FL}$ ),  $E_{th}$  es la cantidad anual de energía contribuido por el campo solar para satisfacer la demanda de calor industrial ( $\text{kWh}_{th}$ ), y  $\eta_{FL}$  es la eficiencia de la caldera de respaldo. De acuerdo con la Ec 3.1, el ACM anual está sujeto al tipo de combustible utilizado en el sistema de calefacción auxiliar.

Para los intereses del estudio se contemplan diferentes escenarios energéticos considerando los combustibles más comunes utilizados durante los procesos de generación de calor en el sector industrial mexicano, los cuales corresponden al diésel, combustóleo, gas LP y gas natural (Ortega, 2018). La Tabla 3.3 informa los factores de emisión para los combustibles contemplados, según reportes realizados por la INECC (2014).

Tabla 3.3: Características ambientales y económicas de los combustibles considerados para el sistema de calefacción de respaldo.

Combustible	Densidad (kg/L)	contenido de carbono (kg · C /kg <sub>FL</sub> )	Valor calorífico (kWh · kg <sub>FL</sub> )
Diésel	0.826	0.8583	11.994
Combustóleo	0.999	0.8460	10.842
Gas LP	0.525	0.8199	12.822
Gas natural	0.844	0.7116	12.983

### 3.4.3. Indicadores de viabilidad económica

Desde la perspectiva económica dos indicadores son empleados para determinar la rentabilidad de proyecto termosolar. El primero es el NPV, que representa una medida económica para evaluar las características y decisiones de inversión entre las múltiples opciones presentes en un proyecto industrial (Short et al., 1995). Para el caso de un proyecto termosolar, el NPV puede representarse como la diferencia entre el costo de inversión inicial ( $I_0$ ) y la suma acumulativa de todos los flujos de efectivo asociados (CF) (costo (salida de efectivo) e ingresos (entrada de efectivo)) durante la vida útil ( $n$ ) del sistema CCP-SHIP. La Ec. 3.2 presenta una explicación detallada del proceso para la obtención del NPV:



$$NPV = -I + \frac{CF_1}{(1+dr)^1} + \frac{CF_2}{(1+dr)^2} + \dots + \frac{CF_t}{(1+dr)^t}$$

El valor del flujo de efectivo (CF) en el año  $t$

$dr$ =tasa de descuento  
 $CF_t$ =flujo de efectivo anual  
 $I_o$ =Inversión inicial del proyecto  
 $n$ =años de vida del proyecto solar

$$NPV = -I_o + \sum_{t=1}^n \frac{CF_t}{(1+dr)^t}$$

$$CF_t = ES_t - OM_t - EF_t$$

Operación y mantenimiento  
 ↓ ↑  
 Energía ahorrada      Energía fósil

(3.2)

donde  $dr$  es la tasa de descuento anual del proyecto. La inversión inicial ( $I_o$ ) implica los costos del campo solar y la adquisición e instalación del tanque de almacenamiento. La incorporación del sistema solar en un proceso industrial ya pre-establecido disminuye los costos iniciales de inversión para el sistema auxiliar. Por otra parte El CF anual considera el ahorro de energía térmica en función del precio del combustible empleado en el sistema auxiliar ( $ES_{t,+}$ ), los costos de operación y mantenimiento ( $OM_{t,-}$ ) y el costo de la energía consumida por el sistema auxiliar ( $EF_{t,-}$ ):

$$ES_t = E_{th} PC_{FL} (1 + ir_{FL})^t$$

$$OM_t = OM (1 + ir_{om})^t$$

$$EF_t = E_{aux} PC_{FL} (1 + ir_{FL})^t$$

(3.3)

donde OM representa el costo de operación y mantenimiento del primer año,  $PC_{FL}$  es el precio del combustible utilizado en el sistema de respaldo,  $ir_{FL}$  representa la tasa de inflación del combustible e  $ir_{om}$  es la tasa de aumento anual de operación y mantenimiento. Los valores positivos del NPV indican si la inversión en el proyecto es adecuada, mientras que un NPV negativo indica que los rendimientos son menores que  $I_o$ , por lo que no se recomienda la inversión.

El segundo indicador económico es el TLCC, que estima los gastos durante la vida total del proyecto termosolar. Esto presenta una relación directa con el desempeño ambiental del sistema CCP-SHIP, así como una contraparte notable con el NPV. Por lo tanto, su evaluación es adecuada para identificar la compensación entre los parámetros de diseño del sistema CCP-SHIP y seleccionar la mejor configuración basada en un esquema de toma de decisiones. Para este estudio, el TLCC considera los costos

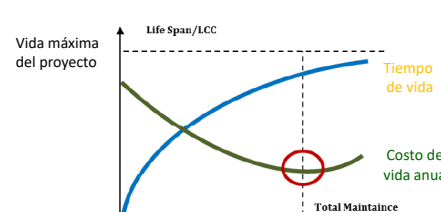


anuales de operación y mantenimiento ( $OM_t$ ), el costo anual del combustible utilizado ( $EF_t$ ) y el valor de la inversión inicial ( $I_o$ ). Similar al indicador anterior, la Ec. 3.4 sintetiza el procedimiento para el cálculo del TLCC:

$$TLCC = I + \frac{C_1}{(1 + dr)^1} + \frac{C_2}{(1 + dr)^2} + \dots + \frac{C_t}{(1 + dr)^t}$$

El valor del costo total de operación ( $C_t$ ) en el año  $t$

$dr$ =tasa de descuento  
 $C_t$ =costo de operación anual  
 $I_o$ =Inversión inicial del proyecto  
 $n$ =años de vida del proyecto solar



Operación y mantenimiento

$$C_t = OM_t + EF_t$$

↓  
Energía fósil

$$TLCC = I_o + \sum_{t=1}^n \frac{C_t}{(1 + dr)^t}$$

(3.4)

La Tabla 3.4 enumera los supuestos de este estudio para el desarrollo del análisis económico. Las presentes consideraciones se basan en información correspondiente al mercado mexicano y provienen de la literatura.

Tabla 3.4: Parámetros económicos considerados para el estudio de factibilidad del sistema industrial de calor solar basado en el mercado mexicano.

Suposición	Valor	Referencia
<i>Costos de inversión</i>		
Costo de CCP instalado	370.00 \$ USD/m <sup>2</sup>	(Ortega, 2018)
Costo de tanque de almacenamiento	1,020.00 \$ USD/m <sup>3</sup>	(Ortega, 2018)
Operación y mantenimiento inicial	1.0 %	(Sharma et al., 2018)
<i>Costos de operación y mantenimiento</i>		
Tasa anual de operación y mantenimiento	5.0 %	(Ortega, 2018)
Tasa anual de costo de combustible	9.0 %	(SENER, 2018a)
Tasa anual de descuento del proyecto	10.0 %	(Short et al., 1995)
Vida útil de proyecto termosolar	20 años	(Short et al., 1995)
<i>Costos del sistema auxiliar</i>		
Diesel	0.1044 \$ USD/kWh	(CRE, 2017)
combustóleo	0.0428 \$ USD/kWh	(CRE, 2017)
Gas LP	0.0760 \$ USD/kWh	(CRE, 2017)
Gas natural	0.0186 \$ USD/kWh	(CRE, 2017)

\*Porcentaje del costo de inversión inicial

### 3.4.4. Modelado surrogado con inteligencia artificial

Los modelos surrogados o sustitutos se utilizan para emular el comportamiento de modelos más complejos y computacionalmente costosos, cuya principal ventaja es ofrecer representaciones más simples de un fenómeno con tiempos más cortos y buena confiabilidad (Ascione et al., 2017). En el presente trabajo, las ANN son la herramienta computacional seleccionada para llevar a cabo el proceso de modelado sustituto. Esta técnica se caracteriza por su alta flexibilidad y capacidad de modelado en problemas no lineales. La principal ventaja de usar ANN sobre otras técnicas de regresión lineal múltiple es su capacidad para generar funciones de respuesta múltiple (multi-salida). Esta característica permite desarrollar un modelo único que abarquen múltiples funciones objetivo.

Una base de datos compuesta por 17,280 experimentos numéricos se utiliza para desarrollar el modelo ANN. La base de datos considera el área de diseño del campo solar (ADS), el volumen del tanque de almacenamiento caliente de diseño (VOL), el sistema auxiliar de combustible de respaldo (FL) y el tipo de clima (CL) como los parámetros de entrada, mientras que los valores calculados de ACM, TLCC, y VPN son utilizados como salidas del modelo. La Tabla 3.5 muestra las cuatro variables independientes y las tres variables dependientes que conforman la base de datos con sus respectivos rangos numéricos (máximos, nominal y mínimos).

Tabla 3.5: Parámetros de diseño considerados para determinar la viabilidad de la planta SHIP.

Parámetros		Máximo	Nominal	Mínimo	Unidades
<i>Valores de entradas:</i>					
Area del campo solar	(ADS)	650.0	390.0	130.0	m <sup>2</sup>
Volumen del tanque	(VOL)	12.0	6.0	1.0	m <sup>3</sup>
Combustible de respaldo*	(FL)	4	-	1	[ - ]
Locación climática**	(CL)	4	-	1	[ - ]
<i>Valores de salida:</i>					
Cantidad de CO <sub>2</sub> mitigada	(AMC)	107,051.30	74,982.80	12,128.60	kg CO <sub>2</sub>
Costo total del ciclo de vida	(TLCC)	623,854.01	380,770.25	132,926.7	\$ USD
Valor presente neto	(NPV)	281,060.17	59,480.82	-535,405.36	\$ USD

\*donde 1: diesel, 2: combustóleo, 3: gas LP, 4: gas natural; \*\*donde 1:árido, 2: templado, 3: tropical, 4: seco.

Por otra parte, dado que la naturaleza de la función de activación en la capa oculta es de tipo sigmoideal, es necesario realizar un pretratamiento de la base de datos para garantizar que el conjunto de muestras se encuentren dentro del rango de dominio de la función (entre 0.1-0.9). Por lo tanto, todos los datos de entrada fija se escalan a un nuevo valor normalizado el cual se encuentra dado por (Jamshidi et al., 2016):

$$x_m = 0.8 \frac{\chi_m - \chi_{\min}}{\chi_{\max} - \chi_{\min}} - 0.1 \quad (3.5)$$

donde  $x_m$  representa el valor normalizado de  $\chi_m$ , mientras que  $\chi_{\max}$  y  $\chi_{\min}$  son los valores máximos y mínimos de las variables  $\chi_m$  reportadas en la Tabla 3.5.

La base de datos normalizada se divide aleatoriamente en dos grupos, asignando el 80 % para el entrenamiento de la ANN y el 20 % para las pruebas y la validación. Se emplea una arquitectura ANN retro-alimentada de tres capas con la función sigmoidea tangente hiperbólica (*tansig*) en la capa oculta y la función lineal (*purelin*) en la capa de salida. El modelo ANN se entrena aplicando el método de aprendizaje de supervisión de retropropagación con el algoritmo LM. Para llevar a cabo la construcción, entrenamiento y evaluación de las diferentes arquitecturas computacionales del modelo surrogado ANN se utiliza el software numérico MATLAB junto con su paquete computacional ANN Toolbox (Demuth y Beale, 2014).

Finalmente, la precisión del modelo sustituto de ANN se determina en función de los criterios estadísticos de error cuadrático medio (RMSE, Ec. 3.6), error de porcentaje absoluto medio (MAPE, Ec. 3.7) y el coeficiente de determinación ( $R^2$ , Ec. 3.8 ):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} (y_{sim(i)} - y_{nexp(i)})^2} \quad (3.6)$$

$$MAPE = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} \left| \frac{y_{sim(i)} - y_{nexp(i)}}{y_{nexp(i)}} \right| \times 100 \quad (3.7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{\alpha} (y_{sim(i)} - y_{nexp(i)})^2}{\sum_{i=1}^{\alpha} (y_{sim(i)} - \bar{y}_{nexp})^2} \quad (3.8)$$

donde  $y_{nexp}$  es el valor que se desea modelar (experimentos numéricos),  $y_{sim}$  es el valor estimado del modelo ANN,  $\bar{y}_{nexp}$  es el promedio de los valores deseados y  $\alpha$  representa

el número total de muestras por conjunto. Posteriormente, se realiza un análisis de sensibilidad para identificar la influencia de los parámetros de diseño en los resultados del modelo ANN.

### 3.4.5. Configuración para optimización multi-objetivo

El POM del caso de estudio considera los valores de salida del modelo sustituto ANN (ACM, TLCC y NPV) como las funciones objetivo y fue formulado para maximizar el ACM y el NPV al mismo tiempo que minimiza el TLCC. El problema de optimización para el diseño del sistema CCP-SHIP se encuentra formulado por la expresión numérica:

$$\text{mín}(\mathbf{y}) = \begin{cases} y_1 = -ACM(\mathbf{z}) \\ y_2 = NPV(\mathbf{z}) \\ y_3 = -TLCC(\mathbf{z}) \end{cases} \quad (3.9)$$

sujeto a:

$$\mathbf{z}_m^{\text{mín}} \leq \mathbf{z}_m \leq \mathbf{z}_m^{\text{máx}} \quad \dots \text{donde} \dots \quad m = 1, 2, 3 \quad (3.10)$$

donde  $y_1$ ,  $y_2$  e  $y_3$  representan las funciones objetivo y  $\mathbf{z}$  es el vector con los parámetros de diseño normalizados ( $\mathbf{z} = (\text{ADS}, \text{VOL})$ ).

Se selecciona la herramienta computacional NSGA-II para la solución del POM propuesto, la cual es un método MOO basado en algoritmos evolutivos (Coello Coello et al., 2007). El MOO NSGA-II se implementa configurando las siguientes propiedades: una población inicial de 500 individuos, reproducción a través de 500 generaciones, una fracción de frontera de Pareto de 1.0, una razón de cruzamiento de 0.6 y una tolerancia de error de  $1 \times 10^{-4}$ . Los cálculos para el proceso de optimización multi-objetivo son efectuados utilizando la herramienta Global Optimization Toolbox incorporada al software MATLAB (The Mathworks Inc., 2014). Finalmente, la obtención de la solución optima final se realiza aplicando la técnica para toma de decisiones multi-atributo TOPSIS (Sección 2.4) a través del paquete computacional PyTOPS (Yadav et al., 2019).

