



UNIVERSIDAD MICHOACANA DE SAN
NICOLÁS DE HIDALGO



FACULTAD DE INGENIERÍA QUÍMICA

**OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO DE UN CICLO DE GENERACIÓN
DE POTENCIA A PARTIR DE DISTINTOS COMBUSTIBLES
MEDIANTE UNA TÉCNICA METAHEURÍSTICA**

T E S I S

PRESENTA

P. I.Q. CARLOS ANTONIO PADILLA ESQUIVEL

PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERO QUÍMICO

BAJO LA DIRECCIÓN DE:

DR. JOSÉ MARÍA PONCE ORTEGA

CO-ASESOR:

DR. LUIS GERMÁN HERNÁNDEZ PÉREZ

Morelia, Michoacán

Octubre 2022

ÍNDICE

ÍNDICE DE FIGURAS	IV
ÍNDICE DE TABLAS.....	V
ABSTRACT	VI
RESUMEN	VII
1. INTRODUCCIÓN.....	8
1.1 ANTECEDENTES	12
1.2 OBJETIVOS	14
1.2.1 OBJETIVO GENERAL.....	14
1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
1.3 JUSTIFICACIÓN.....	15
1.4 HIPÓTESIS	16
1.5 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	17
2. MARCO TEÓRICO	18
2.1 ALGORITMOS GENÉTICOS	18
2.2 OPTIMIZACIÓN	21
2.3 CICLO RANKINE	24
3. METODOLOGÍA.....	27
3.1 ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN.....	27
3.1.1 I-MODE.....	27
3.2 SIMULACIÓN DE PROCESOS	29
3.3 SOFTWARE DE SIMULACIÓN.....	30
3.3.1 SOFTWARE SIMULADOR ASPEN PLUS®.....	31
3.4 ENLACE ENTRE PROGRAMAS	32
3.5 DECLARACIÓN DEL PROBLEMA.....	33
3.5.1 FORMULACIÓN DEL MODELO	34
3.5.2 SIMULACIÓN DEL MODELO UTILIZADO EN EL SOFTWARE ASPEN PLUS®	35
3.5.3 FORMULACIÓN MATEMÁTICA	36
3.5.4 DEFINICIÓN DE LAS FUNCIONES OBJETIVO	38
3.5.5 FUNCIÓN OBJETIVO ECONÓMICA	38
3.5.6 FUNCIÓN OBJETIVO AMBIENTAL	39
3.6 MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO	40

3.7	VINCULACIÓN ENTRE EL SIMULADOR DE PROCESOS Y EL ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN.....	42
3.7.1	SUBROUTINA PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL.....	42
3.7.2	ARCHIVOS PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL	42
3.7.3	NOMBRE DE LLAMADO DE LAS VARIABLES DE ASPEN PLUS®	44
3.7.4	LLAMADO DE LAS VARIABLES DE ASPEN PLUS® A MICROSOFT™ EXCEL	44
4.	RESULTADOS	46
	CONCLUSIONES.....	56
	NOMENCLATURA	57
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	60

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.	<i>PORCENTAJES DEL CONSUMO TOTAL DE ENERGÍA A NIVEL MUNDIAL POR TIPO DE COMBUSTIBLE.</i>	9
FIGURA 2.	<i>USO DE ENERGÍA COMERCIALIZADA A NIVEL MUNDIAL POR TIPO DE COMBUSTIBLE, 1990-2035 (CUATRILLONES DE BTU).</i>	11
FIGURA 3.	<i>ESTRUCTURA GENERAL DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.</i>	20
FIGURA 4.	<i>DIAGRAMA DE FLUJO DE LA SECUENCIA DE ALGORITMOS GENÉTICOS SIMPLES.</i>	22
FIGURA 5.	<i>ENFOQUES DE OPTIMIZACIÓN GLOBAL.</i>	23
FIGURA 6.	<i>ILUSTRACIÓN DE CONCEPTOS DE OPTIMALIDAD DE PARETO</i>	25
FIGURA 7.	<i>PLANTA DE GENERACIÓN ELÉCTRICA BASADA EN EL CICLO RANKINE REGENERATIVO.</i>	26
FIGURA 8.	<i>DIAGRAMA DE FLUJO DEL ALGORITMO I-MODE.</i>	29
FIGURA 9.	<i>INTERFAZ ENTRE UN SIMULADOR DE PROCESOS Y MICROSOFT™ EXCEL.</i>	33
FIGURA 10.	<i>PLANTA DE GENERACIÓN ELÉCTRICA BASADA EN EL CICLO DE RANKINE REGENERATIVO.</i>	34
FIGURA 11.	<i>DIAGRAMA DE FLUJO DE PROCESO EN EL SOFTWARE ASPEN PLUS® PARA LA PLANTA DE GENERACIÓN DE POTENCIA ELÉCTRICA DE VAPOR SIMPLE BASADA EN UN CICLO RANKINE REGENERATIVO.</i>	35
FIGURA 12.	<i>INTERFAZ PRINCIPAL DE USUARIO DEL PROGRAMA I-MODE EN MICROSOFT™ EXCEL.</i>	41
FIGURA 13.	<i>INTERFAZ ENTRE EL SIMULADOR DE PROCESOS ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL.</i>	42
FIGURA 14.	<i>PSEUDOCÓDIGO PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL.</i>	43
FIGURA 15.	<i>ARCHIVOS NECESARIOS PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL.</i>	44
FIGURA 16.	<i>HOJA DE MICROSOFT™ EXCEL DONDE SE ENVIARÁN LOS VALORES DE LAS VARIABLES DE DECISIÓN AL SIMULADOR DE PROCESOS.</i>	45
FIGURA 17.	<i>HOJA DE MICROSOFT™ EXCEL DONDE SE RECIBIRÁN LOS VALORES DE LAS VARIABLES DE RESPUESTA DEL SIMULADOR.</i>	45
FIGURA 18.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL GAS NATURAL.</i>	46
FIGURA 19.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL N-BUTANO.</i>	47
FIGURA 20.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL CRUDO.</i>	48
FIGURA 21.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL LPG.</i>	50
FIGURA 22.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL QUEROSENO.</i>	51
FIGURA 23.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL ASFALTO.</i>	52
FIGURA 24.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DE LA GASOLINA NATURAL.</i>	53
FIGURA 25.	<i>GRÁFICO DE PARETO CON LOS RESULTADOS DEL CARBÓN.</i>	54

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1.	<i>FACTORES DE EMISIÓN DE CO₂ DE COMBUSTIBLES FÓSILES OBTENIDOS DEL SIMULADOR ASPEN PLUS®.</i>	39
TABLA 2.	<i>FACTORES DE EMISIÓN DE CO₂ DE BIOCOMBUSTIBLES OBTENIDOS DE DANISH EMISSION INVENTORY FOR STATIONARY COMBUSTION PLANTS..</i>	40

ABSTRACT

MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION OF A POWER GENERATION CYCLE USING DIFFERENT FUELS USING A METAHEURISTIC TECHNIQUE

by

Carlos Antonio Padilla Esquivel

Chemical Engineering Intern

October 2022

Directed by: Dr. José María Ponce Ortega

Co-directed by: Dr. Luis Germán Hernández Pérez

In the following research work, through metaheuristic techniques, a computational scheme is proposed for the optimization of a power generation cycle from different fuels. Simultaneous economic and environmental multi-objective optimization of regenerative reheat steam power plants for electricity generation will be developed. Different methodologies have been reported for solving problems of this nature with different software; however, it is difficult to find solutions close to the optimal one due to the highly non-convex nature of the problems addressed, for this reason, in the present work a new metaheuristic tool is incorporated to address this problem, where eight decision variables will be optimized. Process data will be obtained using Aspen Plus® software. The optimization tool for the analysis of this work consists of a stochastic algorithm called I-MODE, in such a way that a link subroutine will be generated using COM technology and developed in Microsoft™ Excel Visual Basic scripts for applications to control the Software Aspen Plus® for decision variables.

Keywords: *Process simulation, power generation cycle, multi-objective optimization, metaheuristic algorithms.*

RESUMEN

OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO DE UN CICLO DE GENERACIÓN DE POTENCIA A PARTIR DE DISTINTOS COMBUSTIBLES MEDIANTE UNA TÉCNICA METAHEURÍSTICA

Por

Carlos Antonio Padilla Esquivel

Pasante en Ingeniería Química

Octubre 2022

Dirigido por: Dr. José María Ponce Ortega

Codirigido por: Dr. Luis Germán Hernández Pérez

En el siguiente trabajo de investigación se propone, mediante técnicas metaheurísticas, un esquema computacional para la optimización de un ciclo de generación de potencia a partir de distintos combustibles. Se desarrollará una optimización multiobjetivo económica y ambiental simultánea de centrales eléctricas de vapor de recalentamiento regenerativo para generación eléctrica. Se han reportado diferentes metodologías para la solución de problemas de esta naturaleza con distintos softwares; sin embargo, es difícil encontrar soluciones cercanas a la óptima debido a la naturaleza altamente no convexa de los problemas abordados, por esta razón, en el presente trabajo se incorpora una nueva herramienta metaheurística para abordar este problema, donde se optimizarán ocho variables de decisión. Los datos de proceso se obtendrán mediante el software Aspen Plus®. La herramienta de optimización para el análisis de este trabajo consiste en un algoritmo estocástico llamado I-MODE, de tal forma que se generará una subrutina de enlace mediante la tecnología COM y desarrollada en scripts de Microsoft™ Excel Visual Basic para aplicaciones para controlar el Software Aspen Plus® para las variables de decisión.

Palabras clave: Simulación de procesos, ciclo de generación de potencia, optimización multiobjetivo, algoritmos metaheurísticos.

1. INTRODUCCIÓN

Conforme ha pasado el tiempo, el ser humano ha ido dependiendo cada vez más de los recursos energéticos de tal forma que es impensable la vida sin iluminación, calefacción, refrigeración, transporte, etc. Vivimos en una sociedad de alto consumo, que necesita muchos recursos para vivir mejor y el incremento de la población acelera la dependencia excesiva (Darwish et al., 2003). Los recursos energéticos siempre han tenido una importancia central para el desarrollo de toda sociedad. Y conforme un país avanza en desarrollo, va incrementando sus necesidades energéticas. Por tal motivo, el consumo de energía va aumentando al mismo tiempo que el desarrollo, de tal forma que el suministro de energía es considerado una estrategia de seguridad nacional para muchos países (Kenneth, 2000).

Durante los últimos años ha existido un gran interés en la conservación de los recursos naturales, la reducción de energía y las emisiones asociadas (Santibañez-Aguilar et al., 2011). La creciente demanda de energía, el agotamiento de las fuentes de energía fósil y el aumento de las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) constituyen algunos de los desafíos más serios para el desarrollo sostenible en todo el mundo (Hisham et al., 2013)

La fuente principal de energía se encuentra en el sol que nos proporciona luz y calor. El resto se encuentra en la atmósfera, sobre la superficie terrestre o en el interior del planeta. Esta energía puede ser renovable y no renovable, dentro de esta última encontramos a los combustibles fósiles, tales como: el petróleo, carbón mineral y el gas natural, los cuales son recursos limitados (Castro-Martínez et al., 2012). Para satisfacer la creciente demanda mundial de electricidad, las proyecciones indican que los combustibles fósiles, especialmente el carbón y el gas natural, seguirán siendo componentes críticos del suministro mundial de electricidad al menos durante las próximas décadas (Gutiérrez-Arriaga et al., 2013). Hoy en día cerca del 83% de la energía primaria comercial consumida en el mundo procede de combustibles fósiles. Las energías renovables suministran el 5.5% del total y la nuclear el 11.5%. Es más que claro que durante un largo periodo de tiempo no podremos disponer de petróleo, gas y carbón. Pocos dudan ya del potencial del crecimiento de las energías renovables en los países industrializados. Sin embargo, se estima que hacia 2030 los combustibles fósiles todavía representarán más del 80% de la energía primaria que el mundo

consumirá. Esta cifra podría descender al 55% en 2060, pero el porcentaje se refiere a un consumo total de energía que podría ser dos veces al actual (Dincer y Al-Muslim, 2001).

En la actualidad, las centrales eléctricas convencionales alimentadas de combustibles fósiles son y seguirán siendo la forma dominante en generar electricidad en el mundo (Gutiérrez-Arriaga et al., 2012). De hecho, más del 65% de la electricidad mundial se genera a partir de sistemas de energía de combustibles fósiles (IEA, 2008). Por lo tanto, no hay duda de que los combustibles fósiles contribuyen enormemente al alto nivel de vida que es posible gracias al fácil acceso a la electricidad.

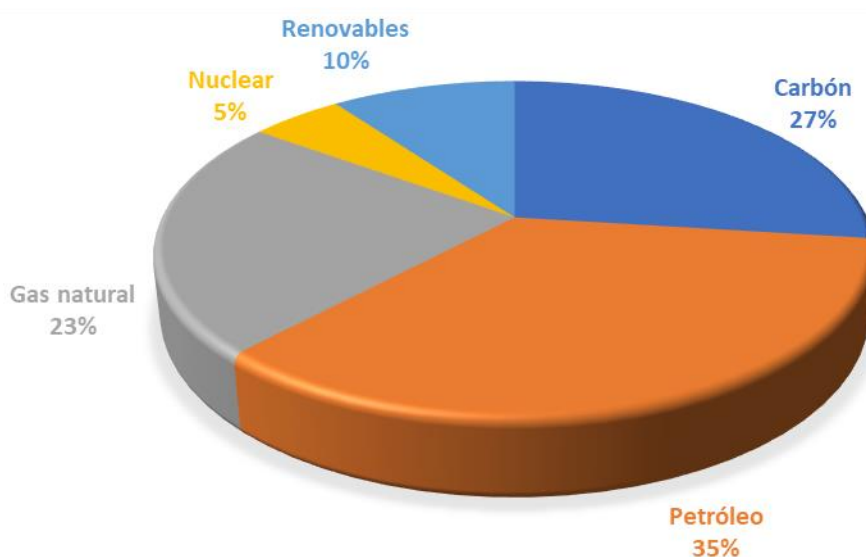


Figura 1. Porcentajes del consumo total de energía a nivel mundial por tipo de combustible.

Nota. Adaptado de: *Thermodynamics: An Engineering Approach*. (Capítulo 18), (p. 5), por Çengel, Y. A., y Boles, M. A., 2015, McGraw-Hill.

La **Figura 1** presenta el análisis de cada combustible por sector y cada sector por combustible. En el año 2017, los combustibles fósiles representaron 85% (27% de carbón, 35% de petróleo, 23% de gas natural) del uso total de energía y 68% de la generación de electricidad total del mundo. Se espera que el consumo de energía comercializada en el mundo aumente de 495 trillones Btu en 2007 a 739 trillones de Btu en 2035, un incremento

de 49%. La mayor parte de este incremento tendrá lugar en los países en vías de desarrollo, mientras que el consumo de energía en los países desarrollados aumentará ligeramente en el mismo periodo.

La situación energética actual debe ser planteada como una crisis global, y necesitamos encontrar alternativas sostenibles para asegurar el futuro de la población. La preocupación de la crisis energética mundial por el agotamiento de combustibles fósiles, los contaminantes y las emisiones de gases puede resolverse por dos métodos (Çengel & Boles, 2015):

1. Utilizando recursos energéticos renovables para remplazar combustibles fósiles.
2. Implementando prácticas energéticas eficientes en todos los aspectos de la producción, distribución y consumo de manera que se utilice menos combustible mientras se obtiene la misma producción útil.

El inicio de la crisis energética se remonta al último semestre de 1973, cuando el cartel de los países exportadores de petróleo (CPEP) subió drásticamente los precios del crudo en más de 300% en total, limitando al mismo tiempo temporalmente la oferta de este. Un encarecimiento significativo de esta materia prima energética básica, que ocasionó a su vez un gran encarecimiento también de otros energéticos (Szeworski, 1984).

La **Figura 2** presenta una proyección e historia detalladas del uso de la energía a nivel mundial en función del tipo de combustible. Se espera un incremento lineal en el uso de energía renovable durante los siguientes 25 años, y la energía renovable constituirá un 14 por ciento del uso de energía total en 2035, en comparación con el 10 por ciento en 2007 (Çengel & Boles, 2015).

Se espera que las emisiones de CO₂ aumenten considerablemente. En el caso de referencia de International Energy Outlook 2010 (DE/EIA, 2010), se prevé que las emisiones mundiales de dióxido de carbono derivadas de la producción de energía aumenten de 28,100 millones de toneladas métricas en 2005 a 42,300 millones de toneladas métricas en 2030, lo que significa más de un 50 % más de contaminación en 25 años. Por lo tanto, el CO₂ generado

por la combustión de fuentes fósiles para la generación de electricidad es, sin duda alguna, uno de los problemas ambientales más acuciantes de nuestro tiempo debido al calentamiento global (Gutiérrez-Arriaga et al., 2012).

Varios estudios han explorado la relación entre la urbanización, el consumo de energía y las emisiones de CO₂ (Al-mulali et al., 2013). El Panel Internacional sobre el Cambio Climático ha recomendado encarecidamente la reducción de las emisiones de GEI como la única forma de minimizar los impactos potencialmente irreversibles en los ecosistemas y las sociedades (Martínez y Eliceche, 2009).