## Capítulo 4

# ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección se exhiben los resultados obtenidos para cada una de las etapas mencionadas en la metodología computacional. Empleando base de datos ajenas al proceso de entrenamiento, se validó la precisión del modelo sustituto basados en ANN. Del mismo modo, se comprobó que la metodología propuesta coincide con los experimentos numéricos evaluando los resultados optimizados en el modelo transitorio y calculando el índice de error. Adicionalmente, se analizó la sensibilidad de las variables de diseño y finalmente se llevó a cabo un análisis de las contribuciones energéticas para cada uno de los escenarios del caso de estudio. Todo lo anterior con el fin de comprobar la efectividad de la hipótesis planteada.

### 4.1. Modelación surrogado basado en redes neuronales artificiales

Varios modelos ANN, con diferentes números de neuronas en la capa oculta, fueron entrenados y evaluados estadísticamente (Ec.3.6 - 3.8) para determinar su respectiva precisión de estimación mediante un enfoque de prueba y error. El mejor modelo sustituto para predecir simultáneamente el ACM, TLCC y NPV del sistema PCCP-SHIP propuesto fue obtenido utilizando 100 neuronas en la capa oculta de la red. La Figura 4.1 muestra la representación gráfica de la arquitectura de red para el modelo surrogado que sintetiza la información económica-ambiental del proceso bajo estudio. El número sustancial de neuronas ocultas demuestra la alta complejidad y la no linealidad entre el proceso en estudio y los indicadores de viabilidad.

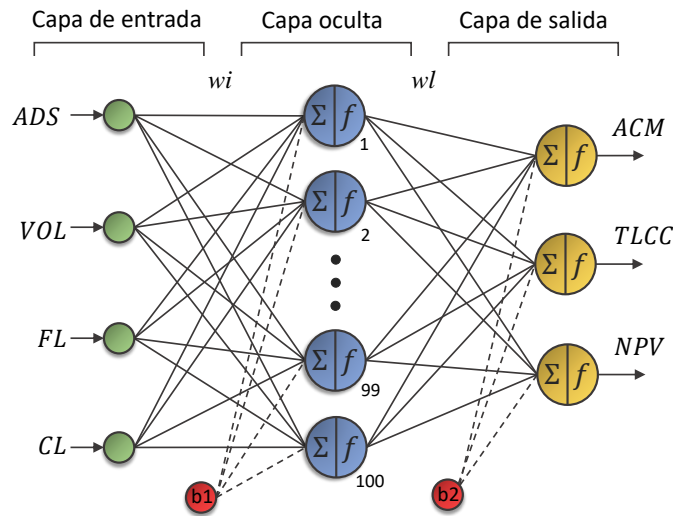


Figura 4.1: Arquitectura ANN del mejor modelo sustituto para la estimación simultánea de los indicadores de viabilidad ACM, TLCC y NPV.

La Figura 4.2 ilustra el desempeño de la regresión lineal para los resultados del modelo sustituto ( $ACM_{sim}$ ,  $TLCC_{sim}$  y  $NPV_{sim}$ ) con respecto a los experimentos numéricos ( $ACM_{nexp}$ ,  $TLCC_{nexp}$  y  $NPV_{nexp}$ ), considerando los conjuntos de datos de entrenamiento, validación y prueba. Como se puede visualizar, las variables modeladas presentan altos coeficientes de determinación  $R^2$  (0.99998, 0.99999 y 0.99996 para ACM, TLCC y NVP, respectivamente), así como valores bajos de RMSE (0.0007024, 0.0006684 y 0.0010033 para ACM, TLCC y NVP, respectivamente). Además, los conjuntos de datos de entrenamiento, validación y prueba tienen errores de estimación ( $y_{nexp} - y_{sim}$ ) por debajo de  $\pm 3 \times 10^{-3}$ , apreciables en su alta afinidad por las líneas de tendencia.

Los resultados de predicción de ANN se compararon estadísticamente con otras técnicas ampliamente divulgadas en la literatura para el desarrollo de modelos sustitutos (Baghsheikhi y Sayyaadi, 2016; Sayyaadi y Baghsheikhi, 2019, 2018); las técnicas utilizadas en dicha comparación fueron los Sistemas de Inferencias Adaptativas Neuro-Fuzzy (ANFIS) y la regresión lineal-múltiple (MLR). La Tabla 4.1 resume la información estadística de la comparación ( $R^2$ , RMSE y MAPE). Los resultados de la tabla, ilustran la superioridad del ANN para asimilar el proceso industrial sobre el MLR. Con respecto a ANFIS, los resultados exhiben un buen ajuste para las tres funciones objetivas. Sin embargo, los resultados del ANN son mejores, ya que tienen la ventaja de sintetizar el cálculo en un solo modelo matemático, a diferencia del ANFIS que requiere tres. Por lo

tanto, los resultados estadísticos y los comportamientos descritos entre los conjuntos de datos empleados indican una alta capacidad de generalización del modelo sustituto de ANN, así como ser representativo para el estudio de viabilidad del sistema SHIP.

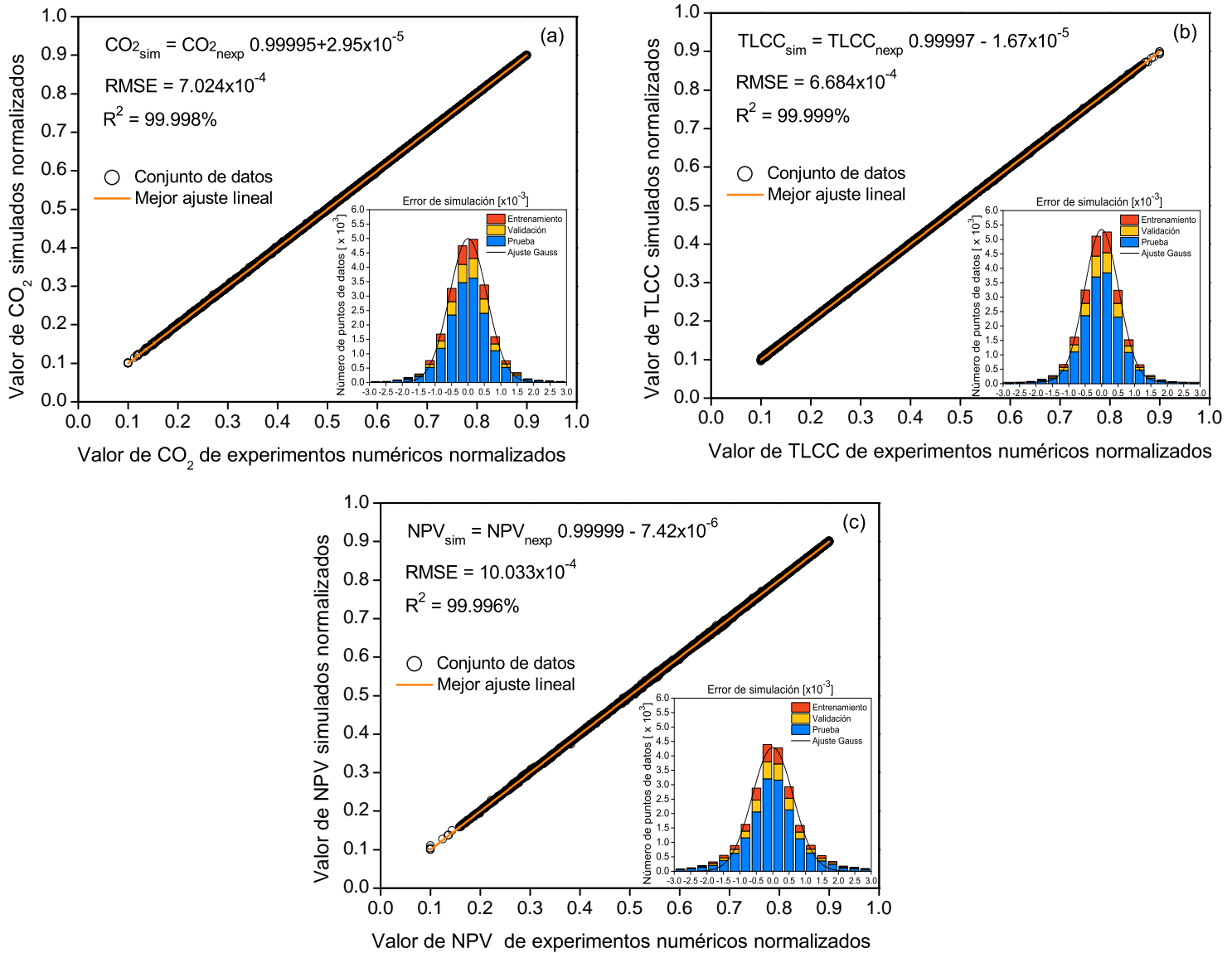


Figura 4.2: Arquitectura ANN del mejor modelo sustituto para la estimación simultánea de los indicadores de viabilidad ACM, TLCC y NPV.

Tabla 4.1: Comparación estadística y validación externa de los modelos desarrollados para la estimación de las tres funciones objetivo para ser usadas en el proceso de optimización.

Parámetros estadísticos	Modelo surrogado ANN			Modelo ANFIS			Modelo MLR			
	ACM	TLCC	NPV	ACM	TLCC	NPV	ACM	TLCC	NPV	
Entrenamiento	R <sup>2</sup>	0.99998	0.99998	0.99938	0.99951	0.99891	0.73848	0.39989	0.53242	
	RMSE	9.4697x10 <sup>-4</sup>	1.0616x10 <sup>-3</sup>	1.1109x10 <sup>-3</sup>	3.8223 x10 <sup>-3</sup>	4.9880 x10 <sup>-3</sup>	8.3040 x10 <sup>-2</sup>	1.1747 x10 <sup>-1</sup>	1.1826 x10 <sup>-1</sup>	
	MAPE	0.14343	0.15652	0.15844	0.60598	0.57218	13.81264	17.10317	31.19696	
Validación	R <sup>2</sup>	0.99998	0.99997	0.99923	0.99947	0.99878	0.72558	0.37675	0.52718	
	RMSE	7.7155x10 <sup>-4</sup>	9.0205x10 <sup>-4</sup>	9.2118x10 <sup>-4</sup>	3.9464 x10 <sup>-3</sup>	5.3741 x10 <sup>-3</sup>	8.3653 x10 <sup>-2</sup>	1.2235 x10 <sup>-1</sup>	1.1845 x10 <sup>-1</sup>	
	MAPE	0.19053	0.21404	0.22202	0.64931	0.61181	13.88788	17.76699	31.22805	
Prueba	R <sup>2</sup>	0.99994	0.99991	0.99931	0.99944	0.99858	0.73675	0.41615	0.51828	
	RMSE	1.1990x10 <sup>-3</sup>	1.4308x10 <sup>-3</sup>	1.4376 x10 <sup>-3</sup>	4.0845 x10 <sup>-3</sup>	5.6269 x10 <sup>-3</sup>	8.5662 x10 <sup>-2</sup>	1.1581 x10 <sup>-1</sup>	1.1934 x10 <sup>-1</sup>	
	MAPE	0.14279	0.16342	0.16533	0.58699	0.61469	14.72755	16.57111	30.74547	
<b>Resultados de validación externa</b>										
<b>Criterios estadísticos</b>	<b>Condicionales</b>			<b>ACM</b>			<b>TLCC</b>			<b>NPV</b>
$R$	$R \geq 0.80$			0.99999			0.99999			0.99997
$c = \frac{\sum_{i=1}^a (p_i \times t_i)}{\sum_{i=1}^a t_i^2}$	$0.85 < c < 1.15$			0.99997			1.00003			1.00005
$c' = \frac{\sum_{i=1}^a (p_i \times q_i)}{\sum_{i=1}^a p_i^2}$	$0.85 < c' < 1.15$			1.00003			0.99996			0.99991
$R_0^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^a (q_i - p_i^2)^2}{\sum_{i=1}^a (q_i - \bar{q})^2}$	$p_i^0 = c \times p_i$			1.00000			1.00000			1.00000
$R_0'^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^a (q_i - p_i^0)^2}{\sum_{i=1}^a (p_i - \bar{p})^2}$	$q_i^0 = c \times p_i$			1.00000			1.00000			1.00000
$R_m = R^2 \left( 1 - \sqrt{ R^2 - R_0^2 } \right)$	$R_m \geq 0.50$			0.99535			0.99518			0.99236
$h = \left  \frac{R^2 - R_0^2}{R^2} \right $	$h < 0.10$			0.00002			0.00002			0.00006
$h = \left  \frac{R^2 - R_0'^2}{R^2} \right $	$h' < 0.10$			0.00002			0.00002			0.00006



Por otra parte, una evaluación externa fue llevada a cabo utilizando el criterio analítico descrito en (May Tzuc, Hernández-Pérez, et al., 2019). Estos criterios determinan que la fiabilidad de un modelo viene dada por el ajuste de correlación ( $0.85 < c$  y  $c' < 1.15$ ) entre los datos experimentales ( $p$ ) y los datos predichos ( $q$ ); similarmente, es establecido que el desempeño absoluto de los índices  $h$  y  $h'$  deben ser menores a 0.10. Finalmente, el tercer criterio de evaluación establece que el indicador de predictibilidad externo ( $R_m$ ) debe ser mayor a 0.50. La validación externa fue conducida utilizando información no perteneciente al conjunto de datos para entrenamiento ni validación. La Tabla 4.1 contiene las ecuaciones para evaluar estos criterios así como el análisis de dichos resultados. De acuerdo a esto, todas las salidas del modelo surrogado satisfacen adecuadamente todos los criterios de validación. Por lo tanto, basado en lo expuesto en esta tabla, la alta correlación del modelo ANN ( $R^2 > 99.99\%$ ) junto con su bajo margen de error muestran la factibilidad de emplearlo para procesos como el análisis de sensibilidad y optimización.

## 4.2. Determinación de importancia de las variables de diseño

La alta afinidad estadística del modelo sustituto desarrollado en la Sección 4.1, demuestra la viabilidad de este para llevar a cabo un análisis de sensibilidad confiable que permita determinar como influyen las variables de diseño en la rentabilidad y contribución ambiental de la planta CCP-SHIP. Para tal propósito la técnica de análisis de sensibilidad de Garson descrita en la Sección 2.2.2 es utilizada. La Figura 4.3 ilustra los resultados obtenidos clasificando el impacto de las variables de diseño por el tipo de combustible auxiliar contemplado y región climática evaluada.

De acuerdo a la Figura 4.3, es notable que para todos escenarios climáticos el combustible de respaldo es el parámetro más relevante en la mitigación de  $CO_2$  seguido por el área efectiva del campo solar. Desde el punto de vista ambiental, las emisiones contaminantes provenientes del proceso industrial se encuentran estrechamente asociadas con el tipo de combustible utilizado en la caldera de respaldo. Así, la implementación del sistema CCP-SHIP es más favorable para aquellos casos en donde las empresas emplean combustibles con factores de emisión altos, como lo son el diésel y

el combustóleo. Por otra parte, la importancia del área del campo solar efectiva recae en el hecho que modificaciones en las dimensiones de captación de radiación solar pueden incrementar o decrementar la capacidad de producción de energía limpia del proyecto. Finalmente, aunque en menor medida, la contribución del tanque de almacenamiento es significativa con un porcentaje promedio de 22 % en la mayoría de los casos.

Con respecto al TLCC, el tipo de combustible es la variable con mayor impacto en los costos operativos para la producción de energía limpia por parte del sistema SHIP, con una relevancia superior al 50 % para los cuatro escenarios climáticos. Esto se debe a la diferencia de precio en los diversos combustibles considerados para el sistema de respaldo, los cuales varían desde 10.44 ¢USD/kWh para el diésel hasta 1.86 ¢USD/kWh para el gas natural, de acuerdo a las condiciones del mercado energético mexicano. Por otro lado, el ADS también tiene una influencia relevante en el TLCC como consecuencia de los costos de instalación y mantenimiento del campo solar. Finalmente, las variaciones en el volumen del tanque de almacenamiento térmico presentan un menor impacto en los costos operativos totales (10.52 %, 15.88 %, 17.75 % y 13.52 % para el clima seco, templado, tropical y árido, respectivamente) en comparación con los costos de inversión y mantenimiento del campo solar.

En relación al NPV, se presentan resultados similares con el TLCC donde el tipo de combustible y el área de diseño del campo solar cubren más del 79 % de relevancia para todos los tipos de clima. Esto implica que variaciones significativas en cualquiera de estos parámetros pueden tener repercusiones en el grado de hacer que el proyecto termosolar sea rentable o inviable. Es importante tener en cuenta que, aunque en la mayoría de los casos, el VOL tiene una influencia menor que las otras variables, sus resultados con valores superiores al 10 % muestran que es relevante en el proceso de estimación de ACM, TLCC y NPV. Además, los resultados coinciden con los comportamientos descritos en la literatura (Sharma et al., 2017c), lo que da certeza de que el modelo surrogado proporciona una representación confiable del fenómeno bajo estudio.

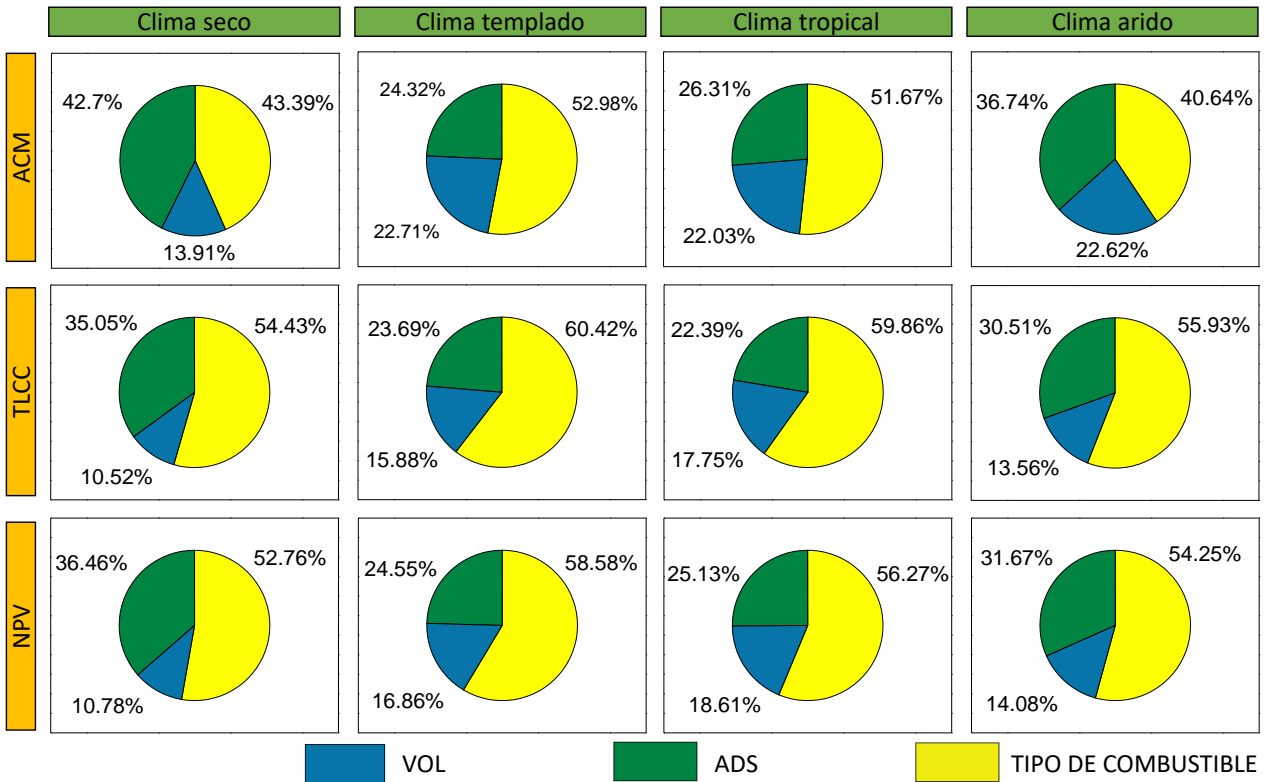


Figura 4.3: Importancia de las variables de diseño contempladas para la operación del sistema CCP-SHIP expresadas en términos porcentuales.

### 4.3. Configuraciones optimizadas de diseño

Para encontrar las soluciones de los parámetros de diseño óptimos que identifiquen simultáneamente el mejor desempeño económico y ecológico de un sistema CCP-SHIP en el proceso industrial propuesto, se aplicó el algoritmo MOO basado en la metodología descrita en la sección 2.4. Las Figuras 4.4 - 4.6 muestran los resultados derivados de las tres funciones objetivo (ACM, TLCC y NPV), considerando las cuatro condiciones climáticas y los cuatro escenarios de combustible auxiliar. Para una mejor visualización y análisis estas figuras ilustran el perfil de las fronteras de Pareto en planos 2-D. La inclusión de una optimización respaldada por tres funciones objetivo proporciona un panorama amplio para la selección de la opción que cumple con las características deseadas por parte del inversor basado en un esquema de toma de decisiones.

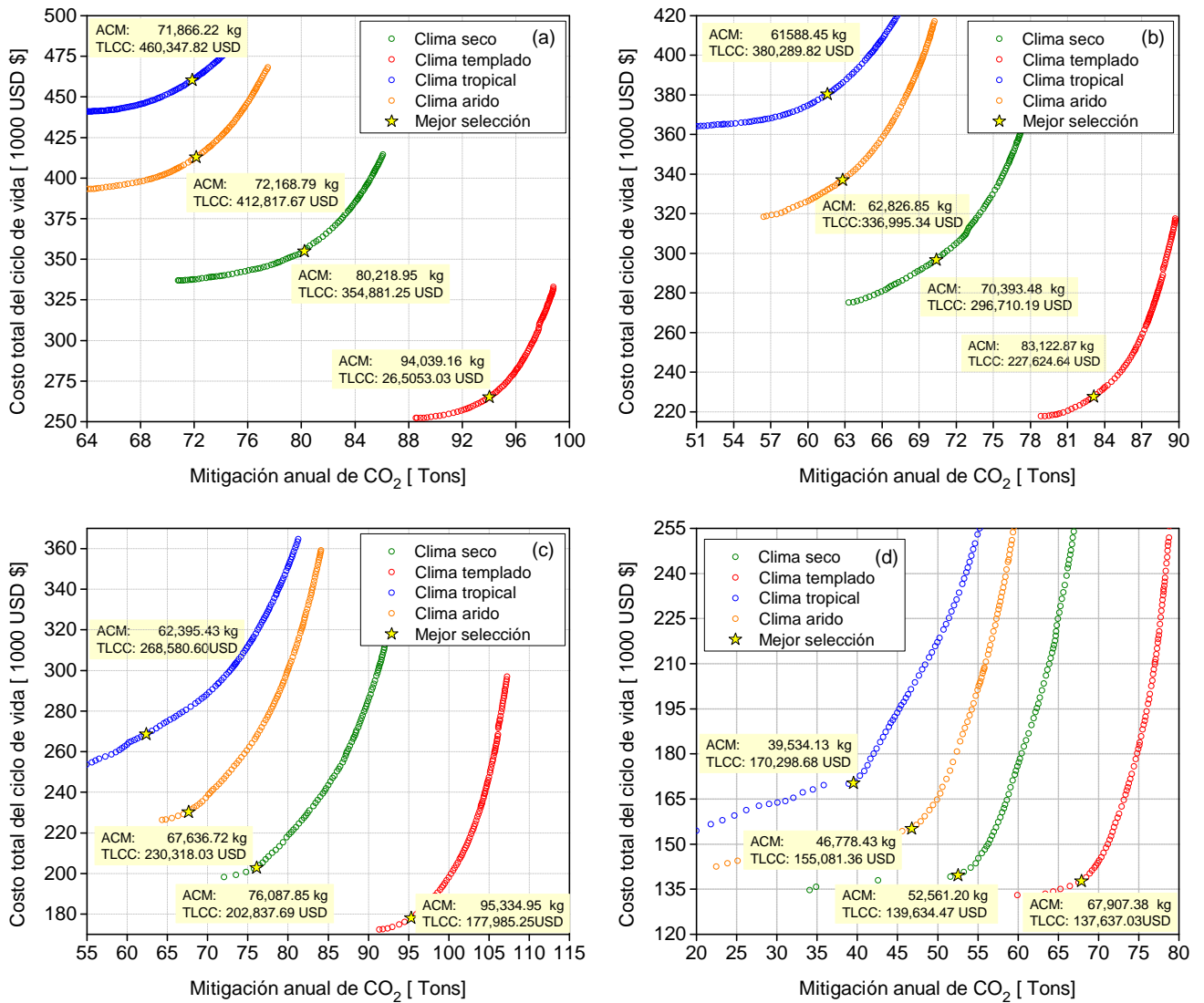


Figura 4.4: Total de soluciones óptimas contrastando el TLCC con el AMC para los cuatro tipo climas y escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural.

La Figura 4.4 muestra la compensación entre los costos totales de la operación del sistema CCP-SHIP a lo largo de su vida útil y la cantidad anual de CO<sub>2</sub> mitigado durante la producción de leche; donde cuanto mayores son los factores de emisión del combustible auxiliar, mayor es la contribución a la mitigación de CO<sub>2</sub>. Según las curvas de Pareto, en todos los casos, la reducción de las emisiones de CO<sub>2</sub> conduce a

un aumento en los costos operativos del sistema CCP-SHIP. Este aumento, al principio moderado, alcanza un punto en el que los esfuerzos para la reducción en las emisiones de CO<sub>2</sub> incrementan excesivamente los costos de vida de la planta; comportamiento que se mantiene hasta el punto de encontrar soluciones optimizadas que elevan drásticamente el TLCC sin contribuciones significativas a la mitigación de la contaminación. Las Figuras 4.4a-4.4d muestran que a medida que se utilizan combustibles con precios de mercado más bajos, el rango para tomar decisiones con respecto a la mitigación de la contaminación se reduce mientras los costos operativos se disparan. En este sentido, el caso más extremo es el escenario que considera el gas natural como combustible auxiliar (Figura 4.4d), donde a partir de ciertas configuraciones de diseño, un aumento de 10 toneladas en la capacidad de mitigación de CO<sub>2</sub> (40 a 50 toneladas de CO<sub>2</sub> para clima tropical y 68 a 78 toneladas CO<sub>2</sub> para clima templado) representa una elevación de más del 78 % en los costos totales para la producción de energía limpia. Respecto a los diferentes tipos de clima, se observa que las condiciones operativas bajo el clima templado proporcionan los mejores beneficios ambientales, así como los gastos operativos más bajos. Le sigue el clima seco, el clima árido, y finalmente el clima tropical es el que expone los índices de mitigación más bajos y los costos operativos más altos.

Las fronteras de Pareto presentadas en la Figura 4.5 ilustran el comportamiento entre las soluciones óptimas de la mitigación anual de CO<sub>2</sub> y la viabilidad de la inversión para incorporar el sistema a la industria estudiada. Similar a la Figura 4.4, el clima templado es el escenario más favorable seguido por el clima seco, clima árido y clima tropical. Como se puede ver, la rentabilidad de la planta solar aumenta a medida que disminuyen las emisiones de CO<sub>2</sub>, alcanza un valor de recompensa económica alto y, posteriormente, disminuye según continúa la reducción de contaminantes. Esto lleva a la presencia de regiones de toma de decisiones sobre el equilibrio entre los beneficios ambientales y económicos basados en las necesidades del proyecto. En el caso del diésel (Figura 4.5a), todas las soluciones óptimas para los climas cálido y seco son financieramente viables. Las soluciones que garantizan la mejor rentabilidad son capaces de generar ingresos en el rango de 270,000.00 USD \$ a poco más de 285,000.00 USD \$ para el clima templado (con un ACM entre 92-96 Toneladas por año) y 110,000.00 USD \$ a poco más de 116,000.00 USD \$ para el clima seco (con un ACM de 92-96 toneladas por año). La viabilidad de la inversión en el clima árido se limita a la mitigación de CO<sub>2</sub> entre 68 y 76 toneladas, con un beneficio máximo cercano al

11,500.00 USD \$; donde las configuraciones óptimas del sistema CCP-SHIP fuera de este rango no garantizan la retorno de inversión. Respecto al clima tropical, la frontera de Pareto demuestra que todas las soluciones óptimas son económicamente inviables. Para los casos en que el proceso industrial considera combustibles de reserva más baratos (Figuras 4.5b, 4.5c y 4.5d) se observa una disminución en la rentabilidad como resultado de la reducción en los costos de combustible. Estas reducciones pueden ser tan importantes como para eliminar la viabilidad financiera de incorporar el sistema SHIP en el proceso de producción. En el caso del gas LP (Figura 4.5b), los mejores ingresos se presentan para el clima templado (entre 155,000.00 USD \$ y poco más de 162,500.00 USD \$) y el clima seco (entre 23,000.00 USD \$ y 34,700.00 USD \$). Sin embargo, estos muestran un decremento con respecto al escenario diésel de hasta 57% y 29%, respectivamente. En este mismo sentido, el sistema SHIP es una opción no rentable para el clima árido. Para el caso de la energía con combustóleo (Figura 4.5c), el único escenario económicamente viable ocurre en el clima templado. No obstante, la disminución en la viabilidad de la inversión restringe el margen de beneficio en aproximadamente 34,300.00 USD \$, con una mitigación de CO<sub>2</sub> entre 92 y 103 toneladas. Los diseños SHIP óptimos fuera de este rango de mitigación generan valores negativos de NPV. Finalmente, en el caso del gas natural (Figura 4.5d), su bajo costo en el mercado mexicano (Tabla 3.3) indica que ninguna de las soluciones óptimas para los cuatro tipos de clima genera opciones de inversión rentables. Por lo tanto, la viabilidad de implementar la tecnología CCP a pequeña escala para el proceso industrial está dada por el clima de la ubicación donde se pretende operar y el precio en el mercado nacional del combustible que se utilizará en el sistema de respaldo.