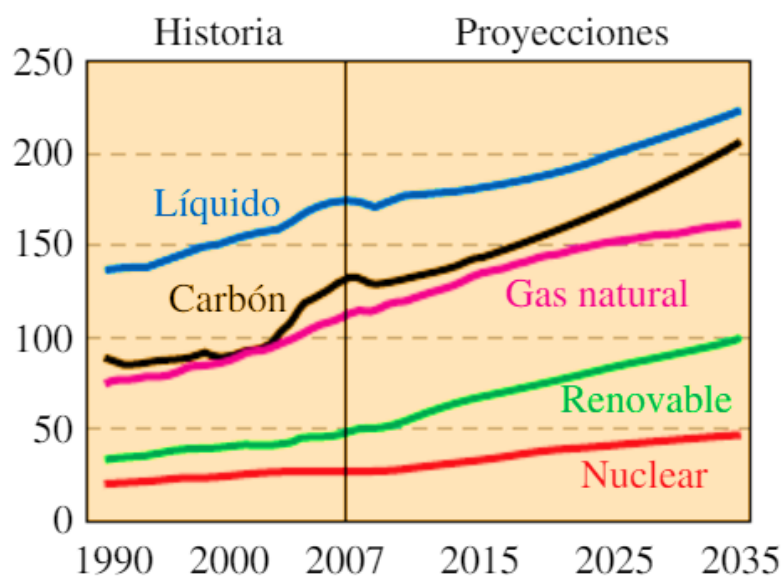


Figura 2. *Uso de energía comercializada a nivel mundial por tipo de combustible, 1990-2035 (cuatrillones de Btu).*

Nota. Adaptado de: *Thermodynamics: An Engineering Approach*. (Capítulo 18), (p. 5), por Çengel, Y. A., y Boles, M. A., 2015, McGraw-Hill.

1.1 ANTECEDENTES

Anteriormente se han desarrollado diferentes técnicas de optimización para la generación sostenible de energía. En este contexto, Bamufleh et al. (2013) desarrollaron un marco de optimización para el diseño de sistemas de cogeneración de procesos considerando aspectos económicos, ambientales y sociales. Taras y Woinaroschy (2011) desarrollaron una interfaz cliente-servidor basada en tecnología COM acoplando MATLAB® con el simulador de procesos SuperPro Designer® con el fin de obtener una optimización multiobjetivo económico-ambiental. Con el mismo fin, Quiroz-Ramírez et al. (2017) presentaron una optimización multiobjetivo que considera como función objetivo minimizar el costo anual y el impacto ambiental de un proceso de fermentación y purificación del butanol generando una serie de soluciones representadas por una curva de Pareto. Hernández-Pérez y Ponce-Ortega (2021) utilizaron la formulación de un modelo matemático basado en la optimización determinista y desarrollaron una interfaz en una hoja de cálculo de Microsoft™ (MS) Excel con la herramienta de Visual Basic para Aplicaciones (VBA) y utilizan archivos de intercambio de datos GAMS® (GDX). Contreras-Zarazúa et al. (2017) desarrollaron una optimización multiobjetivo que involucra el costo y las propiedades de control de cuatro configuraciones de sistemas intensificados para producir DPC: una destilación reactiva convencional (CRD), una destilación reactiva acoplada térmicamente (TCRD), y dos configuraciones novedosas que utilizan tecnología de re-compresión de vapor, una destilación reactiva con integración de calor (RDHI) a través de la re-compresión de vapor y una destilación reactiva con acoplamiento térmico e integración de calor (THRD) a través de la re-compresión de vapor. Espinoza-Vázquez et al. (2022) estudiaron la optimización multiobjetivo de la cadena de suministro para la conversión de biomasa en México, su modelo tiene como objetivo maximizar las ganancias y el impacto social al tiempo que minimiza el impacto ambiental y la huella hídrica. Zhai et al. (2019) presentaron un método de optimización multiobjetivo que combina el Algoritmo Genético (GA) de clasificación no denominado y abarrotado II (NSGA-II) con EnergyPlus™ proponiendo una optimización del diseño de ventanas. Wheeler et al. (2017) presentaron un enfoque basado en el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP) para superar el análisis post-óptimo de las soluciones ya que se vuelve difícil a medida que aumenta el número de objetivos, a través de la definición de una

función objetivo agregada utilizaron el algoritmo AHP, se construye un modelo de objetivo único que proporciona una solución de Pareto única del modelo de la optimización multiobjetivo original. Hernández-Pérez et al. (2020) crearon un nuevo marco de optimización que reconcilia la optimización determinista y metaheurística para resolver modelos no convexos. Kazi et al. (2016) reportaron un marco de optimización multiobjetivo extensible para encontrar la configuración óptima de la utilización de energía y la instalación de tratamiento de aguas residuales del proceso, incorporaron dos herramientas alternativas de integración de energía sostenible, es decir, una unidad de cogeneración (COGEN) y una destilación térmica por membrana (TMD), como complementos disponibles para el proceso durante la operación normal y para la gestión de situaciones anormales. Murillo-Alvarado et al. (2013) desarrollaron un modelo de optimización que tiene en cuenta dos objetivos potencialmente conflictivos, la maximización de la ganancia neta y la minimización de las emisiones de gases de efecto invernadero, considerando el número de pasos de procesamiento.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 OBJETIVO GENERAL

Implementar una optimización multiobjetivo de un ciclo de generación de potencia a partir de distintos combustibles mediante una técnica metaheurística con la herramienta de vinculación del software simulador Aspen Plus® y el Microsoft™ Excel Visual Basic con el uso del algoritmo metaheurístico llamado I-MODE, la cual nos permita considerar objetivos económicos y ambientales.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- A. Realizar una simulación de proceso de un ciclo de generación de potencia mediante el software simulador Aspen Plus®.
- B. Establecer la vinculación entre el software simulador Aspen Plus® y el Microsoft™ Excel Visual Basic para la optimización metaheurística.
- C. Determinar las variables de decisión y restricciones del proceso.
- D. Plantear una función objetivo económico-ambiental que refleje la eficiencia del problema abordado.
- E. Identificar las mejores alternativas de combustibles en la producción de energía eléctrica.
- F. A través de gráficos de Pareto determinar las mejores alternativas económicas y ambientales para la producción de energía eléctrica.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Actualmente, el uso de la energía eléctrica ha aumentado dramáticamente y la mayor parte se ha producido por medio de combustibles fósiles, por lo cual se busca generar una optimización multiobjetivo de un ciclo de generación de potencia a partir de distintos combustibles para obtener la mejor alternativa económico-ambiental. Este estudio ayudara a identificar las mejores alternativas en una planificación energética para un sistema sostenible.

1.4 HIPÓTESIS

Las herramientas metaheurísticas serán útiles en la optimización de plantas de generación de energía involucrando objetivos económicos y ambientales. La metodología de optimización multiobjetivo permitirá generar escenarios óptimos y así mismo, gráficos de Pareto para visualizar el mejor beneficio económico-ambiental que ayudarán en la toma de decisiones en la planificación energética para un sistema sostenible.

1.5 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Dada la necesidad de generar energía eléctrica para satisfacer las necesidades actuales, se desea buscar las mejores alternativas tanto económicas como ambientales a través de la optimización metaheurística utilizando modelos de caja negra de simuladores comerciales. El propósito es encontrar la mejor configuración, así como condiciones de operación de una planta de generación de energía eléctrica que permita tener un sistema energético sostenible.

2. MARCO TEÓRICO

En el presente capítulo se presentan las herramientas para llevar a cabo la optimización multiobjetivo económico-ambiental.

2.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

El desarrollo de los Algoritmos Genéticos (GA) se debe en gran medida a John Holland, investigador de la Universidad de Michigan, quien a finales de la década de los 60 desarrolló una técnica que imitaba en su funcionamiento a la selección natural.

Los GA son métodos adaptativos, generalmente usados en problemas de búsqueda y optimización de parámetros, basados en la reproducción sexual y en el principio de supervivencia del más apto (Fogel, 2006) que simulan el proceso de simulación natural. Los GA son técnicas de búsqueda estocástica basada en mecanismos de selección natural (Goldberg, 1989).

El poder de los GA proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos matemáticos encuentran dificultades para encontrar la solución óptima. Si bien no se garantiza que los GA encuentren la solución óptima de un problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de los algoritmos de optimización combinatoria. El gran campo de aplicación de los GA se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas hibridándolas con los GA.

Los GA difieren de las técnicas de optimización convencional ya que en lugar de tener una solución inicial (valores para el vector de variable de optimización " x "), tenemos un conjunto de soluciones para el vector de búsqueda llamadas población. Cada individuo de la población es llamado un cromosoma, el cual representa una solución para el problema. Los cromosomas son evaluados, usando la forma de medir sus capacidades. Para crear la siguiente generación, los nuevos cromosomas son llamados descendientes, los cuales se obtienen ya sea combinando dos cromosomas de la generación actual usando la operación de fusión o modificando un cromosoma de forma aleatoria usando la operación de mutación. La nueva

generación es creada seleccionando, de acuerdo al valor de sus capacidades, los padres y descendientes, y rechazando otros para mantener el tamaño de la población constante. Los cromosomas son más capaces tienen una mayor probabilidad de ser seleccionados. Después de varias generaciones, el algoritmo converge al mejor cromosoma, el cual probablemente represente la solución óptima del problema o una solución cercana a la óptima. Para explicar esto de manera detallada, designamos $P(t)$ y $C(t)$ como los padres y descendientes de la generación actual t ; la estructura general de los algoritmos genéticos (ver Figura 3) es descrita de la siguiente manera:

1. Hacer $t = 0$
2. Inicializar $P(t)$
3. Evaluar $P(t)$
4. Recombinar $P(t)$ para producir $C(t)$
5. Evaluar $C(t)$
6. Seleccionar $P(t + 1)$ de $P(t)$ y $C(t)$
7. Hacer $t \leftarrow t + 1$
8. Si se cumple uno de los criterios de convergencia terminar, en caso contrario regresar al paso 4.

Usualmente, la población inicial es seleccionada de manera aleatoria. La recombinación típicamente involucra las operaciones de fusión y mutación para producir los descendientes. En realidad, existen solamente dos tipos de operaciones en los GA:

- a) Operaciones genéticas (fusión y mutación).
- b) Operación de evolución (selección).

Los operadores genéticos simulan el proceso genético hereditario para crear los nuevos descendientes en cada generación. La operación de evolución imita el proceso de la evolución Darwiniana para crear las poblaciones de generación en generación.

La fusión es el principal operador genético. Este opera dos cromosomas a la vez y genera los descendientes combinando características de dos cromosomas. La manera más sencilla para llevar a cabo la operación de fusión es seleccionando de manera aleatoria un

punto de corte y generar un descendiente combinando el segmento de un padre a la derecha del punto de corte y el segmento del otro padre del lado izquierdo del punto de corte.

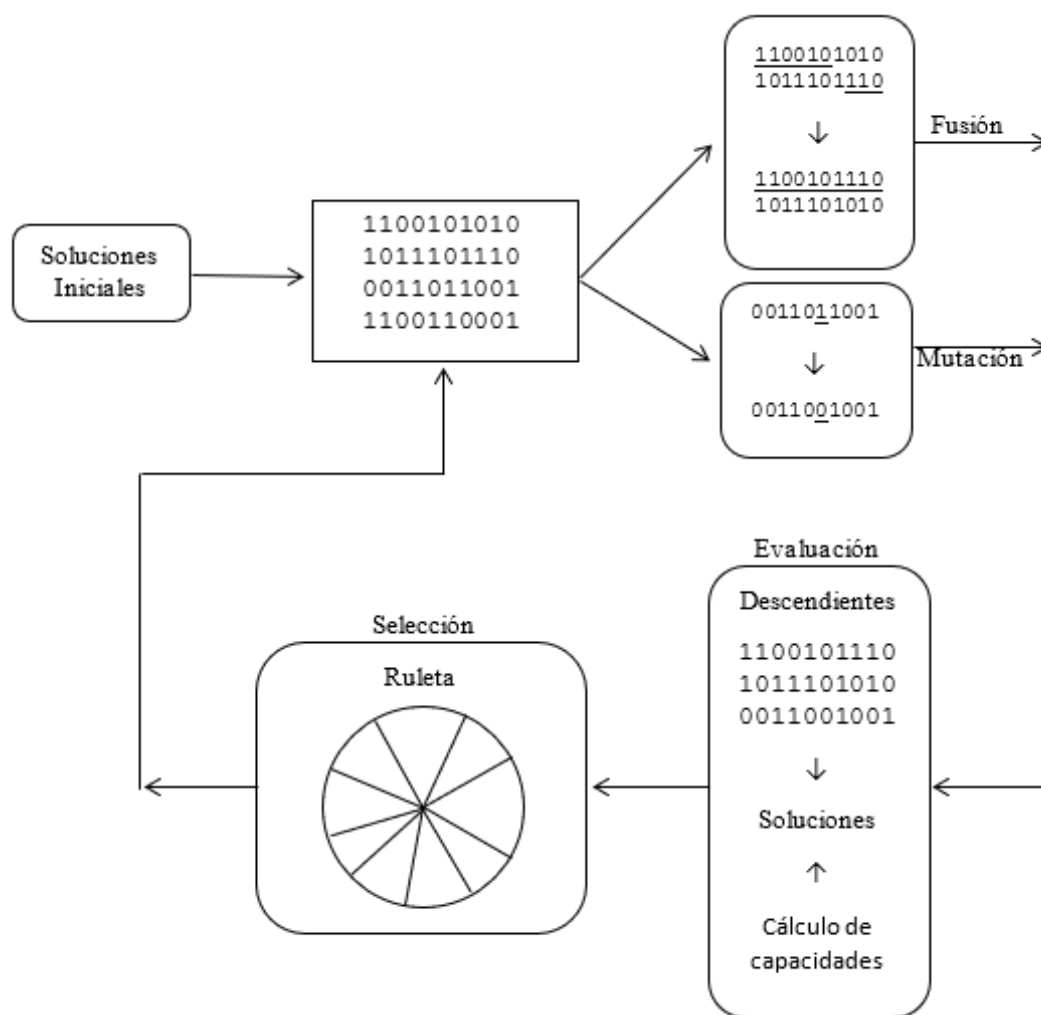


Figura 3. Estructura general de los algoritmos genéticos.

Este método funciona correctamente con la representación de los genes a través de cadenas de bits, por ejemplo, con variables binarias. El comportamiento general de los GA depende de gran medida, de la efectividad de la operación de fusión usada.

La proporción de fusión (designada como p_c) es definida como la fracción del número de descendientes producidos en cada generación respecto del tamaño total de la población (usualmente designada como pop_size). Esta fracción controla el número

esperado de cromosomas $p_c \times pop_size$ que experimentan la operación de fusión. Un número alto de la proporción de fusión permite la exploración de un mayor espacio de solución y reduce la posibilidad de instalarse en un falso óptimo, pero si esta proporción es demasiado alta podría resultar en un desperdicio de tiempo de cómputo en la exploración de regiones no prometedoras del espacio en soluciones.

La mutación es una operación fundamental, la cual produce cambios aleatorios espontáneos en varios cromosomas. Una manera sencilla para realizar la operación de mutación consiste en alterar uno o más genes. En los GA, la operación de mutación juega un rol crucial en:

- a) Reponer los genes perdidos de la población durante el proceso de selección para que se puedan combinar en un nuevo contexto.
- b) Proporcionan genes que no fueron considerados en la población inicial.

La proporción de mutación (designada por p_m) es definida como el porcentaje de individuos de la población generados por mutación. La proporción de mutación controla los nuevos genes introducidos en la población para ser probados. Si es muy baja, muchos genes que pudieran ser útiles nunca serán probados, pero si es muy alta, existirán muchas permutaciones aleatorias, los descendientes iniciaran a perder su parecido a los padres y el algoritmo perderá la habilidad de aprender históricamente en el proceso de búsqueda.

Los criterios de convergencia para los GA son los siguientes:

- a) Si se excede el número máximo de generaciones.
- b) Si el tiempo de cómputo máximo es alcanzado.
- c) Si la solución óptima es localizada.
- d) Si no existen en generaciones sucesivas o respecto del tiempo de cómputo.

2.2 OPTIMIZACIÓN

La optimización consiste en encontrar el punto en el que se encuentren los mejores valores para determinadas variables y en el que se consiguen objetivos concretos (Ponce-Ortega et al., 2019). Generalmente su aplicación en la ingeniería se ha centrado en objetivos económicos, como el beneficio o la inversión de capital (Taraş et al., 2011). También se ha

utilizado para minimizar el impacto ambiental, mejorar la calidad del producto y reducir costos, estas son algunas de las motivaciones para desarrollar herramientas de optimización para diseño de plantas y para problemas de operación. Por lo tanto, el término “optimizar” significa encontrar la mejor solución de un problema respecto de las funciones objetivo consideradas (Nebro et al., 2006).