En última instancia, la correlación financiera entre los beneficios de inversión y los costos operativos de vida útil para los diseños óptimos del sistema CCP-SHIP se presentan en la Figura 4.6. En esta imagen, las curvas de Pareto muestran la compensación entre el TLCC y el NPV. Según la figura, las soluciones óptimas que garantizan un TLCC más bajo tienden a afectar negativamente el NPV. Este fenómeno se nota principalmente en los escenarios con combustibles fósiles de mayor costo como el diésel (Figura 4.6a) y el gas LP (Figura 4.6b). Del mismo modo, un gasto excesivo en el TLCC tiende a reducir abruptamente la viabilidad del proyecto solar térmico, colapsando el NPV de forma acelerada (Figura 4.6c y 4.6d). Por otro lado, el impacto de los precios del combustible es nuevamente notorio ya que, a medida que su valor disminuye, se re-

duce la brecha entre los diferentes tipos de clima. Los escenarios que no proporcionan una recompensa económica contribuyen significativamente a la generación limpia de energía térmica para el proceso industrial, por lo que la implementación de incentivos económicos a favor del impacto ecológico podría beneficiar estos casos haciéndolos opciones de negocio redituables.

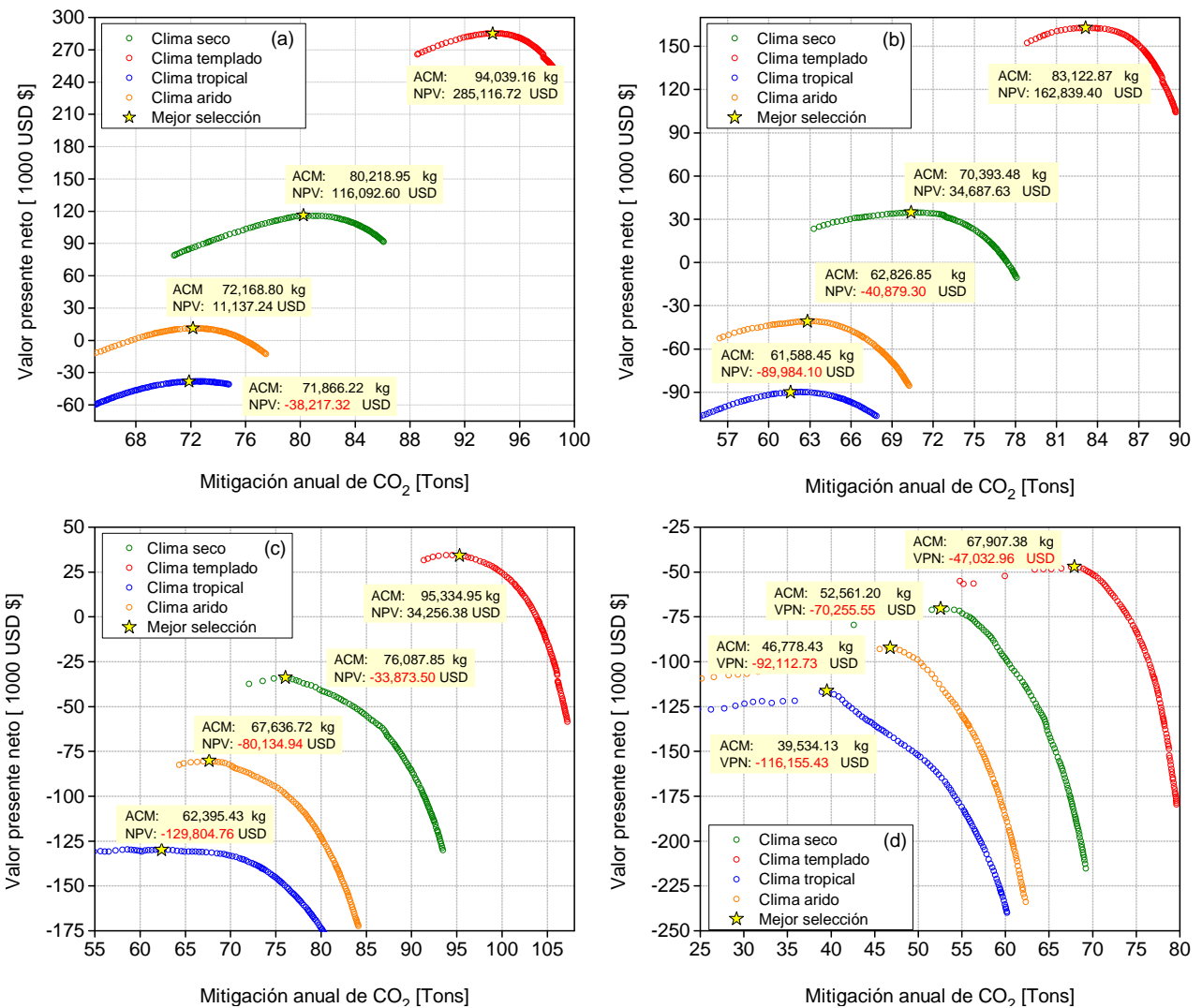


Figura 4.5: Total de soluciones óptimas contrastando el NPV con el AMC para los cuatro tipo climas y los escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural.

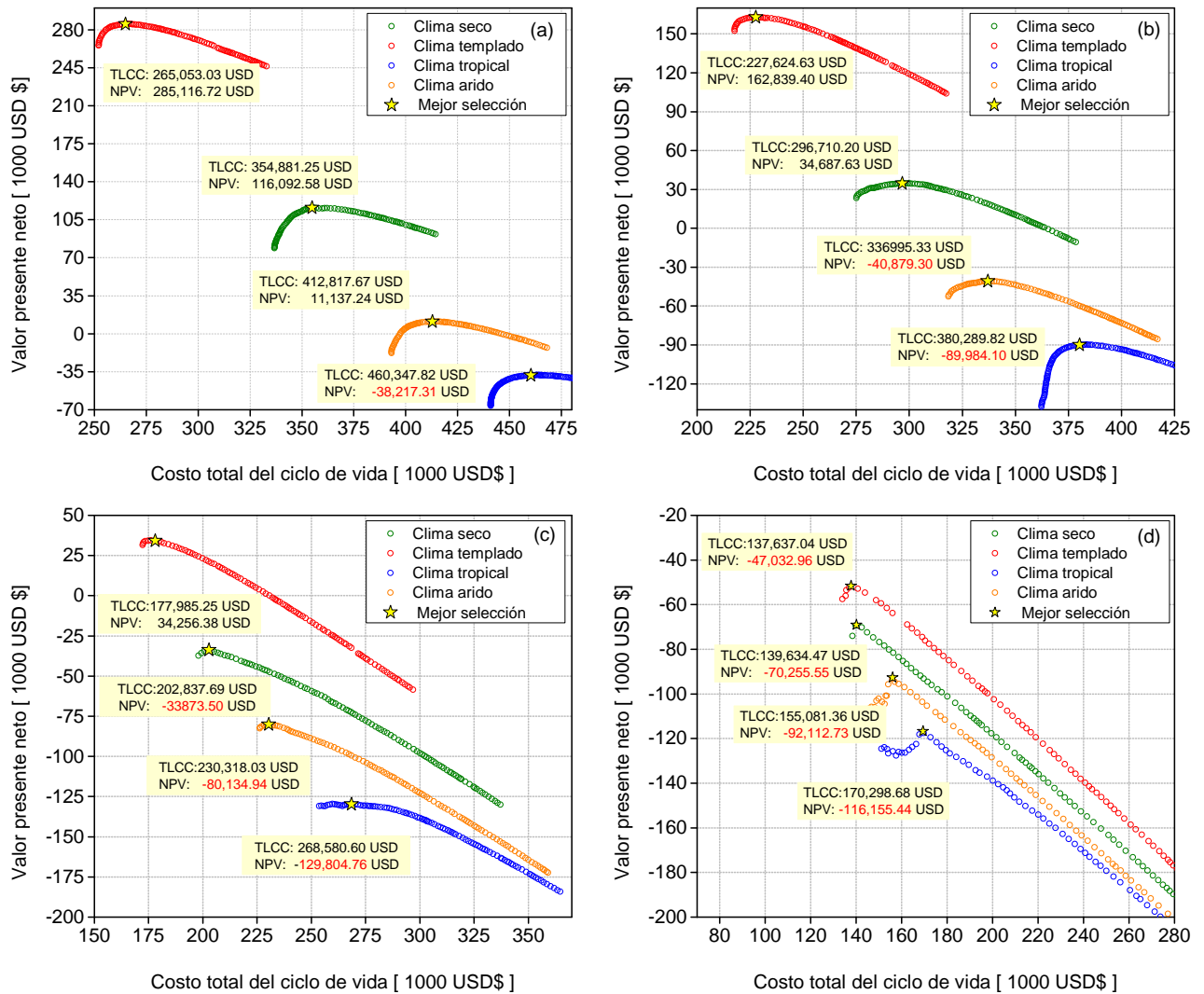


Figura 4.6: Total de soluciones óptimas contrastando el TLCC con el NPV para los cuatro tipo climas y los escenarios energéticos: (a) diésel, (b) gas LP, (c) combustóleo, (d) gas natural.

### 4.4. Soluciones óptimas finales

Aplicando el método TOPSIS (descrito en la Sección 2.4) a las curvas de Pareto se obtuvieron los puntos óptimos finales de las funciones objetivo para cada condición climática y escenario de energía; estos valores son resaltados con una estrella en las



Figuras 4.4-4.6. Por otra parte, la Tabla 4.2 muestra los valores óptimos finales de las tres funciones objetivo con sus respectivos parámetros de diseño. Para validar estos resultados, se calculó el AMC, el TLCC y el NPV en el modelo transitorio (Apéndice A) empleando los parámetros de diseño óptimos y luego los resultados fueron comparados con lo obtenido por modelo surrogado ANN. Para todos los escenarios considerados, se presentan errores porcentuales muy bajos en el rango de 0.0016 % a 2.1948 % para el AMC, de 0.0023 % a 1.239 % para el TLCC, y de 0.0022 % a 0.4283 % para el NPV. Estos resultados indican que el enfoque de optimización basado en un modelo subrogado y una estrategia de toma de decisiones múltiple tiene una alta precisión (porcentajes de error inferiores al 3 %), garantizando la confiabilidad de la metodología para el diseño de sistemas CCP-SHIP.

La Tabla 4.2 también informa la viabilidad económica de incorporar el sistema PTC optimizado a pequeña escala en el proceso de pasteurización propuesto. Las mejores condiciones de operación e inversión se producen en la región de clima templado, caracterizada por cielos despejados para aprovechar la radiación solar directa. Según los resultados del NPV, para este clima, se recomienda realizar la inversión e integrar la tecnología PTC en el proceso de pasteurización cuando el sistema de respaldo funciona con diésel o gas LP. Para el escenario, cuando se usa combustóleo en el sistema de calefacción auxiliar, todavía es recomendable realizar la inversión a pesar de los menores beneficios económicos. En el caso del clima árido, solo dos combustibles auxiliares garantizan ingresos. La viabilidad máxima de inversión en este clima se informa cuando el sistema CCP-SHIP se integra en procesos que operan con diésel. Por otro lado, la inversión cuando el sistema auxiliar opera con gas LP es factible aunque con ingresos mucho más bajos. Con respecto al clima seco, el único escenario factible ocurre cuando se contemplan sistemas auxiliares basados en diésel; sin embargo, los bajos beneficios económicos podrían representar una opción poco atractiva para la inversión. Finalmente, para el clima tropical, todos los escenarios de combustible auxiliar indican que no hay recompensa económica, sino pérdidas monetarias sustanciales. En este sentido, la nula rentabilidad de la región tropical corresponde a su prominente temporada de lluvias y su alta nubosidad anual, lo que dificulta la captura de radiación solar directa por la tecnología CCP.

Tabla 4.2: Valores de diseño optimizados para el sistema CCP-SHIP que minimizan el TLCC y maximizan el ACM y NPV.

Clima (Ciudad)	Fuel	Parámetros óptimos				Experimentos numéricos				Modelo ANN				Error porcentual %			Rentable
		ADS (m <sup>2</sup> )	VOL (m <sup>3</sup> )	ACM (kg CO <sub>2</sub> )	Fuel	TLCC (\$ USD)	NPV (\$ USD)	ACM (kg CO <sub>2</sub> )	TLCC (\$ USD)	NPV (\$ USD)	ACM (kg CO <sub>2</sub> )	TLCC (\$ USD)	NPV (\$ USD)	ACM	TLCC	NPV	
Árido (CHI)	Diesel	417.0	12.0	80140.9	354,491.77	116,018.22	80219.0	354,881.25	116,092.59	0.0974	0.1099	0.0641	✓/✓				
	Comb.	258.0	2.0	76112.9	202,887.25	-33,862.39	76087.8	202,837.69	-33,873.50	0.0330	0.0244	0.0328	X				
	Gas LP	361.0	11.9	70466.0	297,052.62	34,695.82	70393.5	296,710.19	34,687.63	0.1029	0.1153	0.0236	✓				
	Gas nat.	226.0	2.2	53054.5	140,307.75	-70,240.42	52561.2	139,634.47	-70,255.55	0.9298	0.4799	0.0215	X				
Templado (GDL)	Diesel	396.0	10.7	94040.6	265,059.15	285,123.13	94039.2	265,053.04	285,116.72	0.0016	0.0023	0.0022	✓/✓				
	Comb.	300.0	2.2	95010.8	177,174.36	34,301.83	95335.0	177,985.25	34,256.38	0.3412	0.4577	0.1325	✓				
	Gas LP	352.0	6.5	83151.9	227,767.08	162,834.33	83122.9	227,624.64	162,839.40	0.0349	0.0625	0.0031	✓/✓				
	Gas nat.	269.0	1.8	67921.5	137,654.61	-47,021.30	67907.4	137,637.04	-47,032.96	0.0208	0.0128	0.0248	X				
Tropical (MDI)	Diesel	558.0	12.0	72038.7	461,362.63	-38,130.71	71866.2	460,347.83	-38,217.32	0.2395	0.2200	0.2271	X				
	Comb.	345.0	7.2	63795.6	271,950.03	-130,321.00	62395.4	268,580.60	-129,804.76	2.1948	1.2390	0.3961	X				
	Gas LP	468.0	12.0	61888.2	381,629.57	-89,808.20	61588.4	380,289.82	-89,984.09	0.4844	0.3511	0.1959	X				
	Gas nat.	259.0	2.1	39497.4	170,336.67	-116,270.16	39534.1	170,298.68	-116,155.44	0.0931	0.0223	0.0987	X				
Seco (MTY)	Diesel	429.0	12.0	72014.3	411,953.98	11,089.74	72168.8	412,817.67	11,137.24	0.2145	0.2097	0.4283	✓				
	Comb.	276.0	2.0	67550.2	230,088.28	-80,093.09	67636.7	230,318.03	-80,134.94	0.1281	0.0999	0.0523	X				
	Gas LP	368.0	11.9	62962.3	337,607.27	-40,839.57	62826.9	336,995.33	-40,879.30	0.2151	0.1813	0.0973	X				
	Gas nat.	245.0	1.6	46747.6	155,045.81	-92,074.56	46778.4	155,081.36	-92,112.73	0.0660	0.0229	0.0415	X				

✓/✓: Muy factible; ✓: Factible; X: No factible

## 4.5. Desempeño de producción de energía termosolar

Esta sección analiza el rendimiento energético operativo durante todo el año para los sistemas CCP-SHIP optimizados. Este análisis presenta cómo los sistemas optimizados proporcionan una producción de calor más limpia para el proceso de fabricación de leche. Para el clima tropical (Figura 4.7a), el sistema optimizado CCP-SHIP contribuye a un ahorro de energía anual durante el proceso de pasteurización láctea del 66 % al emplear diésel como combustible de respaldo, 54 % en el caso del combustóleo, 62 % al considerar gas LP, y 44 % cuando se utilizan sistemas auxiliares a base de gas natural. La contribución tan baja del sistema CCP-SHIP respecto a las otras regiones climáticas viene dada por el alto índice de nubosidad que limita la captación de radiación solar directa. Sin embargo, es importante mencionar que, aunque la incorporación de la planta termosolar en el proceso industrial propuesto no es económicamente rentable, esta puede reducir el consumo anual de energía térmica hasta en un 40 %. En el caso de la región de clima seco (Figura 4.7b), el rendimiento energético muestra un suministro de calefacción auxiliar casi estable durante todo el año. La contribución anual de energía del sistema auxiliar para la producción de leche es de aproximadamente 31 % al usar diésel, 40 % al usar combustóleo, 33 % usando gas LP y 36 % cuando se emplea gas natural. Con respecto a la región de clima seco (Figura 4.7c), hay una contribución significativa del sistema CCP-SHIP para satisfacer la demanda térmica con una tendencia estacional ampliamente marcada. El mayor ahorro de energía ocurre en las temporadas de primavera e invierno, reduciendo el uso de combustibles fósiles en un 70.6 % para sistemas asistidos por diésel, 62.9 % para los basados en combustóleo, 68.5 % para el caso del gas LP y 59.6 % para gas natural. Finalmente, los resultados en condiciones de clima templado (Figura 4.7d) muestran que la implementación del sistema contribuye a un ahorro de energía del 85 % combinándolo con diésel, 79 % para combustóleo, 82 % para gas LP y 75 % para gas natural. Estos resultados coinciden con el crecimiento de la industria termosolar en las regiones mexicanas de clima templado como Jalisco, Michoacán y Guanajuato (Tabla 1.6). Además, se aprecia una diferencia pequeña entre los diversos combustibles de respaldo, con una variación máxima del 10 %. Así, el único inconveniente para la implementación de esta tecnología cuando se combina con gas natural, con respecto a otras fuentes de energía térmica, es el costo reducido de este combustible en el mercado mexicano.

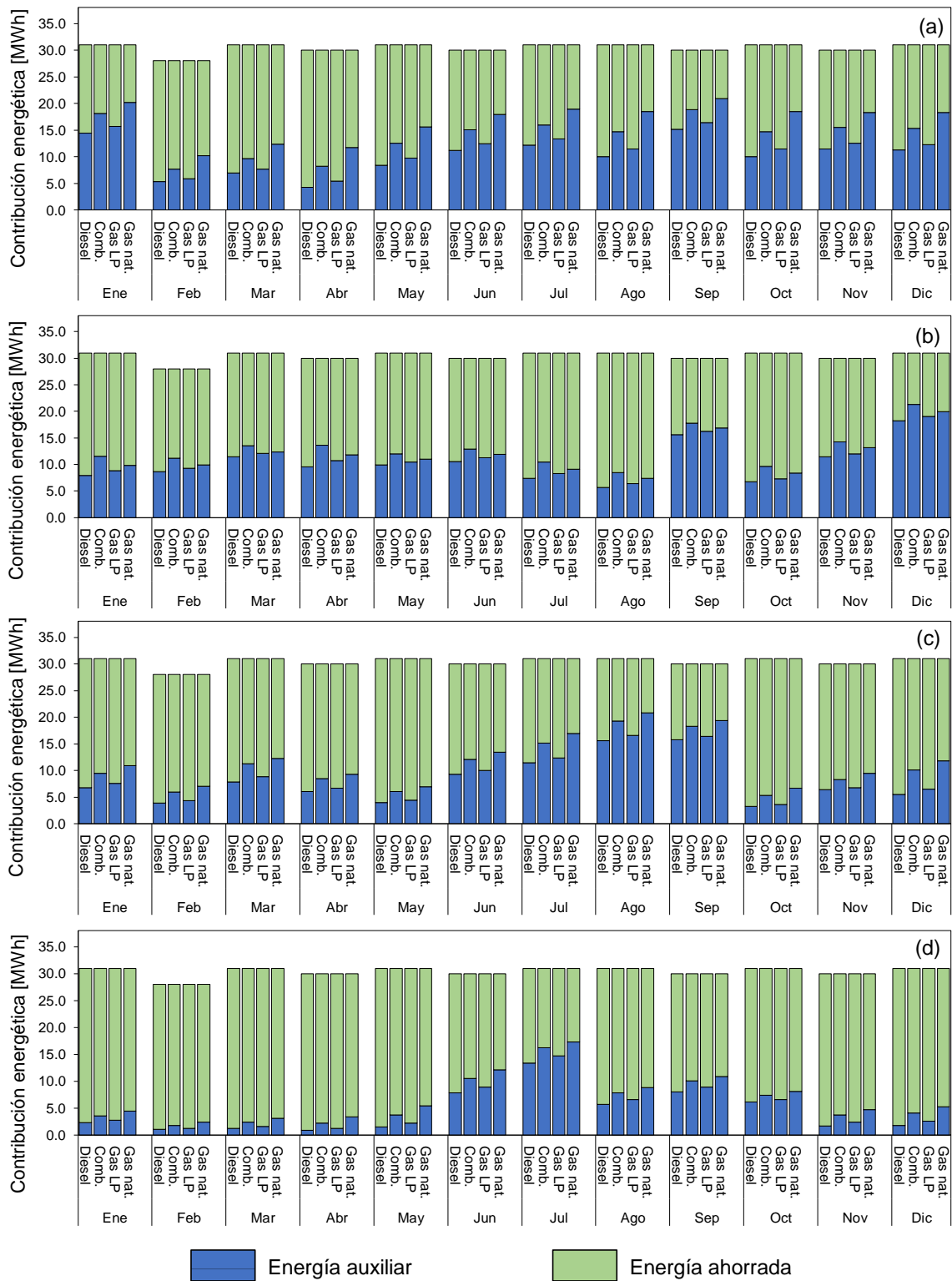


Figura 4.7: Contribución energética del sistema optimizado al proceso industrial considerado como caso de estudio: (a) clima tropical; (b) clima seco; (c) clima árido; (d) clima templado.

# CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un marco computacional novedoso basado en una perspectiva económica ambiental para mejorar el dimensionamiento de los sistemas CCP-SHIP y facilitar su incorporación al mercado de generación de calor industrial. Los resultados demostraron que la implementación del modelado surrogado basado en redes neuronales artificiales permite generar modelos matemático multi-salida que sintetiza la experiencia de operabilidad del sistema CCP-SHIP, basándose en el historial de datos operativos, costos y contribuciones ambientales; globalizando el conocimiento del proceso industrial. Una vez validado, la arquitectura del modelo sustituto demostró ser útil para fungir como función de objetivo-múltiples durante análisis operativo, así como para estudiar la relevancia e influencia de los parámetros de diseño mediante el análisis de sensibilidad. Además, el acoplamiento de la optimización multi-objetivo con el método TOPSIS demostró ser una herramienta adecuada para la selección óptima de las condiciones de diseño. Es importante enfatizar que la cantidad de funciones objetivo empleadas implica sacrificar en mayor o menor medida la relevancia de las demás para lograr el objetivo común, como se observa en el comportamiento del costo total de vida y la mitigación ambiental de los sistemas CCP-SHIP optimizados. Por lo tanto, esta metodología computacional es aplicable para evaluar la viabilidad de implementar tecnología de calor solar en regiones con condiciones ambientales favorables para el uso del recurso solar.

La metodología computacional se implementó para el caso de estudio del sector industrial mexicano que contempla la incorporación de una planta termosolar híbrida en un proceso industrial preexistente. Las fronteras óptimas de Pareto se obtuvieron para cuatro de las regiones climáticas mexicanas más comunes (clima seco, árido, templado y tropical) y los combustibles fósiles para calefacción más representativos en el sector industrial nacional (diésel, combustóleo, gas LP y gas natural). Según los resultados del caso de estudio, el análisis de sensibilidad indicó que para los problemas de viabilidad

ambiental y económica, el parámetro al que se debe prestar más atención es el tipo de combustible auxiliar seguido por el área de diseño del campo solar y el volumen de diseño del tanque de almacenamiento, respectivamente; comportamiento que fue homogéneo para todas las regiones climáticas consideradas. Esto coincide con el fenómeno físico reportado en la literatura, dando certeza de la capacidad del modelo sustituto para interpretar la interacción de las variables en el proceso industrial. Por otro lado, los resultados de la optimización de triple objetivo revelan que los sistemas CCP-SHIP diseñados para aumentar excesivamente la capacidad de mitigación de CO<sub>2</sub> pueden disminuir las recompensas económicas. Por lo tanto, para garantizar inversiones atractivas, uno debe estar dispuesto a sacrificar ciertos beneficios ambientales. También se descubrió que los costos operativos y de inversión más bajos no aseguran los mejores rendimientos económicos del sistema SHIP. Esto implica la presencia de escenarios en los que el tomador de decisiones tiene un margen para decidir la inversión de acuerdo con la rentabilidad. Además, la competitividad se reduce a medida que el combustible utilizado en el sistema auxiliar se vuelve más barato. Esto último se debe a que en el mercado mexicano, los combustibles más económicos presentan factores de emisión más bajos, por lo que tienen que invertir más capital para aumentar la capacidad de mitigación de la contaminación. Respecto a los resultados de la toma de decisiones, el escenario con calefacción auxiliar a base de diésel resultó ser el más factible para la inversión (presente en tres de los cuatro tipos de clima estudiados), mientras que el escenario de gas natural es inviable en todos los casos. Del mismo modo, los escenarios con mayor rentabilidad financiera se generan en el clima templado seguido del clima seco y clima árido; mientras que la inversión no es viable para la región tropical. Sin embargo, de acuerdo con el rendimiento energético de la planta termosolar, en todos los escenarios, estos equipos generan una cantidad sustancial de energía térmica limpia, contribuyendo hasta el 80 % de la demanda térmica anual de clima templado, en el clima seco 60 % de la demanda calorífica está cubierta, en el clima árido el 50 %, y en condiciones de clima tropical se satisface poco más del 40 % de las necesidades anuales de la industria.

Lo anterior implica que la integración y expansión en México de los sistemas CCP-SHIP está limitada principalmente por cuestiones de competitividad económica y no técnica. La causa principal son los bajos costos de los combustibles fósiles en el país, como se puede ver en el caso del gas natural, donde a pesar del hecho de que en

la región templada puede contribuir más del 75% de la demanda de calor industrial, el reducido precio de este combustible hace inviable la inversión. Basado en esto, si las políticas energéticas de México apuntan a reducir las emisiones de su sector industrial, es necesario establecer estrategias que compensen los bajos costos de los combustibles fósiles en el país sabiendo que la capacidad de contribución de energía del calor solar es considerable incluso en las regiones con poca radiación solar directa. Las acciones que se llevarían a cabo a corto plazo serían la evaluación de otras tecnologías de recolección solar, en el mediano plazo la implementación de bonos de energía limpia que recompensen la inversión en calor solar y a largo plazo una reducción moderada de los subsidios a los combustibles convencionales.

Así se puede determinar que el enfoque computacional presentado es una herramienta útil para el diseño óptimo de los sistemas de calor solar y su incorporación a la industria considerando los mejores beneficios ambientales sin comprometer la rentabilidad financiera. La metodología presentada es flexible y puede ser utilizada en las diferentes ramas del sector industrial para analizar y satisfacer las demandas de carga térmica requeridas. Además, el análisis de optimización presentado tiene la posibilidad de ampliarse para incorporar otros indicadores económicos y ambientales. El análisis bajo diferentes regiones climáticas y escenarios de combustible muestra que el enfoque de computación generado no se limita al mercado mexicano, sino que con los ajustes apropiados, el proceso puede extrapolarse a escenarios climáticos y condiciones económicas de otros países. Este enfoque demuestra ser una herramienta útil para tomar decisiones de inversión en términos de generación de calor de proceso. Finalmente, la investigación futura puede dirigirse a la comparación entre diversas tecnologías termosolares con el fin de identificar la opción más rentable para una ubicación determinada y evaluar los precios mínimos del combustible que garanticen retornos de inversión adecuados. Todo lo anterior resulta beneficioso para ampliar el alcance de los sistemas CCP-SHIP y su proliferación en mercado de calor industrial.