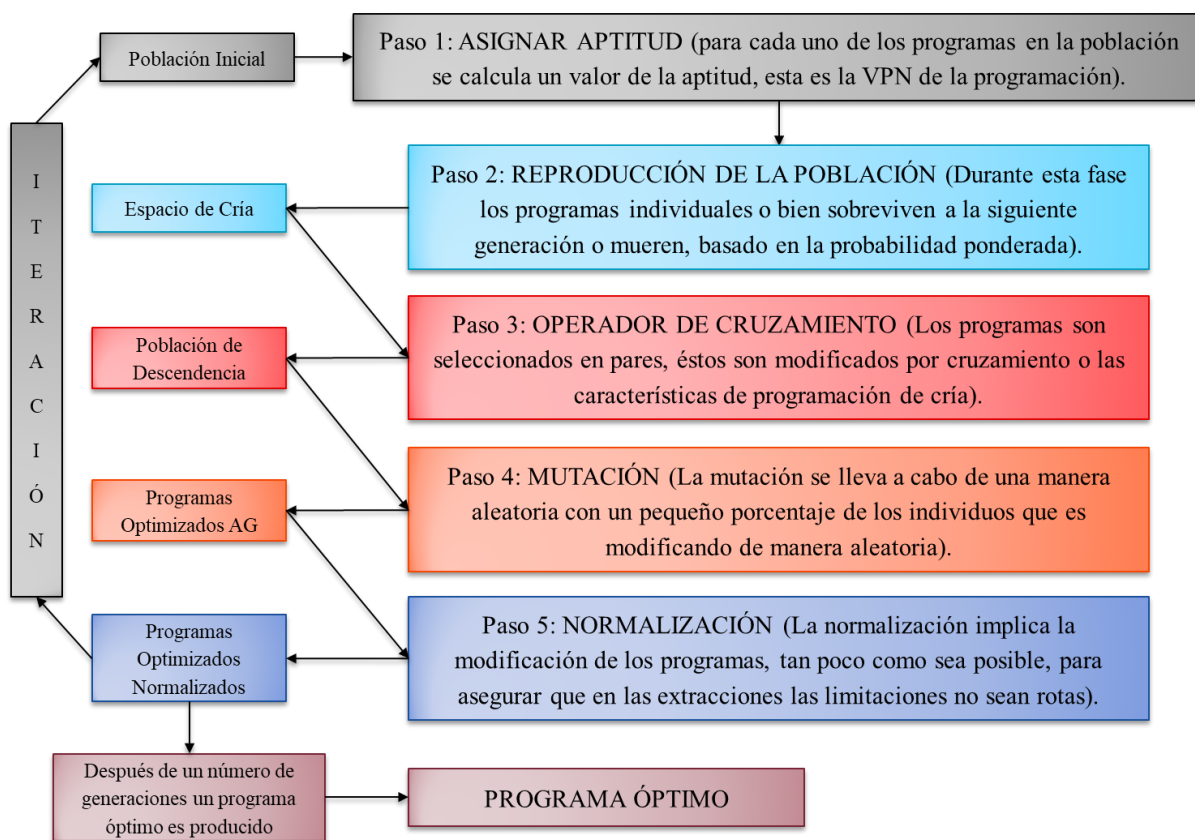


Figura 4. Diagrama de flujo de la secuencia de algoritmos genéticos simples.

Nota. Adaptado de: *Perspective of metaheuristic optimization methods in open pit production Planning.* (p. 148), por J. Sattarvand y C. Niemann-Delius, 2008, Gospodarka Surowcami Mineralnymi, 24(1).

Las variables de decisión (también llamadas variables de búsqueda) son aquellas cuya especificación agota un grado de libertad en el modelo matemático en el simulador de procesos, el valor será cambiado aleatoriamente por el algoritmo para obtener mejores

resultados (Hernández-Pérez et al., 2020) y pueden estar sujetas a ciertas restricciones que el usuario debe conocer para los procesos estudiados; estas restricciones ayudan a limitar el rango de búsqueda y hacen que la optimización sea más eficiente, reduciendo el tiempo de cálculo (Ponce-Ortega et al., 2019).

La función objetivo es el modelo matemático que relaciona las variables de decisión, parámetros y considera las restricciones de búsqueda, asimismo se obtiene el mejor rendimiento del proceso.

Las técnicas generales de búsqueda y optimización se clasifican en tres categorías: enumerativa, determinista y estocástica (Coello-Coello et al., 2002). La **Figura 5** muestra ejemplos de cada tipo.

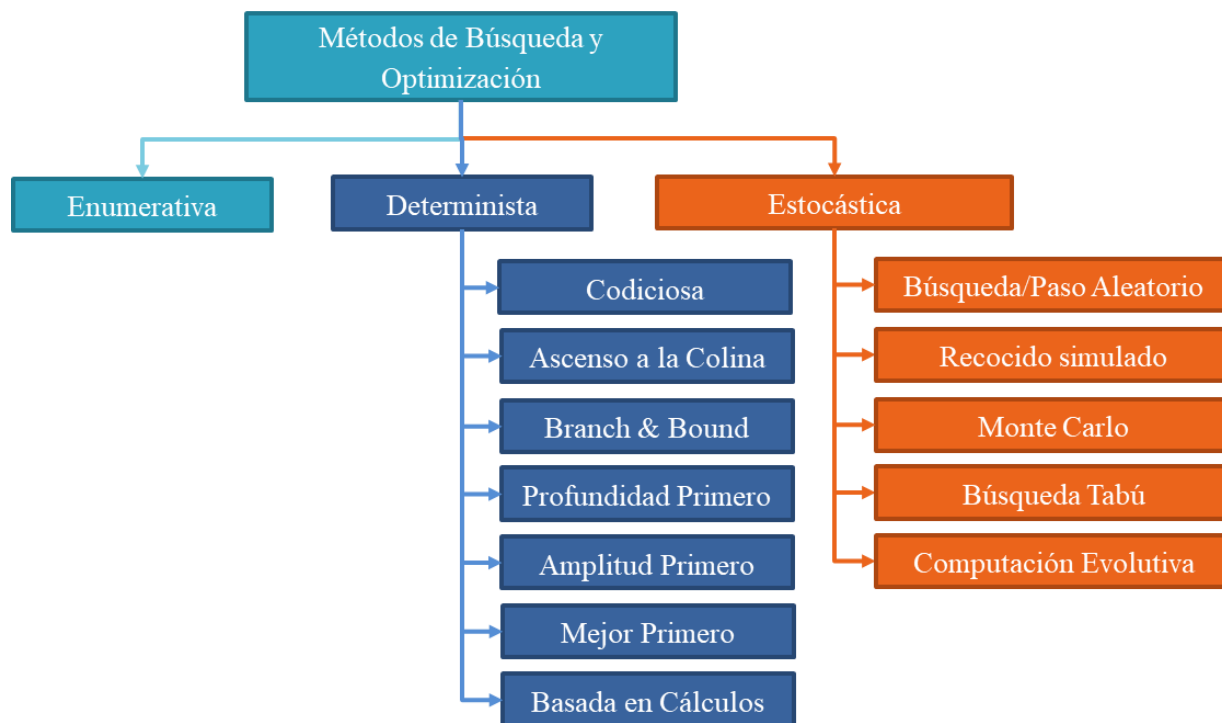


Figura 5. Enfoques de Optimización Global.

Nota: Clasificación de las técnicas generales de búsqueda y optimización. Adaptado de: *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems* (p.24), por C.A. Coello-Coello, G.B. Lamont y D.A. Van-Veldhuizen, 2002, New York: Kluwer Academic.

La optimización multiobjetivo (MOO) se refiere a la minimización y maximización de variables de decisión y de respuesta simultáneas de un proceso o sistema. Deb (2014) menciona que la optimización multiobjetivo es una parte integral de las actividades de optimización y que tiene gran importancia práctica, ya que casi todos los problemas de optimización del mundo real son ideales para ser modelados utilizando múltiples objetivos. La mayoría de los problemas en la ingeniería tienen múltiples objetivos, es decir, minimizar los costos, maximizar el rendimiento, maximizar la eficiencia, etc. (Konak et al., 2006). La optimización multiobjetivo no se limita a encontrar una solución única, sino un conjunto de soluciones llamadas soluciones no dominadas. Cada solución encontrada se denomina óptimo de Pareto, y la representación en el espacio de los valores de las funciones objetivo conforma el frente Pareto. La finalidad es obtener un óptimo de Pareto, es decir, obtener un conjunto de puntos en los que no se pueda mejorar un objetivo sin perjudicar al otro (Nebro et al., 2006).

Las estrategias de optimización metaheurística a menudo se denominan optimización estocástica debido a la naturaleza incierta inherente a los algoritmos evolutivos (Diwekar, 2008). Los algoritmos estocásticos consisten en optimizar un problema con parámetros inciertos que tienen o no una distribución de probabilidad conocida (Coronado-Hernández et al., 2010). El objetivo es minimizar la suma de los costos de la primera etapa, los cuales son conocidos, y minimizar el valor esperado de los costos de la segunda etapa (Gupta y Maranas, 2003). Los algoritmos estocásticos no garantizan la obtención de la solución óptima, pero ofrecen soluciones aceptables en un amplio rango de problemas de optimización en los que cuales métodos deterministas encuentran dificultades.

2.3 CICLO RANKINE

Hoy en día, la mayor parte de la energía se genera y se seguirá generando mediante el consumo de combustibles fósiles (Ying y Hu, 1999) y esto está aumentando dramáticamente de acuerdo con las mejoras en la calidad de vida, la industrialización de las naciones en desarrollo y el aumento de la población mundial (Luo et al., 2012). El ciclo Rankine (RC) es considerado un tópico esencial en el área de la termodinámica (Vásquez et al., 2020). Surge como un desarrollo del ciclo de Carnot (Ferreiro-García et al., 2012) y se describe como la conversión de calor en trabajo mecánico y está muy presente en las centrales

de conversión de energía eléctrica (Wiser, 2000). El ciclo Rankine es muy conocido en los procesos industriales, se utiliza para generar electricidad o cogenerar energía a través de turbinas de vapor y está compuesto de los siguientes procesos (Arce et al., 2017):

1. Compresión isentrópica en la bomba.
2. Adición de calor isobárico en la caldera.
3. Expansión isentrópica en la turbina.
4. Rechazo isobárico de calor en el condensador.

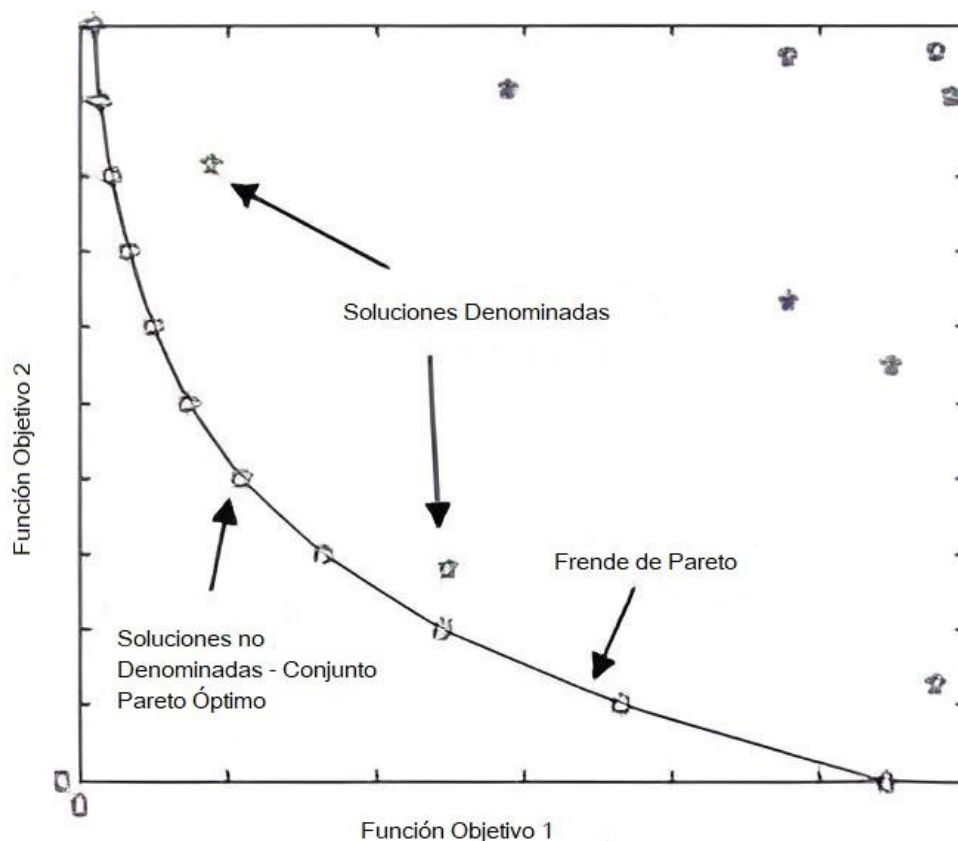


Figura 6. Ilustración de conceptos de Optimalidad de Pareto

Nota: Se muestra un ejemplo para un problema de dos objetivos donde se representan los conceptos de optimalidad de Pareto. Adaptado de: “Implementing the Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) for the Planning of Electrical Distribution Systems including Sag Voltage” (p. 158), por C.A. García, E. García y F. Villada, 2015, *Información Tecnológica*, 26(5).

Los sistemas de energía del ciclo Rankine se han utilizado en el pasado para aplicaciones en las que la fuente de calor proviene de motores que queman combustibles, concentradores solares y recursos geotérmicos (Peterson, 2008).

El ciclo Rankine regenerativo (RRC) se caracteriza por el precalentamiento del condensado antes de entrar a la caldera. Este ciclo consiste en colocar un precalentador alimentado en la parte proveniente de la turbina, disminuyendo levemente la potencia de generación y aumentando la eficiencia de la caldera.

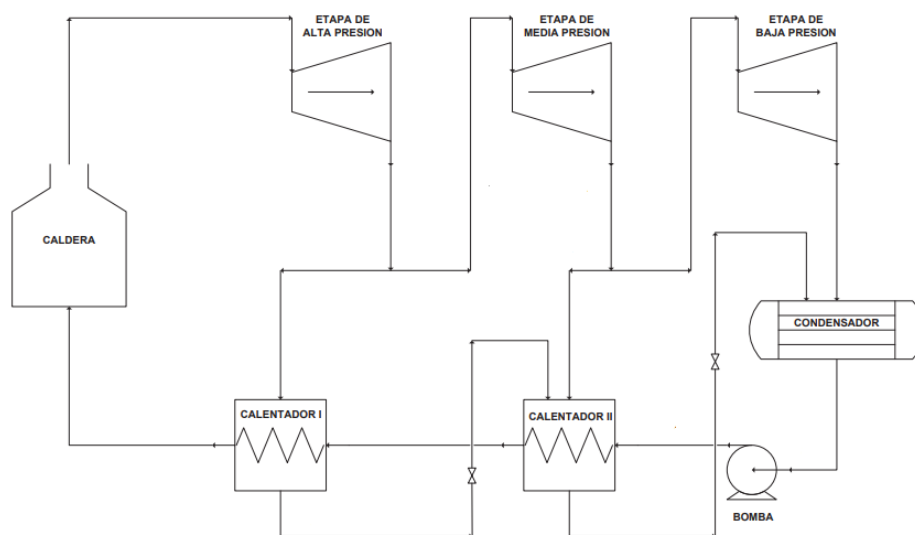


Figura 7. *Planta de generación eléctrica basada en el ciclo Rankine regenerativo.*

3. METODOLOGÍA

3.1 ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

EL proceso de solución de problemas de optimización multiobjetivo implica importantes dificultades que requieren estrategias de optimización adecuadas. A continuación, hablaremos del algoritmo I-MODE desarrollado por Sharma y Rangaiah (2013).

3.1.1 I-MODE

Sharma y Rangaiah (2013) desarrollaron un algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo mejorado con un criterio de terminación para optimizar los procesos químicos. El criterio de terminación trabaja utilizando las soluciones no dominadas obtenidas como el proceso de búsqueda a través de la adaptación y mejora de DETL (Evolución diferencial con lista tabú) para resolver restricciones MOO.

Una población de individuos NP se inicializa aleatoriamente dentro de los límites de las variables de decisión. Luego, los valores de los objetivos y las restricciones se calculan para cada individuo de la población inicial. El Taboo List Size (TLS) es la mitad del tamaño de la población, y Taboo List (TL) se llena aleatoriamente con el 50% de individuos de la población inicial, los individuos iniciales también se identifican como individuos objetivo (i). Se genera un individuo de prueba para cada individuo objetivo mediante mutación y cruzamiento en tres individuos seleccionados al azar de la población inicial/actual/principal. Los elementos del vector mutante compiten con los del vector objetivo, con una probabilidad C_r para generar un vector de prueba. La comprobación Tabú se implementa en el paso de la generación del vector de prueba de MODE-TL, y el individuo de prueba se genera rápidamente hasta que este lejos de cada individuo en el TL en una distancia específica llamada Taboo Radius (Tr). La distancia euclidiana entre el individuo de prueba y cada individuo TL se calcula en el espacio normalizado de las variables de decisión para aceptar el individuo de prueba. Después de generar las personas de prueba para todos los individuos objetivo de la población actual, se realiza la clasificación no denominada de las poblaciones combinadas, actual e infantil, seguidas por el cálculo de la distancia de concentración, esto

si es necesario y sirve para seleccionar los individuos para la próxima generación (G). Y los mejores individuos NP se utilizan como población en la generación posterior.