# REFERENCIAS

- Abido, M. (2003). A novel multiobjective evolutionary algorithm for environmental/economic power dispatch. *Electric Power Systems Research*, *65*(1), 71–81. doi: 10.1016/S0378-7796(02)00221-3
- AEE INTEC. (2019). *Solar Heat for Industrial Processes (SHIP) Plants Database*. Descargado 2019-08-28, de <http://ship-plants.info/>
- Ahmadi, M. H., Sayyaadi, H., Dehghani, S., y Hosseinzade, H. (2013). Designing a solar powered Stirling heat engine based on multiple criteria: Maximized thermal efficiency and power. *Energy Conversion and Management*, *75*, 282–291. doi: 10.1016/j.enconman.2013.06.025
- Allouhi, A., Agrouaz, Y., Benzakour Amine, M., Rehman, S., Buker, M. S., Kousksou, T., ... Benbassou, A. (2017). Design optimization of a multi-temperature solar thermal heating system for an industrial process. *Applied Energy*, *206*, 382–392. doi: 10.1016/j.apenergy.2017.08.196
- Ameri Sianaki, O., Masoum, M. A., y Potdar, V. (2018). A decision support algorithm for assessing the engagement of a demand response program in the industrial sector of the smart grid. *Computers & Industrial Engineering*, *115*, 123–137. doi: 10.1016/j.cie.2017.10.016
- Ascione, F., Bianco, N., De Stasio, C., Mauro, G. M., y Vanoli, G. P. (2017). Artificial neural networks to predict energy performance and retrofit scenarios for any member of a building category: A novel approach. *Energy*, *118*, 999–1017. doi: 10.1016/j.energy.2016.10.126
- Baghsheikhi, M., y Sayyaadi, H. (2016). Real-time exergoeconomic optimization of a steam power plant using a soft computing-fuzzy inference system. *Energy*, *114*, 868–884. doi: 10.1016/j.energy.2016.08.044
- Bassam, A., Conde-Gutierrez, R. A., Castillo, J., Laredo, G., y Hernandez, J. A. (2014). Direct neural network modeling for separation of linear and branched paraffins by



- adsorption process for gasoline octane number improvement. *Fuel*, 124, 158–167. doi: 10.1016/j.fuel.2014.01.080
- Bassam, A., del Castillo, A. Á., García-Valladares, O., y Santoyo, E. (2015). Determination of pressure drops in flowing geothermal wells by using artificial neural networks and wellbore simulation tools. *Applied Thermal Engineering*, 75, 1217–1228. doi: 10.1016/j.applthermaleng.2014.05.048
- Bellos, E., Korres, D., Tzivanidis, C., y Antonopoulos, K. (2016). Design, simulation and optimization of a compound parabolic collector. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 16, 53–63. doi: 10.1016/j.seta.2016.04.005
- Bellos, E., Mathioulakis, E., Tzivanidis, C., Belessiotis, V., y Antonopoulos, K. A. (2016). Experimental and numerical investigation of a linear Fresnel solar collector with flat plate receiver. *Energy Conversion and Management*, 130, 44–59. doi: 10.1016/j.enconman.2016.10.041
- Blair, N., Dobos, A. P., Freeman, J., Neises, T., Wagner, M., Ferguson, T., ... Janzou, S. (2014). *System Advisor Model, SAM 2014.1.14: General Description* (Inf. Téc.). doi: 10.2172/1126294
- Breen, M., Murphy, M., y Upton, J. (2019). Development of a dairy multi-objective optimization (DAIRYMOO) method for economic and environmental optimization of dairy farms. *Applied Energy*, 242, 1697–1711. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.03.059
- CANILEC. (2019). *Estadísticas del sector lácteo* (Inf. Téc.). Ciudad de México, México: Cámara Nacional de Industriales de la Leche. Descargado de <https://www.canilec.org.mx/estadisticaslacteos2019.pdf>
- Castro, D. M., y Parreiras, F. S. (2018). A review on multi-criteria decision-making for energy efficiency in automotive engineering. *Applied Computing and Informatics*. doi: 10.1016/j.aci.2018.04.004
- Cavallaro, F. (2013). *Assessment and Simulation Tools for Sustainable Energy Systems* (Vol. 129; F. Cavallaro, Ed.). London: Springer London. doi: 10.1007/978-1-4471-5143-2
- Chang, K.-C., Lin, W.-M., y Chung, K.-M. (2018). Solar water heaters as a pre-heating system for industrial processes. *Energy Efficiency*, 11(3), 755–760. doi: 10.1007/s12053-018-9611-2
- Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., y Veldhuizen, D. a. V. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. Boston, MA: Springer US. doi: 10.1007/978-0-387-36797-2

- CRE. (2017). Comisión Reguladora de Energía - Permisos de Electricidad. Descargado 2018-05-28, de <https://www.gob.mx/cre><https://www.gob.mx/cre/que-hacemos><http://organodegobierno.cre.gob.mx/permisose.aspx>
- Cui, Y., Geng, Z., Zhu, Q., y Han, Y. (2017). Review: Multi-objective optimization methods and application in energy saving. Energy, *125*, 681–704. doi: 10.1016/j.energy.2017.02.174
- Demuth, H., y Beale, M. (2014). Neural network toolbox for Matlab. The MathWorks Inc.
- Duffie, J. A., Beckman, W. A., y Worek, W. M. (2003). Solar engineering of thermal processes, 4nd ed. (Vol. 116). Descargado de <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=qkaWBrOuAEgC&pgis=1> doi: 10.1115/1.2930068
- Espinosa Guzmán, A., May Tzuc, O., Balam Pantí, I., Reyes Trujeque, J., Quintana, I. V., y Bassam, A. (2017). Artificial Neural Network Modeling of PM10 and PM2.5 in a Tropical Climate Region: San Francisco de Campeche, Mexico. Química Nova, *40*(9), 1025–1034. doi: 10.21577/0100-4042.20170115
- Farjana, S. H., Huda, N., Mahmud, M. P., y Saidur, R. (2018). Solar process heat in industrial systems - A global review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, *82*, 2270–2286. doi: 10.1016/j.rser.2017.08.065
- Frein, A., Calderoni, M., y Motta, M. (2014). Solar thermal plant integration into an industrial process. En Energy procedia. doi: 10.1016/j.egypro.2014.02.130
- Galindo-Luna, Y., Gómez-Arias, E., Romero, R., Venegas-Reyes, E., Montiel-González, M., Unland-Weiss, H., ... Díaz-Salgado, J. (2018). Hybrid Solar-Geothermal Energy Absorption Air-Conditioning System Operating with NaOH-H<sub>2</sub>O - Las Tres Vírgenes (Baja California Sur), La Reforma Case. Energies, *11*(5), 1268. doi: 10.3390/en11051268
- Gandomi, A. H., Alavi, A. H., y Ryan, C. (2015). Handbook of genetic programming applications. doi: 10.1007/978-3-319-20883-1
- Garson, G. (1991). Interpreting neural-network connection weights. Artificial Intelligent Expert, *6*(7), 47–51.
- Gaspar Cunha, A., Takahashi, R., Henggeler Antunes, C., y Pereira, F. J. B. (2012). Algoritmos genéticos. En Manual de computação evolutiva e metaheurística. doi: 10.14195/978-989-26-0583-8\_1

- Gestal, M., Rivero, D., Rabuñal, J. R., Dorado, J., y Pasos, A. (2010). Introducción a los algoritmos genéticos y a la programación genética. La Coruña, España: Universidad de la Coruña.
- Gevrey, M., Dimopoulos, I., y Lek, S. (2003). Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models. Ecological Modelling, 160(3), 249–264. doi: 10.1016/S0304-3800(02)00257-0
- Ghoddusi, H., Creamer, G. G., y Rafizadeh, N. (2019). Machine learning in energy economics and finance: A review. Energy Economics, 81, 709–727. doi: 10.1016/j.eneco.2019.05.006
- Hall, J. W., Boyce, S. a., Wang, Y., Dawson, R. J., Tarantola, S., y Saltelli, A. (2009). Sensitivity analysis for hydraulic models. Journal of Hydraulic Engineering, 135(11), 959–969. doi: 10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000098
- Haykin, S. (2008). Neural Networks and Learning Machines. New Jersey, USA: Pearson Prentice Hall. doi: 978-0131471399
- Holland, J. H. (1992). Adaptation in Natural and Artificial Systems. The MIT Press. Descargado de <https://direct.mit.edu/books/book/2574/adaptation-in-natural-and-artificial-systemsan> doi: 10.7551/mitpress/1090.001.0001
- Hwang, C., y Yoon, K. (1981). Multiple attribute decision making: Methods and applications, a state of the art survey. doi: 10.1007/978-3-642-48318-9
- IEA. (2016). Renowable 2015 global status report (Inf. Téc.). International Energy Agency.
- IEA-ETSAP, y IRENA. (2015). Solar heat for industrial processes -Technology Brief (Inf. Téc. n.º January). Descargado de [www.irena.org/Publications](http://www.irena.org/Publications)
- INECC. (2014). Factores de emision para los diferentes tipos de combustibles fosiles que se consumen en méxico. (Vol. 52; Inf. Téc.). Mexico City: Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático. Descargado de [https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/110131/CGCCDBC{}\\_2014{}\\_FE{}\\_tipos{}\\_combustibles{}\\_fosiles.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/110131/CGCCDBC{}_2014{}_FE{}_tipos{}_combustibles{}_fosiles.pdf)
- INECC. (2018). Inventario nacional de emisiones de gases y compuestos de efecto invernadero. Ciudad de México: Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático. Descargado 2018-11-28, de <https://www.gob.mx/inecc/acciones-y-programas/inventario-nacional-de-emisiones-de-gases-y-compuestos-de-efecto-invernadero>

- INEGI. (2019). Productividad laboral de la economía. Descargado 25-11-2019, de <https://www.inegi.org.mx/temas/productividadsec/{#}>
- Inventive Power. (2013). Power Trough 110 Datasheet. Guadalajara: Inventive Power. Descargado 2018-05-15, de [http://inventivepower.com.mx/?page\\_{\\_}id=5366{&}lang=es](http://inventivepower.com.mx/?page_{_}id=5366{&}lang=es)
- Inventive Power. (2019). PowerTrough 250 Datasheet. Guadalajara. Descargado 25-11-2019, de <https://inventivepower.com.mx/solucion-en-energia-solar/power-trough-250/>
- Iqbal, M., Azam, M., Naeem, M., Khwaja, A. S., y Anpalagan, A. (2014). Optimization classification, algorithms and tools for renewable energy: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, *39*, 640–654. doi: 10.1016/j.rser.2014.07.120
- IRENA. (2015). Renewable Energy Prospects: Mexico (Inf. Téc.). Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency. Descargado de [https://www.connaissancedesenergies.org/sites/default/files/pdf-pt-vue/irena\\_{\\_}remap\\_{\\_}mexico.pdf](https://www.connaissancedesenergies.org/sites/default/files/pdf-pt-vue/irena_{_}remap_{_}mexico.pdf)
- Jamshidi, M., Ghaedi, M., Dashtian, K., Ghaedi, A., Hajati, S., Goudarzi, A., y Alipanahpour, E. (2016). Highly efficient simultaneous ultrasonic assisted adsorption of brilliant green and eosin B onto ZnS nanoparticles loaded activated carbon: Artificial neural network modeling and central composite design optimization. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, *153*, 257–267. doi: 10.1016/j.saa.2015.08.024
- Jaramillo, O. A., Aguilar, J. O., Castrejón-García, R., Venegas-Reyes, E., y Sosa-Montemayor, F. (2013). Parabolic trough concentrators for hot water generation: Comparison of the levelized cost of production. Journal of Renewable and Sustainable Energy, *5*(2), 023114. doi: 10.1063/1.4795402
- Jaramillo, O. A., Venegas-Reyes, E., Aguilar, J. O., Castrejón-García, R., y Sosa-Montemayor, F. (2013). Parabolic trough concentrators for low enthalpy processes. Renewable Energy, *60*, 529–539. doi: 10.1016/j.renene.2013.04.019
- Jebasingh, V., y Herbert, G. J. (2016). A review of solar parabolic trough collector. Renewable and Sustainable Energy Reviews, *54*, 1085–1091. doi: 10.1016/j.rser.2015.10.043
- Kalogirou, S. (2001). Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, *5*(4), 373–401. doi: 10.1016/S1364-0321(01)00006-5

- Kalogirou, S. A. (2002). Parabolic trough collectors for industrial process heat in Cyprus. Energy, *27*(9), 813–830. doi: 10.1016/S0360-5442(02)00018-X
- Kalogirou, S. A. (2004). Solar thermal collectors and applications. Progress in Energy and Combustion Science, *30*(3), 231–295. doi: 10.1016/j.pecs.2004.02.001
- Kalogirou, S. A. (2009). Solar Energy Engineering. Academic Press. Descargado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123745019000030> doi: 10.1016/B978-0-12-374501-9.00003-0
- Kar, S. K., Sharma, A., y Roy, B. (2016). Solar energy market developments in India. Renewable and Sustainable Energy Reviews, *62*, 121–133. doi: 10.1016/j.rser.2016.04.043
- Köksalan, M., Wallenius, J., y Zionts, S. (2011). Multiple criteria decision making: From early history to the 21st century. World Scientific. doi: 10.1142/8042
- Kumar, L., Hasanuzzaman, M., y Rahim, N. (2019, sep). Global advancement of solar thermal energy technologies for industrial process heat and its future prospects: A review. Energy Conversion and Management, *195*, 885–908. doi: 10.1016/j.enconman.2019.05.081
- Lewis, M. J., y Heppell, N. J. (2001). Continuous thermal processing of foods - pasteurization and uht sterilization. Maryland, USA: Aspen Publishers, Inc.
- Li, Q., Tehrani, S. S. M., y Taylor, R. A. (2017). Techno-economic analysis of a concentrating solar collector with built-in shell and tube latent heat thermal energy storage. Energy, *121*, 220–237. doi: 10.1016/j.energy.2017.01.023
- Lillo, I., Pérez, E., Moreno, S., y Silva, M. (2017). Process heat generation potential from solar concentration technologies in Latin America: The case of Argentina. Energies. doi: 10.3390/en10030383
- Luger, C., y Rieberer, R. (2018). Multi-objective design optimization of a rail HVAC CO2 cycle. International Journal of Refrigeration, *92*, 133–142. doi: 10.1016/j.ijrefrig.2018.05.033
- May Tzuc, O., Bassam, A., y Flota-Bañuelos, M. (2016). Inteligencia artificial aplicada en sistemas de concentración solar: Modelado de la eficiencia térmica de concentradores solares parabólicos mediante redes neuronales artificiales. Editorial Académica Española.

- May Tzuc, O., Bassam, A., Mendez-Monroy, P. E., y Dominguez, I. S. (2018). Estimation of the operating temperature of photovoltaic modules using artificial intelligence techniques and global sensitivity analysis: A comparative approach. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 10(3), 033503. doi: 10.1063/1.5017520
- May Tzuc, O., Bassam, A., Ricalde, L. J., y Cruz May, E. (2019). Sensitivity Analysis With Artificial Neural Networks for Operation of Photovoltaic Systems. En A. Alma, N. Aranda-Daniel, y C. López-Franco (Eds.), Artificial neural networks for engineering applications (pp. 127–138). Missouri, USA: Elsevier.
- May Tzuc, O., Hernández-Pérez, I., Macias-Melo, E., Bassam, A., Xamán, J., y Cruz, B. (2019). Multi-gene genetic programming for predicting the heat gain of flat naturally ventilated roof using data from outdoor environmental monitoring. Measurement, 138, 106–117. doi: 10.1016/j.measurement.2019.02.032
- McMillan, C., Boardman, R., McKellar, M., Sabharwall, P., Ruth, M., y Bragg-sitton, S. (2016). Generation and use of thermal energy in the U.S. industrial sector and opportunities to reduce its carbon emissions (Inf. Téc.). National Renewable Energy Laboratory. Descargado de <https://www.nrel.gov/docs/fy17osti/66763.pdf> doi: NREL/TP-6A50-66763
- Mekhilef, S., Saidur, R., y Safari, A. (2011). A review on solar energy use in industries. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 15(4), 1777–1790. doi: 10.1016/j.rser.2010.12.018
- Montano, J. J., y Palmer, A. (2003). Numeric sensitivity analysis applied to feedforward neural networks. Neural Computing & Applications, 12(2), 119–125. doi: 10.1007/s00521-003-0377-9
- Olden, J. D., y Jackson, D. A. (2002). Illuminating the black box: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. Ecological Modelling, 154(1-2), 135–150. doi: 10.1016/S0304-3800(02)00064-9
- Ortega, H. (2018). Energía solar para procesos industriales en México: Estudio base de mercado (Inf. Téc.). Ciudad de México: CONUEE, ANES, GIZ. Descargado de [https://www.conuee.gob.mx/transparencia/EnergiaSolarTermica\\_{\\_}EstudioDeMercado.pdf](https://www.conuee.gob.mx/transparencia/EnergiaSolarTermica_{_}EstudioDeMercado.pdf)
- Penadés-Plà, V., García-Segura, T., Martí, J., y Yepes, V. (2016). A Review of Multi-Criteria Decision-Making Methods Applied to the Sustainable Bridge Design. Sustainability, 8(12), 1295. doi: 10.3390/su8121295
- Pérez-Denicia, E., Fernández-Luqueño, F., Vilariño-Ayala, D., Manuel Montaña-Zetina, L., y Alfonso Maldonado-López, L. (2017). Renewable energy sources for electricity

- generation in Mexico: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78, 597–613. doi: 10.1016/J.RSER.2017.05.009
- Petrowski, A., y Ben Hamida, S. (2017). *Evolutionary algorithms*. London, UK: John Wiley & Sons Inc.
- Ponce Cruz, P. (2010). *Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería*. Ciudad de México: Alfaomega.
- Rabl, A. (1985). *Active Solar Collectors and Their Applications*. Oxford University Press. Descargado de [#](http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Active+Solar+Collectors+and+Their+Applications)0
- Ramos, C., Ramirez, R., y Beltran, J. (2013). Potential assessment in Mexico for solar process heat applications in food and textile industries. *Energy Procedia*, 49, 1879–1884. doi: 10.1016/j.egypro.2014.03.199
- REN21. (2018). *Renewables 2018 Global Status Report* (Inf. Téc.). doi: 978-3-9818911-3-3
- Romero, J. J., Dafonte, C., Gómez, Á., y Penousal, F. J. (2007). *Inteligencia Artificial y Computación Avanzada*. Descargado de [#](http://fmachado.dei.uc.pt/wp-content/papercite-data/pdf/ms07.pdf)page=9
- SADER. (2018). *Panorama de la leche en México* (Inf. Téc.). Ciudad de México, México: Secretaría de agricultura y desarrollo rural. Descargado de <http://infosiap.siap.gob.mx/opt/boletlech/PanoramadeLecheoctubre-diciembre2018.pdf>
- Saltelli, A., Annoni, P., Azzini, I., Campolongo, F., Ratto, M., y Tarantola, S. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181(2), 259–270. doi: 10.1016/j.cpc.2009.09.018
- Sarkar, D., Bali, R., y Sharma, T. (2018). *Practical Machine Learning with Python*. Berkeley, CA: Apress. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4842-3207-1> doi: 10.1007/978-1-4842-3207-1
- Sayyaadi, H. (2009). Multi-objective approach in thermoenviromonic optimization of a benchmark cogeneration system. *Applied Energy*, 86(6), 867–879. doi: 10.1016/j.apenergy.2008.08.017
- Sayyaadi, H., y Baghsheikhi, M. (2018). Developing a novel methodology based on the adaptive neuro-fuzzy interference system for the exergoeconomic optimization of energy systems. *Energy*, 164, 218–235. doi: 10.1016/j.energy.2018.08.202

- Sayyaadi, H., y Baghsheikhi, M. (2019). Retrofit of a steam power plant using the adaptive neuro-fuzzy inference system in response to the load variation. Energy, 175, 1164–1173. doi: 10.1016/j.energy.2019.03.175
- Schnitzer, H., Brunner, C., y Gwehenberger, G. (2007). Minimizing greenhouse gas emissions through the application of solar thermal energy in industrial processes. Journal of Cleaner Production, 15(13-14), 1271–1286. doi: 10.1016/j.jclepro.2006.07.023
- Schröders, S., y Allelein, H.-J. (2018). Energy economic evaluation of process heat supply by solar tower and high temperature reactor based on the ammonia production process. Applied Energy, 212, 622–639. doi: 10.1016/j.apenergy.2017.12.063
- SE. (2013). Análisis del sector lácteo mexicano (Inf. Téc.). Ciudad de México, México: Secretaría de Economía. Descargado de [https://www.economia.gob.mx/files/comunidad\\_negocios/industria\\_comercio/informacionSectorial/analisis\\_sector\\_lacteo.pdf](https://www.economia.gob.mx/files/comunidad_negocios/industria_comercio/informacionSectorial/analisis_sector_lacteo.pdf)
- SENER. (2018a). Balance Nacional de Energía 2017 (Inf. Téc.). Ciudad de México: Secretaría de Energía. Descargado de [https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/414843/Balance\\_Nacional\\_de\\_Energia\\_2017.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/414843/Balance_Nacional_de_Energia_2017.pdf)
- SENER. (2018b). Prospectiva de Gas L.P. 2018-2032. Ciudad de México: Secretaría de Energía. Descargado de [http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PGLP\\_18\\_32\\_F.pdf](http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PGLP_18_32_F.pdf)
- SENER. (2018c). Prospectiva de gas natural 2018-2032 (Inf. Téc.). Ciudad de México: Secretaría de Energía. Descargado de [http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PGN\\_18\\_32\\_F.pdf](http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PGN_18_32_F.pdf)
- SENER. (2018d). Prospectiva de petróleo crudo y petrolíferos 2018-2032 (Inf. Téc.). Ciudad de México: Secretaría de Energía. Descargado de [http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PPP\\_2018\\_2032\\_F.pdf](http://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PPP_2018_2032_F.pdf)
- Sharifzadeh, M., Sikinioti-Lock, A., y Shah, N. (2019). Machine-learning methods for integrated renewable power generation: A comparative study of artificial neural networks, support vector regression, and Gaussian Process Regression. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 108, 513–538. doi: 10.1016/j.rser.2019.03.040
- Sharma, A. K., Sharma, C., Mullick, S. C., y Kandpal, T. C. (2016). Carbon mitigation potential of solar industrial process heating: paper industry in India. Journal of Cleaner Production, 112, 1683–1691. doi: 10.1016/j.jclepro.2015.04.093



- Sharma, A. K., Sharma, C., Mullick, S. C., y Kandpal, T. C. (2017a). GHG mitigation potential of solar industrial process heating in producing cotton based textiles in India. Journal of Cleaner Production, 145, 74–84. doi: 10.1016/j.jclepro.2016.12.161
- Sharma, A. K., Sharma, C., Mullick, S. C., y Kandpal, T. C. (2017b). Potential of solar industrial process heating in dairy industry in India and consequent carbon mitigation. Journal of Cleaner Production, 140, 714–724. doi: 10.1016/j.jclepro.2016.07.157
- Sharma, A. K., Sharma, C., Mullick, S. C., y Kandpal, T. C. (2017c). Solar industrial process heating: A review (Vol. 78). doi: 10.1016/j.rser.2017.04.079
- Sharma, A. K., Sharma, C., Mullick, S. C., y Kandpal, T. C. (2018). Financial viability of solar industrial process heating and cost of carbon mitigation: A case of dairy industry in India. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 27, 1–8. doi: 10.1016/j.seta.2018.03.007
- Short, W., Packey, D. J., y Holt, T. (1995). A manual for the economic evaluation of energy efficiency and renewable energy technologies (Inf. Téc. n.º March). doi: NREL/TP-462-5173
- Solar Payback. (2018). Calor solar para la Industria: México (Inf. Téc.). Mexico City: Solar Payback. Descargado de <https://mexiko.ahk.de/fileadmin/AHK{ }Mexiko/Dokumente/Solar-Payback{ }Calor-Solar-para-la-Industria{ }Mexico.pdf>
- SolarPayback. (2017). Calor solar para la industria (Inf. Téc.). SolarPayback. Descargado de <https://www.solar-payback.com/wp-content/uploads/2017/04/Calor-Solar-Para-La-Industria{ }Solar-Payback{ }April-2017.pdf>
- Starke, A. R., Cardemil, J. M., Escobar, R., y Colle, S. (2018). Multi-objective optimization of hybrid CSP+PV system using genetic algorithm. Energy, 147, 490–503. doi: 10.1016/j.energy.2017.12.116
- Strantzali, E., y Aravossis, K. (2016). Decision making in renewable energy investments: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 55, 885–898. doi: 10.1016/j.rser.2015.11.021
- Tariq, R., Sohani, A., Xamán, J., Sayyaadi, H., Bassam, A., y May Tzuc, O. (2019). Multi-objective optimization for the best possible thermal, electrical and overall energy performance of a novel perforated-type regenerative evaporative humidifier. Energy Conversion and Management, 198, 111802. doi: 10.1016/j.enconman.2019.111802
- The Mathworks Inc. (2014). Global Optimization Toolbox User's Guide R2014b.

- Torres-Rivas, A., Palumbo, M., Haddad, A., Cabeza, L. F., Jiménez, L., y Boer, D. (2018). Multi-objective optimisation of bio-based thermal insulation materials in building envelopes considering condensation risk. *Applied Energy*, *224*, 602–614. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.079
- Tzeng, G. H., y Huang, J. J. (2011). *Multiple attribute decision making: Methods and applications*.
- Tzivanidis, C., Bellos, E., Korres, D., Antonopoulos, K., y Mitsopoulos, G. (2015). Thermal and optical efficiency investigation of a parabolic trough collector. *Case Studies in Thermal Engineering*, *6*, 226–237. doi: 10.1016/j.csite.2015.10.005
- Vasilakos, C., Kalabokidis, K., Hatzopoulos, J., y Matsinos, I. (2009). Identifying wild-land fire ignition factors through sensitivity analysis of a neural network. *Natural Hazards*, *50*(1), 125–143. doi: 10.1007/s11069-008-9326-3
- Venegas-Reyes, E., Ortega-Avila, N., Rodríguez-Muñoz, N. A., Nájera-Trejo, M., Martín-Domínguez, I. R., y Ibarra-Bahena, J. (2019). Parametric methodology to optimize the sizing of solar collector fields in series-parallel arrays. *Processes*. doi: 10.3390/pr7050294
- Viñuela, P. I., y León, I. M. G. (2004). *Redes de neuronas artificiales: un enfoque práctico*. Pearson Educación. Descargado de <https://books.google.com.mx/books?id=izJ6NQAACAAJ>
- Wang, W., Jones, P., y Partridge, D. (2000). Assessing the Impact of Input Features in a Feedforward Neural Network. *Neural Computing & Applications*, *9*(2), 101–112. doi: 10.1007/PL00009895
- Weiss, W., y Spörk-Dür, M. (2019). *Solar heat worldwide: Global market development and trends in 2018* (Inf. Téc.). Graz, Austria: Solar Heating & Colling Programme - International Energy Agency. Descargado de <http://www.iea-shc.org/solar-heat-worldwide>
- Yadav, V., Karmakar, S., Kalbar, P. P., y Dikshit, A. (2019). PyTOPS: A Python based tool for TOPSIS. *SoftwareX*, *9*, 217–222. doi: 10.1016/j.softx.2019.02.004
- Yi, Z., Luo, X., Yang, Z., Wang, C., Chen, J., Chen, Y., y Ponce-Ortega, J. M. (2018). Thermo-economic-environmental optimization of a liquid separation condensation-based organic Rankine cycle driven by waste heat. *Journal of Cleaner Production*, *184*, 198–210. doi: 10.1016/j.jclepro.2018.01.095
- Zou, B., Dong, J., Yao, Y., y Jiang, Y. (2016). An experimental investigation on a small-sized parabolic trough solar collector for water heating in cold areas. *Applied Energy*, *163*, 396–407. doi: 10.1016/j.apenergy.2015.10.186

# **ANEXO 1**

Participación en el Segundo Congreso Regional de Aprovechamiento de Energías (CRAE), celebrado en la ciudad de Mérida, Yucatán del 30-31 de Octubre del 2018, con el trabajo titulado: "Modelado mediante redes neuronales artificiales para estimación de la viabilidad de inversión de plantas termosolares en la industria".