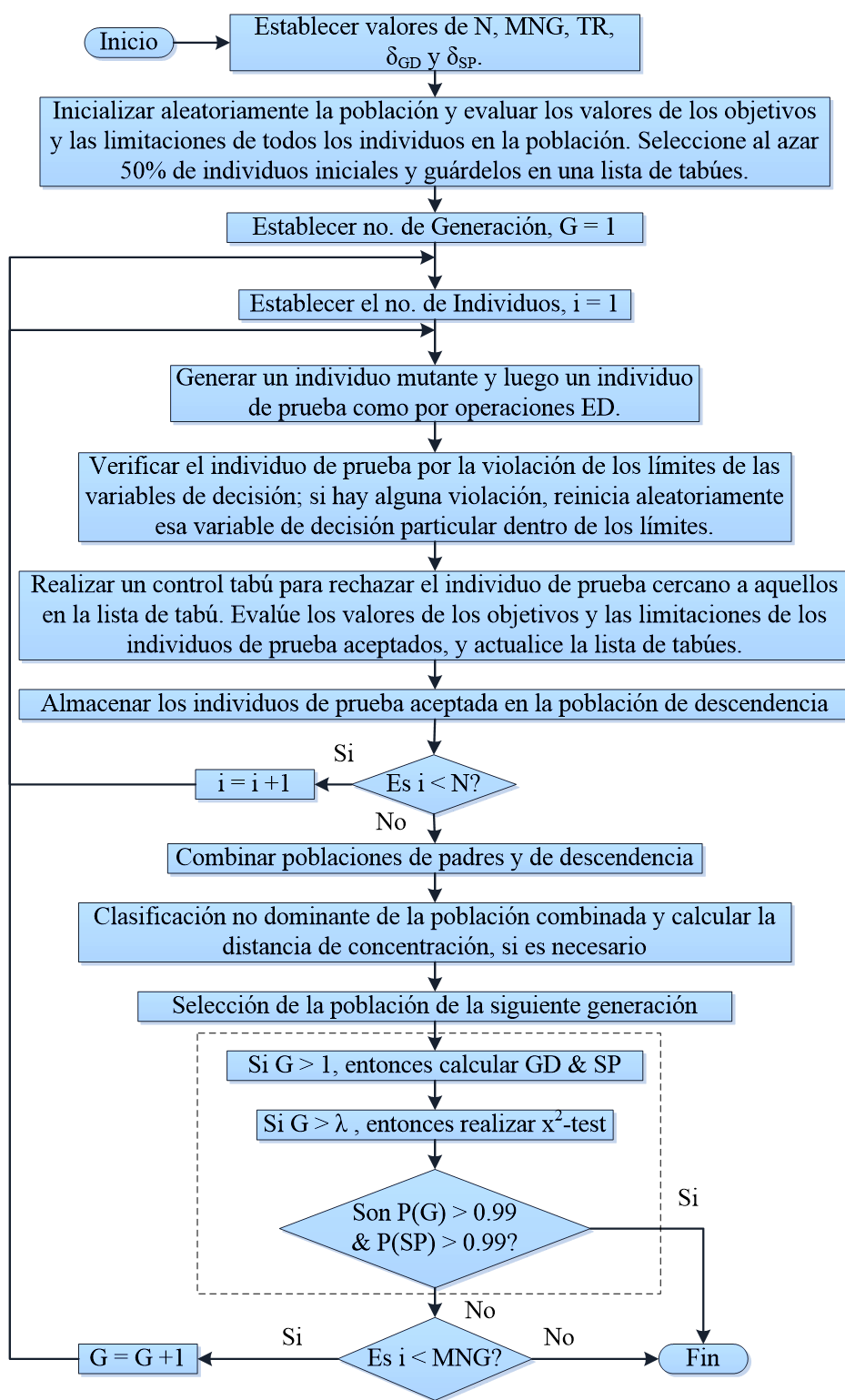


Figura 8. *Diagrama de flujo del algoritmo I-MODE.*

Nota. Adaptado de: “An improved multi-objective differential evolution with a termination criterion for optimizing chemical processes” (p. 157), por Sharma, S. y Rangaiah, G. P., (2013), Computers & Chemical Engineering. 56(1).

3.2 SIMULACIÓN DE PROCESOS

La simulación de procesos puede ser definida como una técnica para evaluar en forma rápida un proceso con base en una representación del mismo, mediante modelos matemáticos que involucran el cálculo de balances de materia y energía acoplado con el equilibrio de fases y con las ecuaciones de transporte y cinética química. La solución de estos se lleva a cabo por medio de programas de computadora y permite tener un mejor conocimiento del comportamiento de dicho proceso (Martínez-Sifuentes et al., 2000; Gil-C et al., 2011).

La simulación de procesos está jugando un papel muy importante en la industria química, como una herramienta adecuada y oportuna para el diseño, caracterización, optimización y monitoreo del funcionamiento de procesos industriales. La simulación de procesos es útil durante todo el ciclo de vida de un proceso, desde la investigación y el desarrollo hasta el diseño del proceso y la producción (AspenTech, 2015).

El modelado se refiere a todos los pasos para desarrollar y validar un modelo para el proceso, mientras que la simulación se refiere al uso del modelo desarrollado para estudiar el comportamiento/respuesta del proceso para uno o más conjuntos de variables de entrada y diseño. En general, el modelado y la simulación se utilizan para optimizar la operación y el diseño del proceso. La optimización mejora el rendimiento de un proceso al cambiar las condiciones operativas, como la temperatura, la presión y la velocidad de flujo de las secuencias de proceso, pero sin cambiar el diagrama de flujo de ningún equipo o proceso. El reacondicionamiento y modernización de procesos se refiere al rediseño de una planta para el(los) objetivo(s) especificados(s), con mayor rendimiento, un menor consumo de energía y una calidad especificada del producto. Esto se logra mediante cambios en el equipo existente y/o la adición de equipos nuevos (que conducen a una nueva configuración del proceso) además de cambios en las condiciones de operación (Sharma y Rangaiah, 2016).

La variedad de aplicaciones de los simuladores de procesos es muy grande, anteriormente sólo lo usaban los ingenieros que diseñaban procesos, ahora una gran variedad de ingenieros lo utilizan. En principio, la simulación de procesos puede ser útil en todas las etapas de desarrollo de un proyecto industrial. En las diferentes etapas de un proyecto, puede haber necesidad de realizar simulaciones con diferentes niveles de sofisticación.

La simulación de procesos puede utilizarse en las siguientes etapas de desarrollo de un proyecto industrial (Martínez-Sifuentes et al., 2000):

- a) Investigación y desarrollo. Una simulación sencilla se puede usar para probar la factibilidad técnica y económica del proyecto.
- b) Etapa crítica en la toma de decisiones. Se prueba diferentes alternativas de procesos y condiciones de operación y se toman decisiones. Cuando un proceso es económicamente atractivo, se deben probar diferentes alternativas de tamaño y localización de la planta industrial y determinar condiciones de operación óptimas.
- c) Planta piloto. Simulación con modelos más sofisticados para obtener mejores estimaciones de las condiciones de operación a escala industrial.
- d) Diseño. La simulación proporciona todos los datos de proceso requeridos para el diseño detallado de los diferentes equipos.
- e) Simulación de plantas existentes. Puede ser muy útil cuando es necesario cambiar las condiciones de operación o cuando se requieren sustituir materias primas.

3.3 SOFTWARE DE SIMULACIÓN

Un simulador de procesos es un programa informático que permite modelar diferentes procesos según el área de estudio para lo que fue diseñado. De esta forma, existen simuladores para procesos industriales, químicos o bioquímicos. Un software de simulación de procesos es la mejor manera de realizar la simulación de procesos industriales, esto se debe a la gran cantidad de ecuaciones y métodos numéricos que se necesitan para una correcta representación y predicción del comportamiento en la realidad.

Además, los simuladores de procesos generalmente están programados para usarse en el sistema operativo de una computadora, por lo que es aconsejable verificar la compatibilidad del software que se usará con el equipo que va a funcionar. Actualmente, existen varios simuladores de procesos que se distribuyen comercialmente y que ya tienen ecuaciones de modelado para ciertos equipos y métodos numéricos programados para la solución de ecuaciones termodinámicas específicas. Otro aspecto importante del software de simulación comercial es que tienen una base de datos simple con componentes usualmente utilizados en la industria de la transformación, así como sus propiedades fisicoquímicas y termodinámicas.

3.3.1 SOFTWARE SIMULADOR ASPEN PLUS®

El software simulador Aspen Plus® es un simulador de procesos comercial ampliamente utilizado para la simulación de procesos, donde el enfoque implementado considera cero grados de libertad y se implementan simulaciones modulares secuenciales para analizar procesos (Hernández-Pérez et al., 2020).

Aspen Plus® es el software de simulación de procesos químicos líder en el mercado utilizado por las industrias a granel, especializadas y bioquímicas para el diseño y la operación (aspentech.com). Las principales ventajas de este simulador consisten en una gran base de datos de compuestos químicos específicos y operaciones unitarias.

Sin embargo, los modelos por unidos de proceso menos comunes y/o nuevas no están fácilmente disponibles en los simuladores, pero pueden estar disponibles en la literatura o pueden desarrollarse a partir de principios elementales. Se puede implementar un modelo matemático para una nueva unidad de proceso en Aspen Custom Modeler (ACM), y luego se puede exportar a (incluido en) Aspen Plus® o Aspen HYSYS® para simular procesos que tengan una nueva unidad de proceso además de unidades proceso comunes como intercambiadores de calor, compresores, reactores y columnas (Sharma y Rangaiah, 2016).

Para el correcto funcionamiento de estas simulaciones, es necesario alimentar el programa con valores que se encuentren dentro de un grado adecuado, lo anterior para evitar errores en el equipo de modo que surjan indeterminaciones debido al comportamiento

termodinámico de las sustancias utilizadas y las interconexiones del equipo deben estar correctamente indicadas.

3.4 ENLACE ENTRE PROGRAMAS

Cuando se menciona la palabra enlace en este texto, se refiere a la relación entre programas con el propósito de controlar o enviar y recibir datos obtenidos en diferentes programas. El vínculo entre los programas puede establecerse mediante el uso de herramientas internas de algunos de los programas o mediante las instrucciones de un tercer programa.

Visual Basic para Aplicaciones (VBA) es el lenguaje del sistema operativo Microsoft (MS) (Windows) que se utiliza para aplicaciones de programa. Muchos de los programas y complementos que se usan en Windows se desarrollan en este lenguaje, por lo que existen elementos comunes que se pueden manipular a través de esta plataforma. La tecnología Microsoft COM en la familia de sistemas operativos Microsoft Windows permite que los componentes de software se comuniquen, es por esta razón que es la tecnología utilizada para lograr el vínculo entre el software de simulación y el programa en el que se basa el algoritmo de optimización.

La implementación del enfoque de optimización global implica una plataforma híbrida, que vincula el software simulador y Microsoft™ Excel mediante la implementación de módulo de objetos componentes (COM) como se muestra en la **Figura 9**.

Se puede implementar una interfaz cliente-servidor basada en la tecnología COM. Con la tecnología COM, es posible agregar el código para que las aplicaciones se comporten como un servidor de automatización de enlace e incrustaciones de objetos (OLE). El uso de los métodos de esta biblioteca para interoperar con otras aplicaciones de Windows (como Microsoft™ Excel) requiere el uso de un lenguaje de scripting común y Visual Basic para Aplicaciones (VBA) se puede usar en este caso. Una interfaz entre Microsoft™ Excel y el software simulador Aspen Plus®, basada en tecnología COM, que utiliza scripts de Microsoft™ Excel-VBA (Birnbaum, 2005) puede ser implementada.

Durante el proceso de optimización, se envía un vector de variables de decisión de diseño de Microsoft™ Excel al software simulador Aspen Plus® (por ejemplo), en este simulador de procesos se obtienen cálculos rigurosos para los datos que identifican un diseño de procesos particular (por ejemplo, temperatura y presión en la caldera, fracción dividida en el divisor, etc.) a través de la resolución de los equilibrios de fase junto con el conjunto completo de balances de masa y energía. Estos datos se devuelven desde el software simulador Aspen Plus® a Microsoft™ Excel para el cálculo de las funciones objetivo, los valores obtenidos para funciones objetivo se evalúan y se generan nuevos vectores de variables de diseño de acuerdo con el procedimiento estocástico de este método.

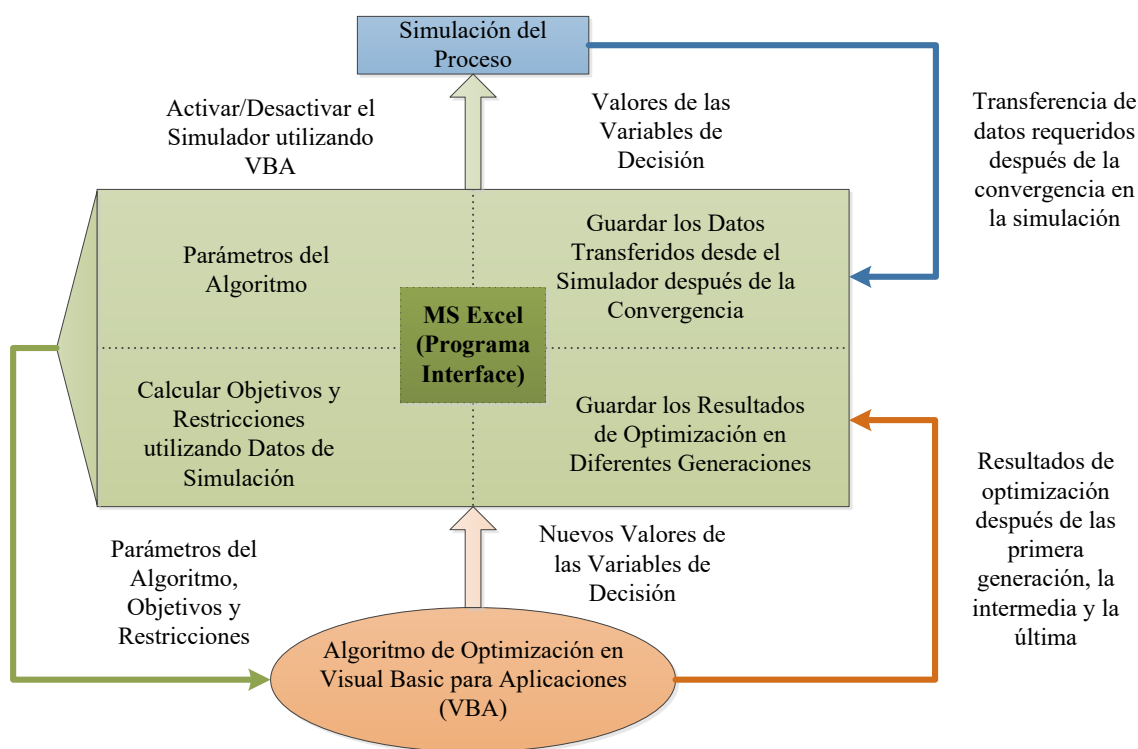


Figura 9. Interfaz entre un simulador de procesos y Microsoft™ Excel.

3.5 DECLARACIÓN DEL PROBLEMA

Para el presente trabajo de investigación, se abordó la optimización multiobjetivo de la optimización económica y ambiental de una planta de generación de potencia de recalentamiento regenerativo como se muestra en la **Figura 10**. Se ilustra la configuración de planta, la temperatura, la presión y el caudal de la corriente caliente en el condensador, la

disminución de la temperatura de ambos precalentadores, presión de la bomba y disminución de la presión de las turbinas HP, IP y LP.

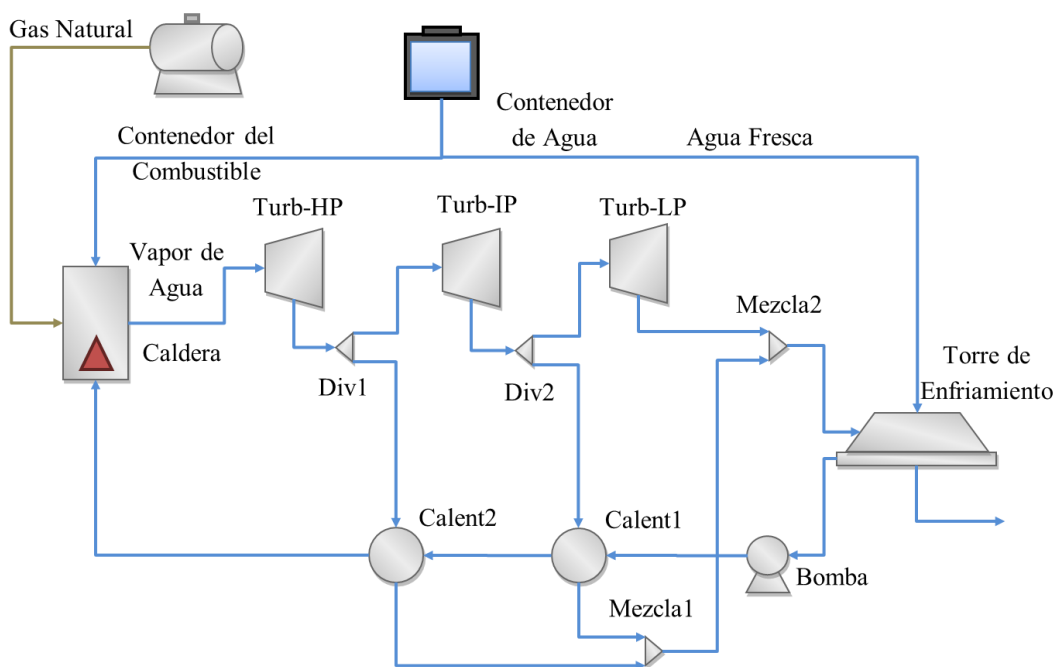


Figura 10. *Planta de generación eléctrica basada en el ciclo de Rankine regenerativo.*

Para la solución del problema se desarrollan un conjunto de diseños óptimos denominados conjuntos de Pareto para cada combustible, cada una de las soluciones logra una combinación única de rentabilidad e impacto ambiental. Así mismo, cada solución del conjunto de Pareto del presente problema, el objetivo es determinar los valores óptimos de temperatura y presión en la caldera, la disminución de presión en las turbinas HP, IP y LP, la presión en la bomba y la fracción dividida, en ambos divisores, así como la combinación óptima de fuentes de energía que simultáneamente maximiza la rentabilidad y minimiza el impacto ambiental de la planta (Gutiérrez-Arriaga et al., 2013).