CONSEJO ESTUDIANTIL  
Facultad de Ingeniería 2017-2019



## MODELADO MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA ESTIMACIÓN DE LA VIABILIDAD DE INVERSIÓN DE PLANTAS SOLARES EN LA INDUSTRIA

O. May Tzuc<sup>1\*</sup>, A. Bassam<sup>1</sup>, L. J. Ricalde<sup>1</sup>, M. Flota-Bañuelos<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Yucatán, Av. Industrias no Contaminantes por Periférico Norte, Apdo. Postal 150 Cordemex, Mérida, Yucatán, México

[\\*maytzuc@alumnos.uady.mx](mailto:*maytzuc@alumnos.uady.mx)

### RESUMEN

En México, el sector industrial es el segundo mayor consumidor de energía con el 28% del consumo nacional [1]. Diversos procesos en la industria requieren energía en forma de calor, entre 80°C y 250°C, para llevar a cabo actividades como la esterilización, pasteurización, secado, hidrólisis, destilación, evaporación, precalentamiento, cocción, entre otros [2]. Estos requisitos de energía pueden ser facilitados por el uso de tecnología basada en energía solar térmica, específicamente plantas termosolares que mitigan el uso de combustibles fósiles para satisfacer la demanda de energía, reduciendo la emisión de contaminantes atmosféricos. No obstante, inconvenientes como los altos costos iniciales de inversión, los largos períodos de retorno de la inversión y la baja competitividad con respecto a los precios de los combustibles fósiles, obstaculizan el crecimiento de esta tecnología en el mercado energético mexicano. Diversos estudios han abordado el problema de la viabilidad de la inversión de sistemas termosolares en la industria con el propósito de minimizar los costos iniciales y de la operación, a la par de maximizar las ganancias y el tiempo de retorno de inversión para la empresa [3–5]. En este contexto, técnicas de inteligencia artificial como las Redes Neuronales Artificiales (ARN) se vislumbran como una alternativa factible para el modelo de optimización de fenómenos basados en energías renovables debido a sus características de operación [6].

El presente trabajo describe el desarrollo de un modelo computacional basado en la RNA para estimar la viabilidad de la inversión industrial de los proyectos termosolares en México. Tomando como caso de estudio las condiciones climáticas de la ciudad de Guadalajara, una planta solar con un sistema auxiliar de calentamiento de gas de petróleo licuado, diseñado para el proceso de pasteurización fue analizada. El valor presente neto (VPN) se utilizó como indicador de la viabilidad de la inversión. El modelo fue entrenado considerando diferentes escenarios de diseño de plantas como las variables independientes. De acuerdo con

## **ANEXO 2**

Participación en el congreso internacional *IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence* (LA-CCI 2018), celebrado en la ciudad de Guadalajara, Jalisco, México del 7-9 de Noviembre del 2018, con el trabajo titulado: "Artificial neural network model to estimate investment viability of solar plants for the industry of Jalisco, Mexico."

# Artificial neural network model to estimate investment viability of solar plants for the industry of Jalisco, Mexico.

1<sup>st</sup> O. May Tzuc  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Merida, Mexico  
maytzuc@alumnos.uady.mx

2<sup>nd</sup> A. Bassam  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Merida, Mexico  
baali@correo.uady.mx

3<sup>rd</sup> L. J. Ricalde  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Merida, Mexico  
lricalde@correo.uady.mx

4<sup>th</sup> M. Flota-Bañuelos  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Merida, Mexico  
manuel.flota@correo.uady.mx

**Abstract**—The present paper describes the development of a computational model based on artificial neural network (ANN) to estimate the industrial investment viability of solar thermal projects for Jalisco, Mexico. A solar plant, with an auxiliary liquefied petroleum gas heating system, designed for pasteurization process was considered as study case. Net present Value (NPV) was used as the indicator of investment viability. The model was trained considering different plant design scenarios as the independent variables. According to the results, the best ANN architecture was obtained using Levenberg-Marquardt optimization algorithm, the logarithmic sigmoid transfer-function and the linear transfer-function for the hidden and output layer; with 22 neurons at the hidden layer. The developed model presented an estimation capacity of over 99%, indicating that it is an adequate auxiliary tool for making investment decisions. The model described represents an alternative designed to facilitate decision making for the implementation of solar thermal technology in the industrial sector of Jalisco, which can be extrapolated to other climatic regions.

**Index Terms**—solar energy, artificial intelligence, net present value

## I. INTRODUCTION

In Mexico, the industrial sector is the second greatest energy consumer with 28% of national consumption [1]. Various processes in the textile and food industries require energy in the form of heat, between 80 C and 250 C, to carry out activities such as sterilization, pasteurization, drying, hydrolysis, distillation, evaporation, preheating, cooking, among others [2]. These energy requirements can be easily provided by solar energy technology, specifically solar thermal plants whose mitigates the use of fossil fuels to meet the energy demand, reducing the emission of atmospheric pollutants.

Different regions of the country have favorable conditions for the use of solar energy in industrial processes. Among them, Jalisco is one of the most interesting due to its prominent industrial development, semi-warm climate, and high rates of

annual radiation equivalent to 6.7 kWh/m<sup>2</sup>, which cover between 6 to 8 hours peak sunlight per day, with maximum levels presented in the months of March and April [3]. However, inconveniences as high initial investment costs, long periods of return on investment, and low competitiveness respect to fossil fuel prices hinder the growth of this technology in the Mexican energy market.

Several studies have addressed the problem from various perspectives using different indicators of viability such as the levelized cost of energy produced, the reduction of pollutants, the cost of energy saved, and the time of return of investment, to mention a few [4]-[7]. This paper presents the use of the net present value (NPV) as a reliable indicator to determine the investment in solar plant projects, since it considers the life time of the plant, consumables price, initial cost and inflationary phenomena.

Due to the solar plants are influenced to environmental variations, artificial neural networks (ANN) was used to evaluate various scenarios of economic return, varying the design conditions of the plant, such as: design solar radiation, design ambient temperature, and volume of water storage tank. ANN is a modeling tool inspired in biological nervous system. ANNs do not require mathematical models or pre-assumptions for its implementation [8]. They are a suitable technique for the solution of complex problems like the one presented in this work. For these reasons, this paper presents the development of a computational model assisted by ANN to estimate the NPV of a solar plant based on its design conditions for the conditions of Jalisco, Mexico.

## II. ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

ANN are structures integrated by interconnected unity (neurons) designed for the solution of complex problems due to their ability to learn the behavior of a phenomenon through

## **ANEXO 3**

Participación en el XVI Seminario de Investigación de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Yucatán celebrado en la ciudad de Mérida, Yucatán del 24-25 de Octubre del 2019, con el trabajo titulado: "Optimización-multiobjetivo basado en herramientas de inteligencia artificial para la incorporación de concentradores cilíndrico parabólicos en el sector lácteo mexicano"

## Optimización-multiobjetivo basado en herramientas de inteligencia artificial para la incorporación de concentradores cilíndrico parabólicos en el sector lácteo mexicano.

Oscar May Tzuc<sup>1\*</sup>, Ali Bassam<sup>1\*</sup>, Liliana San Pedro Cedillo<sup>1</sup>, Lifter Omar Ricalde Cab<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> Universidad Autónoma de Yucatán, Mérida, Yucatán, México.  
[oscar.may@correo.uady.mx](mailto:oscar.may@correo.uady.mx); [maytzuc@alumnos.uady.mx](mailto:maytzuc@alumnos.uady.mx)

### RESUMEN

#### Objetivo

Optimizar simultáneamente el valor presente neto (NPV), costos de ciclo de vida (TLCC) y contribución ambiental (ACM) en sistemas de calor proceso industrial (SCPI) aplicados al sector lácteo mexicano. El trabajo propone una alternativa para determinar la factibilidad de implementación de energía solar térmica en la industria mexicana, la cual es evaluada en diversas condiciones climáticas del país (clima seco, clima árido, clima templado y clima tropical) y los escenarios de combustibles más comunes utilizados en la industria nacional (diésel, combustóleo y gas LP).

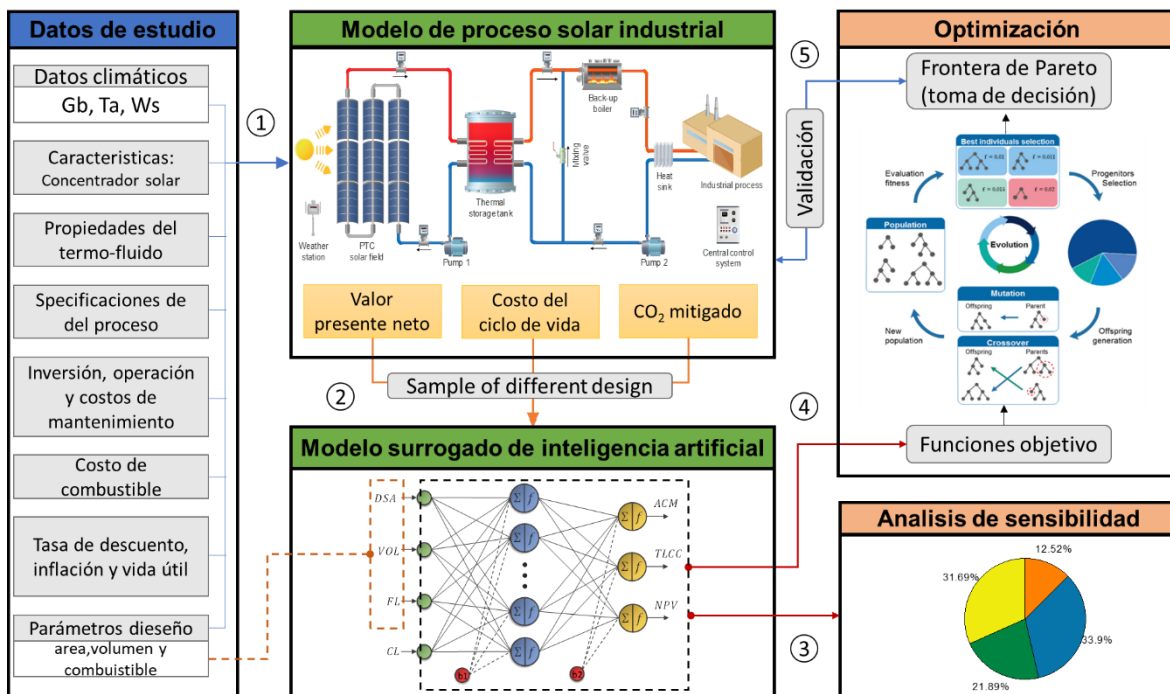
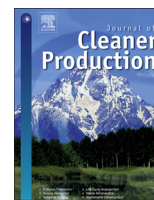


Figura 1. Metodología computacional simplificada para la optimización multi-objetivo de las dimensiones del sistema de calor solar industrial.



## **ANEXO 4**

Publicación de artículo de investigación titulado "Environmental-economic optimization for implementation of parabolic collectors in the industrial process heat generation: Case study of Mexico" en la revista Journal of Cleaner Production (Q1-JCR).



# Environmental-economic optimization for implementation of parabolic collectors in the industrial process heat generation: Case study of Mexico



O. May Tzuc<sup>a, \*\*</sup>, A. Bassam<sup>b, \*</sup>, Luis J. Ricalde<sup>b</sup>, O.A. Jaramillo<sup>c</sup>, Manuel Flota-Bañuelos<sup>b</sup>, M.A. Escalante Soberanis<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Estudiante de Posgrado, Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Yucatán, Av. Industrias no contaminantes, Mérida, Yucatán, Mexico

<sup>b</sup> Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Yucatán, Av. Industrias no contaminantes, Mérida, Yucatán, Mexico

<sup>c</sup> Universidad Nacional Autónoma de México, Priv. Xochicalco s/n, Col. Centro, Temixco, Morelos, CP, 62580, Mexico

## ARTICLE INFO

### Article history:

Received 15 June 2019

Received in revised form

19 September 2019

Accepted 20 September 2019

Available online 23 September 2019

Handling Editor: Giorgio Besagni

### Keywords:

Multi-objective optimization

Industrial process

Solar thermal

Surrogate models

Clean heat production

Decision-making method

## ABSTRACT

This paper proposes an economic and environmental analysis for the design of solar heat systems and their incorporation in the industrial sector. A novel computational methodology is implemented to help the sustainable integration of parabolic trough collectors photothermal technology into the low and medium enthalpy industrial activities. A multivariate artificial neural network that involves environmental, operational, and economic aspects was used to transfer the phenomenon under study into a simple and fast computing multi-output mathematical model. The optimal trade-off between environmental benefits and investment viability of the hybrid solar plant's design is obtained by a multi-objective optimization process. The objective functions consider the maximization in CO<sub>2</sub> mitigation and net present value, and the minimization of the total life-cycle cost. The final optimal result is selected by using the TOPSIS decision-making method. Besides, a sensitivity analysis is conducted to report the system performance with respect to back-up boiler fuel type, climate region, the volume of the storage tank, and solar field area. The work contemplates the case study of a solar thermal plant based on parabolic collectors integrated into a pre-existing industrial process in Mexico. The study considered four of the most common climatic regions and the most representative heating fossil fuels in the national industrial sector. Based on the results, the best profitability and CO<sub>2</sub> mitigation are achieved in warm climate regions. Moreover, diesel was identified as the most profitable back-up fuel scenario and natural gas as the least viable. Analysis of the energy contribution describes that implementation of parabolic trough collectors in the presented industrial process covers just over 40%–80% of the energy required, depending on the climate region. The presented methodology constitutes a rapid and low-cost computational tool which facilitates decision making for the implementation of solar heat industrial process systems. Moreover, it can be applied to other industrial processes with several photothermal technologies for clean heat generation.

© 2019 Published by Elsevier Ltd.

## 1. Introduction

The industrial sector represents the second greatest energy consumer in Mexico, with 34% of the total national demand (SENER, 2018a). Of this amount, two-thirds are required in the form

of heat, with temperature ranges between 50 °C and 200 °C, for the development of industrial processes such as drying, cooking, cleaning, blanching, heating, dehydration, pasteurization, and among others. In the Mexican scenario, more than 95% of the heat produced for industrial applications is met with conventional fossil fuel-based heating systems, implying a degradation of the local environment and consequently leaving its footprints over the entire country. According to the National Inventory of Gases Emissions and Greenhouse Effect Compounds, fossil fuel emissions produced by industrial activities are equivalent to 17% of the total

\* Corresponding author.

\*\* Corresponding author.

E-mail addresses: [maytzuc@correo.uady.mx](mailto:maytzuc@correo.uady.mx), [maytzuc@gmail.com](mailto:maytzuc@gmail.com) (O. May Tzuc), [baali@correo.uady.mx](mailto:baali@correo.uady.mx) (A. Bassam).