3.5.1 FORMULACIÓN DEL MODELO

La **Figura 10** muestra como las centrales eléctricas simples se conforman por configuraciones que comprenden los siguientes componentes principales: una caldera,

turbinas HP, IP y LP, una bomba de agua de alimentación, dos precalentadores de agua de alimentación y una torre de enfriamiento como condensador. Existe una gran variedad de configuraciones de plantas de energía vapor que pueden resaltar del diferente número, tipo y conexiones de estos componentes.

Para facilitar la optimización multiobjetivo de sistemas complejos caracterizados por un gran número de parámetros termodinámicos, económicos y ambientales, en este trabajo de investigación se propone un marco de simulación de proceso y posteriormente un marco de optimización.

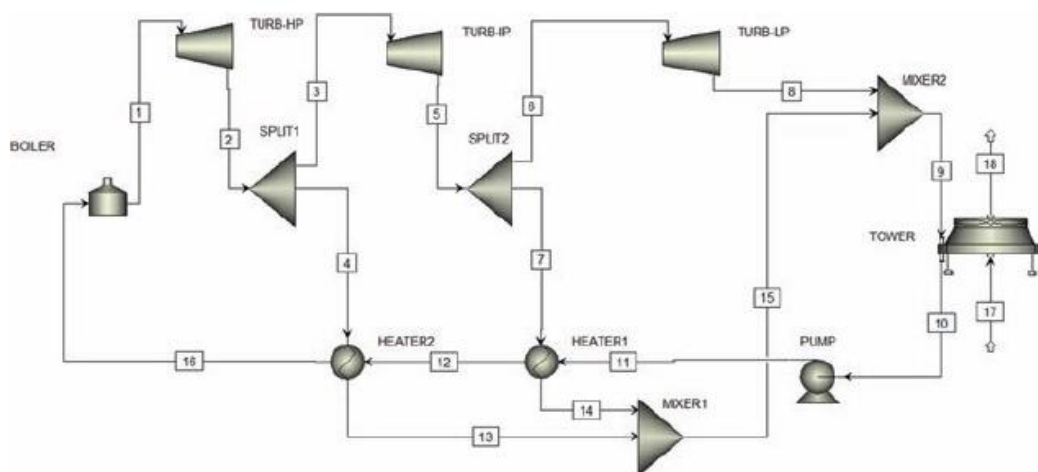


Figura 11. Diagrama de flujo de proceso en el software Aspen Plus® para la planta de generación de potencia eléctrica de vapor simple basada en un ciclo Rankine regenerativo.

En el presente apartado, se presentan los detalles del enfoque propuesto para abordar el problema descrito anteriormente tomando como ejemplo la planta de vapor regenerativo con sobrecalentamiento y calentamiento que se muestra en la **Figura 10**.

3.5.2 SIMULACIÓN DEL MODELO UTILIZADO EN EL SOFTWARE ASPEN PLUS®

El primer paso se retribuye a la simulación de proceso que se basa en configurar los equipos y conexiones de las corrientes que relacionen las unidades bajo las condiciones específicas de cada una que nos permitan ofrecer una representación del proceso.

Para ello se empleó Aspen Plus®, que es el software de simulación de procesos químicos líder en el mercado utilizado por la industria a granel, especializada y bioquímica para el diseño y operación (aspentech.com); las principales ventajas de este simulador consisten en una gran base de datos compuestos químicos específicos y operaciones unitarias. En la **Figura 11** se muestra el modelo del diagrama de flujo de proceso elaborado en Aspen Plus® para la planta de generación de potencia de vapor simple basada en el ciclo Rankine regenerativo.

Para el presente trabajo de investigación, se definieron funciones objetivo económicas y ambientales a través de una formulación matemática del problema a considerar. La aplicación de los simuladores de procesos químicos en la ingeniería química y bioquímica no estaba involucrada hasta hoy en día en la búsqueda de soluciones óptimas.

Para la primera simulación se utilizaron los siguientes valores: temperatura de 580°C, presión de 38 atm y un caudal total de 100 ton/día para la corriente de salida de la caldera. La temperatura de salida de la corriente caliente en el condensador es igual a 100°C, la temperatura de la corriente disminuye a 10°C en el primer precalentador y 100°C en la segunda, presión de la bomba 40 atm, temperatura de 600°C y presión de 40 atm en la caldera, la fracción dividida es de 0.8 en ambos divisores y las disminuciones de presión son 20 atm para la turbina Hp, 10 atm para la turbina IP y 5 atm para la turbina LP.

3.5.3 FORMULACIÓN MATEMÁTICA

Para poder llevar a cabo la optimización multiobjetivo del ciclo de generación de potencia de vapor que contiene dos funciones objetivo que incluyen la ganancia bruta anual y el impacto ambiental que deben satisfacerse simultáneamente. Para ello, se utilizaron los valores de las variables de respuesta para calcular el desempeño de las funciones objetivo mediante las ecuaciones tomadas de Gutiérrez-Arriaga et al. (2015). El principal beneficio del uso de los diferentes combustibles como fuentes de energía en los generadores de potencia de vapor es la reducción de las emisiones netas de CO₂ (impacto ambiental general). A pesar de ello, un menor impacto ambiental está asociado con una menor utilidad bruta anual de la planta. Esto plantea un gran desafío de optimización multiobjetivo de las plantas de generación de potencia donde el impacto ambiental general debe minimizarse mientras se

maximiza la ganancia bruta anual del sistema. El ingreso total se calcula con el negativo de la energía eléctrica producida por turbinas HP, LP y HP (WT) en kW y el precio de la energía eléctrica de \$0.1039/kWh. El tiempo operatorio (t_{OP}) se fijó en un promedio de 24 h durante 360 días.

Para comenzar, es necesario determinar la temperatura de saturación de la caldera (T_{sb}) en °C utilizando la Ec. (1) partiendo del valor de la presión de la caldera (P_b) expresado en atm:

$$T_{sb} = 13.8P_b^{0.2264} \quad (1)$$

Para realizar el cálculo de la temperatura del bulbo de la caldera (T_{sh}) en °C, se tomó la Ec. (2) introduciendo la temperatura de funcionamiento de la caldera (T_b) en °C:

$$T_{sh} = T_{sh} + T_b \quad (2)$$

Ahora, dos factores adimensionales que son indispensables para realizar el cálculo del costo de capital de la caldera, el factor de sobrecalentamiento de la caldera (N_t) y el factor de costo en la presión de la caldera (N_p) y se calculan a través de las Ecs. (3) y (4), respectivamente:

$$N_t = 1.5 \times 10^{-6}T_{sh}^2 + 1.13 \times 10^{-3}T_{sh} + 1 \quad (3)$$

$$N_p = 7 \times 10^{-4}P_b + 1 \quad (4)$$

El valor del costo de capital de la caldera (CB) se obtiene mediante la Ec. (5) en base a los factores adimensionales y el calor neto requerido en la operación de la caldera ($Q_{netboiler}$) en kW:

$$CB = \frac{3N_tN_pQ_{netboiler}^{0.77}}{3412.14} \quad (5)$$

Ahora, el costo de la bomba (CP) se calcula a través de la Ec. (6) utilizando el valor de trabajo realizado sobre la bomba (WP) en kW:

$$CP = 475.3 + 34.95WP - 0.0301WP^2 \quad (6)$$

El costo es el asociado a la turbina (CT), el cual se determina en la Ec. (7) partiendo de la energía eléctrica producida por turbinas HP, IP y LP (WT) en kW:

$$CT = 2.237WT^{0.41} \quad (7)$$

El costo de la torre de enfriamiento (CC), dada en la Ec. (8), se determina utilizando el calor extraído de la torre de enfriamiento (Q_C), en kW:

$$CC = 43Q_C^{0.68} \quad (8)$$

El costo para operar la bomba ($COPP$), es el consumo de la energía eléctrica en el funcionamiento de este equipo en kW, que se determina mediante la Ec. (9) comenzando con el trabajo realizado en la bomba (WP):

$$COPP = \frac{897.696WP}{0.6} \quad (9)$$

Los costos de operación de la caldera ($COPB$) y la torre de enfriamiento ($COPC$) se toman de los costos de los servicios utilizados, estas son variables que Aspen Plus® proporciona especificando el tipo de utilidad y el costo unitario de todos. El factor de costo de capital (CCF), se toma en cuenta para plantas termoeléctricas con un valor de 0.1.

3.5.4 DEFINICIÓN DE LAS FUNCIONES OBJETIVO

La ganancia anual bruta (que se debe maximizar) y el impacto ambiental (que se debe minimizar) de la planta de generación de potencia de energía a vapor se toman como los dos objetivos que se optimizarán simultáneamente.

A continuación, se presenta las ecuaciones y tablas de valores utilizadas para calcular estas funciones objetivo.

3.5.5 FUNCIÓN OBJETIVO ECONÓMICA

La función objetivo económica consiste en la maximización del beneficio anual bruto, que representa la diferencia entre el ingreso total y el costo anual total de la planta de energía de vapor. El rendimiento de la función objetivo económica se calcula de forma repetitiva utilizando las ecuaciones presentadas a partir de las variables de respuesta obtenidas por el software de simulación.

La función objetivo económica se expresa en la Ec. 10:

$$\begin{aligned} Net\ Profit = & (-WTPkWht_{OP}) - (CB + CP + CT + CC)CCF \\ & - (COPP + COPB + COPC) \end{aligned} \quad (10)$$

3.5.6 FUNCIÓN OBJETIVO AMBIENTAL

Para este caso, la función objetivo ambiental es minimizar las emisiones de CO₂ asociadas con la generación de electricidad en las centrales que utilizan combustibles como fuente de energía.

El simulador de procesos Aspen Plus® puede determinar las emisiones de CO₂ utilizando la norma US-EPA-Rule-E9-5711 y se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Factores de emisión de CO₂ de combustibles fósiles obtenidos del simulador Aspen Plus®.

Factores de emisión de CO ₂		
US-EPA-Rule-E9-5711		
Aspen Plus®		kg/cal
Combustibles fósiles	Gas natural	2.34E-07
	N-butano	2.87E-07
	Crude oil	3.29E-07
	LPG	2.78E-07
	Gasolina natural	2.95E-07
	Queroseno	3.19E-07
	Asfalto	3.33E-07
	Carbón-industrial	4.14E-07
	Residuos basados en fósiles	3.53E-07
	Lubricantes	3.27E-07

Para el caso de gas natural con un valor de 2.3×10^{-7} kg/cal, suponemos un factor de eficiencia de fuente de energía de CO₂ de 0.85 y comenzando con el calor necesario en la caldera, que es un variable de respuesta calculada por el simulador Aspen Plus®, después de ejecutar la simulación de la planta de energía podemos calcular la emisión total de CO₂.

También, por medio de trabajos de investigación se puede determinar las emisiones de CO₂ como se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2. *Factores de emisión de CO₂ de biocombustibles obtenidos de Danish emission inventory for stationary combustion plants. (Nielse et al., 2014).*

Factores de emisión de CO ₂			
Danish emission inventory for stationary combustion plants (Nielse et al., 2014).			
Bibliografía		kg/GJ	kg/cal
Biocombustibles	Paja	1.10E+02	1.52E-08
	Madera	1.10E+00	1.52E-10
	Aceite biológico	7.40E+01	1.02E-08
	Biogás	8.36E+01	1.15E-08
	Gas de gasificación de biomasa	1.43E+07	1.97E-03

3.6 MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO

Como se mencionó anteriormente, el método híbrido de optimización multiobjetivo con el cual se desarrolló el presente trabajo de investigación, evolución diferencial multiobjetivo mejorada (I-MODE) funciona con un criterio de terminación utilizando las soluciones no denominadas obtenidas como el proceso de búsqueda.

Para la solución del problema de optimización se seleccionaron ocho variables de decisión e introdujeron para cada una un valor inferior y superior. Los valores de las variables de

decisión seleccionadas se describen a continuación para los límites superior e inferior: en la temperatura de la caldera de 580 °C a 620 °C, para la presión de la caldera de 35 atm a 45 atm, para la disminución de la presión la turbina HP de 25 atm a 15 atm, para la disminución de la presión en la turbina IP de 15 atm a 5 atm, para la disminución de la presión de la turbina LP de 8 atm a 2 atm, para la presión de la bomba 35 atm a 45 atm y para la fracción dividida en ambos divisores 0.5 a 1.0. Todas las variables de decisión se seleccionaron como variables continuas y el valor inicial para cada una fue la mitad entre el valor mínimo y el máximo posible. La optimización se desarrolló sin ninguna restricción de desigualdad. Estos valores de las variables de decisión se introducen en la interfaz de usuario del programa principal del I-MODE, como se muestra en la **Figura 12**.

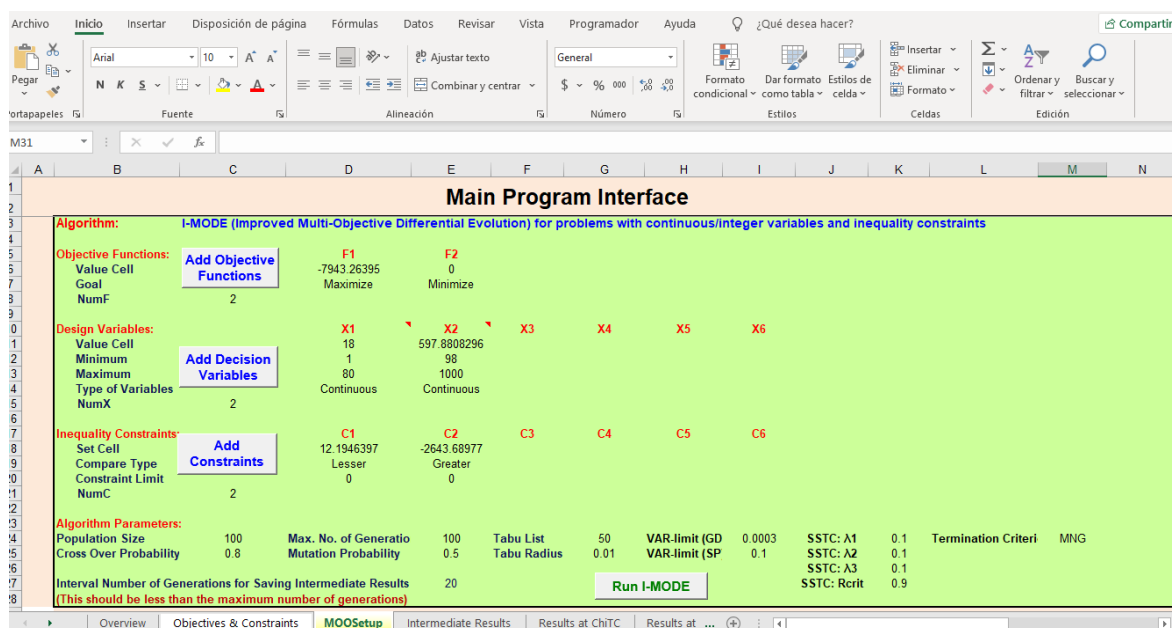


Figura 12. Interfaz principal de usuario del programa I-MODE en Microsoft™ Excel.

Para el proceso de optimización en el presente trabajo de optimización, los valores de los parámetros asociados al algoritmo I-MODE utilizado son los siguientes: Tamaño de población (NP) de 100 individuos, Número de generaciones (GenMax) de 100, Taboo list size (TLS) de 50 individuos, Taboo Radius (TR) de 0.01, Fracciones de cruce (Cr) de 0.8 y Fracciones de mutación (F) de 0.5. Estos valores de los parámetros asociados al uso del

algoritmo también se introducen una interfaz de usuario del programa principal del I-MODE, como se muestra en la **Figura 12**.

3.7 VINCULACIÓN ENTRE EL SIMULADOR DE PROCESOS Y EL ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

Anteriormente se mencionó que se puede establecer una interfaz entre el software de simulación de procesos Aspen Plus® y Microsoft™ Excel, como se muestra en la **Figura 13**.

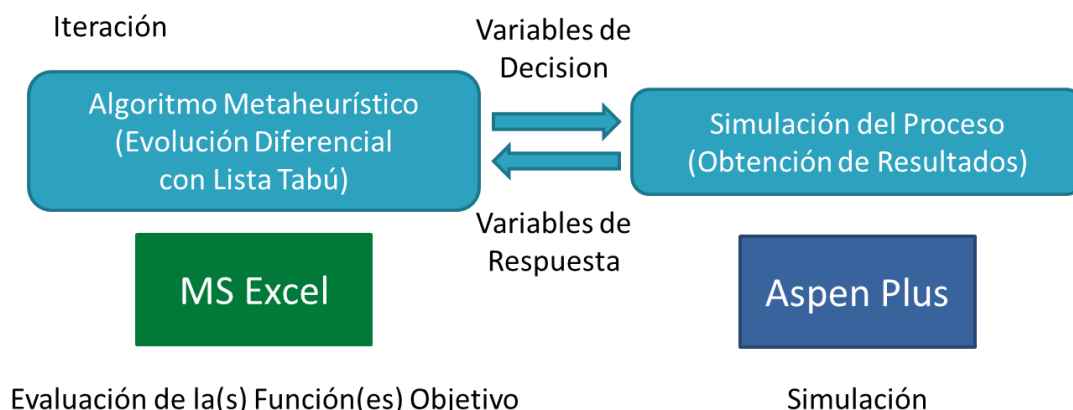


Figura 13. Interfaz entre el simulador de procesos Aspen Plus® y Microsoft™ Excel.

Anteriormente se mencionó que se puede establecer una interfaz entre el software de simulación de procesos Aspen Plus® y Microsoft™ Excel, como se muestra en la **Figura 13**.

3.7.1 SUBROUTINA PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL

Para llevar a cabo el enlace entre el software de simulación de procesos Aspen Plus® y Microsoft™ Excel que tiene las herramientas de optimización estocástica como programa enlazador, es necesario seguir los pasos descritos en la **Figura 14**.

3.7.2 ARCHIVOS PARA VINCULAR ASPEN PLUS® Y MICROSOFT™ EXCEL

Para realizar en el enlace se es necesario contar con dos archivos los cuales se muestran en la **Figura 15**. El primero, es el archivo de respaldo del simulador de Aspen

Plus® corresponde a los datos de la simulación de procesos elaborada previamente. El segundo, es el archivo que proviene del programa Microsoft™ Excel, que incluirá una rutina que llamará a las variables del simulador, colocando valores de entrada y leyendo las variables de respuesta.

Para este enlace directo no se necesita de ningún otro programa optimizador ya que el algoritmo de optimización estocástico se encuentra dentro del programa enlazador Microsoft™ Excel.

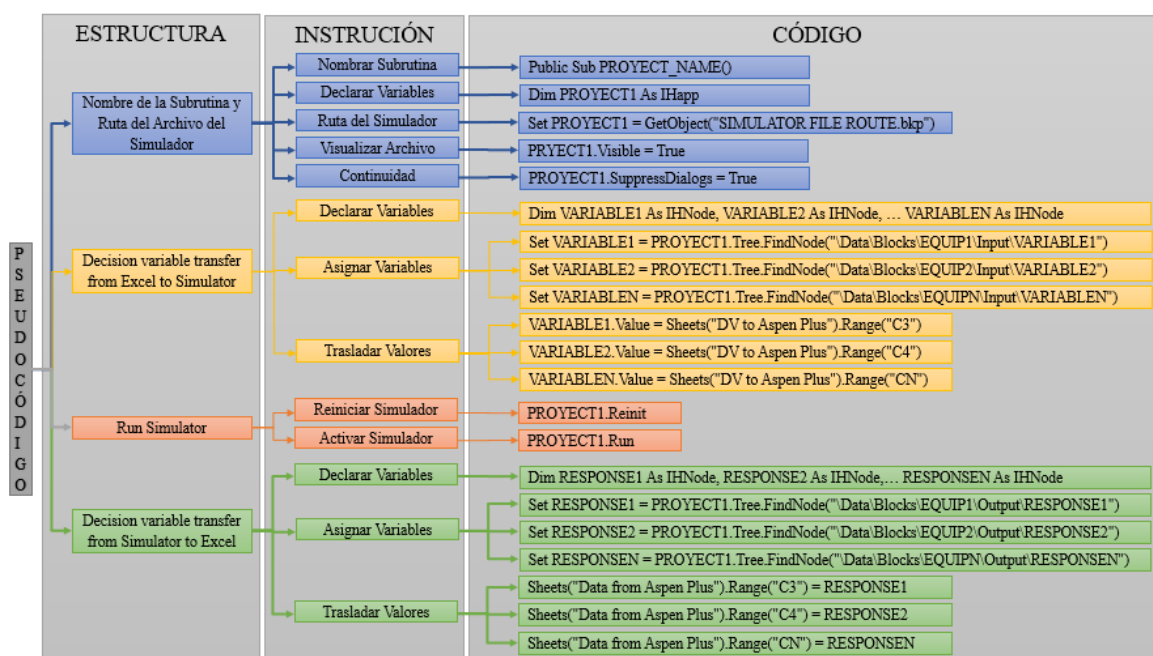


Figura 14. Pseudocódigo para vincular Aspen Plus® y Microsoft™ Excel.



Figura 15. Archivos necesarios para vincular Aspen Plus® y Microsoft™ Excel.

3.7.3 NOMBRE DE LLAMADO DE LAS VARIABLES DE ASPEN PLUS®

Una vez que se ha declarado la ruta del archivo de respaldo de la simulación de proceso procedemos con la declaración de variables de decisión y variables de respuesta del programa enlazador. Para ello, necesitamos abrir el archivo que contiene la simulación en Aspen Plus® y seleccionar la pestaña “Personalizar” y elegir la opción “Variable Explorer”. Después, se mostrará un árbol de opciones donde procedemos a encontrar el nombre de la variable que usa Aspen Plus® Variable Explorer y que corresponde a la variable de proceso que queremos vincular.

Para encontrar la variable deseada se sigue una secuencia lógica de búsqueda según el equipo o flujo al que pertenece esta variable. Una vez estando seguros de que tenemos la variable de búsqueda, copiamos el contenido del valor correspondiente al atributo “Llamar”. Ya que haya copiado el nombre de la variable con la que la tecnología COM hará la llamada, procedemos a abrir la subrutina del enlace y en la parte donde están asignadas las variables es donde se pega el nombre de la variable para su llamado.

3.7.4 LLAMADO DE LAS VARIABLES DE ASPEN PLUS® A MICROSOFT™ EXCEL

Para tener un enlace adecuado entre el software simulador de procesos Aspen Plus® y el algoritmo de optimización estocástica I-MODE, es necesario seguir la metodología mencionada anteriormente. Es recomendable agregar dos hojas más de Microsoft™ Excel, la primera para los valores de las variables de decisión que se enviarán al simulador (**Figura 16**), y la segunda para los valores de las variables de respuesta que se recibirán en el simulador (**Figura 17**).

Como se puede ver, las ecuaciones adicionales de la formulación matemática deben introducirse en la hoja de Microsoft™ Excel que se muestra en la **Figura 17**. Después de eso, establecimos el vínculo íntimo apropiado entre las variables de decisión, las variables de respuesta y las funciones objetivo. Luego, ejecutamos el I-MODE desde la interfaz de usuario del programa principal.

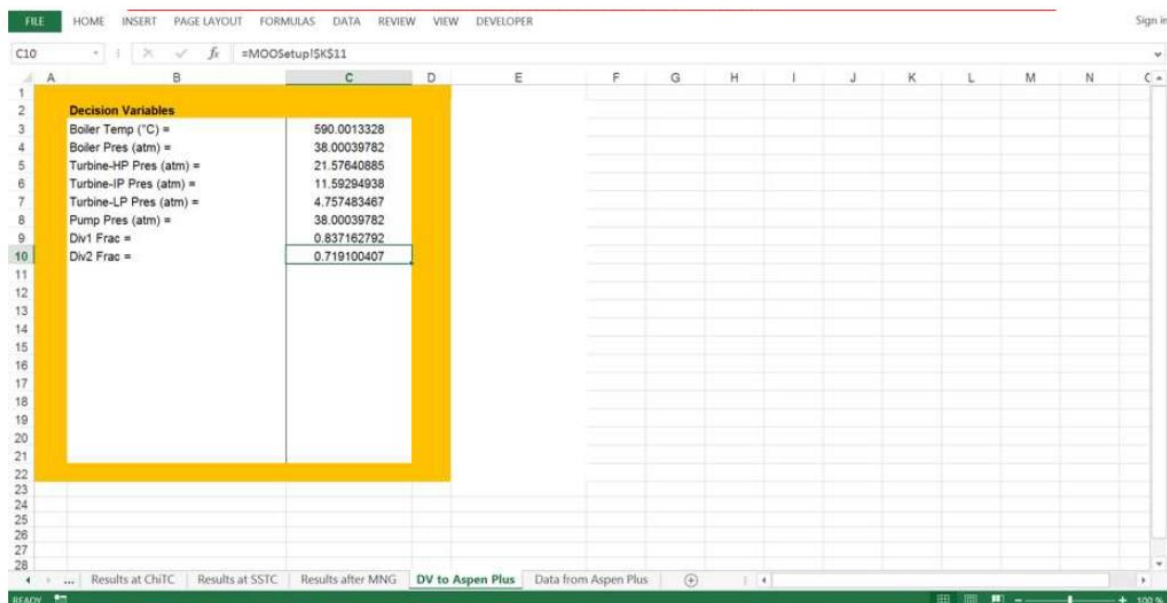


Figura 16. Hoja de Microsoft™ Excel donde se enviarán los valores de las variables de decisión al simulador de procesos.

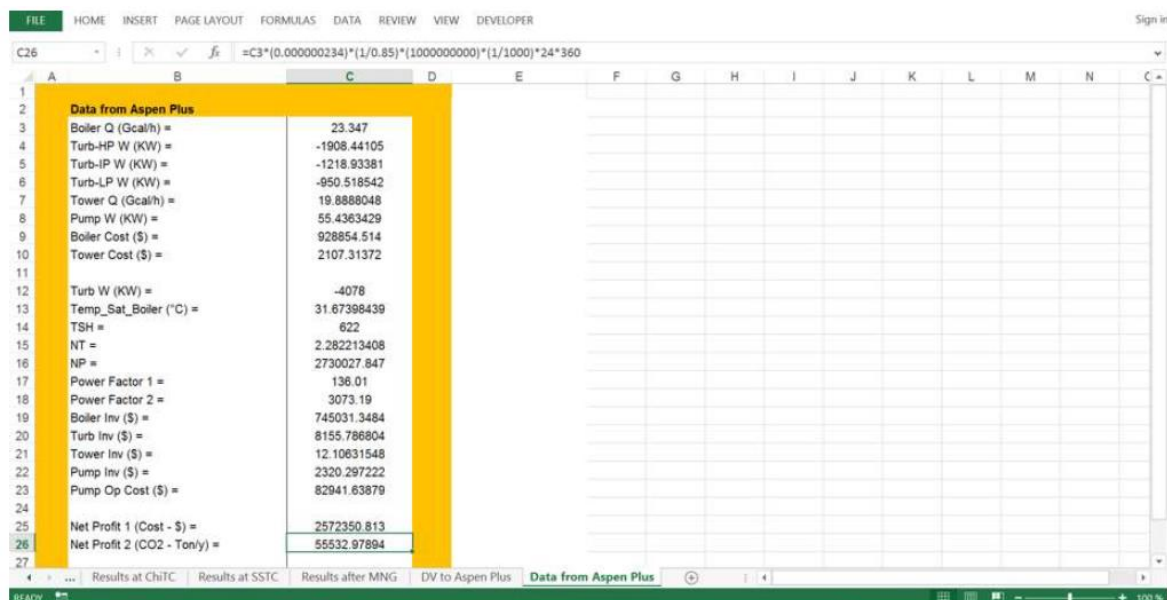


Figura 17. Hoja de Microsoft™ Excel donde se recibirán los valores de las variables de respuesta del simulador.

4. RESULTADOS

Para esta sección, se presentan los resultados en gráficos de Pareto, en los mismos se muestran la solución óptima generada por el algoritmo estocástico (I-MODE).

El análisis será el mismo para todos los combustibles, al final se concluye cual de todas las soluciones optimas es la más factible para la solución del presente trabajo de investigación.

Los resultados para el gas natural se muestran en la **Figura 18** que convergió en 20 iteraciones.

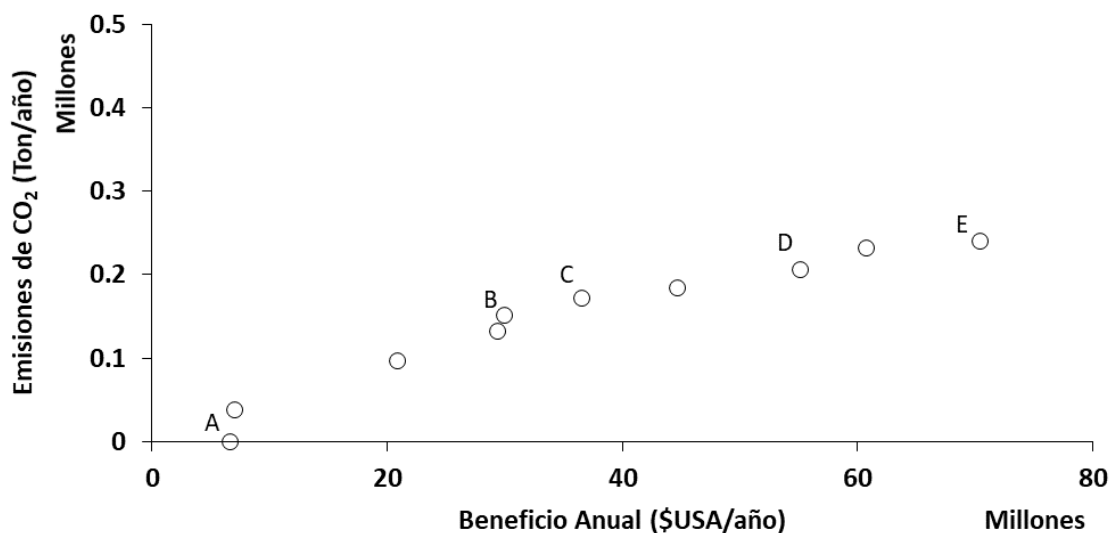


Figura 18. Gráfico de Pareto con los resultados del gas natural.

En la **Figura 18** podemos observar cinco puntos importantes (A, B, C, D y E). En el punto A se muestra el valor mínimo para las emisiones de CO₂ de 0 *ton/año* y para el beneficio anual de 66.76 *MMUSD/año*, aun que para este punto no existen emisiones de CO₂ es una mala alternativa por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B, C y D las emisiones de CO₂ son 151,355.6811 *ton/año*, 172,457.2499 *ton/año* y 206,140.1239 *ton/año*, y para el beneficio anual 29.98 *MMUSD/año*, 36.53 *MMUSD/año* y 55.15 *MMUSD/año*, se pueden considerar como soluciones optimas. El punto E muestra como valor máximo para las emisiones de CO₂ de 240,273.3691 *ton/año* y para

el beneficio anual de 70.38 *MMUSD/año*, pero tiene un incremento considerable en las funciones objetivo. Finalmente, concluimos que el punto D es la mejor alternativa por que aun que no tiene los valores máximos de la emisión de CO₂ y el beneficio anual, ofrece los mejores valores manteniendo un leve incremento y quedando dentro de las soluciones optimas.

El algoritmo I-MODE nos proporciona los valores óptimos de todas las variables de decisión para todos los puntos, después de ejecutar la optimización. Los valores óptimos para el punto D son los siguientes: 606.79 °C para la temperatura de operación de la caldera, 37.75 atm para la presión de la caldera, 23.86 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 13.92 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 5.19 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 36.66 atm para la presión de la bomba y 0.83 y 0.81 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para el N-butano se muestran en la **Figura 19** que convergió en 20 iteraciones.

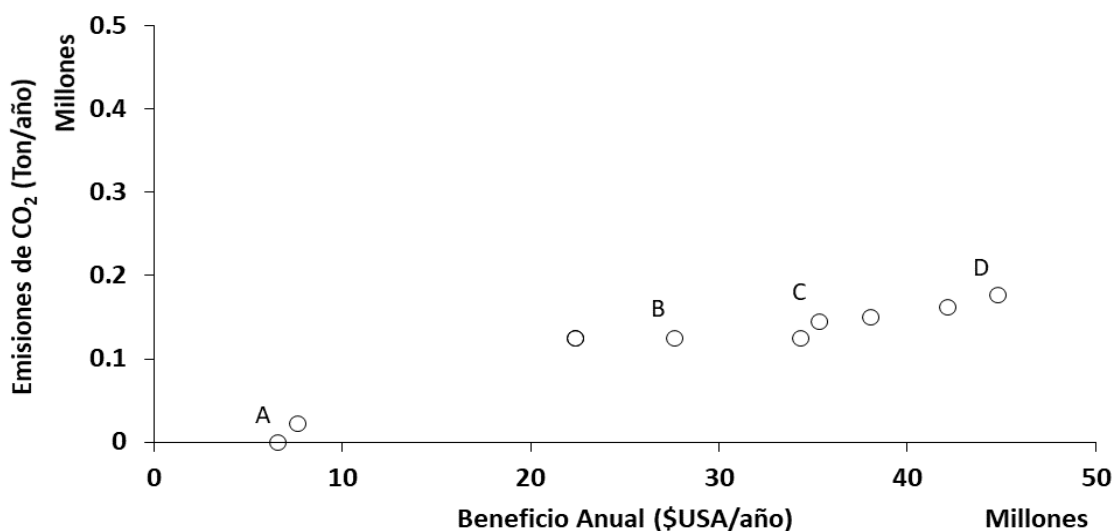


Figura 19. Gráfico de Pareto con los resultados del N-butano.

Para este caso, en la **Figura 19** podemos observar los puntos importantes A, B, C y D. En el punto A tenemos los valores mínimos de las emisiones de CO₂ con 0 *ton/año* y del beneficio anual con 66.11 *MMUSD/año*, siendo este punto una alternativa muy poco optima

por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B y C tenemos las emisiones de CO₂ son 124,908.3255 *ton/año* y 145,290.7155 *ton/año*, y para el beneficio anual 27.63 *MMUSD/año* y 35.31 *MMUSD/año*, por lo que estos puntos son considerados como soluciones optimas. Para el punto D, tenemos las emisiones de CO₂ son 177,162.0723 *ton/año* y el beneficio anual 44.83 *MMUSD/año*, siendo este punto el que cuente con los valores máximos de las funciones objetivo. Finalmente, concluimos que la mejor alternativa para este combustible es el punto D, porque ofrece los máximos valores de las emisiones de CO₂ y el beneficio anual teniendo como diferencia un leve incremento con los puntos B y C.

Los valores óptimos para el punto D son los siguientes: 585.66 °C para la temperatura de operación de la caldera, 38.27 atm para la presión de la caldera, 23.25 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 14.48 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 6.70 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 42.91 atm para la presión de la bomba y 0.82 y 0.87 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

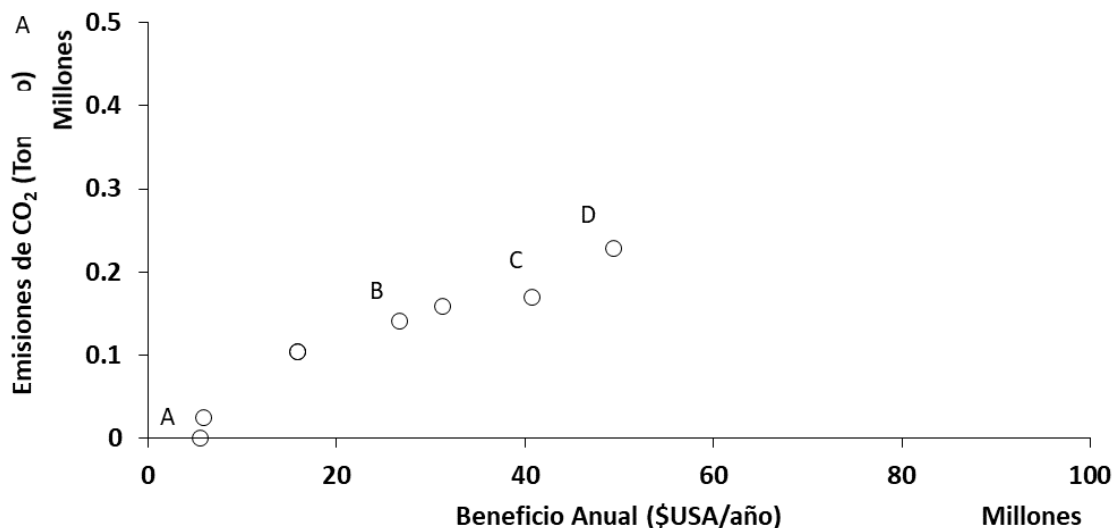


Figura 20. Gráfico de Pareto con los resultados del crudo.

Los resultados para el crudo se muestran en la **Figura 20** que convergió en 20 iteraciones.

Para este caso, en la **Figura 20** podemos observar los siguientes puntos importantes A, B, C y D. Para el punto A tenemos los valores mínimos de las emisiones de CO₂ con 0 *ton/año* y para el beneficio anual con 55.22 *MMUSD/año*, siendo este punto la solución menos atractiva. Para el punto B y C las emisiones de CO₂ tienen un valor de 141,646.979 *ton/año* y 170,292.7928 *ton/año*, y para el beneficio anual 26.66 *USD/año* y 40.71 *MMUSD/año*, siendo estos puntos las soluciones óptimas. Para el punto D, tenemos los valores máximos de las emisiones de CO₂ con 229,014.434 *ton/año* y para el beneficio anual con 49.39 *MMUSD/año*. Finalmente, concluimos que el punto C es la solución factible al ofrecer los mejores valores. El punto B es una solución atractiva al igual que el punto D que tiene los valores máximos de las emisiones de CO₂ y el beneficio anual, pero al tener un incremento considerable en comparación con el punto C no pueden ser consideradas como soluciones factibles.

Los valores óptimos para el punto C son los siguientes: 609.18 °C para la temperatura de operación de la caldera, 39.00 atm para la presión de la caldera, 23.85 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 14.78 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 3.43 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 35.64 atm para la presión de la bomba y 0.90 y 0.61 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para el LPG se muestran en la **Figura 21** que convergió en 20 iteraciones.

En la **Figura 21** podemos observar cinco puntos importantes (A, B, C, D y E). En el punto A se muestra los valores mínimos para las emisiones de CO₂ de 0 *ton/año* y para el beneficio anual de 49.54 *MMUSD/año*, aun que para este punto no existen emisiones de CO₂ es una mala alternativa por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B, C y D las emisiones de CO₂ son 85,347.01136 *ton/año*, 113,103.7085 *ton/año* y 150,856.9308 *ton/año*, y para el beneficio anual 18.06 *MMUSD/año*, 27.05 *MMUSD/año* y 46.55 *MMUSD/año*, se pueden considerar como soluciones óptimas por estar dentro de los valores máximos y mínimos y tener un leve incremento. El punto E muestra como valor máximo para las emisiones de CO₂ de 234,113.2765 *ton/año* y para el beneficio

anual de 72.51 $MMUSD/año$, pero tiene un incremento considerable en las funciones objetivo. Finalmente, concluimos que el punto D es la mejor alternativa por que aun que no tiene los valores máximos de la emisión de CO_2 y el beneficio anual, ofrece los mejores valores manteniendo un leve incremento y quedando dentro de las soluciones optimas siendo esta la solución factible para el LPG.

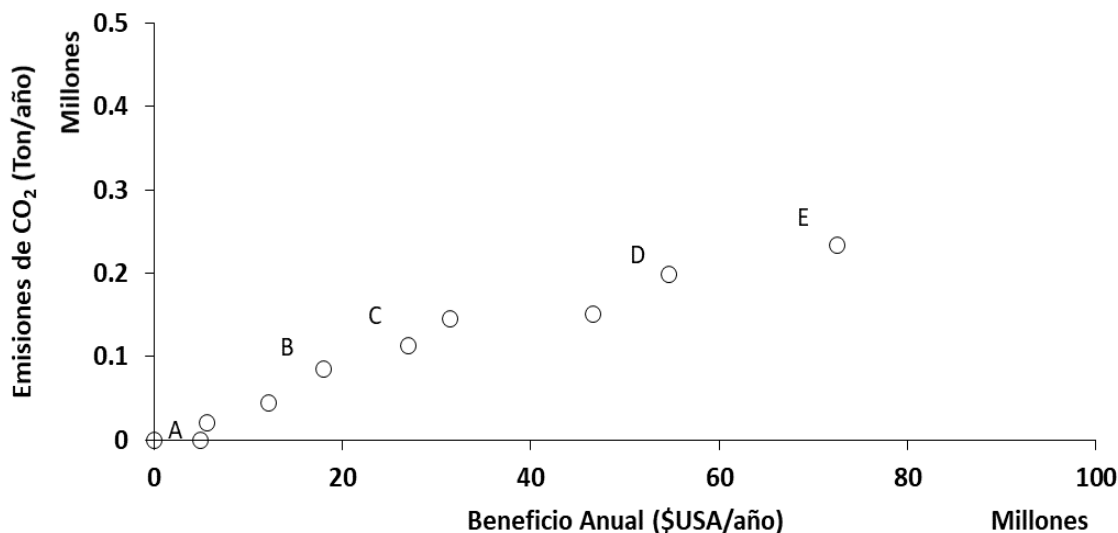


Figura 21. Gráfico de Pareto con los resultados del LPG.

Los valores óptimos para el punto D son los siguientes: 601.78 °C para la temperatura de operación de la caldera, 38.82 atm para la presión de la caldera, 24.16 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 11.64 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 2.97 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 35.82 atm para la presión de la bomba y 0.94 y 0.62 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para el queroseno se muestran en la **Figura 22** que convergió en 20 iteraciones.

Para este caso, en la **Figura 22** podemos observar los puntos importantes A, B, C y D. En el punto A tenemos un caso particular ya que dos soluciones cuentan con los mismos valores mínimos para las emisiones de CO₂ con 0 *ton/año* y del beneficio anual con 48.96 *MMUSD/año*, siendo este punto una alternativa muy poco optima por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B y C tenemos las emisiones de CO₂ son 115,761.0991 *ton/año* y 168,562.672 *ton/año*, y para el beneficio anual 20.45 *MMUSD/año* y 40.34 *MMUSD/año*, por lo que estos puntos son considerados como soluciones optimas. Para el punto D, tenemos las emisiones de CO₂ son 237,931.5392 *ton/año* y el beneficio anual 54.97 *MMUSD/año*, siendo este punto el que cuente con los valores máximos de las funciones objetivo. Finalmente, concluimos que la mejor alternativa para este combustible es el punto C, porque ofrece los mejores valores de las soluciones optimas y teniendo un incremento considerable con el punto B y D.

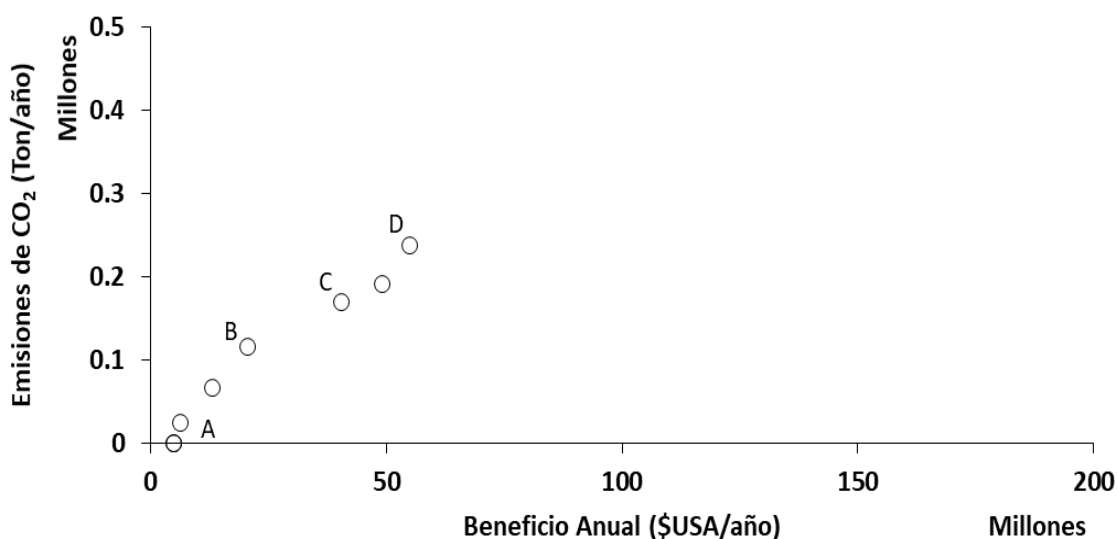


Figura 22. Gráfico de Pareto con los resultados del queroseno.

Los valores óptimos para el punto D son los siguientes: 616.21 °C para la temperatura de operación de la caldera, 43.73 atm para la presión de la caldera, 24.69 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 13.70 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 5.27 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 41.85 atm para la presión

de la bomba y 0.76 y 0.75 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para el asfalto se muestran en la **Figura 23** que convergió en 20 iteraciones.

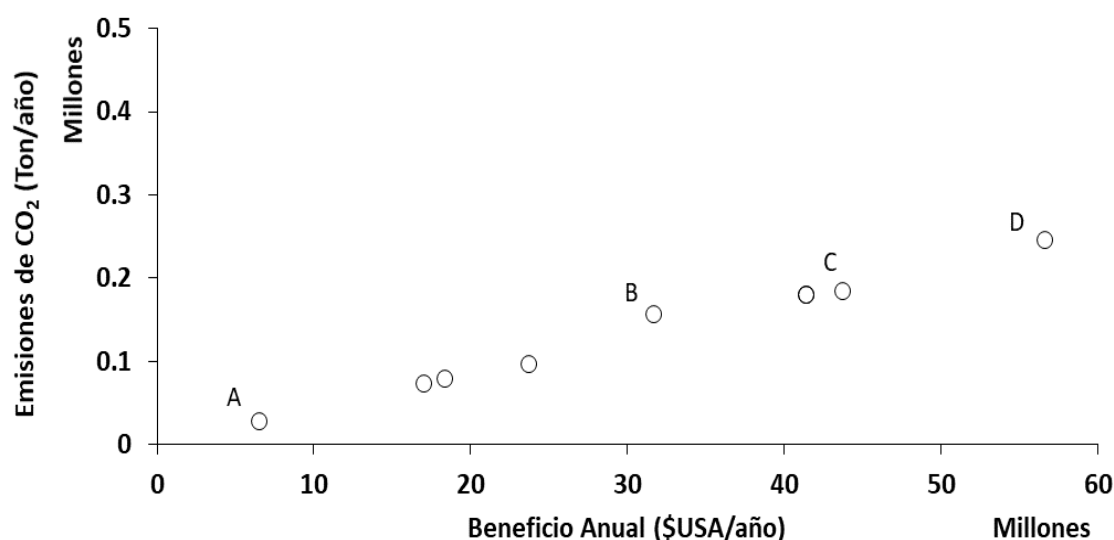


Figura 23. Gráfico de Pareto con los resultados del asfalto.

En la **Figura 23** podemos observar cuatro puntos importantes (A, B, C y D). En el punto A se muestra el valor mínimo para las emisiones de CO₂ de 0 *ton/año* y para el beneficio anual de 50.94 *MMUSD/año*, aun que para este punto no existen emisiones de CO₂ es una mala alternativa por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B y C las emisiones de CO₂ son 156,295.6227 *ton/año* y 184,690.3126 *ton/año*, y para el beneficio anual 31.64 *MMUSD/año* y 43.70 *MMUSD/año*, se pueden considerar como soluciones optimas. El punto D muestra como valor máximo para las emisiones de CO₂ de 245,491.5516 *ton/año* y para el beneficio anual de 56.62 *MMUSD/año*, pero tiene un incremento considerable en las funciones objetivo. Finalmente, concluimos que el punto C por que ofrece los mejores valores y existe un incremento considerable con los puntos cercanos B y D.

Los valores óptimos para el punto C son los siguientes: 612.62 °C para la temperatura de operación de la caldera, 39.86 atm para la presión de la caldera, 23.94 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 9.58 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 6.28 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 35.97 atm para la presión de la bomba y 0.70 y 0.89 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para la gasolina natural se muestran en la **Figura 24** que convergió en 20 iteraciones.

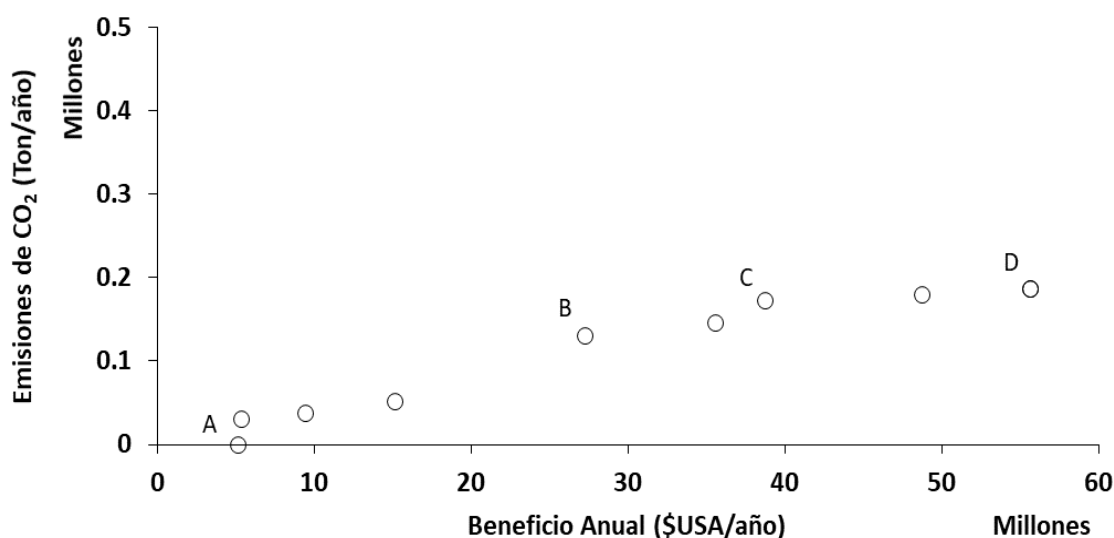


Figura 24. Gráfico de Pareto con los resultados de la gasolina natural.

Para este caso, en la **Figura 24** podemos observar cuatro puntos importantes A, B, C y D. Para el punto A tenemos los valores mínimos de las emisiones de CO₂ con 0 ton/año y para el beneficio anual con 51.75 MMUSD/año, siendo este punto una alternativa muy poco optima por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B y C las emisiones de CO₂ tienen un valor de 130,440.7589 ton/año y 172,502.4227 ton/año, y para el beneficio anual 27.28 MMUSD/año y 38.79 MMUSD/año, siendo estos puntos las soluciones optimas. Para el punto D, tenemos un caso particular ya que dos soluciones cuentan con los mismos valores máximos para las emisiones de CO₂ con 186,917.463 ton/año y para el beneficio anual con 55.68 MMUSD/año. Finalmente, concluimos que el punto C es la solución

factible al ofrecer los mejores valores al tener un ligero incremento en comparación con el punto B y un incremento considerable con el punto D.

Los valores óptimos para el punto C son los siguientes: 605.02 °C para la temperatura de operación de la caldera, 35.25 atm para la presión de la caldera, 22.79 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 10.16 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 2.24 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 39.69 atm para la presión de la bomba y 0.72 y 0.99 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

Los resultados para el carbón se muestran en la **Figura 25** que convergió en 20 iteraciones.

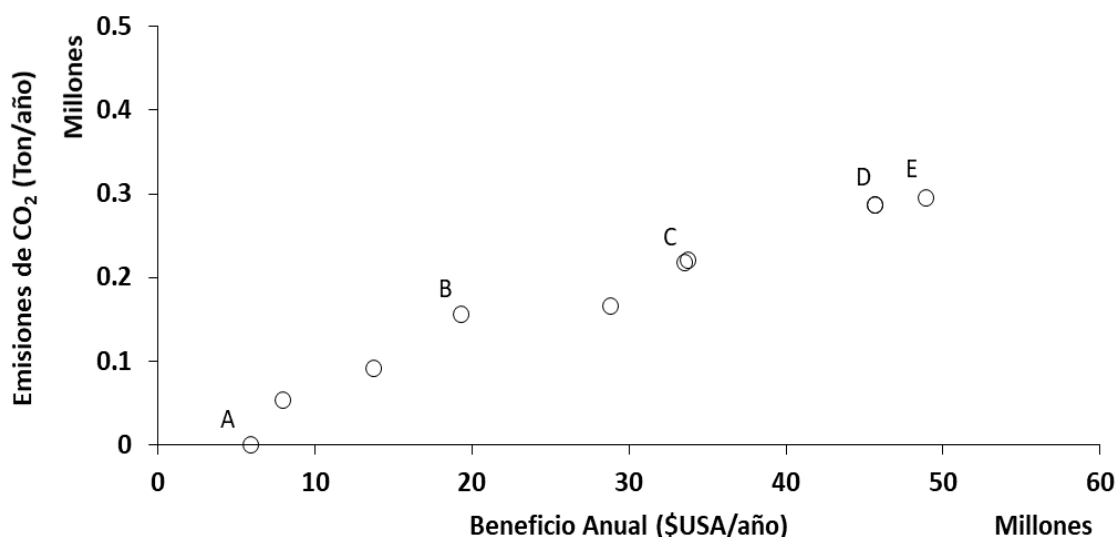


Figura 25. Gráfico de Pareto con los resultados del carbón.

En la **Figura 25** podemos observar cinco puntos importantes (A, B, C, D y E). En el punto A se muestra los valores mínimos para las emisiones de CO₂ de 0 *ton/año* y para el beneficio anual de 59.54 *MMUSD/año*, aun que para este punto no existen emisiones de CO₂ es una mala alternativa por tener el mínimo beneficio anual. Para el punto B, C y D las emisiones de CO₂ son 155,585.6084 *ton/año*, 220,016.8654 *ton/año* y 286,697.0161 *ton/año*, y para el beneficio anual 19.32 *MMUSD/año*, 33.75 *MMUSD/*

año y 45.63 *MMUSD/año*, se pueden considerar como soluciones óptimas por estar dentro de los valores máximos y mínimos, pero al tener un incremento considerable entre cada uno de ellos dejan al punto D como la mejor solución. Además, este mismo punto (D) cuenta con caso particular ya que dos soluciones cuentan con los mismos valores. El punto E muestra como valor máximo para las emisiones de CO₂ de 295,104.852 *ton/año* y para el beneficio anual de 48.89 *MMUSD/año*. Finalmente, concluimos que el punto E es la mejor alternativa porque tiene los valores máximos de la emisión de CO₂ y el beneficio anual, manteniendo un ligero incremento en consideración con el punto D.

Los valores óptimos para el punto E son los siguientes: 597.92 °C para la temperatura de operación de la caldera, 35.55 atm para la presión de la caldera, 19.04 atm para la disminución de la presión de la turbina HP, 8.30 atm para la disminución de presión en la turbina IP, 7.53 atm para la disminución de presión en la turbina LP, 39.73 atm para la presión de la bomba y 0.83 y 0.95 para la fracción dividida en el primer y en el segundo divisor, respectivamente.

CONCLUSIONES

El presente trabajo de investigación ha presentado un marco general para la optimización de procesos químicos a través de un enlace de software entre el simulador de procesos Aspen Plus® y un algoritmo de optimización metaheurística desarrollado en Microsoft™ Excel a través de la herramienta de Visual Basic con la interfaz de cliente - servidor basada en tecnología COM para hacer el llamado en repetidas ocasiones del software de simulación para las distintas variables de entrada.

Para el caso de estudio, la optimización multiobjetivo abordó dos funciones objetivo. La función objetivo económica explica la maximización del beneficio bruto anual. La función objetivo ambiental consiste en minimizar la emisión global de gases de efecto invernadero.

Para el análisis de los gráficos de Pareto se utilizó el criterio de la última generación, tomando en consideración cuatro o cinco puntos de los diez que el algoritmo arroja, esto para considerar los puntos iniciales donde se muestran los valores mínimos, valores intermedios para observar el incremento entre los mismos y los valores finales donde se encuentran los máximos, estos puntos son el resultado de las emisiones de CO₂ y el beneficio anual.

NOMENCLATURA

A

ACM

Aspen Custom Modeler

C

COM

Modulo de objeto de componente

Cr

Fracciones de cruce

D

DETL

Evolución diferencial con lista tabú

F

F

Fracciones de mutación

G

G

Individuos de la proxima generación

GA

Algoritmo genético

GEI

Gases de efecto invernadero

GenMax

Número de generaciones

H

HP

Alta energía

I

I-MODE

Evolución diferencial multiobjetivo mejorada

IP

Energía intermedia

L

LP

Baja energía

M

MMUSD

Millones de dolares

MOO

Optimización multiobjetivo

MS

Microsoft Software

N

NP

Tamaño de población

NSGA-II

Algoritmo genético de clasificación no dominada elitista

O

OLE

Enlace e Incrustaciones de Objetos

P

Pareto

Permite determinar irregularidades de una organización, identificar sus puntos de mejora y definir cuál plan de acción es primordial para atacar sus pérdidas

R

RC

Ciclo Rankine

RRC

Ciclo Rankine regenerativo

T

TL

Taboo List

TLS

Taboo List Size

Tr

Taboo Radius

VBA

Visual Basic para Aplicaciones

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Al-mulali, U., Fereidouni, H. G., Lee, J. Y. M. y Sab, C. N. B. C. (2013). Exploring the relationship between urbanization, energy consumption, and CO2 emission in MENA countries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 23(1), 107-112.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.02.041>

Arce, P. y Vieira, N. (2017). Thermodynamics simulation of steam power cycles using GUI-MATLAB interfaces, *Int. Revista de Investigación y Aplicación de Ingeniería*, 7(1), 88-93.
<https://doi.org/10.9790/9622-0701038893>

Bamufleh, H. S., Ponce-Ortega, J. M. y El-Halwagi, M. M. (2013). Multi-objective optimization of process cogeneration systems with economic, environmental and social compensations. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 15(1), 185-197.
<https://doi.org/10.1007/s10098-012-0497-y>

Birnbaum, D. 2005. Excel VSB programming for the Absolute Beginner. Thomson Course Technology PTR.

Castro-Martínez, C., Beltrán-Arredondo, L. I. y Ortiz-Ojeda, J. C. (2012). Producción de biodiesel y bioethanol: ¿Una alternativa sustentable a la crisis energética?. *Ra Ximhai*.

Çengel, Y. A., & Boles, M. A. (2015). Thermodynamics: An Engineering Approach. McGraw-Hill.

Coello-Coello, C. A., Lamont, G. B. y Van-Veldhuizen, D. A. (2002). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. Kluwer Academic.

Contreras-Zarazúa, G., Vázquez-Castillo, J. A., Ramírez-Márquez, C., Segovia-Hernández, J. G. y Alcántara-Ávila, J. R. (2017). Multi-objective optimization involving cost and control properties in reactive distillation processes to produce diphenyl carbonate, *Computers & Chemical Engineering*, 105(1), 185-196.
<https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2016.11.022>

Coronado-Hernández, J. R., García-Sabater, J. P., Maheut, J. y García-Sabater, J. J. (2010) Modelo de optimización estocástica para la planificación de cadenas de suministro

para productos con ciclo de vida cortos. In *4th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management*. 1(2), 1366-1375.

<https://doi.org/10.4995/wpom.v1i2.785>

Darwish, M. A., Al-Asfour, F. y Al-Najem, N. (2003). Energy consumption in equivalent work by different desalting methods: case study for Kuwait Desalination. *ELSEVIER*. 152(1-3), 83-92. [https://doi.org/10.1016/S0011-9164\(02\)01051-2](https://doi.org/10.1016/S0011-9164(02)01051-2).

Deb, K. (2014). *Optimización multiobjetivo*. Springer.

<https://doi.org/10.1007/978-14614-6940-715>

Dincer, I. y Al-Muslim, H. (2001). Thermodynamic analysis of reheat cycle steam power plants. *International Journal of Energy Research*. 25(1), 727-739.

Diwekar, U. (2008). *Introduction to Applied Optimization*. (Vol. 22). Springer Science & Business Media. Clarendon Hills, Illinois, EE. UU.

Hisham, S. B., Ponce-Ortega, J. M. y El-Halwagi, M. M. (2013). Multi-objective optimization of process cogeneration systems with economic, environmental, and social tradeoffs. *Clean Technologies Environmental Policy*. 15(1), 185-197. <https://doi.org/10.1007/s10098-012-0497-y>

Ferreiro-Garcia, R., Demiguel-Catoira, A., Romero-Gomez, J. y Romero-Gomez, M. (2012). El efecto positivo de la condensación cuasi-crítica. *DYNA Energía y Sostenibilidad*, 1(1). [13 págs.].

<https://doi.org/10.6036/ES1011>

Fogel, D. B. (2006). *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. John Wiley & Sons.

García, C. A., García, E. y Villada, E. (2015). Implementing the strength pareto evolutionary algorithm (SPEA) for the planning of electrical distribution systems including sag voltage. *Información Tecnológica*, 26(5), 155-168. <http://doi.org/10.4067/S0718-07642015000500019>

Gil, I. D., Guevara, J. R., García, J. L. y Leguizamón, A. (2011). *Análisis y simulación de procesos químicos*. Universidad Nacional de Colombia.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co.

Gutiérrez-Arriaga, C. G., Serna-González, M. y Ponce-Ortega, J. M. (2013). Multi-objective optimization of steam power plants for sustainable generation of electricity. *Clean Technologies Environmental Policy*, 15(1), 551-566. <https://doi.org/10.1007/s10098-012-0556-4>

Gupta, A. y Maranas, C. D. (2003). Managing demand uncertainty in supply chain planning. *Computers & Chemical Engineering*, 27(8-9), 1219-1227. [https://doi.org/10.1016/S0098-1354\(03\)00048-6](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(03)00048-6)

Hernández-Pérez, L. G., Lira-Barragán, L. F. y Ponce-Ortega, J. M. (2020). Hybrid multiobjective optimization using deterministic and metaheuristic techniques for flowback water reusing in hydraulic fracturing processes. *Ind Eng Chem Res*, 59(34), 15298–15308. <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.0c02867>

Hernández-Pérez, L. G., Ramírez-Márquez, C., Segovia-Hernández, J. G. y Ponce-Ortega, J. M. (2020). Simultaneous structural and operating optimization of process flowsheets combining process simulators and metaheuristic techniques: The case of solar-grade silicon process. *Computers & Chemical Engineering*, 140(106946), 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2020.106946>

IEA. (2008). CO2 emissions from fuel combustion: 1971/2006. International Energy Agency. 21(1), 1–530

Kazi, K. M., Eljack, F., Elsayed, N. A. y El-Halwagi, M. M. (2016). Integration of energy and wastewater treatment alternatives with process facilities to manage industrial flares during normal and abnormal operations: Multiobjective extendible optimization framework. *Ind. Eng. Chem. Res*, 55(7), 2020-2034. <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.5b03938>

Kenneth, C. W. (2000). *Energy Conversion*. Electronic Edition.

Konak, A., Coit, D. W. y Smith, A. E. (2006). Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Reliability Engineering & System Safety*, 91(9), 992-1007. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2005.11.018>

Luo, X., Zhang, B., Chen, Y. y Mo, S. (2012). Heat integration of regenerative Rankine cycle and process surplus heat through graphical targeting and mathematical modeling technique. *Energy*, 45(1), 556-569.

<https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.07.052>

Martínez, P. E., Eliceche, A. M. (2009). Minimization of life cycle CO₂ emissions in steam and power plants. *Clean Technologies Environmental Policy*. 11(1), 49-57.
<https://doi.org/10.1007/s10098-008-0165-4>

Martínez-Sifuentes, V. H., Alonso-Davila, P. A., López-Toledo, J., Salado-Carbajal, M. y Rocha-Urbe, J. A. (2000). *Simulación de procesos en ingeniería química*. Plaza Y Valdes.

Marzo, M. (2006). *Los recursos energéticos en el horizonte de 2030: escenario mundial y europeo de la energía*. [Archivo PDF].
<https://www.ariae.org/sites/default/files/2017-05/Los%20recursos%20energ%C3%A9ticos.pdf>

Murillo-Alvarado, P. E., Ponce-Ortega, J. M., Serna-González, M., Castro-Montoya, A. J. y El-Halwagi, M. M. (2013). Optimization of pathways for biorefineries involving the selection of feedstocks, products, and processing steps. *Ind. Eng. Chem. Res.* 52 (14), 5177–5190.
<https://doi.org/10.1021/ie303428>

Nebro, A. J., Alba, E. y Luna, F. (2006). Multi-objective optimization using grid computing. *Soft Computing*, 11(6), 531-540.
<https://doi.org/10.1007/s00500-006-0096-0>

Peterson, R. B, Wang, H. y Herron, T. (2008) Performance of a small-scale regenerative Rankine power cycle employing a scroll expander. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 222(3), 271-282.
<https://doi.org/10.1243/09576509JPE546>

Ponce-Ortega, J. M. y Hernández-Pérez, L. G. (2019). *Optimization of Process Flowsheets through Metaheuristic Techniques*. Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-91722-1>

Santibañez-Aguilar, J. E., González-Campos, J. B., Ponce-Ortega, J. M., Serna-González, M. y El-Halwagi, M. M. (2011). Optimal planning of a biomass conversion system considering economic and environmental aspects. *Ind. Eng. Chem. Res.* 50(14), 9558–9570.
<https://doi.org/10.1021/ie102195g>

Sharma, S. y Rangaiah, G. P. (2013). An improved multi-objective differential evolution with a termination criterion for optimizing chemical processes. *Computers & Chemical Engineering*. 56(1), 155-173.

[10.1016/j.compchemeng.2013.05.004](https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2013.05.004)

Szeworski, A. (1984). La crisis energética y el mercado capitalista mundial. *El Trimestre Económico*. 51(204(4)), 735–760.

Taras, S., y Woinaroschy, A. (2011). Simulation and Multi-objective Optimization of Bioprocesses with Matlab and Superpro Designer Using a Client-server Interface. *Chemical Engineering Transactions*, 25, 207-212.

<https://doi.org/10.3303/CET1125035>

Vásquez, S. A., Barturén, A. P. y Carbajal, F. M. (2020). Application of the Aspen HYSYS simulator to solve problems of the regenerative Rankine cycle with intermediate reheating. *Información Tecnológica*, 31(3), 199-208.

<http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642020000300199>

Wheeler, J., Caballero, J. A., Ruiz-Femenia, R., Guillén-Gosálbez, G. y Mele, F. D. (2017). MINLP-based Analytic Hierarchy Process to simplify multi-objective problems: Application to the design of biofuels supply chains using on field surveys, *Computers & Chemical Engineering*, Volume 102, 64-80.

<https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2016.10.014>.

Wiser, W. (2000). *Recursos energéticos: ocurrencia, producción, conversión, uso, tecnología*. Springer, Nueva York

Ying, Y. y Hu, E. J. (1999). Thermodynamic advantages of using solar energy in the regenerative Rankine power plant. *Applied Thermal Engineering*, 19(11), 1173-1180.

[https://doi.org/10.1016/S1359-4311\(98\)00114-8](https://doi.org/10.1016/S1359-4311(98)00114-8)

Yulissa, M., Espinoza-Vázquez, Gómez-Castro, F. I. y Ponce-Ortega, J. M. (2022). Multi-objective optimization of the supply chain for the production of biomass-based fuels and high-value added products in Mexico, *Computers & Chemical Engineering*, 157(1).

<https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2021.107598>

Zhai, Y., Wang, Y., Huang, Y. y Meng, X. (2019). A multi-objective optimization methodology for window design considering energy consumption, thermal environment and

visual performance. *Renewable Energy*, 134(1), 1190-1199.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.09.024>



UNIVERSIDAD MICHOACANA DE SAN
NICOLÁS DE HIDALGO



FACULTAD DE INGENIERÍA QUÍMICA

**OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO DE UN CICLO DE
GENERACIÓN DE POTENCIA A PARTIR DE DISTINTOS
COMBUSTIBLES MEDIANTE UNA TÉCNICA METAHEURÍSTICA**

T E S I S

PRESENTA

P. I.Q. CARLOS ANTONIO PADILLA ESQUIVEL

MATRICULA:

1358157K

BAJO LA DIRECCIÓN DE:

DR. JOSÉ MARÍA PONCE ORTEGA

CO-ASESOR:

DR. LUIS GERMÁN HERNÁNDEZ PÉREZ

Morelia, Michoacán

Octubre 2022

FACULTAD DE INGENIERÍA QUÍMICA
